



HAL
open science

Un parcours dans l'étude des phénomènes extrêmes en hydrologie

Eric Gaume

► **To cite this version:**

Eric Gaume. Un parcours dans l'étude des phénomènes extrêmes en hydrologie. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université Pierre et Marie Curie Paris XII, 2007. tel-02318709

HAL Id: tel-02318709

<https://hal.science/tel-02318709>

Submitted on 7 Nov 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme
d'habilitation à diriger des recherches

UN PARCOURS DANS L'ETUDE DES PHENOMENES EXTREMES EN HYDROLOGIE

Soutenance : 01/01/2007

par

Eric GAUME

Président du jury : Pierre Ribstein

Membres :

Prof. Bruno Ambroise, université de Strasbourg

Prof. Remko Uijlenhoet université de Wageningen (Pays-Bas)

Dir. Recherche Roger Moussa (INRA, Montpellier)

Prof. Charles Obled, Université de Grenoble (INP)

Prof. Andras Bardossy, Université de Stuttgart (Allemagne)

Prof. Pierre Ribstein, Université Pierre et Marie Curie Paris

Ce qui fait l'homme de science, ce n'est pas la possession de connaissances, d'irréfutables vérités, mais la quête obstinée et audacieusement critique de la vérité.

Un système faisant partie de la science empirique doit pouvoir être réfuté par l'expérience.

Popper (1973)

J'envie ceux qui sauront davantage, mais je sais qu'ils auront tout comme moi à mesurer, peser, déduire et se méfier des déductions produites, faire dans le faux la part du vrai et tenir compte dans le vrai de l'éternelle admixtion du faux. Je ne me suis jamais entêté à une idée par crainte du désarroi où je tomberais sans elle...

Je me suis gardé de faire de la vérité une idole, préférant lui laisser son nom plus humble d'exactitude.

Yourcenar (1951)

Table des matières

1	Avant propos	11
I	Carnet de voyage dans le monde de l'hydrologie mathématique	15
2	Introduction	17
3	Modèles, calage, équi-finalité et le théorème de Bayes	19
3.1	Introduction : que signifie caler un modèle ?	20
3.2	Différents points de vue sur le calage et les incertitudes	22
3.2.1	Le point de vue de l'optimisateur : l'approche locale	22
3.2.2	Soyons un peu plus flous : les approches dites globales	24
3.3	Vers un formalisme plus clair : le point de vue bayésien	33
3.3.1	Le formulation bayésienne du modèle	33
3.3.2	L'algorithme MCMC (Monte Carlo Markov Chain)	35
3.3.3	Exemples d'applications	37
3.4	Conclusions	46
4	Les réseaux de neurones	49
4.1	Présentation des réseaux de neurones	49

4.1.1	Introduction	49
4.1.2	Rappels historiques	50
4.1.3	Le neurone	51
4.1.4	Le perceptron	52
4.2	Quelques réflexions préliminaires	54
4.2.1	Modèles du cerveau humain ou simples modèles	54
4.2.2	Un nombre de paramètres élevé	54
4.2.3	Un manque d'éléments de comparaison	56
4.3	Application pour la prévision hydrologique : un exemple	56
4.3.1	Etude de cas et méthodologie	56
4.3.2	Les résultats	61
4.4	Conclusions	68
5	Cascades multiplicatives et multifractals	71
5.1	Introduction	72
5.2	Les cascades multiplicatives aléatoires et leurs propriétés	74
5.2.1	Invariance d'échelle des moments d'ordre q	74
5.2.2	Invariance d'échelle des fonctions de répartition	76
5.2.3	Propriétés du spectre d'énergie	77
5.3	Analyse de séries pluviographiques et calage d'un modèle de cascade multi- plicative	78
5.3.1	Analyse d'une série pluviographique	78
5.3.2	Calage d'un modèle de cascade	82
5.4	A propos des problèmes d'estimation de la fonction exposant d'échelle	85
5.4.1	Sensibilité à la fluctuation d'échantillonnage	85

5.4.2	Origine du biais	88
5.5	Validation hydrologique de modèles de cascades	89
5.5.1	Objectifs et procédure de validation	89
5.5.2	Courbes intensité-durée-fréquence	91
5.5.3	Dimensionnement de bassins de retenue	95
5.6	Conclusions	98
6	Tout n'est-il que chaos ?	101
6.1	La théorie du chaos et ses implications	101
6.2	Identification du déterminisme	103
6.2.1	La méthode du comptage de boîtes	105
6.2.2	La méthode de la dimension de corrélation	107
6.3	Quelques réflexions et objections	109
6.3.1	Une précision de vocabulaire	109
6.3.2	Processus hydrologiques discrets "isolés"	110
6.3.3	Influence des incertitudes	110
6.3.4	Des méthodes d'identification non totalement discriminantes	112
6.4	Processus hydrologiques et chaos : un exemple	112
6.5	Conclusions	117
7	Les valeurs extrêmes	119
7.1	Les hydrologues sont-ils bien raisonnables?	120
7.1.1	La théorie des lois des valeurs extrêmes	121
7.1.2	Les limites de la théorie des valeurs extrêmes	123
7.2	Réflexions théoriques	126

7.2.1	Une idée clé : la simplification du processus pluie-débit	127
7.2.2	La solution asymptotique lorsque C est indépendant de X	127
7.2.3	Généralisation au cas où C dépend de X	128
7.2.4	Généralisation à toute forme de pluie	129
7.3	Quelques résultats de simulations	131
7.4	Conclusions	132
7.4.1	A propos de la méthode du "Gradex"	132
7.4.2	A propos de l'inférence statistique	133
8	Synthèse : que penser de tout cela ?	135
II	A l'épreuve des faits	137
9	Introduction	139
10	Enquêter sur les crues récentes	141
10.1	Quelle est l'utilité des retours d'expérience ?	142
10.2	A propos des données mesurées	145
10.2.1	Les mesures pluviométriques	145
10.2.2	La limnimétrie et la débitmétrie	148
10.2.3	Autres données mesurées intéressantes	152
10.2.4	Conclusions sur les données mesurées	153
10.3	Les informations complémentaires exploitables	154
10.3.1	Les laisses de crues et sections d'écoulement	154
10.3.2	Réflexions sur les méthodes d'estimation des débits	156
10.3.3	Chronologie des écoulements : recueil de témoignages	175

10.4 Conclusions	177
11 Faire parler les indices	179
11.1 Répartition spatiale et temporelle des écoulements	179
11.2 Chronologie des crues	181
11.3 Dynamique de la réponse pluie-débit, influence de la géologie	185
11.4 Conclusions	190
12 Sur l'occurrence des crues : ce qu'ont vu les anciens	193
12.1 Introduction	194
12.1.1 Etudes historiques des crues en France	195
12.1.2 Les sources d'archives disponibles	195
12.2 Recherche de documents d'archives sur des petits bassins audois	196
12.2.1 Présentation des bassins versants étudiés	196
12.2.2 Bilan de la recherche de documents d'archives	197
12.2.3 Reconstitution des débits des crues anciennes	199
12.3 Valorisation statistique	202
12.3.1 Calcul de vraisemblance de l'échantillon historique	202
12.3.2 Test d'invalidation de lois de probabilité fondé sur la vraisemblance .	204
12.3.3 Calcul d'intervalles de crédibilité	205
12.4 Conclusions	210
13 Synthèse : comment aller plus loin ?	213

III Perspectives	215
14 Perspectives	217
14.1 Regarder les choses par la tranche	218
14.1.1 Que ne sait-on pas sur les chemins de l'eau?	218
14.1.2 Le versant est la bonne échelle d'analyse	219
14.1.3 Le modèle comme guide d'interprétation	220
14.1.4 Le modèle comme outil d'expérimentations virtuelles	229
14.1.5 Conclusions	232
14.2 Dépasser le mètre de profondeur	233
14.3 L'hydrologie est une science de la nature	238

Chapitre 1

Avant propos

Cher lecteur,

Ce mémoire paraîtra certainement un peu volumineux. Etait-il bien nécessaire d'écrire autant de pages pour un mémoire d'habilitation à diriger des recherches et d'infliger sa lecture aux membres du jury, alors que cela n'est pas imposé par les règles non écrites de l'exercice ? Je me suis moi-même posé la question à plusieurs reprises au cours de cette rédaction. A quoi bon dépenser du temps et de l'énergie pour un document qui sera peu lu et que l'on ne comptabilisera pas au rang des publications importantes ? La réponse est que j'avais besoin de mettre sur le papier ce que contient ce mémoire, de révéler la logique d'un parcours de recherche diversifié mais non pas dispersé qui m'a conduit des mathématiques à l'hydrologie des processus en passant par le terrain et de montrer comment cette divagation dans le monde de la recherche hydrologique nourrit une réflexion sur l'avenir de cette discipline. Trier trop sévèrement dans les activités passées afin de raccourcir le mémoire n'aurait pas permis de révéler cette logique d'ensemble. Ce mémoire est structuré en trois parties. Il débute par une excursion dans le monde de l'hydrologie mathématique qui m'a naturellement attiré compte tenu de ma formation d'ingénieur. Les possibilités et les limites de différents outils mathématiques qui ont fait récemment l'objet de recherches et de publications en hydrologie y sont étudiées. A l'exception du chapitre 3, les autres chapitres de cette partie conduisent au même constat : les modèles mathématiques ne sont que des représentations très imparfaites de la réalité perceptible au travers des jeux de données mesurées disponibles. Il est donc plus qu'hasardeux de fonder des conclusions générales concernant la relation pluie-débit, sur la base de modèles mathématiques ajustés à partir de données mesurées

souvent peu nombreuses et entachées d'incertitudes. Il est encore plus illusoire de vouloir en tirer des enseignements sur les extrêmes hydrologiques. Ce constat m'a conduit à rechercher directement sur le terrain des données complémentaires sur les extrêmes hydrologiques - principalement les crues extrêmes - et à tenter de les exploiter. C'est de cette démarche que témoigne la seconde partie de ce mémoire. Deux pistes complémentaires ont été suivies : la collecte et l'exploitation d'informations immédiatement après une crue importante sur le ou les bassins versants touchés (i.e. les retours d'expérience ou enquêtes hydrologiques) et la recherche de données sur les crues majeures anciennes ou historiques. Cette recherche s'est avérée fructueuse et riche en enseignements. Elle débouche cependant sur de nouvelles questions concernant la dynamique de la réponse pluie-débit des bassins versants soumis à des pluies intenses et l'influence possible de leurs caractéristiques géologiques, morphologiques ou pédologiques. Pour y répondre, une analyse des processus hydrologiques à petite échelle est nécessaire. La dernière partie de ce mémoire, consacrée aux perspectives, s'ouvre donc sur le champ de l'hydrologie expérimentale, celle des processus. J'ai pour le moment abordé la question de la genèse des écoulements sur les versants au travers de la modélisation numérique - on résiste difficilement à ses penchants naturels. Le temps de la confrontation aux versants réels me semble cependant venu. Le bassin versant idéal de l'hydrologue de surface, celui sur lequel se mettent en place les zones saturées contributives, possède un sol plus ou moins profond sur un substratum imperméable. Or sur de nombreux bassins versants, les aquifères profonds jouent un rôle important en période de crues mais aussi et surtout en période d'étiage. Pour couvrir l'ensemble du cycle de l'eau qui est l'objet d'étude principal de l'hydrologie et être en mesure d'aborder sérieusement l'autre phénomène extrême de l'hydrologie que sont les étiages, les hydrologues devront s'intéresser au fonctionnement des aquifères souterrains et en particulier à leur recharge et donc se rapprocher des hydrogéologues. C'est une perspective à plus long terme que nous évoquerons à la fin de cette troisième partie. Ce mémoire se clôt sur une courte réflexion sur la nature de l'hydrologie et sur la place de la modélisation, de l'observation et de l'expérimentation. L'hydrologie est une science de la nature ; elle doit fondamentalement reposer sur l'observation non pas simplement limitée à la mesure des pluies et des débits mais élargie à tous les indicateurs potentiels de la circulation de l'eau dans les bassins versants. Mais l'hydrologie est aussi une science qui doit pouvoir mobiliser les ressources de la modélisation et de l'expérimentation. L'observation, l'expérimentation et la modélisation sont donc trois approches complémentaires qui, afin qu'elles puissent se nourrir l'une l'autre, devraient idéalement être menées de

front par les mêmes équipes de recherche si ce n'est par les mêmes chercheurs.

Afin de faciliter la lecture du mémoire, chaque partie comporte deux courts chapitres d'introduction et de synthèse. Chaque chapitre est de plus précédé d'un résumé et d'une liste de mes publications qui s'y rattachent. J'ai tenté d'être didactique, en particulier dans la première partie de ce mémoire. On ne l'est certainement jamais assez et quelques cobayes pourtant bien choisis m'ont fait remarquer que la lecture de certains chapitres mathématiques restait ardue. Ce mémoire peut cependant se lire par morceaux. Les chapitres de la première partie sont indépendants. Ils illustrent, à l'exception du chapitre 3, une même idée, reprise en conclusion : les limites de l'approche mathématique lorsqu'elle n'est par ré-alimentée régulièrement par l'expérience et la connaissance. Il est donc possible de lire l'introduction, une illustration puis la conclusion avant de revenir à la lecture d'autres chapitres d'illustration de cette partie.

La rédaction de ce mémoire a été pour moi un plaisir : plaisir de reprendre et de remettre en forme des travaux parfois anciens, plaisir de montrer le fil conducteur d'un parcours qui peut paraître au premier abord dispersé, plaisir de plaider pour une hydrologie qui tout en étant une discipline d'ingénieurs peut aussi revendiquer sans complexe le titre de science.

Première partie

Carnet de voyage dans le monde de
l'hydrologie mathématique

Chapitre 2

Introduction

L'hydrologie se partage entre plusieurs disciplines académiques : la géographie physique, les sciences de la terre, les sciences du sol et l'agronomie, les sciences pour l'ingénieur. Si l'hydrologue français le plus reconnu du XXème siècle, Maurice Pardé, était un géographe qui admettait lui-même connaître peu de choses en sciences physiques et mathématiques (Pardé, 1961), l'hydrologie de la seconde moitié du siècle dernier a été profondément marquée par le monde de l'ingénierie en France mais aussi à l'étranger. Par voie de conséquence, les mathématiques, outils privilégiés des ingénieurs, ont occupé une place grandissante en hydrologie. Une des principales tâches de la période très dynamique de l'après-guerre a consisté, pour les grands organismes de recherche que sont le Cemagref, l'ORSTOM (aujourd'hui IRD) ou même les services R&D d'EDF, à concevoir des outils et des méthodes efficaces permettant de répondre aux questions pratiques de l'hydrologie opérationnelle : dimensionnement d'ouvrages, évaluation de ressources en eau... Citons pour mémoire les méthodes Socose ou Crupédix pour la construction de crues de projet, la méthode du Gradex, le développement des géostatistiques appliquées à l'hydrologie, la DPFT et autres hydrogrammes unitaires pour la modélisation pluie-débit, la prévision des pluies par analogues ou plus récemment les modèles QdF ou Shypre. Le succès de ces travaux, dont témoigne la large diffusion de certaines des méthodes proposées, a été le ferment d'une école de l'hydrologie de l'ingénieur s'appuyant sur les mathématiques. Il était naturel de creuser plus avant le sillon ouvert en cherchant à tirer partie d'une gamme plus vaste d'outils mathématiques et à consolider les fondements théoriques des méthodes proposées. Et de fait, les travaux mathématiques, qu'il s'agisse de tests de modèles de simulation ou de travaux plus théoriques sur la nature des séries observées (fractals, chaos, type de lois des valeurs extrêmes),

représentent une part significative de la littérature scientifique hydrologique récente.

Compte tenu de ma formation d'ingénieur, j'ai naturellement été attiré par cette hydrologie mathématique lorsque j'ai rejoint le CERREVE après quelques temps passés à diriger le service forestier de la Direction départementale de l'agriculture et de la forêt de Corse du sud. Je l'ai abordée cependant avec un scepticisme critique dont témoigne l'esprit des travaux de recherche que j'ai conduits. En effet, le monde de la modélisation est un monde rassurant et docile sur lequel peut s'aiguiser le talent. Contrairement à la réalité perceptible qui se laisse difficilement dompter, le modèle est prévisible, la théorie, un solide fondement sur lequel échafauder de nouvelles théories. L'approfondissement théorique peut cependant conduire à un isolement progressif, à un détachement des observations et des besoins de l'hydrologie opérationnelle, la théorie alimentant la théorie. Même s'il existe couramment, dans toutes les disciplines, un certain décalage entre les outils et connaissances théoriques présentés dans les articles scientifiques et les outils utilisés par les ingénieurs, force est de constater qu'il est particulièrement important en hydrologie. Il existe par exemple d'innombrables travaux de recherche sur l'utilisation des réseaux de neurones en hydrologie depuis plus de vingt ans, en particulier pour la prévision des crues. La plupart des publications concluent à la très grande efficacité de ces modèles. Mais aujourd'hui encore, il n'en existe quasiment aucune application opérationnelle. Il en va de même pour les multifractals. La diffusion de ces outils est-elle limitée par leur complexité? C'est une explication possible et j'espère que les chapitres qui suivent, que j'ai conçus aussi simples et concis qu'il m'était possible, pourront contribuer, par leur lecture, à en faciliter l'abord. Mais il me semble que le nombre limité d'applications opérationnelles est aussi le signe du repli théorique que je viens d'évoquer. Les études de cas et les critères d'évaluation des performances des outils utilisés dans la littérature scientifique sont souvent bien éloignés des applications pratiques. De plus, la publication scientifique comporte un biais important. Dans la mesure où l'on publie plus volontiers des résultats positifs que négatifs, de nombreux échecs d'application sont certainement passés sous silence. C'est donc à l'évaluation des possibilités et des limites de cinq outils ayant fait l'objet de publications voire de controverses dans la littérature scientifique ces dernières années que je me suis attaché, en abordant l'hydrologie mathématique avec le regard de l'utilisateur, de l'ingénieur. La plupart des résultats et des conclusions des chapitres qui suivent sont relativement tranchés et matière à discussion. J'espère que l'effort d'explication de ces chapitres permettra à cette discussion de dépasser le cercle souvent restreint des spécialistes de chacun de ces outils.

Chapitre 3

Modèles, calage, équifinalité et le théorème de Bayes

Despite the fact that the physics governing the path of a drop of water through a catchment to the stream involves complex relationships, evidence indicates that the information content in a rainfall-runoff record is sufficient to support models of very limited complexity. This begs the question of what limits the observed data place on the allowable complexity of rainfall-runoff models (Jakeman & Hornberger, 1993).

Résumé

Ce chapitre tente de présenter le cheminement parfois sinueux des réflexions sur le calage des modèles mathématiques et sur le lien entre le niveau de complexité de ces modèles et le contenu informatif des jeux de données utilisés pour les caler. Ce parcours de pensée a conduit de la méthode classique d'évaluation des incertitudes des paramètres d'un modèle mathématique après calage, basée sur une linéarisation du modèle au voisinage d'un jeu de paramètres optimal, aux approches globales fondées sur l'exploration de l'ensemble de l'espace des valeurs possibles de paramètres. Ces approches globales répondent à un réel besoin des utilisateurs de modèles en environnement, comme en témoigne le succès de la méthode GLUE (Generalized likelihood uncertainty estimation) proposée par Beven & Binley (1992). L'approche bayésienne combinée à l'algorithme MCMC (Monte Carlo Markov Chain) offre un cadre formel plus clair et plus rigoureux que la méthode GLUE. L'algorithme MCMC permet par ailleurs une exploration plus efficace de l'espace des valeurs des paramètres que les méthodes fondées sur un quadrillage systématique ou une exploration aléatoire de cet espace, sur lesquelles reposent les approches comme GLUE. Cet outil reste cependant

encore trop méconnu et trop peu utilisé par les hydrologues.

Références

Mémoire sur l'application de l'algorithme METROPOLIS pour l'analyse de sensibilité d'un modèle stochastique de pluie (Gaume, 1999)

Articles : Kanso et al. (2003); Gaume et al. (1998); Ahyyerre et al. (1998); Mailhot et al. (1997)

3.1 Introduction : que signifie caler un modèle ?

La première question à laquelle je fus confronté dans mon parcours scientifique fut celle de l'identification des valeurs de paramètres d'un modèle mathématique à partir de jeux de données mesurées. Ce chapitre synthétise l'expérience acquise dans ce domaine et propose quelques orientations de recherche. Mais des explications et définitions sont nécessaires avant d'aller plus loin.

Dans tous les domaines des sciences physiques, les chercheurs et les ingénieurs ont recours à des modèles mathématiques pour interpréter, simuler ou prévoir. Ces modèles sont des représentations simplifiées des systèmes - bassins versants par exemple en hydrologie - dont on cherche à reproduire le comportement. Il s'agit de fonctions mathématiques reliant des variables d'entrée ou de forçage (notées X) et des variables de sortie (notées Y_m) dont on souhaite que l'évolution spatiale et/ou temporelle soit aussi proche que possible de celle de variables correspondantes observées que nous noterons Y . Généralement, tous les coefficients de ces fonctions mathématiques que sont les modèles ne sont pas directement accessibles à la mesure. Les valeurs d'un certain nombre de ces coefficients devront être ajustées pour chaque application à partir de jeux données mesurées disponibles X et Y . Ces coefficients d'ajustement du modèle sont appelés paramètres. Nous les noterons Θ . Cette opération est nommée calage ou inversion ou encore inférence selon la discipline scientifique. Un modèle mathématique \mathcal{G} ($Y_m = \mathcal{G}(X, \Theta)$) représente donc généralement une famille de fonctions. Caler un modèle consiste à sélectionner une fonction particulière dans cette famille en fixant les valeurs des paramètres Θ .

Les techniques de calage ont évolué avec le développement de l'informatique. La pratique la plus courante consiste à utiliser un algorithme d'optimisation automatique pour rechercher le minimum d'une certaine mesure de distance (fonction que nous noterons $\mathcal{F}(Y_m, Y) = \mathcal{F}(\mathcal{G}(X, \Theta), Y)$) entre les observations et les valeurs simulées. Cette fonction "distance" ou "de coût" ou encore "critère", fonction des paramètres dont on cherche

à déterminer la valeur par calage, est généralement non linéaire, tout comme le modèle mathématique. Elle peut présenter des optimums locaux, des régions de faibles gradients, qui vont compliquer la recherche de son minimum. De nombreux travaux de recherche ont été consacrés en hydrologie au choix des algorithmes d'optimisation et en particulier aux méthodes de calcul de gradients employées dans ces algorithmes ainsi qu'aux stratégies d'optimisation (Kavetski *et al.*, 2006; Kuczera, 1997; Duan *et al.*, 1992; Isabel & Villeneuve, 1986; Sorooshian, 1981; Sorooshian & Dracup, 1980).

Trouver le minimum de la fonction critère, exercice en soit déjà souvent délicat du fait des fortes non-linéarités de ces fonctions (Sorooshian & Gupta, 1983; Hornberger *et al.*, 1985; Godfrey & Distephano, 1985; Hooper *et al.*, 1988; Kuczera, 1990; Jakeman & Hornberger, 1993), n'épuise cependant pas la question du calage. On observe en effet que les valeurs du jeu de paramètres optimums varient en fonction des données observées utilisées pour le calage. Elles sont donc sensibles à l'échantillonnage. On observe aussi que les valeurs simulées par le modèle sont plus ou moins sensibles à l'un ou l'autre des paramètres. On imagine aisément que la précision avec laquelle la valeur d'un paramètre pourra être évaluée par calage dépend de la sensibilité des sorties du modèle Y_m et donc de la fonction critère retenue $\mathcal{F}(Y_m, Y)$ à ce paramètre ; on conçoit qu'il n'est par exemple pas possible d'estimer la valeur d'un paramètre par calage si les sorties du modèle sont insensibles aux modifications des valeurs de ce paramètre.

L'étape de calage révèle donc bien plus d'information sur le modèle et le jeu de données observées que celle résumée dans les valeurs optimales des paramètres. Le calage ou inférence peut-être perçu comme une tentative de réduction des incertitudes existant *a priori* sur les valeurs des paramètres d'un modèle par confrontation avec un jeu de données observées. Compte tenu des erreurs de mesure ou d'interpolation spatiale et/ou temporelle des données "observées", du caractère nécessairement limité et partiel des jeux de données disponibles, des approximations des modèles mathématiques, un certain niveau d'incertitude persistera sur les valeurs des paramètres après calage. La mesure de ce niveau d'incertitude résiduelle est aussi importante que la détermination des valeurs optimales des paramètres selon de nombreux auteurs (Beven, 2006; Zin, 2002; Beven & Freer, 2001; Gupta & Sorooshian, 1985; Sorooshian & Gupta, 1983; Sorooshian *et al.*, 1983). Cette mesure permet en effet d'évaluer la quantité d'information qui a pu être extraite des observations à partir de leur confrontation avec le modèle et en quelque sorte d'évaluer l'efficacité du calage. Elle permet aussi d'estimer, en propageant les incertitudes sur les valeurs des paramètres calés dans le modèle, quel niveau maximum de précision on peut attendre de prédictions effectuées à l'aide de ce modèle calé.

Ce chapitre est consacré à la présentation des différentes approches permettant d'évaluer

les incertitudes sur les valeurs calées des paramètres d'un modèle. A travers l'exposé de l'évolution des concepts et des approches, il ressort que l'approche bayésienne, sans résoudre toutes les questions, offre un cadre formel particulièrement bien adapté pour poser proprement le problème de l'identification des valeurs des paramètres d'un modèle et de leurs incertitudes associées.

3.2 Différents points de vue sur le calage et les incertitudes

3.2.1 Le point de vue de l'optimisateur : l'approche locale

3.2.1.1 Principes de l'analyse locale d'incertitudes

L'article de référence sur l'analyse de sensibilité des paramètres optimisés d'un modèle en hydrologie est celui de Mein & Brown (1978). La démarche qu'ils proposent est relativement simple si l'on peut dire : il s'agit d'obtenir une forme approchée linéarisée du modèle étudié au voisinage du jeu de paramètres optimal afin de pouvoir appliquer les résultats de la théorie de la régression linéaire à ce modèle approché linéaire. Soit donc le modèle temporel discret suivant :

$$y_i = \mathcal{G}(X_i, H_i, \Theta) + \epsilon_i(\Theta) \quad (3.1)$$

Où y_i est la valeur de la variable cible observée au pas de temps i , X_i le jeu des variables d'entrée du modèle au pas de temps i , H_i le jeu des variables d'état du modèle résumant les évolutions passées, Θ un jeu de paramètres et $\epsilon_i(\Theta)$ la valeur de l'erreur de modélisation ou résidu.

Soit Θ_0 le jeu de paramètres minimisant la somme quadratique des écarts du modèle, minimisant donc $\mathcal{E}(\Theta)\mathcal{E}(\Theta)^T$, où l'on note $\mathcal{E}(\Theta)$ le vecteur $(\epsilon_0(\Theta), \dots, \epsilon_i(\Theta), \dots, \epsilon_n(\Theta))$, n étant le nombre d'observations disponibles dans le jeu de données de calage. Il est possible de développer la fonction \mathcal{G} en série de Taylor au voisinage de Θ_0 , ce qui donne sous forme matricielle :

$$\mathcal{G}(X, \Theta) \approx \mathcal{G}(X, \Theta_0) + \Delta(\Theta - \Theta_0) \quad (3.2)$$

où Δ est une matrice (n, k) , n étant le nombre de données observées et k le nombre de paramètres du modèle (i.e. d'éléments du vecteur Θ). Δ est parfois appelée matrice de

sensibilité. Ses éléments ont pour expression :

$$\Delta_{ir} = \left[\frac{\delta \mathcal{G}(X_i, H_i, \Theta)}{\partial \theta_r} \right]_{\Theta=\Theta_0} \quad (3.3)$$

En notant $\gamma_l = cov(\epsilon_i(\Theta), \epsilon_{i+l}(\Theta))$ l'auto-covariance des résidus, éléments de la matrice (n, n) Γ de variance-covariance des résidus. En supposant les résidus stationnaires (i.e. de loi de probabilité indépendante du temps), lorsque l'effectif n de l'échantillon de données utilisé pour le calage tend vers l'infini, la théorie de la régression linéaire en utilisant le critère des moindres carrés conduit au résultat suivant. Le jeu de paramètres optimal $\hat{\Theta}$ suit une loi normale multivariée d'espérance Θ_0 et de matrice de variance-covariance :

$$(\Delta^T \Delta)^{-1} \Delta^T \Gamma \Delta (\Delta^T \Delta)^{-1} \quad (3.4)$$

ou, dans le cas où les coefficients d'auto-covariance des résidus sont nuls :

$$(\Delta^T \Delta)^{-1} \gamma_0 \quad (3.5)$$

3.2.1.2 Les limites de l'approche

Cette approche, parfois dénommée FOVE (first order variance estimation) a été largement utilisée en hydrologie (Zin, 2002; Payraudeau, 2002; Kauark-Leite, 1990; Kuczera, 1988, 1983). Elle présente l'avantage d'être relativement simple à mettre en oeuvre à partir du moment où le modèle a été calé. Elle nécessite le calcul des éléments de la matrice de sensibilité Δ , ce qui représente k simulations, k étant le nombre de paramètres du modèle lorsque la méthode des différences finies est utilisée.

$$\Delta_{ir} \approx \frac{\mathcal{G}(X_i, H_i, \theta_r + \Delta\theta_r) - \mathcal{G}(X_i, H_i, \theta_r)}{\Delta\theta_r} \quad (3.6)$$

Cette approche présente cependant un certain nombre de limites qui ont amené les utilisateurs de modèles à se tourner vers d'autres méthodes qui seront présentées dans la section suivante :

- Elle impose le choix du critère des moindres carrés comme fonction de coût et le respect de l'hypothèse sous-jacente d'ergodicité des résidus. Kuczera (1983) montre cependant que cette contrainte peut être partiellement levée en travaillant sur des variables de sortie transformées.

- Elle se fonde sur une approximation linéaire (développement en série de Taylor au premier ordre) de la fonction étudiée. Cette approximation sera plus ou moins juste selon le degré de non linéarité du modèle. Aux erreurs de troncature s’ajoutent les erreurs possibles d’estimation des éléments de la matrice de sensibilité liées à l’utilisation de la méthode des différences finies.
- Enfin et surtout, les résultats obtenus sont le reflet de la forme de la fonction étudiée au voisinage immédiat de l’optimum. Or dans de nombreuses études de cas, du fait de la forte non-linéarité de la fonction critère liée aux propriétés mathématiques du modèle testé (Sorooshian & Gupta, 1983; Hooper *et al.*, 1988; Jakeman & Hornberger, 1993) mais aussi du fait de la qualité et la quantité insuffisantes des données disponibles pour caler le modèle (Godfrey & Distephano, 1985), celle-ci peut présenter plusieurs minimums locaux parfois éloignés, souvent avec des valeurs de critères assez proches. Une étude d’incertitudes autour d’un de ces minimums locaux risque donc de conduire à une sous-évaluation des incertitudes sur les valeurs des paramètres du modèle estimées par calage (Beven, 2006; Kuczera, 1997).

Cette dernière limite a conduit un certain nombre de scientifiques à se tourner vers des approches d’analyse d’incertitudes très différentes fondées sur une exploration complète de l’espace des valeurs possibles des paramètres du modèle étudié : approches souvent qualifiées de globales. Notons que l’analyse des incertitudes des paramètres calés fondées sur des approximations linéaires locales des modèles connaît actuellement un succès à nouveau grandissant du fait du développement et de la diffusion des techniques de construction de modèles adjoints : modèle permettant le calcul des éléments de la matrice de sensibilité. Ces techniques commencent à être utilisées en hydrologie.

3.2.2 Soyons un peu plus flous : les approches dites globales

3.2.2.1 Les travaux initiateurs de Hornberger, Spear et Young

Les travaux de Spear & Hornberger (1980) sont, selon la plupart des auteurs, les travaux fondateurs des approches globales d’analyse d’incertitudes en hydrologie (Beck, 1987; Beven & Freer, 2001). Notons que ces premiers travaux portaient non point sur un modèle hydrologique mais sur un modèle biogéochimique de croissance algale dans une lagune.

Dans l’approche de Spear & Hornberger (1980), l’idée d’optimisation des valeurs paramètres d’un modèle est abandonnée. En effet :

- Les données mesurées servant à caler les modèles sont généralement entachées de fortes

incertitudes en environnement. De plus, le nombre de données disponibles est souvent très limité. L'optimum d'une fonction critère n'a dans ce cas pas réellement de sens : il est très dépendant du jeu de données disponibles et en particulier de la résultante des différentes sources d'erreurs, notamment les erreurs de mesure. Il paraît donc dans ce cas raisonnable de considérer tous les jeux de paramètres conduisant à des résultats de simulations "plausibles" compte tenu des données observées.

- Par ailleurs, les expériences de calage montrent généralement que la fonction critère, quelle qu'elle soit, présente de nombreux minimums locaux sans que l'un de ces minimums ne se démarque sensiblement des autres. Une étude de sensibilité locale risquerait de conduire à une vision erronée des incertitudes sur les valeurs des paramètres calés.

Dans un tel cas de figure, fréquent en modélisation environnementale, Spear & Hornberger proposent simplement de fixer une valeur seuil pour le critère de calage permettant de distinguer des jeux de paramètres "acceptables" compte tenu des observations disponibles et des jeux "non acceptables". Le calcul du critère de calage pour un ensemble de vecteurs (jeux) de paramètres, constitué soit par tirages aléatoires dans l'espace à k dimensions des valeurs des jeux de paramètres possibles, soit en quadrillant systématiquement cet espace des valeurs possibles, permet de constituer un échantillon de jeux de paramètres "acceptables" et un échantillon de jeux de paramètres "non acceptables". Cette approche est relativement exigeante en calculs puisqu'elle nécessite une simulation par jeu testé. Elle n'est donc applicable que pour des modèles simples au temps de calcul limité et à nombre de paramètres réduits, typiquement moins de dix. La dimension de l'espace des valeurs possibles des paramètres est en effet égale au nombre k de paramètres. Pour une densité de couverture constante de cet espace, le nombre de jeux de paramètres testés nécessaire évolue exponentiellement avec k .

Notons que les jeux de paramètres de l'échantillon "acceptable" sont considérés dans cette première approche comme équiprobables. La prise en compte de la valeur de la fonction critère pour moduler le poids de chaque jeu dans cet échantillon est la principale avancée proposée par Beven & Binley (1992) dans la méthode GLUE : Generalised likelihood uncertainty estimation (cf. sections suivantes).

Avant d'aller plus avant dans la présentation de la méthode GLUE, exposons quelques exemples d'exploitation des résultats de l'approche globale simple.

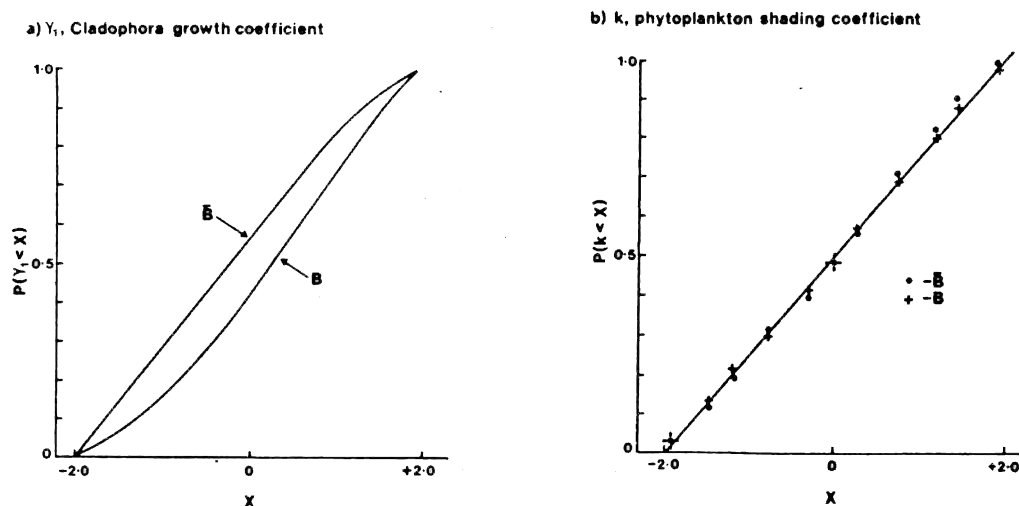


FIG. 3.1 – Fonctions de répartition des valeurs de deux paramètres du modèle testé par Spear & Hornberger (1980) dans les échantillons "acceptable" (noté B) et "non acceptable" (noté \bar{B}). Les lois de probabilité dans lesquelles ont été tirés les jeux de paramètres testés étaient uniformes (fonction de répartition linéaire sur les graphiques).

3.2.2.2 Etude de cas de Spear et Hornberger

L'étude de Spear & Hornberger (1980) avait pour objectif de déterminer les facteurs principaux contrôlant la prolifération d'une algue (cladophora) dans un milieu lagunaire en utilisant un modèle biogéochimique comportant 19 paramètres. Il s'agissait d'identifier quels paramètres du modèle retenus avaient une influence sur la croissance algale et par voie de conséquence quels compartiments du cycle biogéochimique devaient faire l'objet d'analyses plus approfondies pour comprendre la dynamique de la biomasse algale dans la lagune. Cette approche se fonde bien entendu sur l'hypothèse que le modèle est pertinent. Le très faible nombre de données disponibles a conduit les auteurs à proposer une étude globale de sensibilité du modèle plutôt qu'une étude locale au voisinage d'un jeu de paramètres optimal. En effet, la notion d'optimalité n'avait pas réellement de sens pour les auteurs compte tenu de la faiblesse de l'échantillon des données mesurées. Il était tout au plus possible de définir si les simulations du modèle étaient cohérentes avec les observations. Six critères de cohérence décrivant la croissance de la biomasse ont ainsi été définis (concentration maximale de la biomasse, cinétique de croissance au cours de l'année, concentration en phosphore de l'eau). 626 simulations avec des valeurs de paramètres tirées aléatoirement ont été réalisées permettant d'identifier 281 jeux de paramètres conduisant à des résultats de simulation "acceptables" (i.e. respectant les six critères définis) et 345 à des résultats "non acceptables".

La comparaison des valeurs des paramètres, ou plus précisément, des distributions des valeurs des paramètres des échantillons "acceptables" et "non acceptables" permet de tirer les conclusions suivantes. Soit les deux distributions diffèrent sensiblement (cf. figure 3.1.a) : i.e. les informations disponibles sur le processus ont permis de resserrer la distribution de la valeur du paramètre dans l'échantillon "acceptable" par rapport à la distribution initiale uniforme et donc de préciser un peu la valeur du paramètre. Si c'est le cas, c'est le signe que les critères de cohérence retenus sont sensibles à ce paramètre et qu'il s'agit donc d'un paramètre de contrôle de la croissance de la biomasse qu'il faut étudier plus précisément. Dans le cas contraire (cf. figure 3.1.b), la confrontation aux observations ne permet pas significativement de préciser la valeur du paramètre : i.e. les résultats du modèle mesurés à l'aune des critères retenus sont insensibles à la valeur de ce paramètre, dans la gamme des valeurs testées.

On peut remarquer que les contraintes imposées par l'étude de cas ont conduit Spear & Hornberger à renverser leur perspective par rapport à la question initiale posée. Cette question (i.e. sensibilité du modèle aux valeurs des paramètres) aurait pu relever d'une approche directe : calcul de dérivée d'une fonction critère ou propagation d'incertitudes sur les valeurs des paramètres dans le modèle. Elle a été traitée ici de façon "inverse" : réduction d'incertitude sur les valeurs des paramètres du modèle à partir de jeux de données observées. On comprend intuitivement que les deux questions sont liées. C'est le sens des explications du paragraphe précédent. Ce lien sera formalisé par des travaux ultérieurs comme nous le verrons dans ce qui suit, permettant d'aller plus avant dans l'exploitation des résultats de ce type d'analyses globales de sensibilité.

3.2.2.3 Etude de sensibilité d'un modèle de calcul de flux de polluants dans les réseaux d'assainissement

L'approche globale peut s'avérer intéressante pour étudier les problèmes posés par le calage de modèles de calcul de flux de polluants dans les systèmes d'assainissement urbain comme l'illustre l'exemple qui suit (Gaume *et al.*, 1998). En effet les données disponibles pour le calage sont souvent peu nombreuses : 8 pollutographes mesurés par exemple dans une conduite du réseau d'assainissement de la ville de Québec lors d'une campagne expérimentale. Elles sont aussi entachées de larges incertitudes : incertitudes de mesure de concentrations, représentativité des prélèvements et donc de la mesure. Enfin, les modèles utilisés sont extrêmement simples en comparaison de la complexité des processus de genèse et de transfert des polluants dans les réseaux d'assainissement urbains (Ahyerre, 1999). Le modèle utilisé dans cet exemple, module du logiciel SWMM (Huber & Dickinson, 1988)

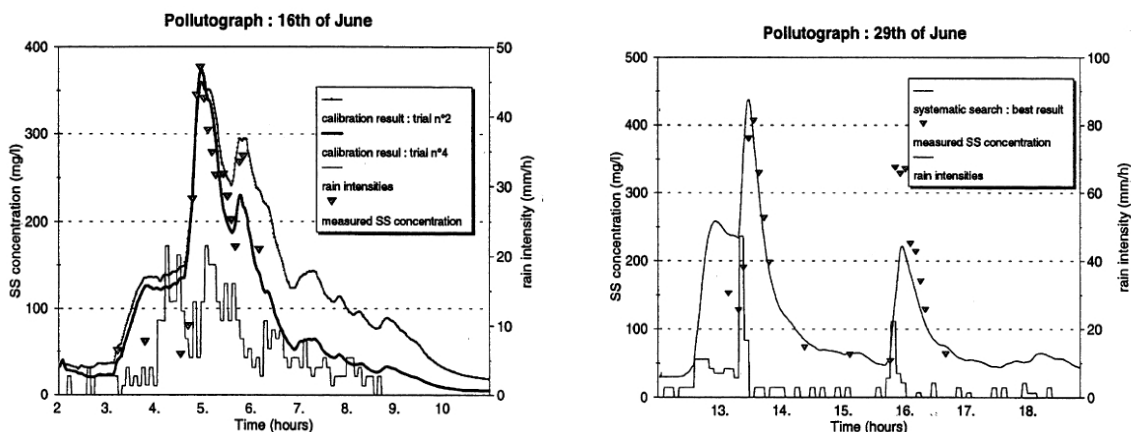


FIG. 3.2 – Exemples de pollutogrammes mesurés et simulés à l'aide du modèle SWMM de l'US-EPA.

comporte 4 paramètres.

Dans ce cas, de nombreux jeux de paramètres conduisent à des résultats de simulation sensiblement équivalents. La figure 3.2 en donne quelques illustrations.

Compte tenu de la dispersion des jeux de paramètres "acceptables" une étude de sensibilité globale comparable à celle proposée par Spear & Hornberger semble plus adaptée qu'une approche locale pour l'évaluation des incertitudes, apparemment très importantes, des valeurs des paramètres calés. Le critère classique du carré des écarts entre concentrations simulées et observées a été retenu comme critère d'évaluation des performances du modèle et le seuil permettant de délimiter les jeux "acceptables" et "non acceptables" a été fixé de manière à ne retenir que 10% des jeux de paramètres testés dans l'échantillon "acceptable". Des bornes inférieures et supérieures ont été définies pour les valeurs de chaque paramètre afin de délimiter l'espace des valeurs possibles. Une méthode de quadrillage systématique a été utilisée pour parcourir cet espace : tous les jeux de paramètres sont considérés comme équiprobables. Au total, 35000 jeux de paramètres différents ont été testés et donc 35000 simulations ont été réalisées.

Les distributions des valeurs de paramètres dans l'échantillon "acceptable" sont représentées dans la figure 3.3. Excepté pour l'un des paramètres (washpo), ces distributions diffèrent peu des distributions avant calage supposées uniformes. La confrontation aux observations ne semble pas permettre de réduire significativement le niveau d'incertitude sur les valeurs des paramètres du modèle. Les résultats sont très comparables lorsque le niveau du seuil est abaissé de manière à ramener le taux de sélection des jeux de paramètres dans l'échantillon "acceptable" à 1%.

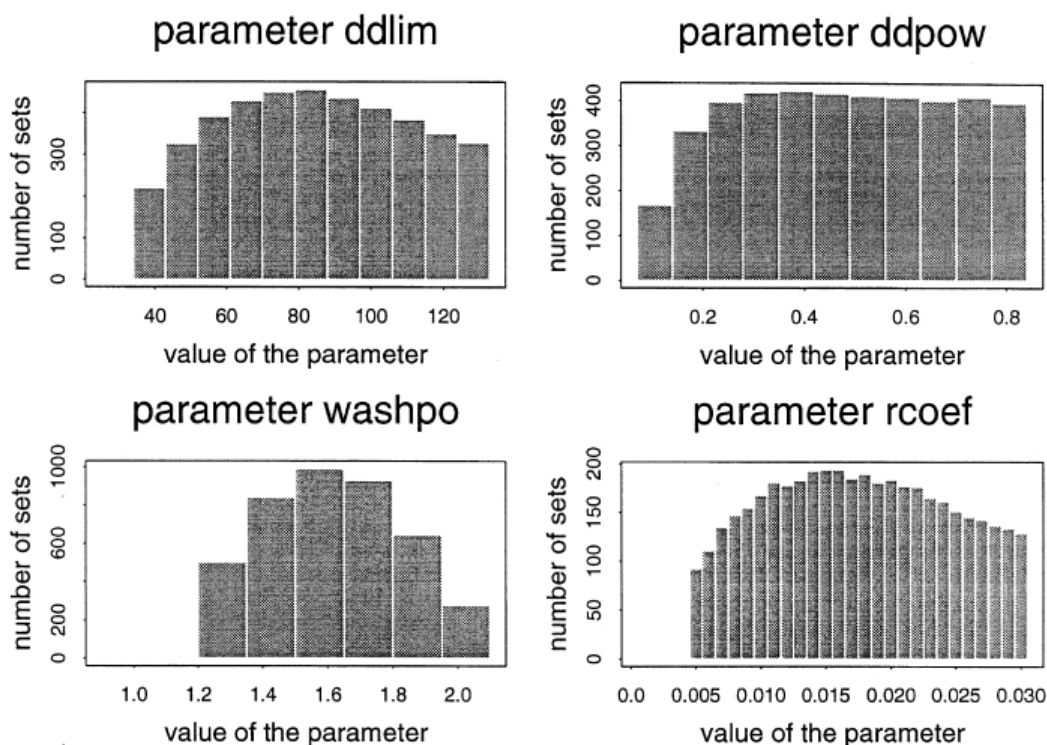


FIG. 3.3 – Densité de probabilité des valeurs des paramètres de l'échantillon "acceptable".

Une analyse de la répartition dans l'espace des valeurs possibles des jeux de paramètres acceptables, au travers d'une analyse en composantes principales (ACP), permet de déterminer l'origine de la difficulté à identifier les valeurs des paramètres du modèle par calage. Afin de simplifier l'analyse, la valeur de l'un des paramètres du modèle a été fixée. Seuls trois paramètres sont donc à caler. Les résultats de l'ACP révèlent que les valeurs des trois paramètres ou de leurs transformées logarithmiques sont linéairement liées dans l'échantillon "acceptable" (figure 3.4). Les deux premières composantes expliquent quasiment 100% de la variabilité de ces trois paramètres : les trois vecteurs dont la taille représente le coefficient de corrélation entre le paramètre et les deux premières composantes principales se trouvent quasiment sur le cercle de rayon 1 sur la figure 3.4.a. En d'autres termes, les jeux de paramètres acceptables se trouvent concentrés au voisinage d'un plan dans l'espace des valeurs possibles. Ces jeux de paramètres semblent assez uniformément répartis dans ce plan (cf. figure 3.4.b).

Les valeurs des trois paramètres apparaissent dépendantes. Cette dépendance à trois, qui, de plus, lie linéairement non pas les valeurs des paramètres mais les logarithmes de certains d'entre eux, n'aurait pas pu être révélée par une étude de sensibilité locale linéaire. Une étude détaillée du modèle (Gaume *et al.*, 1998) a permis de révéler que l'origine de cette dé-

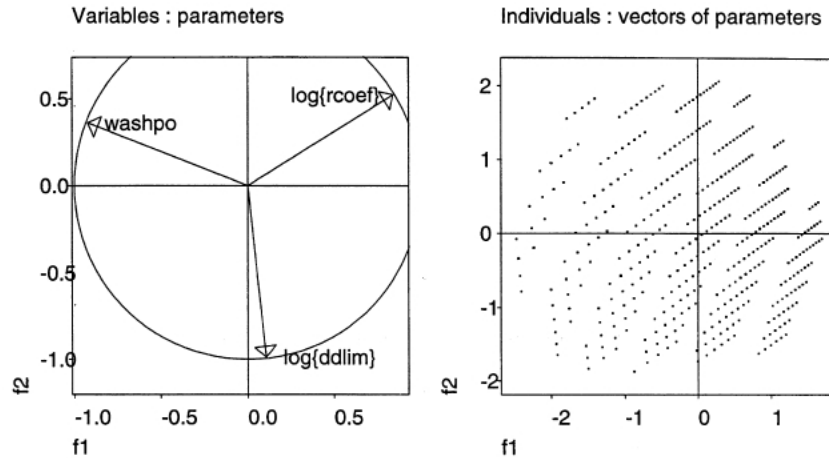


FIG. 3.4 – Résultat d’une Analyse en composantes principales conduite sur l’échantillon des jeux de paramètres ”acceptables”.

pendance entre paramètres réside dans la faiblesse et le peu de diversité de l’échantillon : les deux épisodes principaux de crues sur lesquels s’ajustent essentiellement les paramètres du modèle ont des caractéristiques très proches qui ne permettent pas de dissocier l’influence de chacun des paramètres.

Ce second exemple illustre l’utilité de l’approche globale en tant qu’outil de diagnostic d’un modèle mathématique et de son calage. Les résultats sont cependant qualitatifs. Tous les jeux de paramètres de l’échantillon ”acceptable” n’ont pas la même valeur et le choix du seuil est arbitraire. Sans hiérarchisation des jeux de paramètres, sans classement de leur niveau d’acceptabilité donc sans mesure de leur vraisemblance compte tenu des données de calage disponibles, l’incertitude sur les valeurs des paramètres calés n’est pas quantifiée. On ne peut pas parler de densité de probabilité ou distribution a posteriori des paramètres ; on ne peut pas non plus propager cette incertitude dans le modèle pour quantifier ses conséquences en termes d’incertitudes sur les prédictions du modèle. La mesure de vraisemblance des jeux de paramètres est le principal apport de la méthode GLUE.

3.2.2.4 Développements ultérieurs : la méthode GLUE

L’idée de Beven & Binley (1992) pour estimer une vraisemblance $\mathcal{L}(\Theta|Y)$, vraisemblance du jeu de paramètres Θ sachant les observations Y , est la suivante. On calcule généralement une valeur de critère d’ajustement entre les données simulées et mesurées $\mathcal{F}(Y_m, Y) = \mathcal{F}(\mathcal{G}(X, \Theta), Y)$. Cette valeur de critère peut-être assimilée, à un coefficient de proportionnalité près, à la mesure de la vraisemblance de l’échantillon Y , le jeu de paramètre Θ étant

fixé, soit $\mathcal{L}(Y|\Theta)$. Or d'après le théorème de Bayes, ces deux valeurs de vraisemblance sont liées :

$$\mathcal{L}(\Theta|Y) = \frac{\mathcal{L}(Y|\Theta)\mathcal{L}(\Theta)}{\mathcal{L}(Y)} \quad (3.7)$$

Où $\mathcal{L}(Y)$ représente la vraisemblance de l'échantillon de données qui est une constante et sur laquelle on n'a pas de prise. L'échantillon de calage est ce qu'il est. Comme on ne connaît pas la valeur de $\mathcal{L}(Y)$, on ne saura calculer la vraisemblance par l'équation 3.7 qu'à un facteur de proportionnalité près.

$\mathcal{L}(\Theta)$ représente la vraisemblance du jeu de paramètres *a priori* : avant calage. Cette vraisemblance *a priori* peut-être issue d'un calage précédent. Dans ce cas, on remarque que caler successivement un modèle sur deux échantillons indépendants Y_1 et Y_2 ($\mathcal{L}(Y_1|Y_2) = \mathcal{L}(Y_1)$) en intégrant les résultats du premier calage par la formule de Bayes ou caler le modèle directement sur l'échantillon composé $Y_1 \cup Y_2$ est équivalent :

$$\mathcal{L}(\Theta|Y_1, Y_2) = \frac{\mathcal{L}(Y_2|\Theta)\mathcal{L}(\Theta|Y_1)}{\mathcal{L}(Y_2)} = \frac{\mathcal{L}(Y_2|\Theta)\mathcal{L}(Y_1|\Theta)\mathcal{L}(\Theta)}{\mathcal{L}(Y_2)\mathcal{L}(Y_1)} \quad (3.8)$$

La vraisemblance *a priori* $\mathcal{L}(\Theta)$ peut aussi éventuellement synthétiser toute information *a priori* sur le modèle et ses paramètres issue d'expériences passées sur d'autres jeux de données, de la littérature scientifique ou technique, de dires d'experts... Ce dernier point de vue fait débat et partage la communauté des modélisateurs, et plus particulièrement des statisticiens pratiquant couramment l'inférence, entre les "classiques" qui considèrent que seule l'information issue du ou des jeux de données considérés doit être prise en compte (i.e. $\mathcal{L}(\Theta) = 1 \forall \Theta$) et les "bayésiens" pour qui toute information est bonne à prendre et doit être valorisée. Ce débat est cité ici pour mémoire. Dans la plupart des applications, les distributions *a priori* des valeurs de chaque paramètre sont supposées uniformes et les paramètres indépendants : tous les jeux de paramètres sont *a priori* équiprobables.

L'application de la formule de Bayes permet donc de calculer une mesure de vraisemblance pour chaque jeu de paramètres à un coefficient de proportionnalité indépendant de Θ près. Chaque jeu de paramètres étant affecté d'une vraisemblance dont hérite tout résultat de simulation effectuée avec ce jeu, il est alors possible de construire des densités de probabilité *a posteriori* des paramètres ou de certains résultats de simulation du modèle.

Selon les auteurs de la méthode GLUE, tout critère d'ajustement peut être considéré comme une mesure de vraisemblance de l'échantillon de données, sachant les paramètres. Le terme de "vraisemblance informelle" est parfois évoqué pour qualifier ces mesures de

vraisemblance. L'approche GLUE a constitué une avancée notable dans les méthodes d'analyse d'incertitudes des paramètres calés d'un modèle. Sa large diffusion a aussi contribué à sensibiliser la communauté hydrologique à ces questions. Elle présente cependant trois principales limites que des méthodes plus formelles bayésiennes et des algorithmes adaptés de type MCMC permettent de contourner :

- Les résultats de l'approche dépendent fortement du critère, ou de la mesure de "vraisemblance informelle" retenus. Le choix du critère (critère de Nash par exemple) est arbitraire et on ne sait généralement pas interpréter ce critère en termes d'hypothèses de modélisation ou de modèle d'erreurs dont il est possible de discuter la pertinence a posteriori (cf. section suivante). Ce manque de prise sur les résultats de l'approche et d'explicitation des hypothèses de modélisation est relativement insatisfaisant. Il l'est d'autant plus que des approches plus formelles sont possibles. On s'est, en quelque sorte, arrêté au milieu du gué dans la démarche de formalisation avec la méthode GLUE.
- Tous les critères d'ajustement ne peuvent pas être interprétés comme des mesures de vraisemblance comme le soulignent Mantovan & Todini (2006). C'est particulièrement le cas pour des critères très utilisés comme le critère de Nash ou tout autre critère fondé sur la variance des résidus. En effet, les valeurs de ces critères normalisés sont peu sensibles à l'effectif de l'échantillon. L'écart entre les vraisemblances calculées pour deux jeux de paramètres ne se creuse donc pas lorsque l'effectif augmente, contrairement au cas où une mesure formelle de vraisemblance ou même le critère "somme quadratique des résidus" sont utilisés. Ces vraisemblances ne respectent en particulier pas la formule de composition des vraisemblances présentée dans l'équation 3.8. Il en résulte que la distribution a posteriori des paramètres évolue peu et notamment se resserre peu lorsque l'effectif des données mesurées utilisées pour l'ajustement augmente. L'information contenue dans les données mesurées est donc mal ou presque pas valorisée lorsque ce type de "vraisemblance informelle" est utilisé. Ce constat est très lié à la première remarque : une formalisation plus poussée permet d'écarter ces expressions de "vraisemblances informelles" qui n'ont pas les propriétés de vraisemblances.
- Il existe des algorithmes d'exploration de l'espace des valeurs possibles des paramètres plus efficaces que l'exploration systématique ou totalement aléatoire au sens où ils permettent de converger plus rapidement vers la distribution a posteriori des paramètres, une fois le modèle de vraisemblance posé. Le principe général de ces algorithmes est de permettre un échantillonnage plus fréquent dans les régions les plus probables de l'espace des valeurs des paramètres, régions les plus intéressantes pour préciser la forme de ces distributions a posteriori. Compte tenu de l'effort de calcul que nécessitent les approches globales, cette recherche d'efficacité est loin d'être accessoire.

3.3 Vers un formalisme plus clair : le point de vue bayésien

”Le fait de proposer une loi sur les paramètres inconnus d’un modèle statistique est en quelque sorte une probabilisation de l’incertain. Nous voulons traduire par ce néologisme une réduction axiomatique de la notion d’inconnu à la notion d’aléatoire. Cette réduction étant acceptable - et elle l’est en général pour la quasi totalité des statisticiens - pour les modèles d’échantillonnage, elle devrait l’être tout autant pour les paramètres qui dirigent ces modèles.”

Extrait de la conclusion de ”Le choix bayésien, principes et pratique” (Robert, 2006)

3.3.1 Le formulation bayésienne du modèle

Une façon assez classique d’écrire un modèle mathématique est la suivante :

$$Y = \mathcal{G}(X, \Theta) + \mathcal{E} \quad (3.9)$$

Où \mathcal{E} est le vecteur des résidus. On retrouve ici l’expression de l’équation 3.1 sous une forme matricielle. Les résidus ϵ_i du vecteur \mathcal{E} représentent la partie du processus analysé non expliquée par le modèle \mathcal{G} , liée aux simplifications du modèle et aux incertitudes de mesure. L’usage courant consiste à considérer ces valeurs ϵ_i non expliquées comme les réalisations d’une variable aléatoire : la notion d’inconnu est assimilée à la notion d’aléatoire comme le rappelle la citation figurant en entête de cette section.

L’identification des valeurs des paramètres $\hat{\Theta}$ d’un modèle consiste à inverser ce modèle et à rechercher le minimum d’une certaine fonction critère dépendant des valeurs de Y , X , Θ mais aussi des réalisations ϵ_i . Si l’on considère \mathcal{E} comme un vecteur de variables aléatoires alors il est naturel de considérer $\hat{\Theta}$, fonction de \mathcal{E} comme un vecteur de variables aléatoires. Les paramètres d’un modèle évalués par calage doivent être considérés comme des variables aléatoires à partir du moment où un modèle est formulé selon l’équation 3.9, c’est ce qu’exprime la citation de Robert (2006).

Rappelons par ailleurs la formule de Bayes :

$$\mathcal{L}(\Theta|Y) = \frac{\mathcal{L}(Y|\Theta)\mathcal{L}(\Theta)}{\mathcal{L}(Y)} \quad (3.10)$$

L’équation 3.9 étant posée, la vraisemblance de Y sachant Θ est équivalente à la vraisemblance de $Y - \mathcal{G}(X, \Theta)$ c’est à dire de \mathcal{E} sachant Θ . Choisir une fonction de vraisemblance

$\mathcal{L}(Y|\Theta)$ revient donc à choisir à choisir une fonction de vraisemblance (i.e. une loi de probabilité) pour les résidus.

Présenté sous cet angle, le problème du calage ou de l'inférence est parfaitement posé. Le modèle considéré comporte en fait deux parties : le modèle considéré \mathcal{G} , généralement déterministe, et le modèle stochastique des résidus qui imposera la forme de $\mathcal{L}(\Theta|Y)$. La cohérence du modèle stochastique des résidus avec les résidus reconstitués à l'aide d'un jeu de paramètres calés pourra être vérifiée a posteriori et donc la pertinence du modèle de résidus discutée, ce qui n'est pas le cas pour un critère arbitrairement choisi dans la méthode GLUE.

Remarquons que la formulation 3.9 est incomplète. On considère souvent que les résidus agrègent l'ensemble des sources d'incertitudes de modélisation. Mais en toute rigueur les résidus ne peuvent représenter que les erreurs de mesure sur les variables de sortie Y . En effet, les incertitudes liées à la mesure des variables d'entrée se propagent dans le modèle, leur résultante ne peut pas être considérée comme indépendante des valeurs des paramètres Θ . Il en va de même des incertitudes liées aux simplifications du modèle. Supposer la loi de probabilité des résidus ϵ_i indépendante de Θ , comme c'est généralement le cas, peut conduire à des biais d'estimation importants des paramètres des modèles dans le cas où les incertitudes sur les variables d'entrée sont non négligeables comme l'illustrent Huard & Mailhot (2006).

La formulation 3.9 a le mérite de poser proprement le modèle d'un point de vue mathématique. Elle est en revanche imparfaite lorsque l'on traite de cas réels où les incertitudes sur les données d'entrée ne sont pas négligeables. Un travail de recherche important est nécessaire sur la prise en compte des incertitudes sur les données d'entrée des modèles. Pour le moment, les travaux sur ce sujets ont été essentiellement empiriques : simulations de type Monte Carlo afin de propager des erreurs simulées sur les données d'entrée dans les modèles (cf. Oudin *et al.* (2006) pour un exemple). Quelques travaux récents ont exploré des voies pour la prise en compte des incertitudes sur les variables d'entrée des modèles dans le cas de modèles linéaires (Huard & Mailhot, 2006) et de modèles non linéaires (Kuczera *et al.*, 2006). Notons que le même problème se pose pour l'approche locale d'incertitudes qui se fonde sur le modèle de régression linéaire, lui aussi basé sur une hypothèse implicite de données d'entrée non entachées d'incertitudes. La question du traitement des incertitudes sur les données d'entrée des modèles non linéaires reste encore largement ouverte et certainement l'une des principales voies de développement des approches actuelles d'analyse d'incertitudes des modèles.

3.3.2 L'algorithme MCMC (Monte Carlo Markov Chain)

Dans la section précédente, nous avons montré qu'il était possible, en posant un certain nombre d'hypothèses sur les erreurs de modélisation ou d'observation, de dériver une expression de la vraisemblance des paramètres d'un modèle mathématique, compte tenu des observations disponibles $\mathcal{L}(\Theta|Y)$. La fonction \mathcal{L} n'est pas analytique : sa valeur pour un jeu de paramètres Θ dépend des valeurs des erreurs $Y - \mathcal{G}(X, \Theta)$ et du modèle statistique retenu pour les erreurs \mathcal{E} .

Il existe deux possibilités pour reconstituer les densités de probabilité des paramètres du modèle sachant les observations et pouvoir ainsi mesurer les incertitudes résiduelles persistant après calage sur les valeurs des paramètres du modèle et éventuellement pouvoir propager ces incertitudes dans le modèle en utilisant des simulations de type Monte Carlo.

La première méthode consiste à parcourir l'espace Ω des valeurs possibles des paramètres de manière aléatoire ou en le quadrillant systématiquement. Ω est un espace à k dimensions, k étant la taille du vecteur Θ . C'est la méthode employée dans l'approche GLUE. Le principal inconvénient de cette méthode est que l'échantillonnage des jeux de paramètres se fait de manière équiprobable dans l'espace Ω . De fait, une partie importante de l'effort de calcul sera consacrée à l'évaluation de faibles valeurs de la fonction $\mathcal{L}(\Theta|Y)$, i.e. dans des régions peu probables de l'espace Ω qui auront donc peu d'influence sur les densités de probabilité a posteriori des paramètres. Une alternative, dont les principes ont été proposés par Metropolis *et al.* (1953) consiste à utiliser un algorithme adapté de parcours de l'espace Ω permettant un échantillonnage efficace dans le sens où les jeux de paramètres les plus vraisemblables ont le plus de chance d'être échantillonnés. La méthode Metropolis-Hastings, nommée d'après ses auteurs, utilise une chaîne de Markov pour parcourir l'espace Ω , conçue de façon à ce que la probabilité d'échantillonnage d'un jeu de paramètres Θ_i soit égale à la vraisemblance $\mathcal{L}(\Theta_i|Y)$ (Tanner, 1996). Les algorithmes de type Metropolis-Hastings, aussi appelés Monte Carlo Markov Chain (MCMC), permettent donc un échantillonnage direct de jeux de paramètres Θ dans l'espace Ω suivant la vraisemblance ou densité de probabilité $\mathcal{L}(\Theta_i|Y)$.

Ces algorithmes reposent sur la construction d'une chaîne de Markov. Appelons Θ_n la position dans l'espace des paramètres (jeu de paramètres courant) au pas n de l'exploration (i.e. de la chaîne de Markov), Θ^c un jeu de paramètres candidats et $f(\Theta^c|\Theta_n)$ une densité de probabilité, dite fonction de transition, dépendant des valeurs des deux jeux de paramètres Θ_n et Θ^c . Au pas n de la chaîne de Markov :

1. le jeu de paramètres candidat suivant Θ^c est tiré aléatoirement suivant la densité $f(\Theta^c|\Theta_n)$,
2. la probabilité de transition de Θ_n vers Θ^c est égale à $K(\Theta^c|Y, \Theta_n) = \min(\frac{\mathcal{L}(\Theta^c|Y)}{\mathcal{L}(\Theta_n|Y)}, 1)$,
3. soit u_{n+1} un nombre aléatoire tiré dans une loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$, si $K(\Theta^c|Y) > u_{n+1}$ alors $\Theta_{n+1} = \Theta^c$, sinon $\Theta_{n+1} = \Theta_n$

Le résultat de l'exploration est la série des jeux Θ_n . On peut montrer que sous certaines conditions concernant la fonction de transition, en particulier si celle-ci est symétrique ($f(\Theta^c|\Theta_n) = f(\Theta_n|\Theta^c)$), alors la probabilité d'échantillonner un jeu de paramètres Θ_i est conditionnée par les étapes 2 et 3 présentées ci-dessus et est donc proportionnelle à $\mathcal{L}(\Theta^c|Y)$. C'est ce qui est recherché. La fonction de transition retenue est généralement une fonction de densité gaussienne $\mathcal{N}(\Theta_n, \Sigma)$, où Σ est une matrice de covariance indépendante de Θ_n . Généralement les premières valeurs correspondant à la mise en route de la chaîne de Markov, à sa convergence, ne sont pas retenues. La chaîne est considérée fonctionner de manière optimale lorsque le taux d'acceptation des jeux de paramètres candidats est situé entre 50 et 25% (Tanner, 1996). Le choix de la fonction de transition permet l'ajustement de la chaîne de Markov et en particulier de sa vitesse de convergence. Cette fonction est délicate à définir *a priori*. Dans le cas d'une densité gaussienne, il semble généralement judicieux de choisir une matrice Σ proportionnelle à la matrice de covariance des paramètres après calage. L'ajustement de la fonction de transition peut se faire par essais successifs. Des procédures de remise à jour de la fonction de transition et en particulier de la matrice Σ tenant compte des résultats intermédiaires de la chaîne de Markov ont été proposés (Tanner, 1996; Kuczera & Parent, 1998). Ces remises à jour ne doivent pas être trop fréquentes au risque de perdre la propriété principale de la chaîne de Markov : échantillonnage dans l'espace des valeurs des paramètres suivant $\mathcal{L}(\Theta|Y)$. De même, le résultat de la chaîne de Markov peut dépendre du point de départ Θ_0 de la chaîne selon la forme de la fonction de vraisemblance $\mathcal{L}(\Theta|Y)$. Il peut donc être utile de faire tourner plusieurs chaînes successivement ou parallèlement avec des points de départ différents (Kuczera & Parent, 1998). Des stratégies plus complexes combinant un algorithme d'optimisation globale proposé par Duan *et al.* (1992) et un algorithme MCMC, dénommé Shuffled complex evolution metropolis algorithm SCEM-UA, a récemment été proposé pour des applications hydrologiques (Vrugt *et al.*, 2002, 2005). Cette proposition mérite cependant de plus amples validations. Je n'irai pas ici plus loin dans la description des subtilités de la mise en oeuvre des algorithmes de type MCMC. Nous retiendrons simplement que le principe de ces algorithmes est simple, mais que leur mise en oeuvre efficace nécessite souvent des ajustements subtiles qui ne facilitent pas leur prise en main par des non spécialistes.

3.3.3 Exemples d'applications

J'ai choisi de présenter dans cette section quatre exemples qui illustrent le fonctionnement de l'algorithme MCMC et la diversité des informations que l'on peut recueillir sur un modèle et ses paramètres en choisissant le point de vue bayésien et en utilisant un algorithme MCMC lors de son calage. Dans tous les cas, la fonction de transition retenue est une fonction de densité gaussienne. La matrice de covariance est initialement choisie avec des termes de covariance nuls et des variances relativement faibles. L'algorithme MCMC se comporte dans un premier temps comme un algorithme d'optimisation de type simplex avant d'explorer les régions situées au voisinage d'un maximum de la fonction de vraisemblance $\mathcal{L}(\Theta|Y)$. La matrice Σ est réajustée à quelques reprises au cours du calcul en fonction de la matrice de covariance des paramètres retenus par la chaîne de Markov.

3.3.3.1 Un cas test : ajustement du modèle de liaison génétique

Ce premier exemple est extrait de l'ouvrage de Tanner (1996). Il permet d'illustrer le fonctionnement des algorithmes de type MCMC. Le modèle étudié ne comporte qu'un seul paramètre $\theta \in [0, 1]$. L'expression analytique de la vraisemblance est la suivante :

$$\mathcal{L}(\theta) \propto (2 + \theta)^{125} (1 - \theta)^{38} \theta^{34} \quad (3.11)$$

La comparaison de la densité de probabilité des valeurs du paramètre θ échantillonnées à l'aide d'un algorithme MCMC et de la densité théorique donnée par l'équation 3.11 est relativement satisfaisante (cf. figure 3.5). On peut y distinguer tout au plus un léger sous-échantillonnage des valeurs les plus probables et un petit biais (décalage du centre de gravité de l'histogramme vers la droite).

Ce premier exemple simple permet aussi de tester l'impact de la fonction de transition, du choix de la variance Σ de la loi normale dans laquelle sont tirées les valeurs candidates, sur la chaîne de Markov et sa vitesse de convergence (cf. figures 3.6.a, b et c). Lorsque la valeur de Σ choisie est trop faible, l'algorithme progresse lentement vers l'optimum (cf. figure 3.6.a). La chaîne de Markov n'a pas convergé au bout de 5000 tirages. La convergence est plus rapide lorsque Σ augmente : les valeurs des paramètres échantillonnées oscillent autour de la valeur maximisant la vraisemblance $\theta = 0,623$ (cf. figure 3.6.b et c). Au contraire, lorsque la valeur de Σ est trop élevée, la génération d'un nombre trop important de candidats rejetés ralentira l'algorithme. D'après Gelman, le taux optimal d'acceptation des jeux de paramètres candidats se situe entre 44% dans le cas d'un paramètre unique et

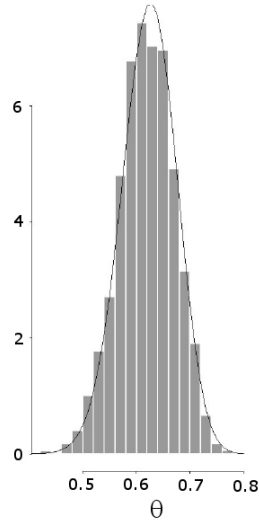


FIG. 3.5 – Distribution a posteriori du paramètre θ : distribution théorique en trait continu (eq. 3.11) et échantillonnage MCMC (histogramme).

23% si plus de 5 paramètres sont à caler. Ce taux est obtenu, toujours d'après Gelman, lorsque la fonction de transition est une densité gaussienne de matrice de covariance Σ avec $\Sigma = c\Sigma_{\hat{\theta}}$ où $\Sigma_{\hat{\theta}}$ est la matrice de covariance a posteriori des paramètres du modèle et $c = 2.4\sqrt{d}$, d étant le nombre de paramètres. Ces valeurs donnent des orientations pour l'ajustement de la matrice Σ et le choix de la fonction de transition. Dans le cas présent, on obtient bien un taux d'acceptation de 44% pour $\Sigma = 14.4 \cdot 10^{-3}$, la variance a posteriori du paramètre θ étant égale à $5.1 \cdot 10^{-3}$.

Cet exemple confirme bien les ordres de grandeur empiriques proposés par Gelman. Dans les exemples suivants, la matrice Σ est réajustée à quelques reprises au cours du calcul en fonction de la matrice de covariance des paramètres retenus par la chaîne de Markov $\Sigma_{\hat{\theta}}$, en utilisant le coefficient multiplicateur proposé par Gelman : $\Sigma = 2.4\sqrt{d}\Sigma_{\hat{\theta}}$.

3.3.3.2 Le cas élémentaire de l'ajustement linéaire en guise de mise en bouche (Gaume, 1999)

L'identification des paramètres d'un modèle linéaire ajusté sur une série de dix valeurs simulées est la seconde illustration de l'application des algorithmes MCMC. Le modèle dont les valeurs des paramètres sont à estimer est le suivant ($X = (x_0, \dots, x_i, \dots, x_n)$ et $Y = (y_0, \dots, y_i, \dots, y_n)$ étant les vecteurs des données mesurées) :

$$Y = aX + b + \mathcal{E} \quad (3.12)$$

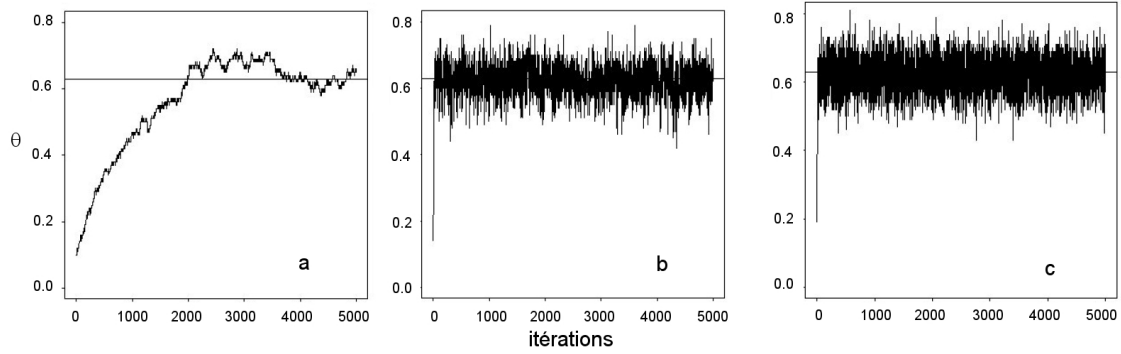


FIG. 3.6 – Evolution de la valeur du paramètre θ en fonction des itérations de la chaîne de Markov : a) $\Sigma = 0.6 \cdot 10^{-3}$ et 99% des candidats acceptés, b) $\Sigma = 2.5 \cdot 10^{-3}$ et 70% des candidats acceptés, c) $\Sigma = 14.4 \cdot 10^{-3}$ et 44% des candidats acceptés.

ou encore

$$Y = AX_1 + \mathcal{E} \quad (3.13)$$

Où A est le vecteur (a, b) et la première ligne de la matrice X_1 est composée de 1 et la seconde du vecteur X . \mathcal{E} est un vecteur de variables aléatoires indépendantes suivant une loi normale $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Ce modèle comporte trois paramètres dans l'approche bayésienne : a , b , et la variance σ^2 . Les valeurs de Y simulées ont été obtenues ici en prenant $a = 2$, $b = 0$, et $\sigma = 0.1$. Sans connaissances *a priori* sur les valeurs des paramètres, en appelant n le nombre d'observations et en supposant que les résidus sont distribués normalement leur vraisemblance $\mathcal{L}(E|a, b, \sigma)$ est proportionnelle à :

$$\mathcal{L}(E|a, b, \sigma) \propto \frac{1}{\sigma^n} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - ax_i - b)^2\right) \quad (3.14)$$

Ce second exemple est intéressant dans la mesure où, si l'on suppose, comme nous l'avons fait, la normalité des résidus, il existe un certain nombre de résultats théoriques concernant les distributions a posteriori des paramètres du modèle linéaire dans le cas où le critère des moindres carrés est utilisé (Saporta, 1990), auxquels on peut espérer comparer les résultats de l'approche MCMC. Remarquons que la vraisemblance inclut la somme des carrés des résidus. Cependant, les deux critères et donc les deux approches, moindres carrés d'une part et approche bayésienne combinée à l'algorithme MCMC, ne sont pas équivalents dans la mesure où un paramètre supplémentaire, à savoir σ est considéré dans le second cas.

Le vecteur des paramètres minimisant la somme des résidus au carré est donné par $\hat{A} =$

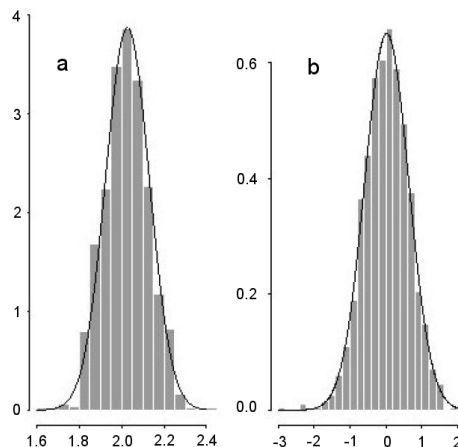


FIG. 3.7 – Distributions des estimateurs \hat{a} et \hat{b} dérivées théoriquement sur la base de l'estimation des moindres carrés (trait continu) et évaluées par application de l'algorithme MCMC (histogrammes).

	Metropolis			Moindres carrés		
	a	b	σ^2	a	b	σ^2
a	0.011	-0.53	0.001	0.010	-0.54	0.000
b	-0.53	0.375	0.003	-0.54	0.378	0.000
σ^2	0.001	0.003	–	0.000	0.000	–

FIG. 3.8 – Matrices de covariance des paramètres obtenues par l'approche bayésienne (calculée à partir de l'ensemble des jeux de paramètres générés par l'algorithme MCMC) et par la méthode des moindres carrés.

$(X_1'X_1)^{-1}X_1'Y$, ce qui conduit dans le cas présent aux estimations suivantes pour les paramètres a et b : $\hat{a} = 2.027$ et $\hat{b} = -0.007$. De plus la matrice de covariance de \hat{A} est égale à $\sigma^2(X_1'X_1)^{-1}$. Les valeurs maximisant la vraisemblance sont très proches mais pas égales : $\hat{a} = 2.027$ et $\hat{b} = 0.021$. Cette différence peut-être attribuée à l'intégration du paramètre supplémentaire σ dans l'approche bayésienne. Les distributions a posteriori des paramètres a et b (figure 3.7) et les matrices de covariance obtenues à l'aide des deux méthodes (figure 3.8) sont très proches. On peut remarquer la très faible variance de l'estimateur du paramètre σ^2 dans l'approche bayésienne et les faibles covariances entre cet estimateur et les deux autres paramètres, ce qui explique la proximité des résultats obtenus par les deux approches.

La figure 3.9 illustre l'effet de la propagation des incertitudes liées à l'estimation des paramètres a et b et au terme d'erreur \mathcal{E} sur les résultats de simulations. Cette figure a été

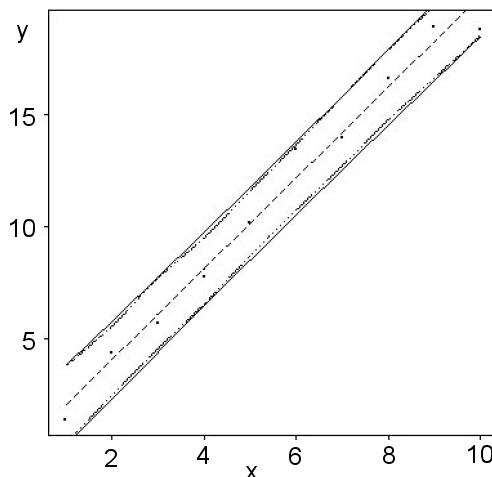


FIG. 3.9 – Ajustement moyen (pointillés) et intervalles de confiance à 90% reconstitués par simulations Monte Carlo dans les cas où les paramètres du modèle du modèle linéaire ont été ajustés par la méthode des moindres carrés (traits continus) ou à l'aide de l'algorithme MCMC (pointillés).

obtenue par simulations Monte Carlo : séries de simulations effectuées en tirant aléatoirement les valeurs de a et b , ainsi que σ dans le cas MCMC, dans leurs distributions a posteriori, ainsi que les valeurs des ϵ_i . Les deux intervalles de confiance à 90% reconstitués à partir de l'ajustement par la méthode des moindres carrés ou l'algorithme MCMC sont très proches, du fait, là encore, de la faible variance de l'estimateur du paramètre σ dans le cas de l'application de l'algorithme MCMC.

Dans un cas de figure où les résultats de l'approche bayésienne et l'algorithme MCMC doivent conduire à des résultats très proches de la méthode des moindres carrés, on vérifie la pertinence de l'approche bayésienne. Passons à présent à des exemples un peu plus complexes, portant sur des modèles non linéaires.

3.3.3.3 Ajustement d'une fonction de densité de probabilité conditionnelle

Cet exemple est issu d'un travail de développement d'un modèle stochastique de pluie (Thauvin *et al.*, 1998). Ce modèle définit, entre autres éléments constitutifs des événements pluvieux, des périodes de moindre intensité, dites périodes inter-averses. Ces inter-averses ont une intensité x comprise entre 0 et 3.2 mm/h et une durée D . Il s'agissait de caler la loi de probabilité de x compte tenu des échantillons de pluie mesurés. Une densité de probabilité de type Beta a été retenue pour décrire la distribution de la variable transformée $x' = x/3.2$ prenant ses valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$:

$$f(x, q, p) = \frac{\Gamma(p+q)}{\Gamma(p)\Gamma(q)} x^{p-1} (1-x)^{q-1} \quad (3.15)$$

Cette densité de probabilité comporte deux paramètres p et q qui sont reliés à l'espérance μ et à la variance σ^2 de x :

$$p = \mu \left(\frac{\mu(1-\mu)}{\sigma^2} - 1 \right) \quad q = (1-\mu) \left(\frac{\mu(1-\mu)}{\sigma^2} - 1 \right) \quad (3.16)$$

Une analyse détaillée des données mesurées a révélé que l'espérance de x n'était pas indépendante de la durée des inter-averses D . On a donc cherché à caler une relation entre μ et D :

$$\mu = a + bD^c \quad (3.17)$$

Au final, le modèle à caler comportait donc quatre paramètres a , b , c et σ^2 . En notant X' le vecteur des n valeurs observées x'_i , la fonction de vraisemblance de ces paramètres a pour expression :

$$\mathcal{L}(a, b, c, \sigma^2 | X') \propto \prod_{i=1}^n f(x'_i, a, b, c, \sigma^2) \quad (3.18)$$

Le modèle de densité de probabilité proposé s'ajuste de manière très satisfaisante à la densité de probabilité empirique reconstituée à partir des données observées (cf. figure 3.10). L'ajustement n'est cependant pas parfait, un test de Chi2 ou de Kolmogorov conduit à rejeter l'égalité des distributions empiriques et théoriques.

L'analyse des distributions a posteriori des paramètres révèle plusieurs caractéristiques du modèle et du jeu de données utilisées pour son calage. D'une part, les densités de probabilité des paramètres σ^2 et a sont relativement resserrées : le jeu de données disponible semble suffisamment informatif pour caler les valeurs de ces deux paramètres du modèle. D'autre part, les densités a posteriori des paramètres b et c sont bimodales. Cette bimodalité des densités a posteriori a déjà été constatée sur d'autres types de modèles (Kuczera, 1997). Elle est probablement le signe que le modèle de dépendance statistique proposé (équation 3.17) est trop simpliste et ne permet pas de rendre compte de la relation entre la durée et les distributions d'intensités des inter-averses sur toute la gamme des durées possibles. Il existe probablement une gamme de valeurs de paramètres plus adaptée aux durées élevées et une gamme plus adaptée aux faibles durées. L'algorithme MCMC a permis d'identifier

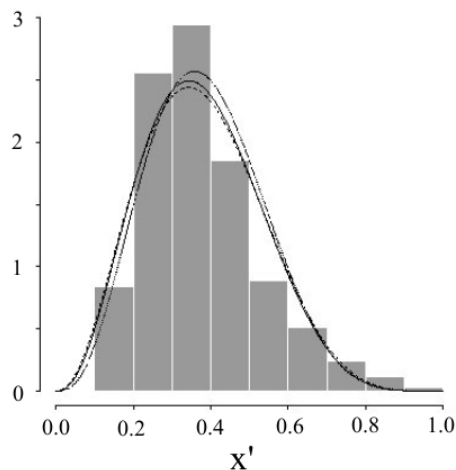


FIG. 3.10 – Densité de probabilité empirique de la variable x' et quelques fonctions de densité théoriques calées.

deux minimums de la fonction de vraisemblance au bout de 12000 tirages dans ce cas. Rien ne garantit cependant qu'il n'en existe pas un plus grand nombre dans d'autres régions de l'espace des valeurs des paramètres que la chaîne de Markov aurait pu exploré avec un nombre plus important de tirages. Après 6000 tirages, l'algorithme MCMC n'avait en effet identifié qu'un minimum.

On pourrait imaginer complexifier encore le modèle de dépendance statistique. Cependant, la multiplication du nombre de paramètres risquerait de rendre leur identification plus délicate. On observe déjà une nette corrélation entre les valeurs des paramètres a et c dans les jeux de paramètres échantillonnés par l'algorithme MCMC (cf. figure 3.12).

L'analyse des incertitudes sur les valeurs des paramètres après calage par l'intermédiaire d'un algorithme MCMC a montré, dans ce cas, tout à la fois que le jeu de données était suffisamment riche pour ajuster les valeurs des paramètres du modèle proposé et que sa complexification pouvait rapidement conduire à des difficultés d'identification : densités de probabilité multi-modales et dépendances entre paramètres.

3.3.3.4 Ajustement d'un modèle de calcul de flux de polluants en réseaux d'assainissement urbain

Nous reprenons ici l'exemple du modèle de calcul de flux de polluants présenté dans la section 3.2.2.3 ci-dessus. L'approche bayésienne et un algorithme MCMC ont été utilisés pour caler ce modèle sur un jeu de données beaucoup plus riche : pollutogrammes de 40 événements pluvieux mesurés dans un réseau d'assainissement urbain à l'exutoire d'un

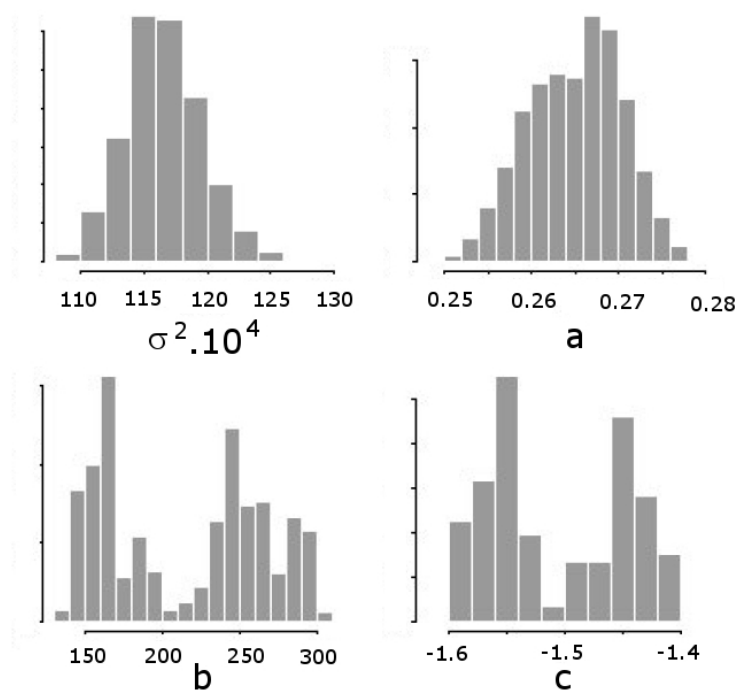


FIG. 3.11 – Distributions a posteriori des paramètres du modèle stochastique de densité de probabilité Beta conditionnée.

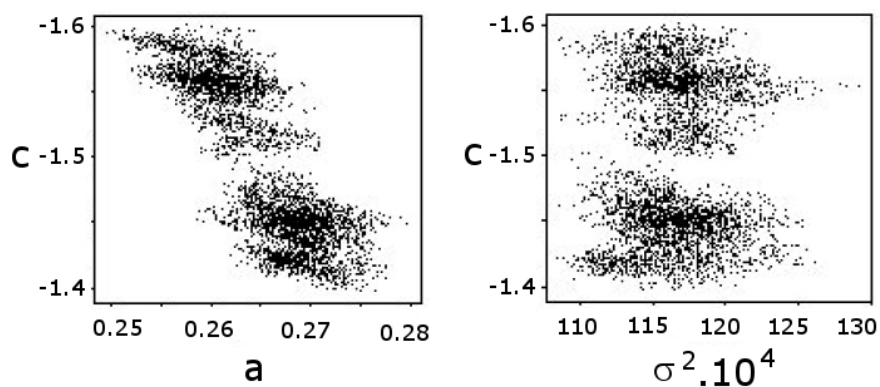


FIG. 3.12 – Relations entre les valeurs des différents paramètres dans l'échantillon des jeux de paramètres retenus par l'algorithme MCMC.

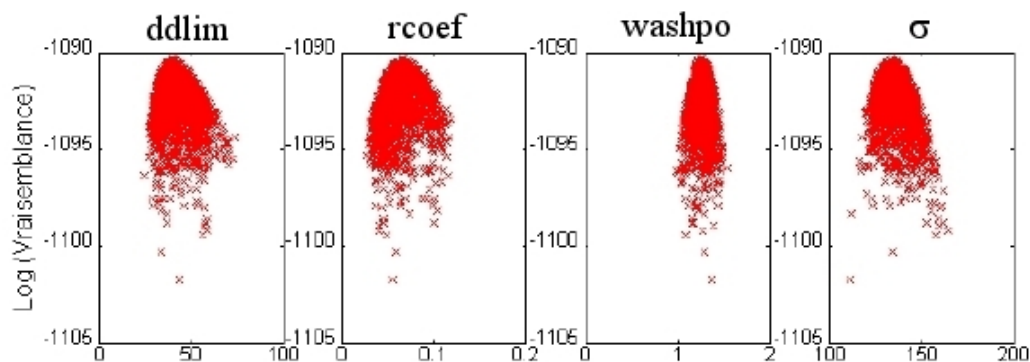


FIG. 3.13 – Valeurs des paramètres et des vraisemblances des jeux échantillonnés par l’algorithme MCMC.

bassin versant expérimental situé dans le quartier du Marais à Paris (Kanso, 2004; Kanso *et al.*, 2003).

Dans une perspective bayésienne, le modèle est reformulé selon l’équation 3.9. Les résidus \mathcal{E} (erreurs de modélisation) ont été supposés indépendants et identiquement distribués suivant une loi de Gauss $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Quatre paramètres sont donc à estimer : les trois paramètres du modèle d’accumulation et de lessivage des polluants (appelés *ddlim*, *washpo* et *rcoef*) et l’écart-type σ des résidus.

L’application de l’algorithme MCMC pour le calage des paramètres du modèle conduit à des résultats très comparables à ceux obtenus par une approche ”globale” dans la section 3.2.2.3. Les distributions a posteriori des paramètres sont relativement étalées sauf peut-être pour le paramètre *washpo* (figure 3.13). Les ordres de grandeur pour les valeurs des paramètres sont comparables et une analyse détaillée révèle des dépendances entre les paramètres (Kanso, 2004).

L’approche bayésienne apporte cependant une information complémentaire majeure. L’écart-type moyen calé des résidus de 133 mg/l est très proche de l’écart-type de la série des concentrations utilisée pour caler le modèle, soit 151 mg/l . En d’autres termes, une grande partie de la variabilité des concentrations observées n’est pas expliquée par le modèle déterministe de calcul de flux de polluants retenu et est portée par le modèle des résidus \mathcal{E} (cf. figure 3.14).

L’approche bayésienne confirme sans ambiguïté ce que beaucoup d’utilisateurs de modèles pressentaient : les modèles de calcul de flux de polluants dans les réseaux d’assainissement actuellement disponibles ne permettent pas d’expliquer les fluctuations observées des concentrations en polluant des eaux dans les réseaux d’assainissement. Par ailleurs,

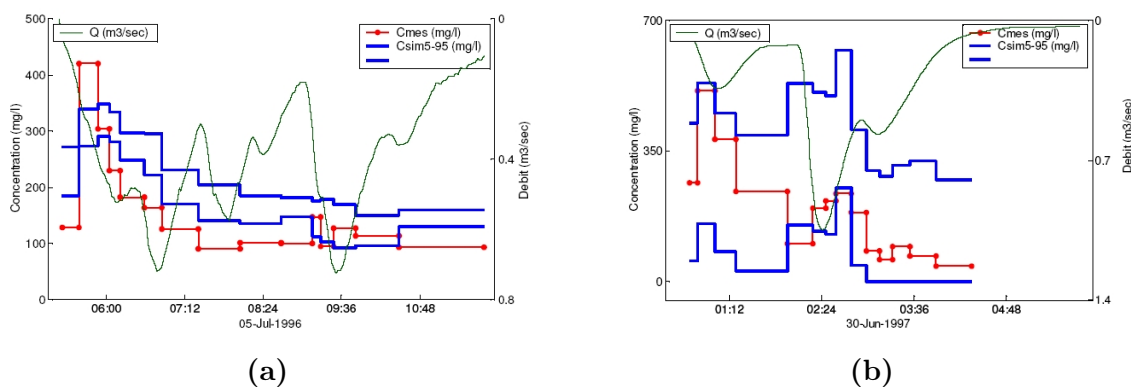


FIG. 3.14 – Comparaison des pollutogrammes mesurés et simulés pour deux événements pluvieux et estimation des intervalles de confiance à 95% par simulation Monte Carlo : a) prise en compte des seules incertitudes sur les valeurs des paramètres du modèle de calcul de flux de pollution (pollutogramme de calage), b) avec prise en compte des incertitudes liées aux résidus (pollutogramme de validation).

les dépendances observées entre les paramètres de modèles simples ne laissent pas beaucoup d'espoir d'améliorer les performances des modèles en les complexifiant. Multiplier le nombre de paramètres rendra d'autant plus difficile leur identification, ce qui a été confirmé (Kanso, 2004). Seule une augmentation importante des effectifs des échantillons de données disponibles pour le calage des modèles permettrait le développement de modèles plus élaborés. Dans cet exemple, l'approche bayésienne a clairement montré les limites des modèles de flux de polluants calés sur des séries de données assez limitées. Compte tenu de la complexité des processus en jeu et des limites des jeux de données disponibles pour caler des modèles, tout laisse penser que les fluctuations des concentrations en polluants dans les réseaux d'assainissement devront être considérées encore longtemps comme un processus essentiellement aléatoire.

3.4 Conclusions

La question de l'évaluation des incertitudes des valeurs de paramètres d'un modèle estimées par calage, i.e. de l'identifiabilité de ces paramètres, est une question relativement ancienne. Elle a été posée dès le début des années 1980 par Spear & Hornberger (1980) dans le domaine de la modélisation environnementale, comme nous l'avons vu au début de ce chapitre. Les méthodes permettant d'aborder cette question se sont progressivement développées et les publications sur ce sujet se sont multipliées (Beven & Binley, 1992; Zin, 2002). L'approche Bayésienne combinée aux algorithmes MCMC offre un cadre d'analyse

rigoureux et clair pour traiter cette question de l'inférence des valeurs des paramètres d'un modèle. Ces techniques restent cependant encore peu diffusées et utilisées en hydrologie. L'un des premiers articles y faisant référence (Kuczera & Parent, 1998), publié il y a près de dix ans, a été suivi de très peu d'autres travaux du même type si l'on excepte les publications récentes de Vrugt (Vrugt *et al.*, 2002; Vrugt & Bouten, 2002; Vrugt *et al.*, 2005). C'est peut-être le délai nécessaire pour que de nouvelles méthodes diffusent dans une communauté scientifique.

Ceci dit, il existe trois principales limites à l'application de cette approche, qui ne sont cependant pas incontournables :

- Si la formulation de l'approche bayésienne et le principe des algorithmes MCMC sont simples, leur mise en oeuvre, pour être efficace, nécessite des ajustements parfois délicats, en particulier un ajustement de la fonction de transition f . Un travail de réglage de la chaîne de Markov, passé ici sous silence, a souvent été nécessaire pour obtenir les résultats présentés dans ce chapitre. Une littérature abondante existe sur l'optimisation des algorithmes MCMC (Tanner, 1996). Différentes approches ont proposées en hydrologie : (i) ré-ajustements de la fonction f à partir de plusieurs chaînes de Markov fonctionnant en parallèle (Kuczera & Parent, 1998), (ii) technique dite Shuffled complex evolution Metropolis algorithm SCEM-UA inspirée de l'algorithme d'optimisation proposé par Duan *et al.* (1992) proposant une recherche globale par sous-domaines (Vrugt *et al.*, 2002). Il n'en reste pas moins, que malgré leur apparente simplicité, les algorithmes MCMC ne sont pas des outils clé en main, faciles à mettre en oeuvre pour des non-initiés.
- L'analyse MCMC nécessite de nombreux calculs. Elle est donc réservée aux modèles ayant des temps de calcul limités et un nombre de paramètres réduit. C'est généralement le cas des modèles utilisés en hydrologie. L'hydrologie devrait donc être un domaine d'application privilégié de ces techniques. Dans d'autres cas, les temps de calculs imposeront le choix de l'approche linéaire locale.
- L'approche bayésienne présentée dans ce chapitre, ne permet pas d'intégrer facilement les incertitudes sur les données d'entrée des modèles, souvent importantes en hydrologie. Des travaux préliminaires ont été conduits récemment pour intégrer ces incertitudes dans les analyses bayésiennes (Huard & Mailhot, 2006; Kuczera *et al.*, 2006). C'est certainement l'un des sujets de recherche majeurs des prochaines années en modélisation hydrologique.

Ceci dit, et pour conclure sur ce dernier sujet, les incertitudes sur les données d'entrée des modèles conduisent, lorsque l'on utilise des méthodes classiques d'inférence consistant à reporter toute l'erreur sur les sorties des modèles (cf. equation 3.9), à une estimation biaisée des paramètres comme le montrent très clairement Huard & Mailhot (2006). Ces biais se reportent sur les simulations effectuées à l'aide du modèle calé (i.e. moyenne des résidus

significativement différente de zéro entre autres). L'évaluation des biais de simulation permet de mesurer l'impact réel des incertitudes sur les données d'entrée sur l'estimation des valeurs des paramètres du modèle par calage. Or l'expérience montre que ces biais, ou du moins la moyenne des résidus, sont en général négligeables dans le cas de l'application de modèles pluie-débit. La non prise en compte des erreurs sur les entrées des modèles dans les procédures d'inférence classique ne semble donc pas réellement problématique dans la plupart des applications hydrologiques.

Chapitre 4

Les réseaux de neurones

Résumé

Un des produits des recherches menées dans les domaines de la cybernétique et de l'intelligence artificielle, les modèles neuronaux ou réseaux de neurones artificiels ont fait et font encore aujourd'hui l'objet de travaux de recherche et d'une littérature scientifique foisonnants dans de nombreux domaines. En hydrologie, cette abondance tranche avec le faible nombre, voire l'inexistence d'applications réellement opérationnelles des réseaux de neurones artificiels. Ce chapitre présente un exemple d'utilisation des réseaux de neurones pour la prévision hydrologique et propose un regard d'hydrologue sur les limites de ces outils.

Références

Mémoire de DEA de Raphael Gosset (Gosset, 2000)

Article : Gaume & Gosset (2003)

4.1 Présentation des réseaux de neurones

4.1.1 Introduction

Les articles scientifiques présentant des applications de réseaux de neurones artificiels en hydrologie, en particulier pour effectuer des prévisions, se sont multipliés ces dix dernières années (Karunanithi *et al.*, 1994; Hsu *et al.*, 1995; Minns & Hall, 1996; Dimopoulos *et al.*, 1996; Shamseldin, 1997; Zealand *et al.*, 1999b; Sajikumar & Thandaveswara, 1999; Jain *et al.*, 1999; Coulibaly *et al.*, 2000). Cette popularité peut être attribuée à leur apparente

facilité d'utilisation. Comme pour d'autres modèles dits "boîtes noires", et contrairement aux modèles "conceptuels", la construction d'un modèle pour une étude de cas particulière ne demande pas d'analyse détaillée et de compréhension des relations entre variables de forçage et variables dépendantes. Ce sont les algorithmes d'apprentissage (de calage) des réseaux qui analyseront automatiquement ces relations. D'autre part, comme les fonctions polynomiales, et contrairement au modèle linéaire, les réseaux de neurones sont des interpolateurs universels (*universal approximators*). Ce qui veut dire qu'en augmentant le nombre de degrés de liberté de ces modèles, on peut en théorie reproduire toute fonction continue et ceci quel que soit le niveau d'approximation souhaité (Hornik *et al.*, 1989). Les réseaux de neurones peuvent donc apparaître comme une solution intéressante pour simuler des processus hydrologiques, notamment les processus pluie-débit, bien connus pour être fortement non linéaires. Pourquoi donc, après plus de dix ans de recherches dans ce domaine, leurs applications opérationnelles reste-t-elles si peu nombreuses? Qu'est-ce qui se cache réellement derrière cette appellation séduisante de réseaux de neurones? Quelles sont les réelles performances de ces outils par rapport à des modèles mathématiques hydrologiques plus classiques? Ce sont les questions auxquelles tentera de répondre ce chapitre au travers d'une illustration.

4.1.2 Rappels historiques

L'histoire des réseaux de neurones artificiels débute en 1943 avec la présentation d'un modèle mathématique (neurone formel) sensé reproduire le fonctionnement d'un neurone physiologique par McCulloch & Pitts (1943). Ces travaux de recherche à la frontière des mathématiques et de la physiologie visaient à interpréter le fonctionnement du cerveau et les moteurs de la pensée intelligente. Ils sont considérés comme initiateurs de la cybernétique et étaient fortement imprégnés par une vision mécaniste et réductionniste du cerveau. On pensait alors que l'intelligence pouvait résulter d'une combinaison d'opérations simples (propagation d'influx nerveux) et que l'on serait donc capable de proposer des modèles mathématiques permettant de la simuler.

Quelques années plus tard, Hebb (1949) propose une théorie des mécanismes d'apprentissage basée sur la modification des connexions synaptiques entre les neurones (règle de Hebb). C'est l'intensité des connexions et donc des échanges de données entre les neurones qui constitue l'information stockée dans un réseau de neurones. Les neurones sont organisés en réseau. L'apprentissage conduit à structurer les connexions entre les neurones de ce réseau.

En 1958, Rosenblatt (Rosenblatt, 1958) développe le modèle du perceptron. C'est un ré-

seau de neurones à trois couches : une couche de perception (d'entrée), une couche de calcul (couche cachée) et une couche de sortie. Ce modèle a été par la suite étendu par la superposition de plusieurs couches cachées, l'information se propageant vers les couches supérieures (*feed-forward networks*).

Les réseaux de neurones prendront leur réel essor au milieu des années 1980 avec le développement de la micro-informatique. Parmi les apports scientifiques plus récents dans ce domaine, on peut citer la proposition de réseaux récurrents (*feed-back*) par Hopfield (1982) et la systématisation de l'usage des algorithmes de calage automatique (*back-propagation*) à la suite d'un article publié dans la revue Nature par Rumelhart *et al.* (1986).

Les modèles neuronaux sont donc le fruit des sciences de la cognition et de l'intelligence artificielle. Ils ont d'abord été utilisés dans des domaines connexes (reconnaissance d'images, de caractères, de voix...), avant que leur champ d'application ne s'élargisse (automatique, sciences de la terre...). Cependant, même lorsqu'ils sont employés dans d'autres domaines, les réseaux de neurones restent une branche à part de la modélisation mathématique possédant son vocabulaire et ses paradigmes spécifiques hérités des sciences de la cognition. Ce qui est généralement appelé calage, optimisation et inversion, prend le nom d'apprentissage ou de rétropropagation. De même, la notion de parcimonie est quasiment absente des travaux sur les réseaux de neurones comme nous le verrons par la suite. Les réseaux possédant de nombreux paramètres de calage ne sont généralement pas considérés comme sur-paramétrés. Leurs moins bonnes performances en validation sont attribuées à un sur-calage sur le jeu de données d'apprentissage (*over-training*).

4.1.3 Le neurone

Un neurone est une unité de calcul élémentaire qui comporte n données d'entrée (x_1, x_2, \dots, x_n) et qui renvoie une donnée de sortie unique y dépendant des valeurs des données d'entrée. Le neurone effectue deux opérations sur ces données d'entrée : 1) une combinaison linéaire suivie 2) d'une transformation non linéaire. Ceci peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = A\left[w_0 + \sum_{i=1}^n (w_i \cdot x_i)\right] \quad (4.1)$$

où w_i correspondent aux "poids" du neurone (weights), et A est une fonction dite "fonction d'activation". La fonction d'activation est généralement non linéaire. Dans le cas où cette fonction est linéaire, on retrouve le modèle linéaire. La fonction d'activation la plus souvent retenue dans les études précédentes est la fonction dite sigmoïde : $y = A(x) = 1/(1 + e^{-x})$ (cf. figure 4.1). On note que la fonction sigmoïde renvoie des valeurs comprises dans

l'intervalle $[0, 1]$. Il est donc nécessaire de transformer cette donnée de sortie pour que le réseau de neurones puisse générer des valeurs non limitées à cet intervalle. C'est le rôle de la couche de sortie du réseau de neurones (cf. ce qui suit).

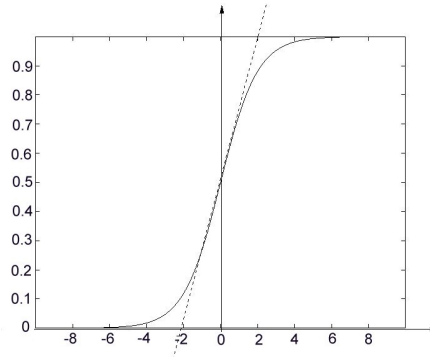
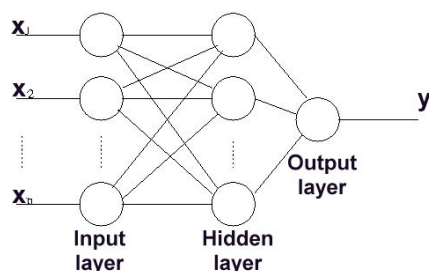


FIG. 4.1 – La fonction sigmoïde (ou logistique), quasi linéaire sur l'intervalle $[-1, 1]$ (Gosset, 2000).

4.1.4 Le perceptron

Les neurones sont organisés en réseau. Le perceptron, premier type de réseau proposé et encore très largement utilisé, est composé de trois couches (figure 4.2) :

- Une couche de neurones d'entrée (*input layer*) qui contient autant de neurones que de variables de forçage ou d'entrée prises en compte. Les neurones de cette couche n'ont qu'une donnée en entrée et une donnée en sortie. Ils réalisent essentiellement une normalisation de ces données d'entrée afin qu'elles prennent des valeurs dans des gammes comparables : typiquement dans l'intervalle $[0, 1]$ ou $[-1, 1]$.
- Une couche de neurones dite "couche cachée" (*hidden layer*) dont le fonctionnement vient d'être décrit. Chaque neurone de la couche cachée a pour données d'entrée toutes les sorties des neurones de la couche d'entrée.
- Une couche de neurones de sortie (*output layer*), qui réalise généralement une combinaison linéaire des sorties des neurones de la couche cachée. La couche de sortie comporte autant de neurones que de données de sortie, généralement 1. Notons ici que, si la fonction d'activation des neurones de la couche cachée est la fonction sigmoïde et le neurone de la couche de sortie est linéaire, alors la donnée de sortie du réseau est nécessairement bornée. Ceci peut poser un problème lorsque le réseau simule des données non bornées. Il peut ne pas être en mesure de simuler des valeurs nettement supérieures aux valeurs présentes dans l'échantillon de données utilisé pour le calage du réseau de neurones.

FIG. 4.2 – Perceptron à n entrées et une sortie (Gosset, 2000).

Les principales extensions du modèle du perceptron proposées depuis les travaux de Rosenblatt ont consisté à proposer de multiplier le nombre de couches cachées et à prévoir la possibilité de boucles au sein du réseau (réseau récurrents), la variable de sortie d'une couche de neurones pouvant être donnée d'entrée de neurones de la couche précédente, possibilité que n'offre pas le modèle du perceptron. Dans ce qui suit, nous nous limiterons au modèle du perceptron à trois couches. C'est le modèle qui a, de loin, été le plus utilisé en hydrologie jusqu'à présent. C'est, de plus, un modèle, ou plutôt une classe de modèles, qui a déjà la propriété d'être un interpolateur universel (Lippmann, 1987).

Lors de la mise en oeuvre d'un réseau de neurones, le nombre de variables de forçage j et le nombre de neurones m de la couche cachée doivent être définis. Un algorithme d'ajustement automatique est ensuite utilisé pour déterminer, à partir d'un jeu de données de calage (d'apprentissage), les valeurs optimales des poids des neurones qui sont les paramètres à caler du modèle. Différentes approches ou procédures ont été proposées pour choisir les valeurs optimales de j et m (cf. ce qui suit). Dans la suite de ce chapitre nous noterons $FNN(j, m, l)$, un réseau ayant j variables de forçage et donc j neurones dans la couche d'entrée, m neurones dans la couche cachée et l variables de sortie. Un réseau de neurones comporte donc autant de poids que de neurones de la couche cachée et multipliés par le nombre de variables de forçage plus 1 (constante de l'équation 4.1) auxquels il faut ajouter les poids des neurones de la couche de sortie. Le nombre de poids n est donc donné par l'équation suivante :

$$n = (j + 1)m + (m + 1)l \quad (4.2)$$

Le nombre de paramètres de calage d'un réseau de neurones croît donc assez rapidement avec le nombre de variables de forçage et de neurones. A titre indicatif, un réseau de neurones $FNN(15,4,1)$ comporte 69 paramètres! En hydrologie, le nombre de paramètres des réseaux présentés dans la littérature dépasse souvent la centaine (Coulibaly *et al.*,

1999; ASCE, 2000a; Anctil *et al.*, 2004). A titre de comparaison, les modèles conceptuels pluie-débit utilisés en hydrologie comptent souvent peu de paramètres : 6 pour le modèle qui sera présenté dans la suite de ce chapitre.

4.2 Quelques réflexions préliminaires

4.2.1 Modèles du cerveau humain ou simples modèles

Si l'on fait abstraction du contexte de l'intelligence artificielle, les réseaux de neurones, et en particulier le perceptron, constituent une famille de fonctions mathématiques fondée sur la composition de fonctions linéaires et d'une fonction non linéaire particulière : une fonction d'activation généralement sigmoïde. Cette famille est suffisamment large pour lui conférer la propriété d'interpolateur universel, mais on peut imaginer bien d'autres familles du même type. Nous avons cité plus haut les fonctions polynomiales à titre d'exemple. Rien ne distingue réellement ces modèles qui pourrait justifier *a priori* leurs performances supérieures à d'autres types de modèles pour la simulation et la prévision. Par ailleurs les travaux de recherche récents en physiologie ont largement remis en cause les conceptions initiales sur le fonctionnement du cerveau à l'origine du modèle de perceptron (La Recherche, 2006). On peut donc aujourd'hui difficilement invoquer les similitudes avec le fonctionnement du cerveau à l'appui de l'utilisation des réseaux de neurones.

4.2.2 Un nombre de paramètres élevé

Le nombre de paramètres des réseaux de neurones est rarement évalué et discuté dans les publications scientifiques. Il est souvent très élevé comme nous l'avons déjà signalé et peut surprendre de nombreux modélisateurs. En effet, l'accroissement du nombre de paramètres d'un modèle améliore certes ses performances en interpolation (calage), mais pas nécessairement ses performances en extrapolation (prévision ou validation). Comme l'ont noté de nombreux concepteurs de modèles mathématiques en environnement (Perrin *et al.*, 2001; Jakeman & Hornberger, 1993; Jorgensen, 1988), et certains utilisateurs de réseaux de neurones (Amari *et al.*, 1997; Reed, 1993), au-delà d'un certain nombre de paramètres, les performances des modèles en validation décroissent. Le modèle perd, en quelque sorte, en généralité, les valeurs de ses paramètres devenant trop spécifiques du jeu de données utilisé pour les caler. Cet état de fait, bien connu des modélisateurs (Box & Jenkins, 1970; Jakeman & Hornberger, 1993), a conduit à recommander des approches de modélisation parcimonieuses en paramètres. Certains critères de choix du nombre de paramètres d'un

modèle, comme le critère d'information d'Akaike (Akaike, 1973), ont même été proposés. Le nombre de paramètres d'un modèle doit être en rapport avec la richesse informative du jeu de données utilisé pour son calage. L'application du principe de parcimonie conduit souvent à limiter fortement le nombre de paramètres des modèles utilisés, généralement moins de 10 (Perrin *et al.*, 2001; Jakeman & Hornberger, 1993). On est ici bien loin des dizaines de paramètres (poids) des réseaux de neurones même les plus simples. Bien entendu, la limitation du pouvoir prédictif des modèles lorsque leur complexité augmente a aussi été constatée dans le cas des réseaux de neurones. Des algorithmes ont été proposés afin de limiter le nombre de paramètres des réseaux (Anctil *et al.*, 2004). Mais très généralement, la réponse apportée au problème de sur-paramétrage est très différente de celles d'autres branches de la modélisation. Au lieu de considérer les modèles comme "sur-paramétrés" et de limiter donc le nombre de leurs degrés de liberté (paramètres) - approche il est vrai assez peu compatible avec la philosophie de modélisation des réseaux de neurones basée sur l'organisation de réseaux si possible complexes similaires au réseau des neurones d'un cerveau - les réseaux de neurones ont été considérés comme "sur-calés". Par "sur-calé" on entend que l'ajustement au jeu de données de calage a été poussé trop avant, rendant le modèle trop spécifique de ce jeu. Des algorithmes d'ajustement ont donc été proposés combinant un jeu de données de calage et un jeu de validation (*cross-validation*). L'algorithme de calage s'interrompt prématurément, avant d'avoir atteint un maximum du critère de calage, lorsque le critère de validation décroît (Maier & Dandy, 2000; Imrie *et al.*, 2000; Coulibaly *et al.*, 1999; Amari *et al.*, 1997). Ces algorithmes de validation croisée sont des réponses pratiques à un problème rencontré lors de l'application des réseaux de neurones, une sorte de pis-aller. Ils laissent une part importante de l'ajustement des valeurs des poids au hasard, sont difficiles à utiliser - de nombreuses répétitions d'ajustements sont souvent nécessaires dont on ne retient que le meilleur résultat - et leur efficacité réelle est discutée (Hassoun, 1995). Une autre approche consiste à réduire la "taille" du réseau de neurones après calage en annulant les poids auxquels le critère de calage est peu sensible (*pruning algorithms*). Il s'agit d'une sorte d'élagage a posteriori du réseau de neurones. Cette approche a connu un certain succès au début des années 1990 (Reed, 1993), mais n'a pas été employée en hydrologie à notre connaissance. Dans l'exemple qui suit, les performances des réseaux de neurones seront jugées à l'aune de la procédure de calage puis validation utilisée classiquement pour d'autres types de modèles. L'utilisation d'une procédure unique facilitera les comparaisons entre modèles.

4.2.3 Un manque d'éléments de comparaison

A l'exception de quelques travaux (ASCE, 2000b; Tokar & Markus, 2000; Anctil *et al.*, 2004), les articles présentant des applications de réseaux de neurones en hydrologie portent exclusivement sur les réseaux de neurones, sans comparaison avec d'autres types de modèles. Il est alors bien difficile de se faire une idée des performances réelles de ces modèles sans éléments de référence. Lorsqu'une comparaison est effectuée, c'est bien souvent avec des modèles de régression linéaire ou non linéaires dont on sait qu'ils sont assez mal adaptés à de nombreuses applications hydrologiques et constituent donc de bien modestes étalons (Coulibaly *et al.*, 1999). Par ailleurs, Maier & Dandy (1996) à l'occasion d'une revue bibliographique des publications portant sur l'utilisation des réseaux de neurones en hydrologie, remarquaient dans leurs conclusions que, dans la quasi totalité des cas, les résultats de validation des modèles présentés portaient sur le jeu de données de validation utilisé lors du calage à l'aide d'un algorithme de validation croisée décrit dans le paragraphe précédent. Ce jeu de données a donc servi à définir la structure du réseau et à ajuster les valeurs de ses paramètres. Il ne peut donc être considéré comme un jeu de validation indépendant. Lorsqu'une procédure de validation croisée est utilisée, un troisième jeu de données indépendant est nécessaire pour effectuer une réelle validation du modèle de réseau de neurones. Ce constat de Maier & Dandy (1996) reste d'actualité : il existe bien souvent une ambiguïté sur le terme de validation dans la littérature consacrée aux réseaux de neurones.

En conclusion, les études comparatives où les réseaux de neurones et d'autres modèles hydrologiques sont évalués selon les mêmes critères manquent encore actuellement. Les résultats d'une de ces études sont présentés dans ce qui suit.

4.3 Application pour la prévision hydrologique : un exemple

4.3.1 Etude de cas et méthodologie

4.3.1.1 Les données utilisées

Le processus pluie-débit est généralement décrit comme un processus fortement non linéaire, en particulier dans le cas de bassins versants de petites surfaces (Bras, 1990). La prévision des débits de cours d'eau à partir des données pluviographiques semble donc être un type d'application pour lequel les réseaux de neurones devraient être particulièrement adaptés et donc indiqué pour tester l'efficacité de ce type de modèles. L'étude de cas traitée dans ce qui suit, vise à développer un modèle de prévision à 1 jour du débit moyen jour-

nalier d'un cours d'eau, en fonction des débits moyens mesurés les jours précédents et des données météorologiques (cumuls de pluie journaliers, évapotranspiration potentielle). Les données mesurées durant la période 1986-1995 sur le Sauzay, un petit cours d'eau du bassin parisien (bassin versant de 81 km²), ont été utilisées : mesures des débits, cumuls pluviométriques journaliers (appareil de mesure situé sur le bassin versant) et évapotranspiration potentielle journalière issue de la station météorologique la plus proche. Les données de la période 1986-1990 ont été utilisées pour le calage des modèles et les données de la période 1991-1995 pour leur validation (figure 4.3). Ces deux jeux de données ont des caractéristiques proches comme l'indique le tableau 4.1. Si les modèles testés sont adaptés, leurs performances ne devraient pas trop se dégrader entre le calage et la validation.

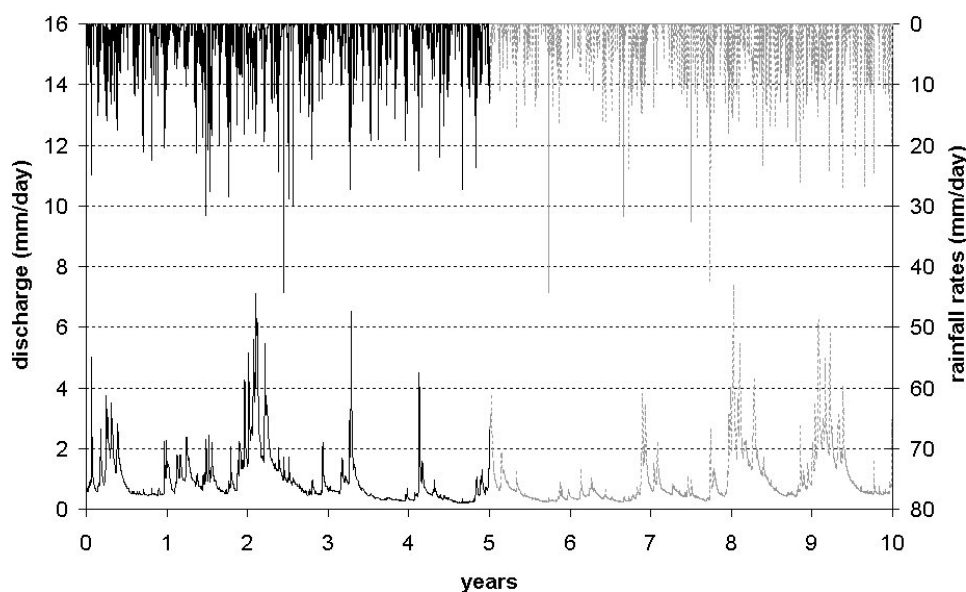


FIG. 4.3 – Série des débits moyens journaliers et des cumuls de pluie mesurés sur le Sauzay, période 1986-1995 : jeu de calage (lignes noires) et jeu de validation (lignes de grises).

4.3.1.2 Les modèles

Afin de pouvoir évaluer les performances des réseaux de neurones, deux modèles alternatifs ont été testés : le classique modèle linéaire et un modèle conceptuel pluie-débit à 4 paramètres GR4J (Edijatno *et al.*, 1999).

La variable de sortie y du modèle linéaire est la somme pondérée des variables de forçage (x_1, x_2, \dots, x_n) :

	Jeu de calage	Jeu de validation
Pluie moyenne annuelle	792 <i>mm</i>	798 <i>mm</i>
Ecoulement moyen annuel	356 <i>mm</i>	348 <i>mm</i>
Nombre moyen de jours pluvieux	188	189
Pluie maximale journalière	44 <i>mm/j</i>	44 <i>mm/j</i>
Ecoulement moyen journalier	7.1 <i>mm/j</i>	7.4 <i>mm/j</i>
Ecoulement minimum journalier	0.19 <i>mm/j</i>	0.23 <i>mm/j</i>

TAB. 4.1 – Statistiques descriptives des jeux de données de calage et de validation disponibles sur le Sauzay (Gaume & Gosset, 2003).

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad (4.3)$$

Remarquons que les équations 4.3 et 4.1 sont équivalentes si la fonction d'activation A est une fonction linéaire. Le modèle linéaire peut-être considéré comme un réseau de neurones dont toutes les fonctions d'activation sont linéaires.

La figure 4.4 présente l'organigramme du modèle GR4j. Les quatre paramètres du modèles sont X_1 et X_2 (capacités des réservoirs superficiels et souterrains), X_3 (contrôle des échanges profonds) et X_4 (constante de temps des hydrogrammes unitaires) (Rakem, 1999).

Contrairement au modèle linéaire et aux réseaux de neurones, le modèle GR4j et les autres modèles conceptuels n'intègrent pas les dernières valeurs de débits mesurées dans leurs prévisions. L'écart-type de l'erreur de prévision de ces modèles fondés uniquement sur les pluies et l'ETP précédentes est bien souvent supérieur à l'écart-type des variation de débits sur un ou quelques jours. Ils doivent donc être adaptés pour être utilisés pour effectuer des prévisions à court terme. Diverses méthodes d'assimilation des dernières valeurs de débits mesurés ont été proposées, parmi lesquels le recalage en temps réel des paramètres du modèle ou le couplage du modèle pluie-débit et d'un modèle linéaire autorégressif (AR) de ses erreurs de prévision. Après ajustement, la procédure de recalage semble conduire à des résultats légèrement meilleurs que le couplage avec un modèle AR (Yang & Michel, 2000). Cette deuxième solution, plus simple à mettre en oeuvre et plus robuste, a été cependant retenue. Le modèle AR comporte aussi des paramètres à caler (2 dans le cas présent ou seules les deux erreurs précédentes ont été considérées). L'ensemble GR4j combiné avec le modèle AR de prévision des erreurs comporte donc 6 paramètres.

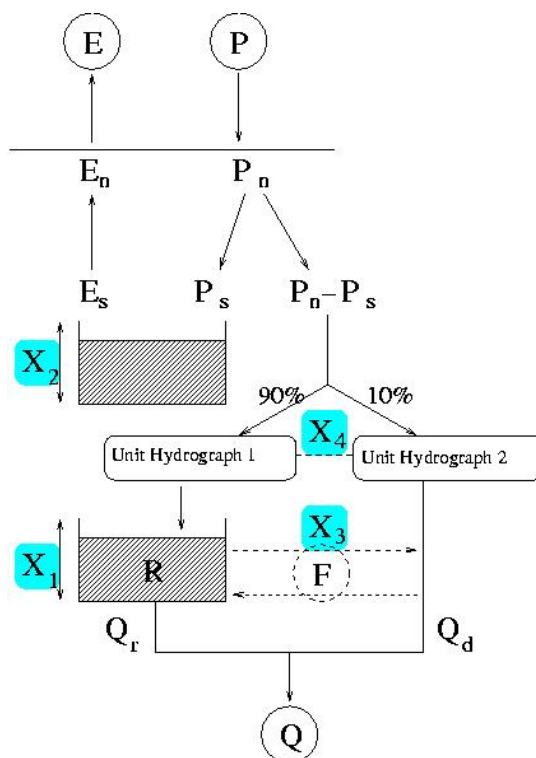


FIG. 4.4 – Organigramme du modèle GR4j.

4.3.1.3 La démarche

C'est la somme des écarts quadratiques entre données simulées y_i et observations Q_i (i étant l'indice de temps) qui est utilisée comme critère de performance lors du calage et de la validation des différents modèles. Pour faciliter l'interprétation des résultats, cette somme est normée par la somme des carrés des fluctuations inter-journalières des débits, fluctuations que l'on cherche à prévoir. Finalement, le critère retenu *CRIT*, généralement appelé critère de persistance, a pour expression :

$$CRIT = 1 - \frac{\sum_i (y_i - Q_i)^2}{\sum_i (Q_i - Q_{i-1})^2} \quad (4.4)$$

Lorsque la prévision est parfaite, le critère retenu prend la valeur 1. Une valeur négative du critère indique que la reconduction du débit observé Q_{i-1} au pas de temps précédent est préférable à l'utilisation de la valeur y_i prévue par le modèle au sens des moindres carrés.

Concernant les réseaux de neurones et le choix du nombre de neurones, une approche constructive a été retenue (Kwok & Yeung, 1997). Différents réseaux sont mis en oeuvre en incrémentant progressivement le nombre de neurones du réseau. Le modèle retenu est celui

qui obtient les meilleurs résultats de validation. L'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt, considéré comme le mieux adapté au calage des réseaux de neurones (Hagan & Menhaj, 1994), a été utilisé. Le calage des réseaux de neurones présente une dernière difficulté. La fonction "critère de calage" n'a généralement pas un optimum bien localisé dès que le réseau comporte plus d'un neurone. Différentes optimisations avec différentes valeurs initiales conduisent à des optimums locaux aux valeurs de fonction critère voisines. L'utilisateur est alors confronté à un choix : sélectionner l'un de ces optimums (Zealand *et al.*, 1999b; Imrie *et al.*, 2000; Coulibaly *et al.*, 2000) sachant que ce choix et donc les performances du réseau de neurones seront en partie le fait du hasard (Shamseldin, 1997), ou bien considérer un ensemble de ces optimums pour limiter l'effet du hasard. C'est cette deuxième solution qui a été retenue ici. Pour chaque réseau de neurones, une série de 20 calages a été réalisée et les résultats de calage et de validation de ces 20 réseaux calés analysés. Dans les figures, les résultats de ces vingt réseaux seront synthétisés sous la forme de "diagrammes à moustaches" (figure 4.5).

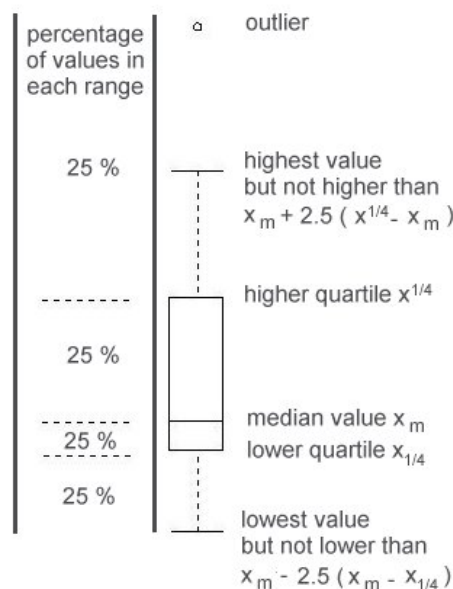


FIG. 4.5 – Interprétation d'un diagramme à moustaches.

La ligne centrale du diagramme représente la valeur médiane de l'échantillon des vingt valeurs. Le rectangle délimite les quartiles de l'échantillon (50% des valeurs sont situées dans les limites du rectangle). Les moustaches s'étendent jusqu'aux valeurs maximales dans la limite de 2.5 fois la distance entre la valeur médiane et le quartile. Les valeurs qui s'écartent de ces limites, si elles existent, sont considérées comme des "horsains" et représentées par des ronds. Les performances des réseaux de neurones seront essentiellement

jugées sur les valeurs médianes des échantillons, mais il est intéressant de conserver la vision de la dispersion des résultats, en particulier en phase de validation.

Notons enfin que des données redondantes ou non informatives peuvent réduire les performances des réseaux de neurones selon certains auteurs (Shamseldin, 1997). Le nombre de neurones de la couche d'entrée du réseau (i.e. le nombre de données d'entrée) peut aussi faire l'objet d'une optimisation (Abrahart *et al.*, 1999). Afin de tester l'effet éventuellement perturbateur des données d'entrée, deux configurations sont testées : des réseaux ayant pour données d'entrées les 5 valeurs précédentes de pluie, ETP et débits, et des réseaux ayant un jeu réduit de données d'entrées (i.e. les 6 valeurs qui sont affectées des poids les plus élevés lors du calage du modèle linéaire, à savoir les trois valeurs précédentes de pluie, les deux valeurs précédentes de débit et la valeur précédente d'ETP).

4.3.2 Les résultats

4.3.2.1 Comparaison des performances des différents modèles

La figure 4.6 synthétise les résultats en calage et validation obtenus pour les différents modèles testés. Comme prévu, la performance médiane en validation des réseaux de neurones commence par croître lorsque le nombre de neurones augmente, avant de décroître progressivement, signe d'un nombre trop important de paramètres. L'optimum en terme de nombre de neurones est relativement bas : FNN(15,2,1), modèle à deux neurones dans la couche cachée et 48 paramètres ou FNN(6,2,1).

La comparaison des performances des réseaux à 15 et à 6 neurones dans la couche d'entrée ne révèle pas d'effet perturbateur éventuellement lié à un nombre de données d'entrée trop élevé. Les performances médianes en validation du meilleur réseau à 15 neurones sont, en particulier, plus élevées que celles du meilleur modèle à 6 neurones. D'autre part, la différence entre l'écart-type de l'erreur médiane du meilleur réseau de neurones en validation et l'écart-type de l'erreur du modèle linéaire est modeste : $0.14 \text{ m}^3/s$ et $0.16 \text{ m}^3/s$ respectivement. Ces valeurs sont sensiblement supérieures à l'écart-type de l'erreur du modèle GR4j, modèle spécifiquement développé pour la modélisation pluie-débit : $0.09 \text{ m}^3/s$.

Une analyse détaillée des résultats obtenus, met en évidence que la différence entre les modèles se situe essentiellement dans la prévision des phases d'amorce de montée de crue et de début de décrue (cf. figure 4.7.b et 4.7.d). Les prévisions de l'un des réseaux de neurones FNN(15,2,1) et du modèle linéaire sont très proches. Ces deux modèles anticipent mal les changements de tendance, induits par les variations de pluviométrie, signe qu'ils

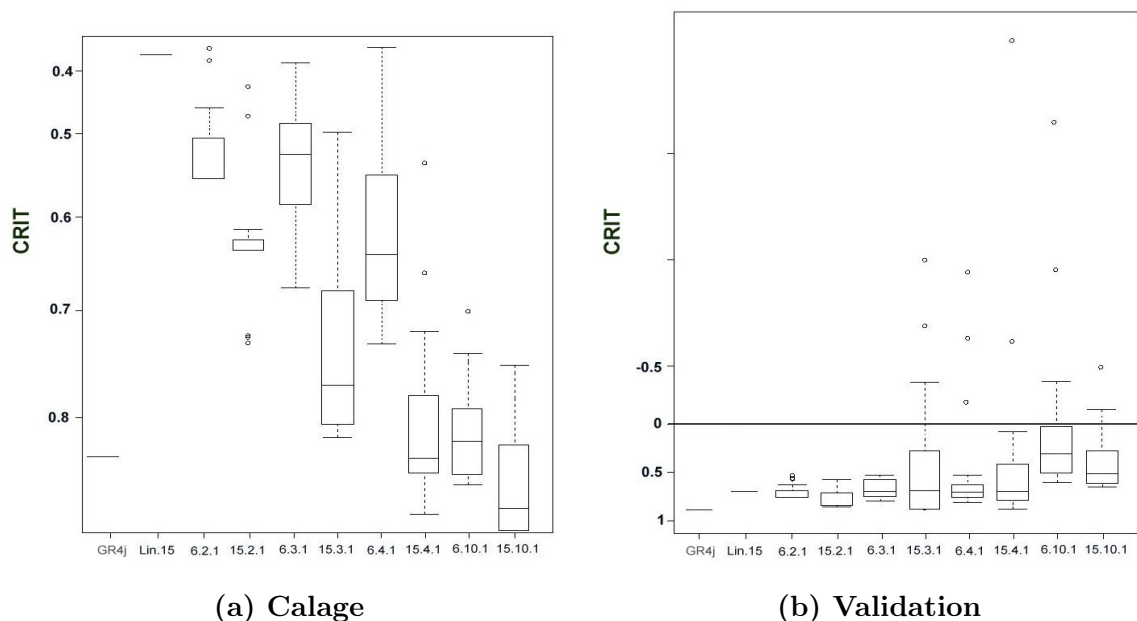


FIG. 4.6 – Performances de différents modèles de prévision du débit moyen journalier de la rivière le Sauzay à 1 jour (Gaume & Gosset, 2003).

valorisent assez mal l'information pluviométrique disponible. Les valeurs des coefficients du modèle linéaire indiquent que le modèle calé est essentiellement un modèle autorégressif (i.e. prévision des débits à partir des débits antérieurs), marginalement amélioré par la prise en compte des pluies : les valeurs des coefficients pondérateurs des pluies sont en effet très faibles. Sans que la même analyse puisse être conduite pour le réseau de neurones, compte tenu de la complexité de la relation entre variables de forçage et de sortie, la comparaison de ses résultats avec ceux du modèle linéaire et son incapacité à anticiper les changements de tendance dans l'évolution des débits - défaut ennuyeux pour un modèle de prévision - conduisent à des conclusions identiques.

Dans cet exemple, les performances des réseaux de neurones pour la prévision pluie-débit sont honorables mais apparaissent modestes en comparaison de celles du simple modèle linéaire et du modèle conceptuel GR4j. Le gain par rapport au modèle linéaire est assez marginal. *A priori*, ces conclusions peuvent apparaître différentes de celles d'autres auteurs ayant travaillé sur le même sujet (Anctil *et al.*, 2004; Tokar & Markus, 2000; Coulibaly *et al.*, 2000; Zealand *et al.*, 1999a; Sajikumar & Thandaveswara, 1999). Cependant, il existe souvent une ambiguïté sur la nature de la validation qui est pratiquée dans le cas des réseaux de neurones comme nous l'avons mentionné plus haut (Maier & Dandy, 1996), rendant difficile la comparaison entre études et avec d'autres types de modèles. Les réseaux de neurones, moyennant un choix judicieux du nombre de leurs paramètres, permettent

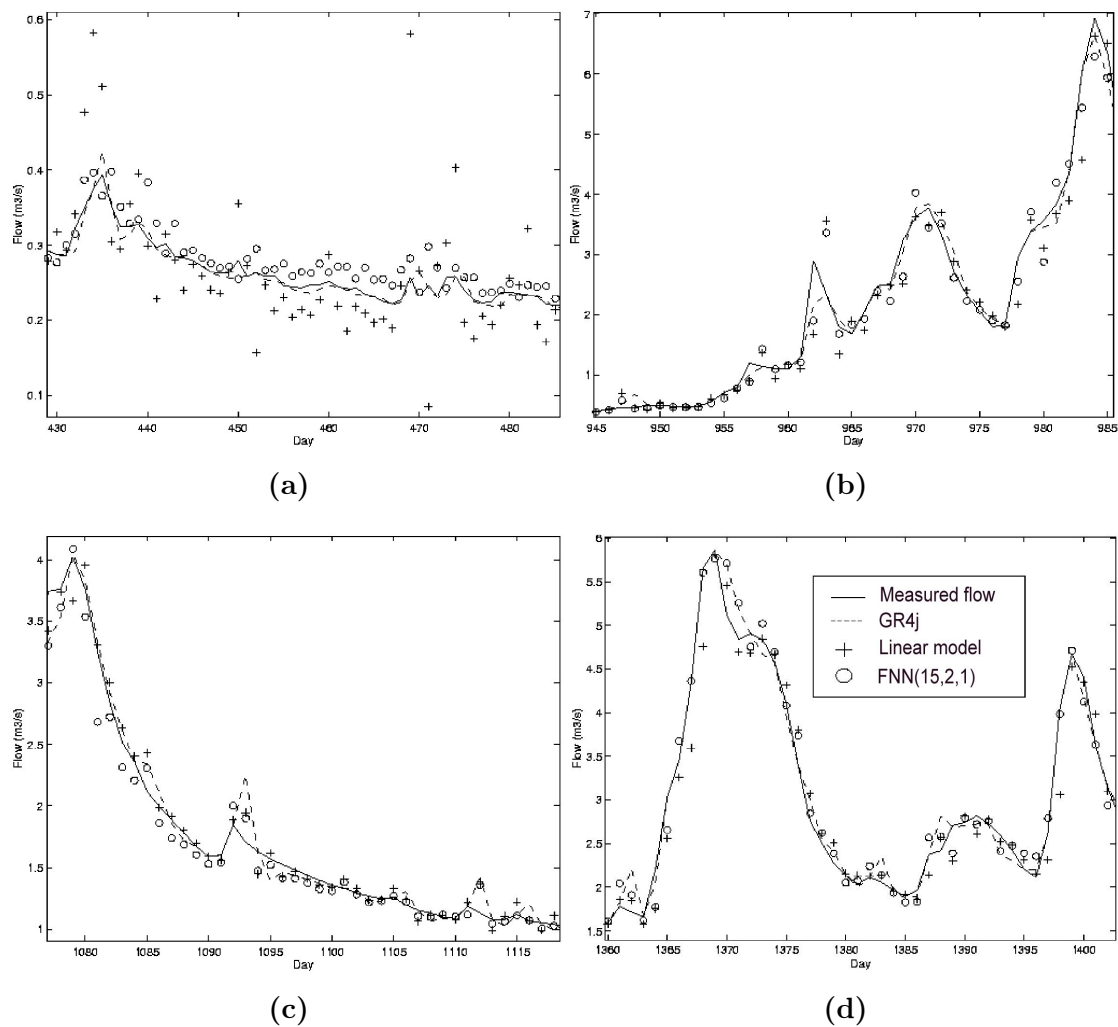


FIG. 4.7 – Le sauzay : hydrogrammes prévus et observés (a) étiage (17 juin 1992), (b) montée de crue (22 nov. 1993), (c) décrue (2 avril 1997), et (d) crue (10 janvier 1995). (Gaume & Gosset, 2003).

un gain de plus de 10% sur la valeur de l'écart-type des erreurs de prévision sur le jeu de données de validation par rapport au modèle linéaire. Ce gain aurait pu paraître significatif sans l'élément de référence que constitue la performance du modèle GR4j. Cet élément de référence (modèle de référence, valeur cible du critère pour les besoins de la prévision) à l'aune duquel jauger les écarts de performance manque souvent dans les études portant sur la comparaison de modèles. Enfin, comme le souligne Shamseldin (1997), les résultats de comparaisons sont souvent très dépendants des études de cas.

4.3.2.2 Pistes d'interprétation des résultats obtenus

Comment expliquer qu'un modèle non linéaire, le réseau de neurones, ne soit pas beaucoup plus performant que le modèle linéaire pour rendre compte d'un processus connu pour être fortement non linéaire? L'une des explications possible réside dans les nombreuses incertitudes qui entachent les données hydrométriques : erreurs de mesure, incertitudes liées aux interpolations spatiale et temporelle, incertitudes liées à l'effet des variables de forçage non prises en compte dans le modèle. A titre d'exemple, l'écart-type des incertitudes liées à la mesure de débit représente à lui seul de 5 à 15% de la valeur mesurée (Sivakumar *et al.*, 1999b). Un moyen simple de tester l'impact des incertitudes sur le calage des réseaux de neurones consiste à travailler sur des données synthétiques - données de débit du Sauzay simulées à l'aide du modèle GR4j - auxquelles on ajoute un bruit blanc : bruit gaussien dans le cas présent, ayant un écart-type relatif d'erreur croissant (0, 5, 10 and 15%). Les résultats de ces essais sont synthétisés dans la figure 4.8.

On constate que les performances des réseaux de neurones sont excellentes lorsque qu'il n'y a pas d'incertitudes. Elles sont très proches de celles du modèle GR4j - modèle à l'aide duquel ont été générées les données - et très nettement supérieures à celles du modèle linéaire. Ce gain est déjà très significatif pour un réseau à deux neurones dans la couche cachée. C'est un résultat assez remarquable qui confirme l'efficacité de la famille de fonctions que représentent les réseaux de neurones avec fonction d'activation sigmoïde en tant qu'outils d'interpolation. Elle permet d'approcher rapidement une fonction non linéaire avec une relative économie de moyens, i.e. un nombre limité de neurones. Deux neurones dans la couche cachée représentent cependant déjà 48 paramètres à caler : l'économie de moyen est donc toute relative. En revanche, la saturation du réseau (i.e. la dégradation de ses performances en validation) apparaît tout aussi tôt que dans le cas précédent. Même avec des données "parfaites", le réseau optimal possède 2 ou 3 neurones dans sa couche cachée.

Ce test indique aussi que les performances des réseaux de neurones se dégradent rapidement lorsque le niveau d'incertitude ou de bruit des données disponibles augmente. Elles

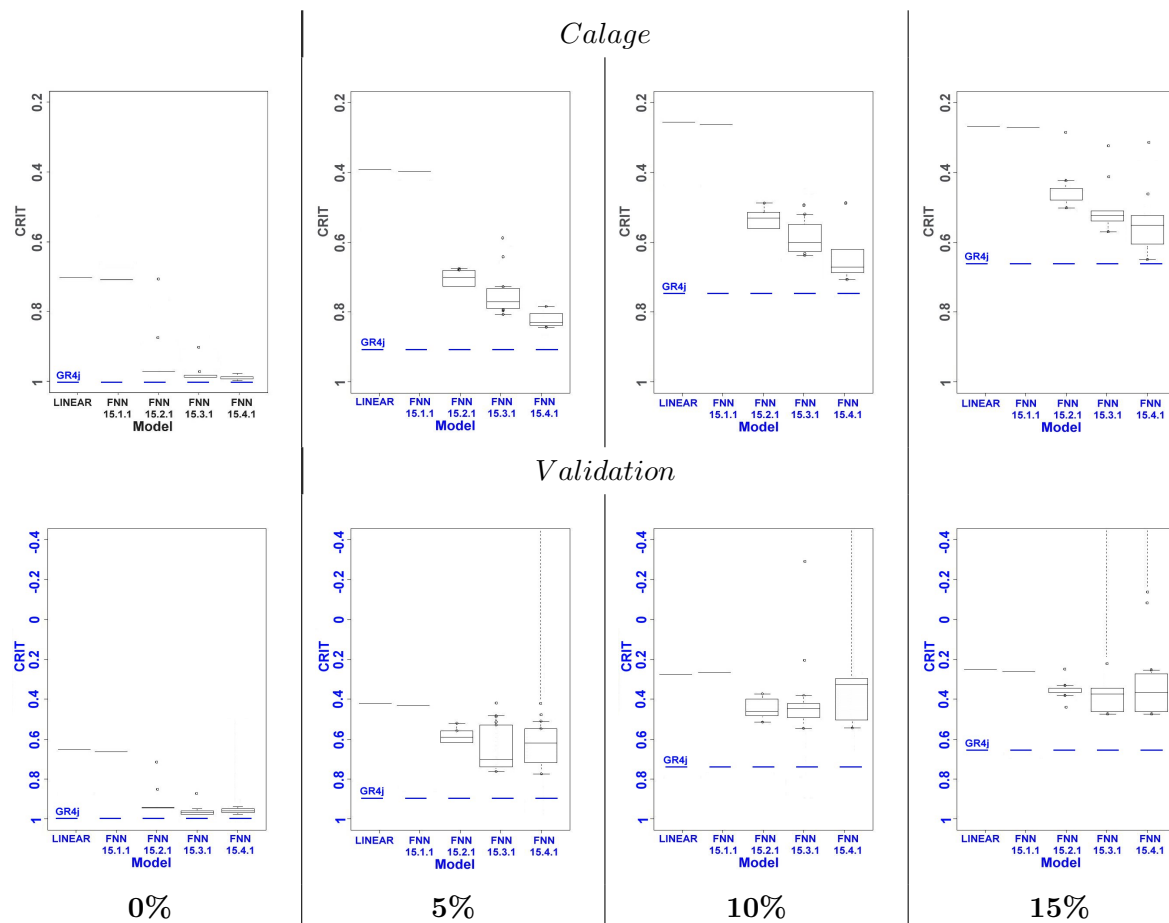


FIG. 4.8 – Evolution des erreurs - jeux de données de calage et de validation - avec différents niveaux de bruit. Une série synthétique de données produites par le modèle pluie-débit non linéaire GR4j. Les pointillés sont les valeurs obtenues avec le modèle GR4j (Gaume & Gosset, 2003).

s'écartent de celles du modèle GR4j, modèle par construction adapté à la simulation du processus étudié, pour se rapprocher de celles du modèle linéaire. Les réseaux de neurones font, en quelque sorte, difficilement la distinction entre le bruit et le signal déterministe lors du calage, à la différence du modèle GR4j. L'écart-type d'erreur du modèle GR4j est en effet très proche de l'écart-type du bruit blanc. On comprend assez bien que le tri entre le bruit et le signal déterministe est d'autant plus facile que les fonctions mathématiques du modèle calé sont adaptées au signal à simuler, comme c'est le cas dans cet exemple pour le modèle GR4j, et que le nombre de degrés de liberté du modèle est limité. Les deux vont de pair : seul un modèle adapté permet de s'ajuster à un jeu de données mesurées avec un nombre limité de paramètres de calage (i.e. de degrés de liberté).

Forts de cet éclairage, les résultats obtenus dans le cas de la prévision des débits du Sauzay (figure 4.6, très similaires à la figure 4.8.d) apparaissent assez logiques. Compte tenu de ce que nous venons de dire et des nombreuses sources d'incertitudes en hydrologie, il est assez naturel que les performances d'un modèle spécifiquement développé pour la modélisation pluie-débit (GR4j) soient meilleures que celles des modèles génériques que sont les réseaux de neurones.

L'hydrologie, compte tenu des nombreuses sources d'incertitudes, est donc probablement un domaine d'application peu favorable à l'utilisation de modèles d'interpolation génériques comme les réseaux de neurones.

4.3.2.3 Les risques de l'extrapolation avec les modèles "boîte noire"

Ajoutons avant de conclure que les modèles "boîte noire" ont aussi un autre inconvénient majeur par rapport aux modèles conceptuels simples : on ne maîtrise pas leur comportement en extrapolation pour des valeurs de variables de forçage sortant de la gamme de celles utilisées pour le calage du modèle. La figure 4.9 montre un exemple typique de sortie aberrante d'un réseau de neurones légèrement surparamétré. Les prévisions du modèle dans ce cas sont raisonnables pour la quasi totalité de la série de validation, mais aberrante dans le cas d'une crue modeste pour une raison inconnue liée à une structure particulière du jeu de variables de forçage, chaque variable prise individuellement restant dans la gamme du jeu de calage. Ce risque de prévisions totalement fausses peut, bien entendu, être rédhibitoire pour certaines applications. Le contrôle du nombre de neurones d'un réseau lors de son développement, comme nous l'avons illustré plus haut, permet cependant de le limiter.

En revanche, on ne maîtrise pas l'évolution des variables de sortie du réseau de neurones lorsque les variables de forçage sortent sensiblement de la gamme des valeurs pour lesquelles

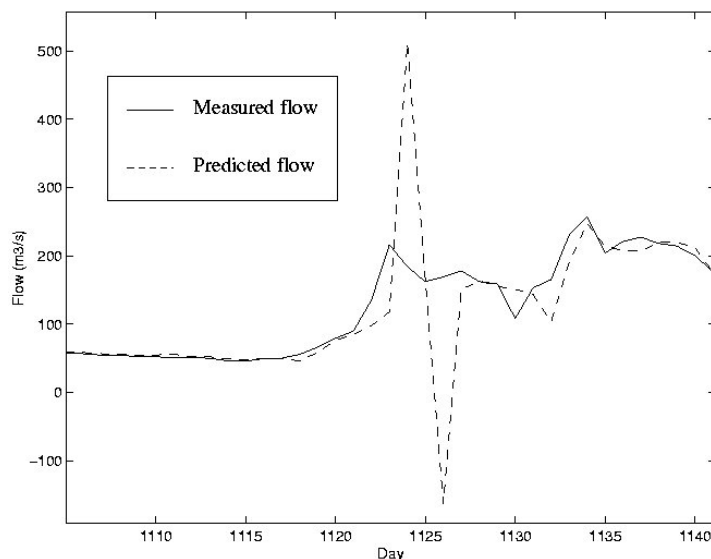


FIG. 4.9 – Exemple de prévisions aberrante d’un réseau de neurones FNN(15,4,1) : crue modérée du Sauzay (Gosset, 2000).

le modèle a été calé. La plupart des modèles conceptuels assurent par construction le respect de règles simples concernant le processus étudié, quelles que soient les valeurs des variables de forçage : conservation des volumes, rendements d’écoulements¹ inférieurs à 1 en crue, rendements croissants avec le volume ou l’intensité des pluies. Les réseaux de neurones à l’instar de tous les modèles ”boîtes noires” n’offrent aucune garantie de respect inconditionnel de ces règles. Ils sont donc susceptibles de générer des prévisions erronées lorsqu’ils sont utilisés en extrapolation. Prenons un exemple simple pour illustrer cette dernière idée, celui du calage d’un modèle d’évolution du niveau de remplissage d’une piscine alimentée à débit constant. Cette relation est linéaire si la piscine a des bords verticaux. La figure 4.10 montre les résultats obtenus sur cet exemple avec un modèle choisi arbitrairement : un modèle ”boîte noire”. Ce modèle donne des résultats très satisfaisants sur le jeu de données mesurées après calage mais propose une extrapolation totalement absurde compte tenu de ce que nous savons du processus étudié. C’est un processus *a priori* linéaire et à tout le moins strictement croissant. Nous ne faisons qu’illustrer ici, ce qui est souvent dit dans la littérature connexionniste : les réseaux de neurones sont des modèles d’interpolation, capables de reproduire un signal observé, mais doivent être utilisés avec prudence en extrapolation.

L’utilisation de modèles conceptuels, fondés sur une compréhension de la dynamique des processus simulés et respectant par construction un certain nombre de conditions sur la

¹rapport entre le volume d’une crue et le volume des pluies intégré sur le bassin versant

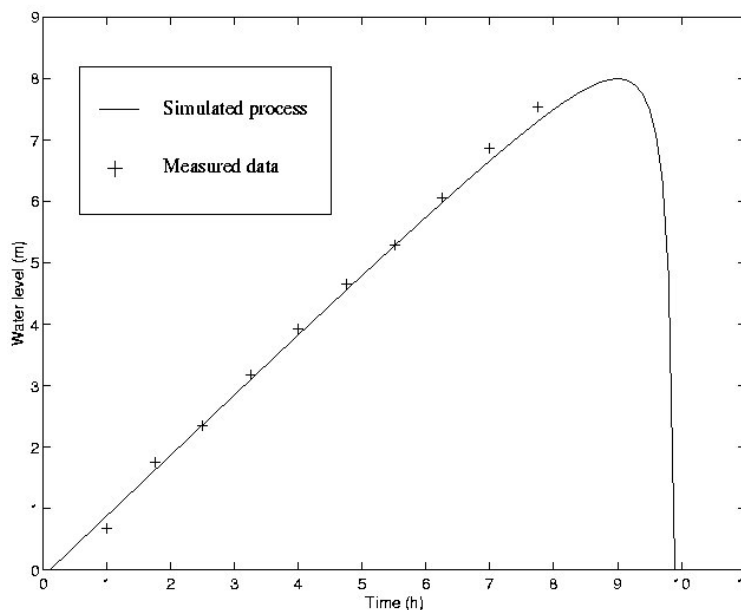


FIG. 4.10 – Courbe d'évolution du niveau de remplissage d'une piscine aux cours du temps (croix) et prévisions à l'aide d'un modèle calé ayant pour expression générale $f(x) = ax - \frac{1}{(x-10)^2}$, a étant le paramètre.

relation entre les variables de forçage et la variable de sortie paraît donc plus judicieuse - moins risquée - pour effectuer des extrapolations. Or c'est généralement comme outils d'extrapolation que l'on souhaite utiliser des modèles en hydrologie. On attend en particulier des modèles de prévision des crues qu'ils soient performants pour les crues majeures à venir, événements rares qui trouvent difficilement leur équivalent exact dans le jeu de données de calage.

4.4 Conclusions

Les réseaux de neurones sont des outils *a priori* séduisants. Ils ont été appliqués avec un certain succès, du moins d'après les publications scientifiques, dans de nombreux domaines. Leur mise en oeuvre ne demande pas d'expertise particulière sur la dynamique du processus étudié. Enfin de nombreux logiciels ou bibliothèques sont actuellement disponibles qui permettent assez rapidement de mettre en oeuvre des réseaux de neurones.

L'exemple d'application présenté dans ce chapitre illustre cependant que leur mise en oeuvre est bien plus délicate qu'il n'y paraît au premier abord. Un soin particulier doit, entre autres, être apporté au choix du nombre de neurones du réseau pour limiter les incon-

vénients d'une sur-paramétrisation (ou d'un sur-calage dans le vocabulaire connexionniste).

Deux grands enseignements peuvent être tirés de cette étude de cas :

- Les réseaux de neurones performants possèdent un nombre restreint de neurones dans la couche cachée : 2 ou 3. Il s'agit donc de réseaux extrêmement simples. Ce nombre s'explique certainement par la quantité assez limitée de données disponibles pour le calage (l'apprentissage) des réseaux. Cette première conclusion est en accord avec celles d'autres études ayant porté sur le calage de modèles hydrologiques : les données disponibles en hydrologie ne permettent que le calage d'un nombre limité de paramètres (Perrin *et al.*, 2001; Gaume *et al.*, 1998). Il en va des réseaux de neurones comme des autres types de modèles.
- Les études comparatives des performances des réseaux de neurones avec celles d'autres modèles sont assez rares et concluent généralement à la supériorité des réseaux de neurones sur les autres modèles testés (Anctil *et al.*, 2004; Tokar & Markus, 2000; ASCE, 2000b). Dans le cas présent, les performances des réseaux de neurones, moyennant un choix judicieux de leur nombre de paramètres, apparaissent légèrement supérieures à celles du modèle linéaire, mais nettement plus faibles que celle d'un modèle conceptuel spécifiquement dédié à la modélisation pluie-débit. Les analyses conduites indiquent que le niveau élevé des incertitudes - erreurs de mesure, incertitudes liées à l'interpolation spatiale et temporelle des données mais aussi non prise en compte de l'ensemble des variables de forçage dans les modèles - pourrait expliquer ces performances assez modestes des réseaux de neurones (cf. figure 4.8). Ce niveau élevé d'incertitude est caractéristique de toutes les applications hydrologiques. C'est probablement un obstacle majeur à l'utilisation des réseaux de neurones en hydrologie.

Ajoutons pour conclure, que les réseaux de neurones sont essentiellement des outils d'interpolation, conçus pour reproduire aussi fidèlement que possible des données observées. La plupart des auteurs s'accordent à penser qu'ils doivent être utilisés avec prudence en extrapolation (i.e. pour des valeurs de variables de forçage sortant de la gamme des valeurs du jeu de données de calage). Ils sont donc plutôt adaptés à la simulation d'événements courants, or on utilise souvent les modèles pour simuler des événements exceptionnels en hydrologie. C'est le cas en particulier pour la prévision des crues et des étiages. Les réseaux de neurones sont donc des outils intéressants - ils font malgré tout mieux que le modèle linéaire - mais probablement peu adaptés, pour les diverses raisons indiquées ci-dessus, à un certain nombre d'applications hydrologiques. L'utilisation de modèles à nombre de paramètres limités et intégrant les connaissances sur la dynamique des processus étudiés, typiquement les modèles conceptuels, semble préférable.

Chapitre 5

Cascades multiplicatives et multifractals

Résumé

Les structures spatiale et temporelle des séries de données observées en hydrologie semblent bien plus complexes que ce que peuvent reproduire les modèles stochastiques proposés dans la littérature. La simplicité et l'environnement théorique des modèles stochastiques fondés sur des cascades multiplicatives de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées, modèles produisant des séries de données invariantes d'échelles ou multifractales, rendent ces outils de simulation particulièrement attrayants. Ces modèles ne permettent cependant de reproduire fidèlement que certaines des propriétés des séries observées. Une attention particulière doit donc être portée à leur validation pour chaque usage envisagé en hydrologie. Le modèle stochastique simple et universel n'existe pas.

Références

Thèse de doctorat de l'ENPC de Nassima Mouhous (Mouhous, 2003)

Rapports techniques : Dimensionnement de bassins de retenue des eaux pluviales urbaines (Lepelletier & Gaume, 2000)

Articles : Gaume et al. (2006a); Mouhous et al. (2001); Thauvin et al. (1998)

5.1 Introduction

Les longues séries de données météorologiques mesurées sont encore peu nombreuses, notamment aux pas de temps et d'espace utiles pour les applications hydrologiques (Connolly *et al.*, 1998; Berne *et al.*, 2004). La plupart des longues séries pluviométriques ont un pas de temps d'intégration journalier. Les réseaux de pluviomètres automatiques permettant des enregistrements à pas de temps plus fins sont peu denses, excepté dans certaines agglomérations (1 poste pour 500 km^2 en moyenne en France), et la mise en place de ces réseaux relativement récente, généralement moins de 20 ans. Pour combler ce manque de données, des modèles stochastiques, permettant la simulation directe de séries synthétiques ou la désagrégation des séries mesurées disponibles à des pas de temps et d'espace élevés, ont été développés pour diverses applications hydrologiques : études fréquentielles de crues (Cameron *et al.*, 2000a; Arnaud & Lavabre, 2002; Loukas, 2002), dimensionnement de systèmes d'assainissement urbains (Thauvin *et al.*, 1998), prévision des crues (Lardet & Obled, 1994; Onof *et al.*, 1998; Biaou, 2004)...

Il existe une grande variété de types de modèles stochastiques pour simuler des séries temporelles d'intensités de pluie. L'approche directe, utilisée essentiellement pour simuler des pluies ponctuelles, consiste à décomposer la série pluviométrique en éléments (périodes de temps sec, averses, inter-averses...) et à générer des éléments successifs en tirant aléatoirement leurs propriétés (nombre d'éléments successifs, durée, intensité moyenne, paramètres de forme...). Cette approche, initiée par Croley *et al.* (1978), a été utilisée pour simuler des scénarios de pluie future pour la prévision des crues (Lardet & Obled, 1994) et la prédétermination des crues comme cela sera illustré dans le chapitre 7 (Cernesson *et al.*, 1996; Arnaud & Lavabre, 2002). Quelques modèles de simulations de séries à pas de temps sub-horaires (5 à 10 minutes) ont été développés pour l'hydrologie urbaine (Marien & Vandewiele, 1986; Thauvin *et al.*, 1998) ou pour l'étude de processus d'érosion (Connolly *et al.*, 1998). Les résultats obtenus sont souvent intéressants, mais ce type de modèles comporte un nombre très élevé de paramètres, ce qui ne facilite pas leur calage et leur transposition à d'autres sites que ceux pour lesquels ils ont été développés. Une autre approche, inspirée par les modèles stochastiques proposés par Neymann-Scott et Bartlett-Lewis (Rodriguez-Iturbe & Eagleson, 1987), consiste à représenter une série pluviométrique par la superposition plutôt que la juxtaposition d'éléments (averses) de forme simple (généralement rectangulaire). Les paramètres de ces modèles sont ceux qui conditionnent la loi d'arrivée de ces éléments, généralement décrite par un processus aléatoire poissonnien, et leur forme (intensité moyenne et durée). Ces modèles ont fait l'objet de nombreux travaux de recherche : modification des formulations et des lois de probabilité

(Entekhabi *et al.*, 1989; Cowpertwait *et al.*, 1991; Onof & Wheater, 1994; Koutsoyiannis & Onof, 2001; Cameron *et al.*, 2001), influence du type de temps sur les valeurs des paramètres (Cowpertwait & O’Connel, 1997), test de différentes méthodes de calage (Verhoest *et al.*, 1997). Ces modèles poissonniens comportent moins de paramètres que les modèles de simulation directe, mais ont essentiellement été utilisés pour simuler des séries chronologiques au pas de temps horaire au moins (Velghe *et al.*, 1994; Verhoest *et al.*, 1997; Cameron *et al.*, 2001), pas de temps trop important pour certaines applications hydrologiques. D’autres approches de modélisation stochastique ou déterministes ont été testées : modèles chaotiques (Rodriguez-Iturbe *et al.*, 1989a; Sivakumar, 2000; Sivakumar *et al.*, 2001), réseaux de neurones (Burian & Durrans, 2002), modèle fondé sur le principe de recuit simulé (Bardossy, 1998).

Mais parmi l’ensemble des approches possibles, les modèles de cascades multiplicatives aléatoires, initialement proposés par Yaglom (1966) occupent une place particulière et ont fait l’objet de travaux de recherche en nombre croissant durant la dernière décennie (Burlando *et al.*, 2006; Menabde *et al.*, 1997; Olsson, 1998; Deidda, 2000; Güntner *et al.*, 2001). En effet, sous certaines conditions, ces modèles produisent des séries de données possédant des propriétés d’invariance d’échelle (propriétés multifractales). Or de nombreux travaux d’analyse, conduits à la suite des travaux fondateurs de Benoît Mandelbrot sur la théorie fractale (Mandelbrot, 1967; Mandelbrot & Wallis, 1968), ont conclu à l’existence de propriétés d’invariance d’échelle de séries de données mesurées pour une large gamme d’échelles d’espace (Schertzer & Lovejoy, 1987; Tessier *et al.*, 1993; Olsson & Niemczynowicz, 1996; Svensson *et al.*, 1996; Over & Gupta, 1996) et de temps (Olsson *et al.*, 1993; Olsson, 1996; Tessier *et al.*, 1996; Burlando & Rosso, 1996; De Lima, 1998). Les analyses multifractales semblent plaider pour l’utilisation de ces modèles de cascades multiplicatives aléatoires.

La théorie multifractale et ses liens avec les modèles de cascades multiplicatives sont cependant des notions encore peu diffusées dans la communauté hydrologique. Le cercle des chercheurs qui travaillent sur ce sujet ou qui utilisent ces outils reste encore aujourd’hui relativement restreint (Burlando *et al.*, 2006). L’objectif de ce chapitre est de présenter ces modèles de cascades sous une forme accessible au plus grand nombre des hydrologues. D’autre part, la plupart des travaux ”multifractals” portent sur l’analyse de jeux de données. Il existe peu de tentatives de validation de modèles stochastiques construits à partir des conclusions de ces analyses (Olsson, 1998; Lebel *et al.*, 1998). Le coeur de ce chapitre porte sur la critique des outils d’analyse multifractals et la validation des modèles de cascades multiplicatives calés à partir des résultats de ces analyses. Cette validation permet de mieux cerner les limites de ces modèles de cascades multiplicatives et des enseignements qui peuvent être tirés des analyses multifractales.

5.2 Les cascades multiplicatives aléatoires et leurs propriétés

Soit I_0 (resp. $R_0 = I_0 T$) un flux (resp. un cumul) mesuré durant un pas de temps T . La figure 5.1 illustre la désagrégation de cette quantité I_0 à l'aide d'une cascade multiplicative aléatoire. A chaque niveau de la cascade, la quantité I_0 est répartie entre b sous pas de temps ($b = 2$ dans la Fig. 5.1). Les valeurs résultantes à un niveau k de la cascade sont le produit de la valeur "parente" du niveau $k - 1$ et de la réalisation d'une variable aléatoire $\eta_{f(j,i),i}$ (voir l'équation 5.2 sur le sens des indices). Si l'espérance des $\eta_{f(j,i),i}$ est égale à 1, la quantité R_0 est conservée en moyenne dans le processus de désagrégation. On parle alors de cascade canonique. Si de plus, la somme des cumuls des b sous pas de temps est égale au cumul "parent", la cascade est dite micro-canonique. La plupart des modèles de cascades présentés dans la littérature scientifique sont canoniques.

Après k niveaux de désagrégation, le pas de temps est égal à :

$$\Delta t_k = b^{-k} T \quad (5.1)$$

A ce niveau de la cascade, le flux du pas de temps j a pour expression :

$$I_{j,k} = I_0 \prod_{i=1}^k \eta_{f(j,i),i} \quad (5.2)$$

$j = 1, 2, \dots, b^k$ est l'indice de position du pas de temps dans la série au niveau k de la cascade et i est l'indice de niveau de la cascade. La fonction $f(j, i)$ définit la position dans la série au niveau i . Elle a la forme suivante : $f(j, i) = \text{roundup}(j/b^{(k-i)})$. La fonction "roundup" arrondit la valeur à l'entier supérieur.

Si les variables aléatoires $\eta_{f(j,i),i}$ sont indépendantes et identiquement distribuées (IID), les séries générées par des modèles de cascades multiplicatives aléatoires possèdent un certain nombre de propriétés, en particulier des propriétés d'invariance d'échelle, qui vont être présentées succinctement ci-après.

5.2.1 Invariance d'échelle des moments d'ordre q

Soit $I_{j,k}$ une série de flux (intensités de pluie pas exemple) générés par un modèle de cascade multiplicative après k niveaux de désagrégation. Les moments d'ordre q de cette série de valeurs $I_{j,k}$ ont pour expression :

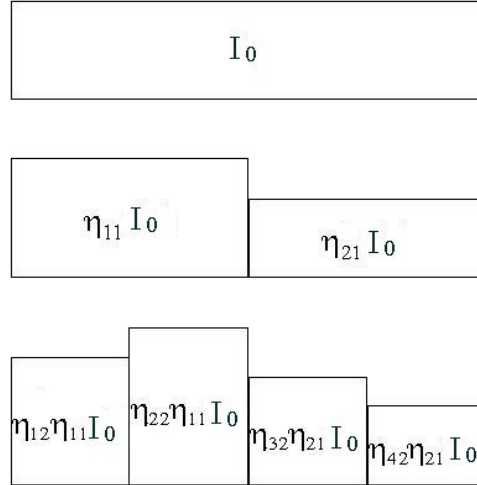


FIG. 5.1 – Schéma d'un processus de désagrégation par cascade multiplicative.

$$E \left[I_{j,k}^q \right] = E \left[I_0^q \prod_{i=1}^k \eta_{f(j,i),i}^q \right] = I_0^q E \left[\prod_{i=1}^k \eta_{f(j,i),i}^q \right] \quad (5.3)$$

E est l'espérance mathématique. Si les $\eta_{f(j,i),i}$ sont indépendantes et identiquement distribuées, leur moment commun d'ordre q étant noté $E(\eta^q)$, alors :

$$E \left[I_{j,k}^q \right] = I_0^q \prod_{i=1}^k E \left[\eta_{f(j,i),i}^q \right] = I_0^q E(\eta^q)^k \quad (5.4)$$

En remplaçant k par Δt_k (cf. equation 5.1), on obtient :

$$E \left[I_{j,k}^q \right] = I^q(T) \Delta t_k^{-\log_b E(\eta^q)} T^{\log_b E(\eta^q)} \quad (5.5)$$

qui est de la forme :

$$E \left[I_{j,k}^q \right] = A \Delta t_k^{-K(q)} \quad (5.6)$$

Il existe donc dans ce cas une relation linéaire entre le logarithme des moments d'ordre q d'une série de flux produite par un processus de cascades multiplicatives aléatoires IID et le logarithme du pas de temps. La fonction $K(q) = \log_b E(\eta^q)$ est généralement appelée "fonction exposant d'échelle". C'est une fonction non linéaire convexe (Schertzer & Lovejoy, 1987). $K(1) = 0$ dans le cas de cascades canoniques. Les cumuls, intégrale du flux sur le pas de temps, suivent une relation similaire. L'exposant d'échelle des cumuls est relié à

$K(q) : \zeta(q) = q - K(q)$ avec $\zeta(1) = 1$ pour des cascades canoniques. La fonction $\zeta(q)$ est non linéaire et concave. C'est cette fonction $\zeta(q)$ que nous étudierons dans ce qui suit.

5.2.2 Invariance d'échelle des fonctions de répartition

En posant $\lambda_k = \frac{T}{\Delta t_k}$, les flux $I_{j,k}$ peuvent être écrits sous la forme suivante : $I_{j,k} = \lambda_k^{\gamma_j} \cdot \gamma_j$ est une nouvelle variable introduite pour étudier la fonction de répartition des intensités. Supposons que la fonction de répartition a la forme suivante :

$$P(I > \lambda_k^{\gamma_j}) = D \lambda_k^{-C(\gamma_j)} \quad (5.7)$$

D étant une constante. Une série de données dont la fonction de répartition peut être mise sous cette forme est dite multifractale. La fonction $C(\gamma)$ est appelée fonction de codimension (Schertzer & Lovejoy, 1987; Hubert *et al.*, 1993; Falconer, 1995; Harte, 1997).

Les moments d'ordre q ont pour expression :

$$E \left[I_{j,k}^q \right] = \int_0^{+\infty} x^q \frac{dP(I > x)}{dx} dx \quad (5.8)$$

comme

$$\frac{dP(I > x)}{dx} = \frac{dP(I > x)}{d\gamma} \frac{d\gamma}{dx} = -D \log(\lambda_k) \frac{dC}{d\gamma} \lambda_k^{-C(\gamma)} \frac{d\gamma}{dx} \quad (5.9)$$

D étant une constante. En changeant la variable d'intégration dans l'équation 5.8 de x en λ_k^γ , il vient :

$$E \left[I_{j,k}^q \right] = \int_{-\infty}^{+\infty} \lambda_k^\gamma D \log(\lambda_k) C'(\gamma) \lambda_k^{q\gamma - C(\gamma)} d\gamma \quad (5.10)$$

Cette intégrale est de la forme : $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \lambda^{g(x)} dx$ avec $\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \log(f(x)) / \log(\lambda) = 0$. Lorsque $\lambda_k \rightarrow +\infty$, la méthode du point de selle permet de déterminer la forme asymptotique de cette intégrale. C'est le terme qui maximise l'exponentielle qui contrôle le comportement asymptotique de cette intégrale :

$$E \left[I_{j,k}^q \right] \propto \lambda^{K(q)} \quad (5.11)$$

avec

$$K(q) = \max_{\gamma} [q\gamma - C(\gamma)] \quad (5.12)$$

L'équation 5.12 est appelée "transformée de Legendre". Il est aussi possible de démontrer que la relation inverse est valable (Schertzer *et al.*, 2002a) : Si les moments d'ordre q sont invariants d'échelle (relation 5.6), alors lorsque $\lambda_k \rightarrow \infty$:

$$P(I > \lambda_k^{\gamma_j}) \propto \lambda_k^{-C(\gamma_j)} \quad (5.13)$$

avec

$$C(\gamma) = \max_q (q\gamma - K(q)) \quad (5.14)$$

Il est important de noter que ces relations sont asymptotiques : i.e. lorsque k tend vers l'infini. Les séries générées par des cascades multiplicatives aléatoires IID ne sont donc qu'asymptotiquement multifractales.

5.2.3 Propriétés du spectre d'énergie

Le spectre d'énergie $S(f)$ reflète la structure d'auto-corrélation d'une série de données. Il a pour expression :

$$S(f) = \sum_{\tau=0}^{+\infty} E [I_{j,k}, I_{j+\tau,k}] \cos(2\pi f\tau) \quad (5.15)$$

f étant une fréquence et τ un intervalle exprimé en nombre de pas de temps.

Le spectre d'énergie de séries générées par des modèles de cascades multiplicatives aléatoires IID a des propriétés particulières. A un niveau k de la cascade, deux intensités $I_{j,k}$ et $I_{j+\tau,k}$ ont une intensité "parente" commune. Dans le cas où $\tau = b^l$, l étant un nombre entier, le niveau de la cascade auquel se situe ce parent commun est indépendant de la position j et est égal à $n - l$. Les intensités $I_{j,k}$ et $I_{j+\tau,k}$ peuvent être décomposées en deux parties de la façon suivante :

$$I_{j,k} = I_0 \prod_1^{k-l} \eta_{f(j,i),i} \prod_{k-l+1}^k \eta_{f(j,i),i} \quad (5.16)$$

$$I_{j+\tau,k} = I_0 \prod_1^{k-l} \eta_{f(j+\tau,i),i} \prod_{k-l+1}^k \eta_{f(j+\tau,i),i} \quad (5.17)$$

$$I_{j+\tau,k} = I_0 \prod_1^{k-l} \eta_{f(j,i),i} \prod_{k-l+1}^k \eta_{f(j+\tau,i),i} \quad (5.18)$$

Les premiers termes de ces produits correspondent à l'intensité parente commune. Ils sont identiques. On peut calculer l'espérance mathématique de ces intensités en se souvenant que les variables $\eta_{f(j,i),i}$ sont IID :

$$E [I_{j,k}, I_{j+\tau,n}] = I_0^2 E [\eta^2]^{k-l} E [\eta]^{2l} \quad (5.19)$$

En remplaçant l par τ , il vient :

$$E [I_{j,k}, I_{j+\tau,k}] = I_0^2 E [\eta^2]^k \tau^{-(\log_b E[\eta^2] - 2 \log_b E[\eta])} \quad (5.20)$$

Le spectre d'énergie $S(f)$ a donc pour expression :

$$S(f) = I_0^2 E [\eta^2]^k \int_0^{+\infty} \tau^{-(\log_b E[\eta^2] - 2 \log_b E[\eta])} \cos(2\pi f\tau) d\tau \quad (5.21)$$

Cette intégrale est de la forme $\int_0^{+\infty} x^{-A} \cos(2\pi fx) dx$. Lorsque $0 < A < 1$, sa solution est connue et de la forme :

$$S(f) \propto f^{-\mu} \quad (5.22)$$

Avec :

$$\mu = 1 - A = 1 + 2 \log_b E[\eta] - \log_b E[\eta^2] = 1 + 2K(1) - K(2) \quad (5.23)$$

En conclusion, le logarithme du spectre d'énergie $S(f)$ de séries générées par des modèles de cascades multiplicatives aléatoires IID est relié linéairement au logarithme de la fréquence f , à condition que la variable aléatoire η , générateur de la cascade, respecte la condition suivante : $0 \leq \log_b E[\eta^2] - 2 \log_b E[\eta] \leq 1$. Les cascades canoniques doivent donc respecter la condition suivante pour que cette relation soit valable : $0 \leq \log_b E[\eta^2] \leq 1$ ou $0 < K(2) < 1$ ou encore $1 < \zeta(2) < 2$.

5.3 Analyse de séries pluviographiques et calage d'un modèle de cascade multiplicative

5.3.1 Analyse d'une série pluviographique

La série analysée est constituée de 8 années d'enregistrements sans lacunes d'intensités de pluie au pas de temps d'une minute, effectuées sur le site du bassin versant expérimental de Rézé, site géré par le Laboratoire Central des Ponts et Chaussées de Nantes (Berthier *et al.*, 1998). Afin de tester si un modèle de cascade multiplicative stochastique IID peut

reproduire des séries similaires à cette série observée, vérifions qu'elle possède les propriétés d'invariance d'échelle que nous venons de décrire. Pour être plus précis, nous allons vérifier si les relations linéaires décrites plus haut peuvent raisonnablement être ajustées aux observations. La cohérence des résultats obtenus lors de l'analyse des moments d'ordre q , de la fonction de répartition et du spectre d'énergie sera aussi vérifiée.

5.3.1.1 Invariance d'échelle des moments d'ordre q

Nous cherchons à vérifier si une relation du type suivant peut être ajustée aux données mesurées et plus précisément aux moments empiriques de cette série de données :

$$E [R^q (\Delta t)] \propto \Delta t^{\zeta(q)} \tag{5.24}$$

La figure 5.2.a montre l'évolution des moments empiriques d'ordre q de la série, en fonction du pas de temps en coordonnées log-log. Pour les ordres supérieurs à 5, une relation linéaire unique ne peut pas être ajustée sur l'ensemble de la gamme des pas de temps testée. L'ajustement linéaire fait apparaître deux gammes d'échelles : 8 minutes à 4 heures et 4 heures à 5 jours. Les fonctions exposant d'échelle empiriques correspondant à ces deux gammes d'échelles sont tracées dans la figure 5.2.b. Une conclusion identique avait été tirée d'études précédentes de séries pluviométriques (Deidda, 2000; De Lima & Grasman, 1999) : l'invariance d'échelle des moments d'ordre q n'est observée, ou plus précisément une relation linéaire ne peut être ajustée que sur une gamme limitée d'échelles temporelles. Cependant, le nombre de gammes d'échelles identifiées et leurs limites varient d'une étude à l'autre. Ceci suggère que les résultats de l'analyse dépendent de la série de données et donc du climat local et/ou comme nous l'illustrerons par la suite, qu'ils sont sensibles à la fluctuation d'échantillonnage.

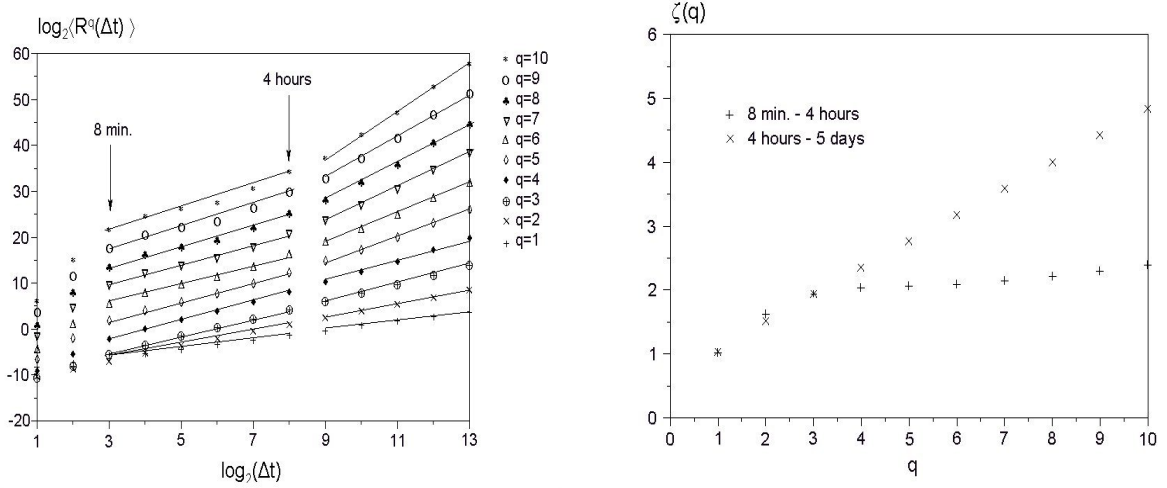
5.3.1.2 Propriétés des fonctions de répartition

Une série de données est dite multifractale si la relation suivante est vérifiée :

$$P (I_\lambda \geq \lambda^\gamma) \propto \lambda^{-C(\gamma)} \tag{5.25}$$

La fonction de codimension $C(\gamma)$ peut-être évaluée par la méthode PDMS - *probability distribution multiple scaling* (Toma *et al.*, 1992; De Lima, 1998). Cette méthode consiste simplement à calculer les probabilités empiriques $P (I_\lambda \geq \lambda^\gamma)^*$ comme suit :

$$P (I_\lambda \geq \lambda^\gamma)^* = \frac{N_{\lambda,\gamma}}{N} \tag{5.26}$$



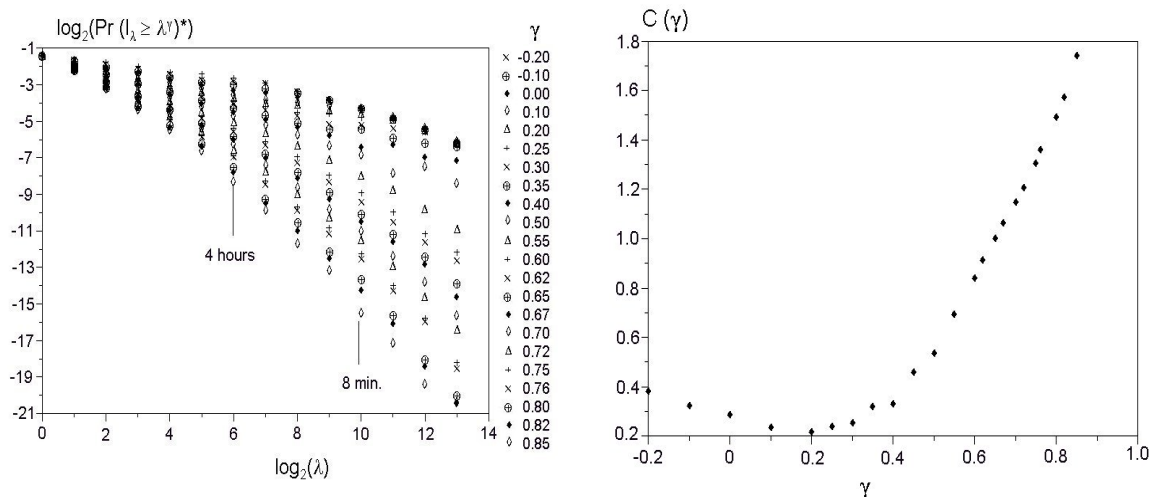
(a) moments empiriques d'ordre q (b) Fonctions exposant d'échelle empiriques

FIG. 5.2 – Evolution des moments empiriques d'ordre q avec le pas de temps (coordonnées log-log) et fonctions exposant d'échelle empiriques pour les deux gammes d'échelles identifiées (Gaume *et al.*, 2006a).

Avec $N_{\lambda,\gamma}$, le nombre de pas de temps où $I_\lambda \geq \lambda^\gamma$) et N le nombre total de pas de temps.

Les évolutions de la probabilité empirique de dépassement de la valeur λ^γ en fonction de λ , obtenues pour des valeurs de γ comprises dans l'intervalle $[-0.2, 0.85]$ sont reportées dans la figure 5.3.a. Comme dans le cas des moments d'ordre q , ces courbes, en coordonnées logarithmiques, peuvent être approchées par des droites sur certaines gammes d'échelles. Rappelons que dans le cas de la désagrégation temporelle $\lambda_k = \frac{T}{\Delta t_k}$. La fonction de codimension $C(\gamma)$ reconstituée pour la gamme d'échelles temporelles allant de 8 minutes à 4 heures (cf. figure 5.3.b) a un comportement anormal pour $\gamma < 0.2$. En effet, cette fonction doit être convexe et strictement croissante. Ce résultat est lié à la nature discrète des données étudiées : mesures d'un pluviographe à augets basculants. Un cumul sur un pas de temps est nécessairement égal à un nombre entier de volumes d'augets. Le comportement anormal de la fonction $C(\gamma)$ est observé pour des valeurs de λ^γ proches de la résolution de l'appareil de mesure : un basculement d'auget (0.2 mm).

On remarque, pour le reste, que les résultats d'analyse des moments d'ordre q et de la fonction de répartition sont cohérents. A titre d'exemple, pour la gamme d'échelles 8 minutes - 4 heures et pour une valeur de $\gamma = 0.25$ on obtient $C(\gamma) = 0.24$ par la méthode PDMS et $C(\gamma)_{Leg} = 0.25$ en appliquant la transformée de Legendre. De même, pour $\gamma = 0.65$, on obtient $C(\gamma) = 0.99$ et $C(\gamma)_{Leg} = 0.90$.



(a) Empirical probabilities of exceedance (b) Empirical codimension function

FIG. 5.3 – Probabilités empiriques de dépassement d'une valeur d'intensité λ^γ en fonction du facteur d'échelle λ et fonction de codimension empirique correspondante $C(\gamma)$

5.3.1.3 Invariance d'échelle du spectre d'énergie

Le spectre d'énergie de la série de données étudiée est présenté dans la figure 5.4. Ce spectre empirique a été calculé à partir des données disponibles au pas de temps d'une minute. On observe de nouveau qu'une fonction linéaire unique ne peut être ajustée sur l'ensemble de la gamme des échelles. Deux gammes d'échelles peuvent cependant être identifiées où la forme spectre d'énergie en coordonnées log-log peut être approchée par une droite. Mais les limites des gammes d'échelles diffèrent de celles précédemment identifiées : 8 minutes à 1.5 heures et 1.5 heures à 1.5 jours. De plus, la pente du spectre d'énergie (figure 5.4) et les pentes calculées à partir de l'équation 5.23 ($\mu = 1 - K(2)$) ne sont pas totalement cohérentes. Elles sont proches pour les échelles de temps élevées (0.52 versus 0.49), mais non pour les petites échelles temporelles (0.91 versus 0.6).

Les résultats de l'analyse des moments d'ordre q et du spectre d'énergie ne sont pas totalement cohérents. Deux explications peuvent être invoquées pour expliquer que les résultats de ces deux approches qui portent deux regards différents sur la structure d'une série temporelle.

- Les estimateurs sont incertains et sensibles à la fluctuation d'échantillonnage : i.e. les différences observées ne sont pas significatives compte tenu de l'effectif du jeu de données étudié.
- Ces différences révèlent que la structure temporelle des données étudiées n'est pas celle d'une série produite par un processus de cascade multiplicative stochastique IID.

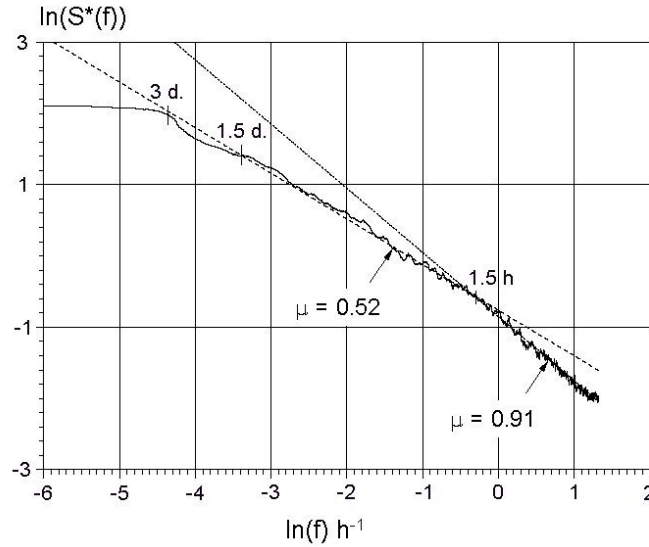


FIG. 5.4 – Spectre d'énergie de la série pluviographique de Réze

Nous testerons ces deux hypothèses de travail dans la suite.

5.3.2 Calage d'un modèle de cascade

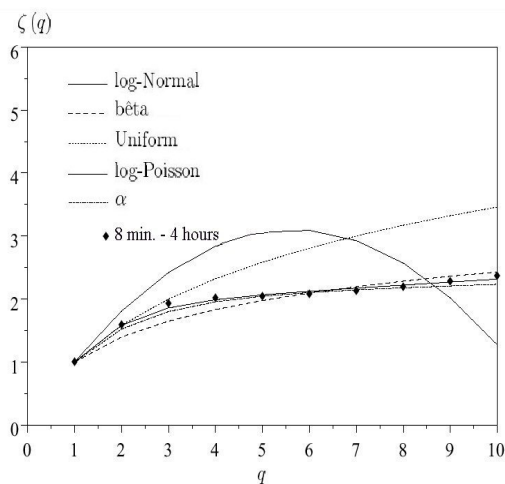
Comme dans d'autres travaux (Deidda, 2000), c'est la fonction exposant d'échelle qui servira à identifier la loi de probabilité du générateur η de la cascade IID la mieux appropriée au jeu de données et à caler ses paramètres. Le tableau 5.1 présente quelques exemples de lois de probabilité pour η et les expressions théoriques correspondantes de la fonction $\zeta(q)$ dans le cas de cascades multiplicatives aléatoires IID. Le critère des moindres carrés est utilisé pour caler les paramètres de la loi de η à partir de la loi d'exposant d'échelle empirique.

Les meilleurs calages obtenus pour différents types de lois de probabilité de la variable η et pour les deux gammes d'échelles précédemment identifiées sont présentés dans la figure 5.5. Pour les deux gammes d'échelles, la loi log-Poisson et le modèle α conduisent aux meilleurs ajustements.

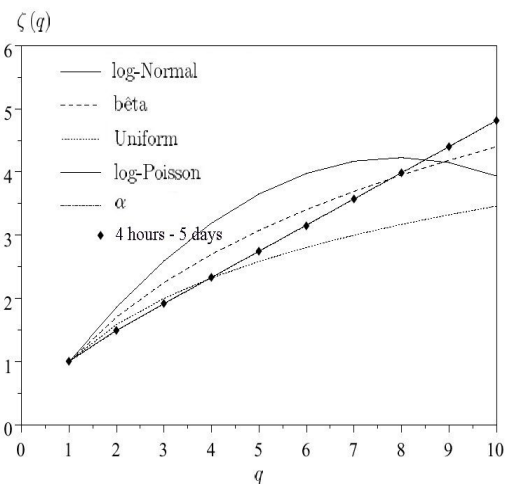
Le calage conduit au choix d'un modèle de cascade avec un générateur suivant une loi de probabilité log-Poisson $LP(0.51, 1.38)$ (i.e. $\beta = 0.51$ et $c = 1.38$) pour désagréger les cumuls de pluie de 4 heures à 8 minutes. Vérifions, pour conclure, que le modèle sélectionné produit des séries pluviométriques possédant bien la même fonction exposant d'échelle empirique, et non pas simplement théorique, que la série observée. Il s'agit là, *a priori*, d'une vérification

modèle	densité de probabilité	expression de $\zeta(q)$
β	$P(\eta = b^c) = b^{-c}, P(\eta = 0) = 1 - b^{-c}$	$\zeta(q) = q(1 - c) + c$
α	$P(\eta = b^{\gamma^+}) = b^{-c}, P(\eta = b^{\gamma^-}) = 1 - b^{-c}$	$\zeta(q) = q - \frac{\ln \left[b^{q\gamma^+ - c} + \frac{(1 - b^{\gamma^+ - c})^q}{(1 - b^{-c})^{q-1}} \right]}{\ln(b)}$
Log-Poisson	$\eta = A\beta^Y, P(Y = m) = \frac{c^m \exp(-c)}{m!}$	$\zeta(q) = q - c \frac{q(1-\beta) + \beta^q - 1}{\ln(b)}$
Uniform	$P(\eta) = \frac{1}{b}, b \in [0, b]$	$\zeta(q) = q - \frac{\ln \left(\frac{b^q}{q+1} \right)}{\ln(b)}$
Log-Normal	$\eta = \beta^{m+\sigma Y}, p(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}}$	$\zeta(q) = q - \frac{(\sigma \ln \beta)^2 (q^2 - q)}{2 \ln(b)}$
Beta	$p(\eta) = \frac{\Gamma(n+p)}{\Gamma(n)\Gamma(p)} \eta^{n-1} (1 - \eta)^{p-1}$	$\zeta(q) = q - \frac{\ln \left[\frac{\Gamma(2n)\Gamma(n+q)}{\Gamma(n)\Gamma(2n+q)} \right]}{\ln(b)}$

TAB. 5.1 – Expression de $\zeta(q)$ différentes types de lois de probabilité de la variable aléatoire η .



(a) 8 min. - 4 hours



(b) 4 hours - 5 days

FIG. 5.5 – Calage de la loi de probabilité du générateur η du modèle de cascade multiplicative sur la base de la fonction exposant d'échelle, pour les deux gammes d'échelles identifiées

de pure forme. Pour ce faire, 30 séries pluviométriques au pas de temps de 8 minutes ont été simulées à partir de la série observée au pas de temps de 4 heures en utilisant de modèle de cascades multiplicatives calé. La fonction exposant d'échelle empirique de ces 30 séries a ensuite été reconstruite. Les résultats obtenus sont résumés dans la figure figure 5.6. Pour chaque valeur de q , la valeur moyenne de la fonction $\zeta(q)_{gen}$ des séries synthétiques ainsi que les bornes de l'intervalle de confiance à 90% ont été représentées sur cette figure. Cet intervalle de confiance apparaît très large, signe que les estimateurs de la fonction exposant d'échelle $\zeta(q)$ sont sensibles à la fluctuation d'échantillonnage. D'autre part, il apparaît que les valeurs moyennes $\zeta(q)_{gen}$ s'écartent sensiblement des valeurs théorique $\zeta(q)^*$ du modèle log-Poisson. Les estimateurs $\zeta(q)$ semblent donc non seulement sensibles à la fluctuation d'échantillonnage mais aussi biaisés lorsque la taille de l'échantillon est limitée. Notons que le biais reste perceptible alors que l'échantillon étudié comprend 560640 pas de temps de 8 minutes et 17520 pas de temps de 4 heures, effectif significatif même après élimination des pas de temps secs.

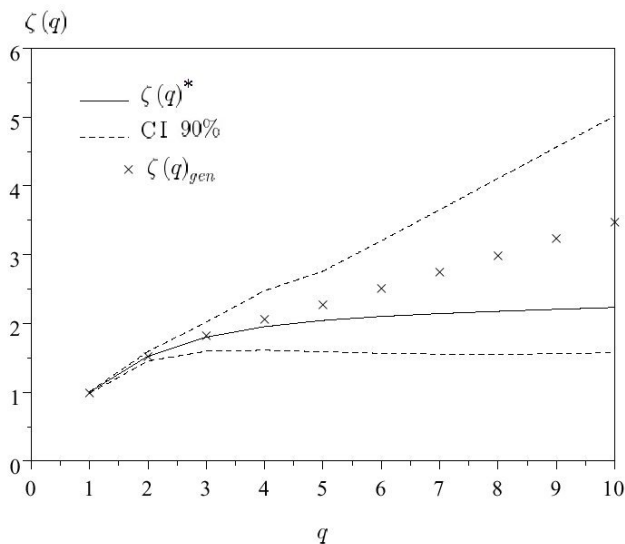


FIG. 5.6 – Fonction exposant d'échelle de séries pluviométriques synthétiques simulées à l'aide du modèle de cascade aléatoire IID log-Poisson calé : fonctions théorique et empirique de la série observée ayant servi au calage (trait continu), fonction empirique moyenne des séries synthétiques (croix) et intervalle de confiance à 90% de cette fonction pour les séries synthétiques (pointillés).

Cette sensibilité à la fluctuation d'échantillonnage est un handicap majeur pour l'identification et le calage d'un modèle de cascades multiplicatives IID sur la base de la fonction exposant d'échelle empirique d'une série observée. Ils n'ont, à notre connaissance, jamais été réellement évoqués et étudiés dans la littérature scientifique sur le sujet. La partie

suivante est consacrée à l'analyse de leurs origines.

Notons que les cascades multiplicatives aléatoires IID canoniques produisent des séries de variables aléatoires dont la loi de probabilité est de type algébrique (hyper-exponentielle). Ce n'est pas le cas des cascades micro-canoniques. Ce type de lois ne possède pas de moments finis d'ordre supérieur à un ordre critique q_d . Ce phénomène est appelé "divergence des moments" par les spécialistes des multifractals. Les similitudes entre les séries pluviométriques et les séries issues de processus de cascades multiplicatives ont amené certains auteurs (Schertzer *et al.*, 2002a) à penser que les distributions statistiques d'intensités de pluies et d'autres variables hydrologiques devaient être de type algébrique : i.e. elles ne possèdent pas de moments finis d'ordre supérieur à q_d . La question du type de loi des valeurs extrêmes en hydrologie est importante et discutée, nous y reviendrons dans le chapitre 7. Elle n'a cependant pas de lien avec les problèmes abordés ici. La fonction d'exposant d'échelle empirique a été obtenue à partir d'une série finie de données dont les moments sont finis. De même, les séries synthétiques sont le fruit d'un nombre fini de niveaux de cascades : elles ont aussi des valeurs finies de moments quel que soit l'ordre q . Les problèmes soulevés ici sont des problèmes d'estimation et ne sont pas directement liés à la divergence des moments.

5.4 A propos des problèmes d'estimation de la fonction exposant d'échelle

5.4.1 Sensibilité à la fluctuation d'échantillonnage

L'analyse de sous-séries confirme la grande sensibilité de la fonction exposant d'échelle à la fluctuation d'échantillonnage (figure 5.7).

L'estimation de cette fonction repose sur celle des moments d'ordre q . Or il est bien connu que la valeur de l'estimateur du moment d'une distribution de variables aléatoires est d'autant plus sensible à l'effet de l'échantillonnage que l'ordre q de ce moment est élevé. Le tableau 5.2 illustre ce phénomène. On y constate que plus l'ordre q est élevé, plus le nombre de valeurs, réalisations de la variable aléatoire, pesant réellement sur la valeur du moment diminue. Dans le cas de la série pluviométrique étudiée, la contribution de l'intensité maximale sur 8 minutes à la valeur globale du moment d'ordre 2 de la série représente déjà 5%. Ce poids relatif augmente avec l'ordre du moment, de sorte que la valeur des moments d'ordres élevés de la série étudiée apparaît contrôlée par un nombre très limité de pas de temps. La présence ou l'absence d'une valeur d'intensité élevée, due à l'échantillonnage,

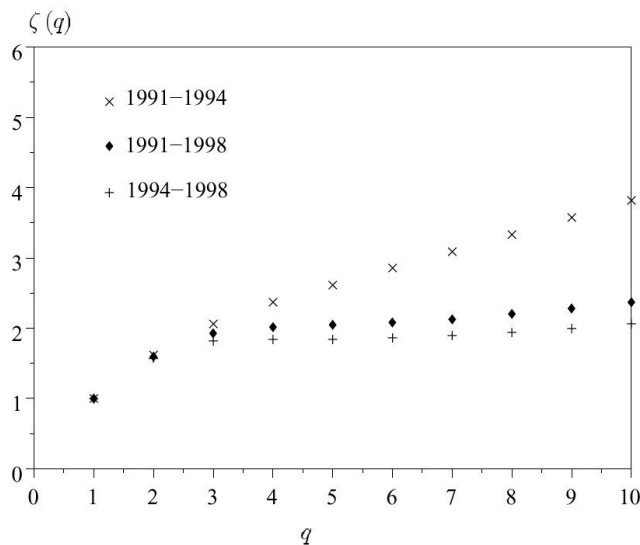


FIG. 5.7 – Fonctions exposant d'échelle empiriques de divers sous-séries.

peut donc modifier radicalement la valeur du moment. Le poids relatif de la valeur maximale de la série augmente aussi lorsque le pas de temps diminue. Ce phénomène, moins prévisible, est le reflet de l'augmentation de la variabilité des séries pluviométriques lorsque le pas de temps diminue. Il explique aussi peut-être pourquoi la sensibilité de l'estimateur de la fonction exposant d'échelle à la fluctuation d'échantillonnage n'a pas été aussi clairement mise en évidence dans les études antérieures, qui pour la plupart, portaient sur l'étude de séries pluviométriques horaires ou supra-horaires.

La forme de la fonction exposant d'échelle apparaît donc très dépendante de l'échantillonnage, de la présence ou de l'absence de quelques événements pluvieux intenses au sein de la série de données observées. Elle n'est pas représentative de la répartition temporelle des intensités et des cumuls de pluie au sein de la série, mais est contrôlée par un nombre limité de pas de temps, les pas de temps les plus intenses. A titre indicatif, la présence ou l'absence de l'épisode de pluie particulièrement intense du 11/06/1997 modifie totalement la forme de la fonction exposant d'échelle empirique (figure 5.8.b). Lorsque cet événement atypique et rare est éliminé de la série étudiée, le modèle de cascade le mieux adapté est un modèle à générateur log-Poisson $LP(0.5,1.09)$, mais de nombreux autres modèles apparaissent comme des candidats plausibles, y compris le modèle le plus simple à générateur uniforme. De plus, les deux gammes d'échelles identifiées plus haut n'apparaissent plus (figure 5.8.a). Les conclusions concernant l'invariance d'échelle sont donc aussi sensibles à l'échantillonnage.

Conscients de cette sensibilité à l'échantillonnage, est-il pertinent de tirer des conclusions

q	8 min	16 min	32 min	64 min	128 min	256 min
1	0.2 % (0.2) %	0.3 % (0.3) %	0.3 % (0.3) %	0.3 % (0.3) %	0.3 % (0.3) %	0.4 % (0.3) %
2	6.5 % (6.5) %	5.3 % (5.3) %	3.5 % (3.5) %	2.3 % (2.3) %	2.2 % (1.6) %	2.1 % (1.1) %
3	37 % (37) %	27 % (27) %	14 % (14) %	8.1 % (8.1) %	6.9 % (3.2) %	6.2 % (2.3) %
5	84 % (84) %	71 % (71) %	41 % (41) %	25 % (25) %	24 % (8.5) %	22 % (4.2) %
6	91 % (91) %	80 % (80) %	50 % (50) %	33 % (33) %	35 % (13.2) %	32 % (4.5) %
10	99 % (99) %	95 % (95) %	75 % (75) %	61 % (61) %	69 % (13.8) %	66 % (2.5) %

TAB. 5.2 – Contributions de l'intensité maximale de la série pluviométrique étudiée et de l'intensité maximale de l'épisode pluvieux du 11/06/1997 (parenthèses) à la valeur des moments d'ordre q pour différents pas de temps.

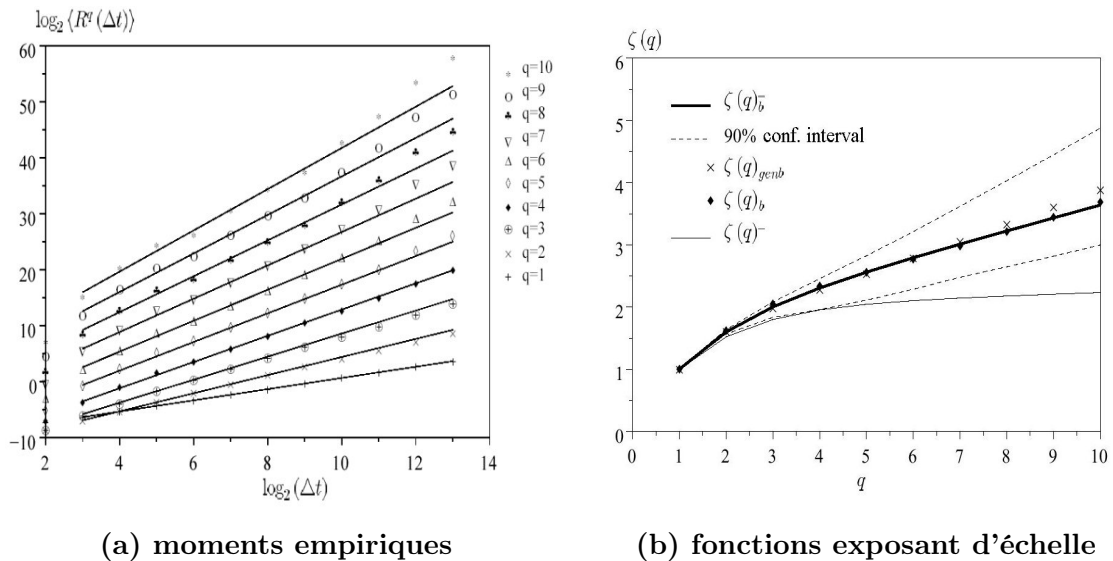


FIG. 5.8 – Moments empiriques d'ordre q de la série d'intensités de pluie en fonction du pas de temps en coordonnées log-log et fonction exposant d'échelle correspondante $\zeta(q)_b$. L'épisode pluvieux du 11/06/1997 a été éliminé de la série observée. Synthèse de l'analyse de 30 séries synthétiques simulées à l'aide du modèle de cascade multiplicative log-Poisson LP(0.5,1.09) calé. Les fonctions exposant d'échelle théoriques des modèles log-Poisson calés sur la série complète $\zeta(q)^-$ et du modèle LP(0.5,1.09) $\zeta(q)_b^-$ sont aussi reportées sur ce graphique (lignes continues).

sur l'invariance d'échelle des séries et de caler des modèles de cascades multiplicatives à partir de l'étude des moments d'ordre q d'une série de données et de la forme de la fonction exposant d'échelle empirique? La prudence engagerait à répondre par la négative à cette question. Que penser alors des résultats d'études antérieures du même type? Nous laissons ici le lecteur tirer ses propres conclusions.

5.4.2 Origine du biais

Les valeurs de la fonction exposant d'échelle $\zeta(q)$ sont issues d'ajustements linéaires de la relation entre le logarithme du pas de temps et le logarithme du moment d'ordre q . Or si la moyenne des intensités d'un échantillon élevées à la puissance q est connue pour être un estimateur non biaisé du moment d'ordre q de la distribution statistique de cet échantillon, il n'en va pas de même pour toute transformation non linéaire, en l'occurrence logarithmique, de cet estimateur. A titre d'exemple, il est bien connu que la racine carrée de la variance d'un échantillon est un estimateur biaisé de l'écart-type de la distribution statistique de cet échantillon. Du fait de la forme de la fonction logarithmique, l'espérance de l'estimateur du logarithme des moments d'ordre q est inférieure au logarithme de ce moment d'ordre q (equation 5.27).

$$E [\log \langle I^q (\Delta t) \rangle] \leq \log (E [\langle I^q (\Delta t) \rangle]) \quad (5.27)$$

Pour tenter d'évaluer le biais de l'estimateur du logarithme des moments d'ordre q , $\log \langle I^q (\Delta t) \rangle$, nous pouvons procéder à des simulations de type Monte Carlo. Pour ce faire, une distribution statistique Gamma, notée $(G(a, b, g))$, a été ajustée sur chaque série d'intensités mesurées pour chaque pas de temps (table 5.3). La fonction de densité de probabilité de la loi Gamma a pour expression :

$$p(x) = \frac{1}{b\Gamma(a)} (x - g)^{a-1} e^{-\frac{x-g}{b}} \quad (5.28)$$

avec a paramètre de forme, b paramètre d'échelle et g valeur minimale.

Pour chaque pas de temps, 1000 échantillons d'intensités de pluie de même longueur que l'échantillon mesuré ont été générés par tirages aléatoires dans la loi Gamma callée. Les 1000 valeurs correspondantes de l'estimateur $\log \langle I^q (\Delta t) \rangle$ ont été calculées. Les intensités inférieures à la valeur minimale g de la loi Gamma n'ont pas fait l'objet de tirage et ont été supposées égales à 0 dans les échantillons synthétiques. Elles pèsent cependant très peu dans le calcul des moments comme cela vient d'être illustré.

Δt	distribution	Nombre de valeurs simulées $I(\Delta t) > g$
8 min	$G(0.43, 16.9, 12)$	300
16 min	$G(0.477, 8.56, 6)$	400
32 min	$G(0.43, 4.44, 2.5)$	1000
64 min	$G(0.55, 2.64, 2)$	700
128 min	$G(0.704, 1.39, 1)$	900
256 min	$G(0.698, 0.849, 0.2)$	1600

TAB. 5.3 – Caractéristiques des lois Gamma calées pour chaque pas de temps et des séries de données simulées.

Le résultat de ces simulations Monte Carlo est résumé dans la figure 5.9 pour $q = 6$. La valeur exacte du logarithme du moment d'ordre q peut être directement calculée connaissant les valeurs des paramètres des lois Gamma. Ces simulations confirment l'existence, mais aussi l'importance du biais d'estimation. La valeur de ce biais dépend du pas de temps et aura donc une influence sur l'estimation de la pente de la courbe $\log \langle I^q(\Delta t) \rangle$ versus $\log(\Delta t)$ (i.e valeur de $\zeta(q)$). Apparemment, le biais a tendance à croître lorsque le pas de temps diminue. Ceci explique pourquoi la pente de la courbe reliant le logarithme des moments d'ordre q et le logarithme du pas de temps, et donc la valeur correspondante de $\zeta(q)$, ont tendance à être surestimées (figure 5.6).

5.5 Validation hydrologique de modèles de cascades multiplicatives aléatoires

5.5.1 Objectifs et procédure de validation

Il n'a pas réellement été possible de caler un modèle de cascade multiplicative aléatoire sur la base de la forme de la fonction exposant d'échelle empirique, compte tenu de sa forte sensibilité à la fluctuation d'échantillonnage. Parmi la très grande variété de candidats possibles, deux modèles de cascades assez différents ont été retenus pour conduire une validation hydrologique : le modèle canonique log-Poisson LP(0.5,1.09), et le modèle le plus simple qui soit, le modèle micro-canonique à générateur uniforme.

Ces deux modèles seront utilisés pour désagréger des intensités de pluie disponibles au pas de temps de 256 minutes et générer des séries pluviographiques au pas de temps de 4

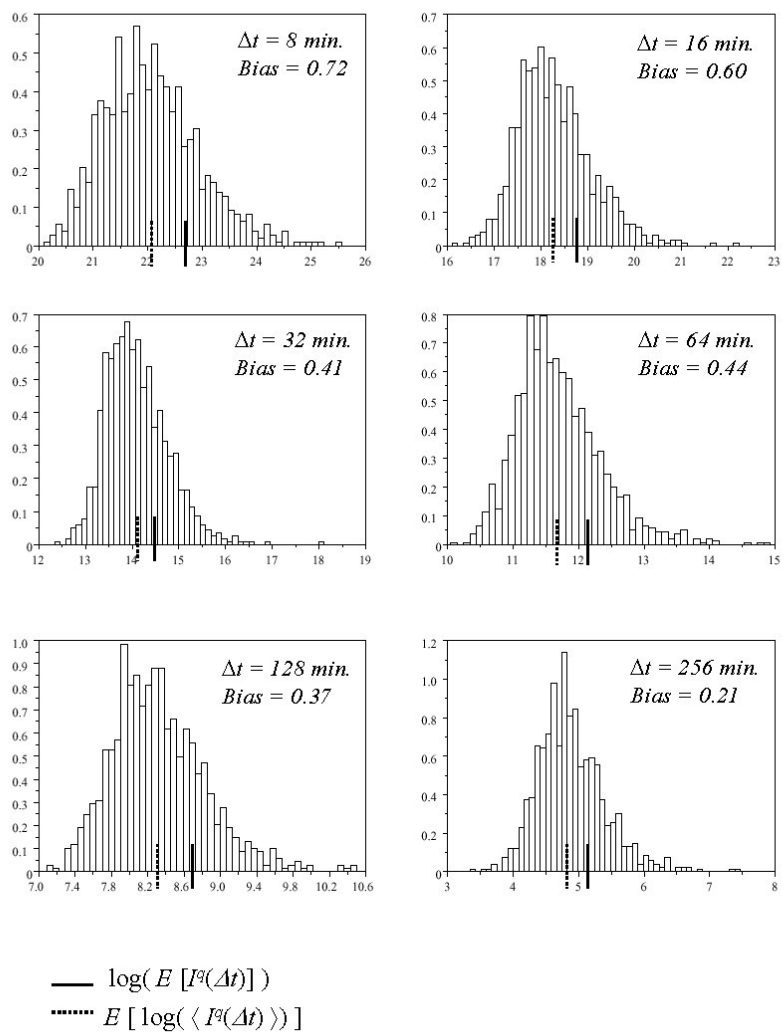


FIG. 5.9 – Distributions de l'estimateur $\log \langle I^q(\Delta t) \rangle$, valeur moyenne (trait pointillé) et valeur du logarithme du moment d'ordre q (trait noir) : 1000 séries synthétiques, $q = 6$.

minutes. Mais qu'entend-on par validation hydrologique ?

Les modèles stochastiques de pluie ont été retenus sur la base des propriétés d'invariance d'échelle de la série de données observée et sur la forme de la fonction exposant d'échelle. Rien ne garantit le réalisme des séries pluviographiques générées à petit pas de temps concernant d'autres propriétés utiles pour les applications hydrologiques : forme des événements pluvieux, structure de corrélation temporelle... L'utilisation de séries synthétiques pour des applications hydrologiques, en particulier des applications de dimensionnement d'ouvrages, but généralement affiché du développement de ces modèles stochastiques de pluie, conduira-t-elle à des résultats similaires à ceux que l'on obtient en utilisant les séries observées ? C'est ce qui va être vérifié ici pour deux types d'applications classiques en hydrologie urbaine : la construction des courbes intensité-durée-fréquence très utilisées pour le dimensionnement des conduites de réseaux d'assainissement de petits bassins versants et le dimensionnement de bassins de retenue des eaux pluviales. Dans ce second cas nous testerons les résultats de l'application de la méthode des volumes (Ministère de l'Intérieur, 1981) sur la série observée et les séries synthétiques. Notons que des validations hydrologiques comparables ont rarement été présentées dans des publications antérieures (Olsson, 1998; Lebel *et al.*, 1998).

5.5.2 Courbes intensité-durée-fréquence

Deux notions importantes doivent être présentées ici pour bien comprendre les résultats qui suivent.

- Les courbes Intensité-durée-fréquence (IDF) correspondent à la distribution des intensités moyennes maximales calculées pour des durées variables d'événements pluvieux indépendants. Toutes les intensités de la série de données ne sont pas considérées, contrairement à ce qui est fait lors de la construction de la fonction exposant d'échelle. La forme des courbes IDF dépend donc de la définition des événements pluvieux indépendants et de la répartition des intensités de pluie entre ces événements. De plus, les intensités moyennes maximales sont calculées en utilisant un pas de temps glissant et non fixe. Les distributions d'intensités de pluie et leurs moments peuvent donc être sensiblement différents dans le cas d'une analyse IDF et dans le cas de la construction de la fonction exposant d'échelle.
- Il y a deux manières de générer une série pluviographique à un pas de temps Δt à l'aide d'un modèle de cascade aléatoire. Les intensités peuvent être désagrégées jusqu'au pas de temps Δt choisi, au niveau k_1 de la cascade (on parle alors de cascade *nue*). Ou bien, les intensités peuvent être désagrégées à un pas de temps plus fin, à un niveau $k_2 > k_1$,

puis réagrégées (on parle alors de cascade *habillée*). Les deux séries ne diffèrent pas dans le cas de cascades micro-canoniques. En revanche, les séries générées à un pas de temps Δt par un processus de cascade nue ou habillée ne sont pas équivalentes dans le cas de cascades canoniques. Les distributions statistiques des intensités générées ne sont en particulier pas les mêmes (voir équation 5.29).

$$\underline{I}_{j,k} = I_0 \prod_{i=1}^{k_1} \eta_{f(j,i),i} \left[\frac{1}{b^{(k_2-k_1)}} \sum_{l=(j-1)b^{(k_2-k_1)}+1}^{jb^{(k_2-k_1)}} \left(\prod_{i=k_1+1}^{k_2} \eta_{f(l,i),i} \right) \right] \quad (5.29)$$

Qui peut aussi s'écrire,

$$\underline{I}_{j,k} = I_{j,k} \left[\frac{1}{b^{(k_2-k_1)}} \sum_{l=(j-1)b^{(k_2-k_1)}+1}^{jb^{(k_2-k_1)}} \left(\prod_{i=k_1+1}^{k_2} \eta_{f(l,i),i} \right) \right] \quad (5.30)$$

$$\underline{I}_{j,k} = I_{j,k} X_{b,(k_2-k_1)} \quad (5.31)$$

Les intensités nues $I_{j,k}$ et habillées $\underline{I}_{j,k}$ sont égales si la cascade est micro-canonique : le terme entre crochets de l'équation 5.30 est égal à 1 par définition. Dans le cas contraire, ce terme est une variable aléatoire que nous avons notée $X_{b,(k_2-k_1)}$, dont la distribution dépend de celle du générateur de la cascade mais aussi de b et de $k_2 - k_1$.

La fonction exposant d'échelle théorique qui a servi à sélectionner le modèle de cascade multiplicative correspond à la cascade nue, alors que les courbes IDF sont calculées à partir de l'agrégation des intensités mesurées au plus petit pas de temps disponible. Les courbes IDF ont donc les propriétés statistiques des cascades habillées.

Différentes fonctions de répartition des séries d'intensités simulées par le modèle de cascade multiplicative aléatoire log-Poisson retenu sont présentées dans la figure 5.10 pour deux pas de temps (4 et 32 minutes). Comme dans les parties précédentes, chaque graphique synthétise les résultats de 30 simulations (fonction de répartition moyenne et intervalle de confiance à 90%). Le premier couple de courbes présente les courbes IDF reconstituées par la méthode classique, à partir des séries d'intensités désagrégées au pas de temps d'une minute. Les courbes IDF reconstituées avec les séries simulées à l'aide du modèle de cascade log-Poisson se distinguent notablement des courbes IDF construites à partir des séries observées. En effet, les quantiles de pluie calculés à partir de l'échantillon mesuré sortent de l'intervalle de confiance des quantiles "simulés" (figures 5.10.a1 et 5.10.a2). Le modèle de cascade tend à simuler trop de valeurs d'intensité fortes. Les figures 5.10.b1 et 5.10.b2

présentent les résultats de la même analyse mais conduite en utilisant des fenêtres temporelles fixes et non plus glissantes pour le calcul des intensités moyennes maximales des événements pluvieux. Cette modification a très peu d'influence sur les courbes IDF. En revanche, les résultats changent notablement lorsque l'on étudie les séries pluviométriques nue et non plus habillées le processus de cascade étant stoppé au pas de temps souhaité, 32 ou 4 minutes (cf. 5.10.c1 et 5.10.c2). La comparaison des figures 5.10 b et c met en évidence la différence des distributions d'intensité des séries nues et habillée : i.e. l'influence du terme $X_{b,(k_2-k_1)}$ de l'équation 5.31. Les courbes IDF construites à partir des séries nues sont bien plus proches des courbes IDF de la série observée. On note l'accroissement de la pente des distributions d'intensité des séries simulées habillée ainsi que l'élargissement des intervalles de confiance par rapport aux distributions des séries nues. Ils sont liés à l'augmentation de la variance des distributions due à la contribution de la variable aléatoire $X_{b,(k_2-k_1)}$. La distribution statistique de la variable $X_{b,(k_2-k_1)}$ et en particulier ses propriétés asymptotiques lorsque $k_2 - k_1$ tend vers l'infini a fait l'objet de nombreuses études théoriques (Mandelbrot, 1974a,b,c; Kahane & Peyrière, 1976). L'espérance de cette variable aléatoire est égale à celle de la variable η , générateur du modèle de cascade. Sa distribution statistique dépend de la distribution de η et de $k_2 - k_1$. Sa variance ne converge généralement pas asymptotiquement vers 0 lorsque $k_2 - k_1$ tend vers l'infini. Les distribution des variables nues et habillées diffèrent donc dès que $k_2 \neq k_1$. Dans la mesure où on cale les modèles de cascades sur les propriétés des cascades nues, il semble préférable d'utiliser des modèles de cascades micro-canoniques pour éviter les incohérences entre les propriétés statistiques des séries simulées habillées dépendant du niveau de cascade jusqu'auquel est conduite la désagrégation ($k_2 - k_1$) et les propriétés théoriques du modèle que nous venons de voir illustrées.

Les dernières figures 5.10.d1 et d2 permettent de mesurer l'influence du choix de la valeur maximale de chaque événement pluvieux plutôt que celui de l'ensemble des intensités de pluie pour la construction des courbes IDF. Rappelons que l'ensemble des intensités et les moments d'ordre q de leurs distributions statistiques sont pris en compte pour construire la fonction exposant d'échelle. Les distributions statistiques de l'ensemble de l'échantillon des intensités mesurées ou simulées diffèrent de celui des valeurs maximales des événements pluvieux, mais les positions relatives des distributions simulées et mesurées sont peu affectées. Certes, le modèle de cascade semble simuler trop de valeurs d'intensités supérieures à 30 mm/h au pas de temps de 4 minutes. Mais les résultats obtenus apparaissent très satisfaisants quand on considère que le modèle a été calé non pas directement sur les distributions d'intensités de pluies à différents pas de temps, mais sur une fonction qui y est indirectement reliée par l'intermédiaire du calcul des moments d'ordre q , la fonction exposant d'échelle, et qui s'est de plus avérée être peu discriminante.

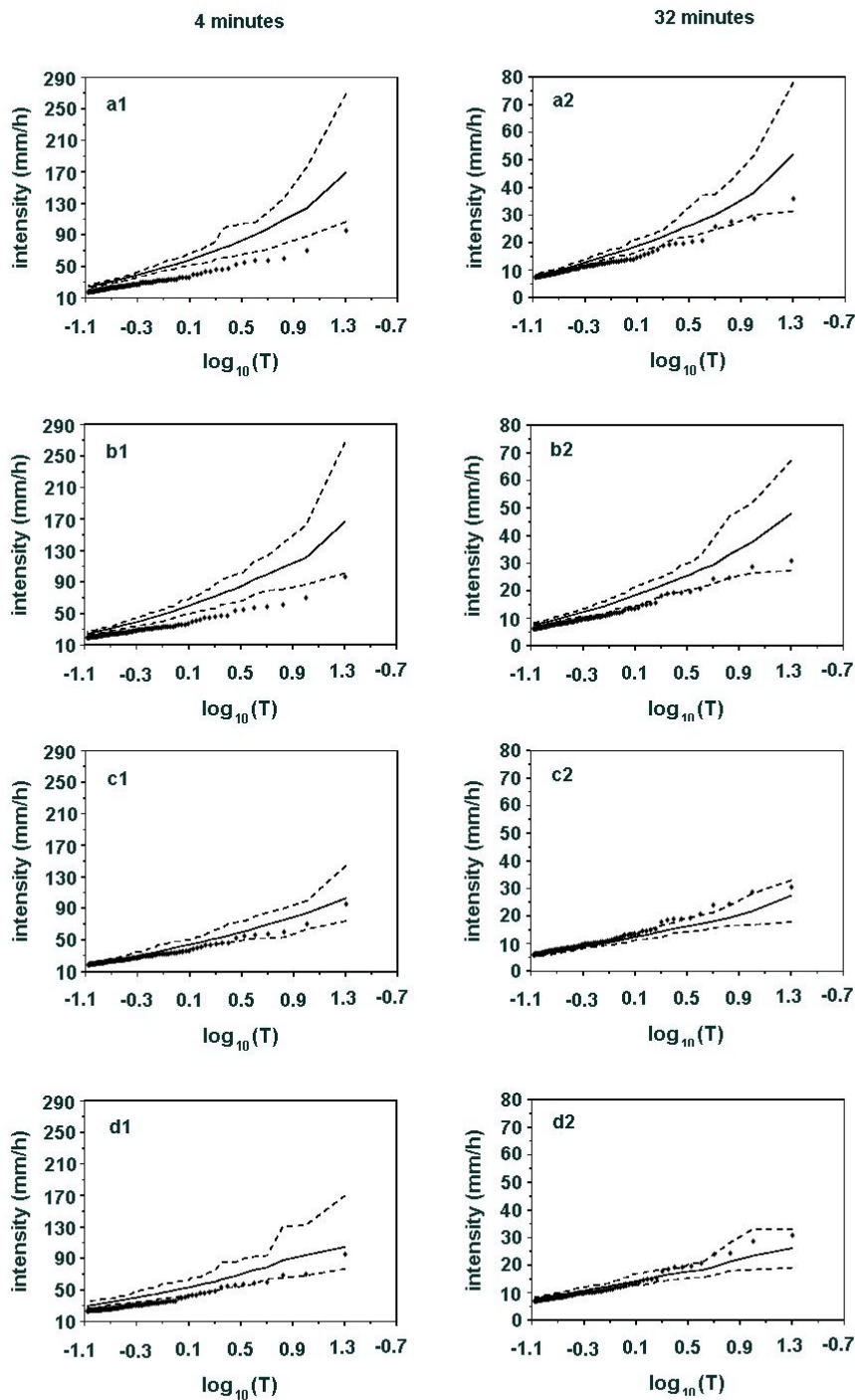


FIG. 5.10 – Distributions des intensités de pluie pour deux pas de temps pour la série pluviométrique mesurée (croix) et pour les séries simulées avec le modèle $LP(0.5, 1.09)$ (traits) : a) intensités maximales des événements, séries habillées et fenêtre temporelle glissante, b) intensités maximales des événements, séries habillées et fenêtres temporelles fixes, c) intensités maximales des événements, séries nues et fenêtres temporelles fixes, d) toutes les intensités, séries nues et fenêtres temporelles fixes.

Les résultats obtenus avec le modèle micro-canonique à générateur uniforme, modèle qui ne possède pas de paramètres de calage, sont comparables.

5.5.3 Dimensionnement de bassins de retenue

Le second exercice de validation consiste à utiliser les séries pluviométriques au pas de temps de 4 minutes comme données d'entrée d'un modèle simplifié de fonctionnement d'un bassin de retenue des eaux pluviales urbaines en vue de dimensionner cet ouvrage. Cette simulation générera une série de volumes d'eau à stocker pour éviter un débordement du réseau, dont on analysera la distribution statistique. La comparaison des distributions statistiques de volumes à stocker obtenues avec les séries simulées et la série observée, permettra de vérifier l'adéquation des deux modèles de cascade de pluie pour le dimensionnement de bassins de retenue. Les modèles reproduisent-ils des séries pluviographiques réalistes au regard des propriétés qui conditionnent le dimensionnement des bassins de retenue ?

Le modèle simplifié de bassin de retenue fonctionne de la manière suivante (1) le débit maximum Q (en mm/h) que peut accepter le système d'assainissement aval est fixé, (2) si le réservoir est vide et que l'intensité de pluie dépasse ce débit maximum, un nouvel événement de stockage débute, (3) à chaque pas de temps le nouveau volume stocké est calculé (équation 5.32) et on teste si ce nouveau volume est le volume maximum de l'événement.

$$V_{t+\Delta t} = \max(0, V_t/\Delta t + I_t - Q) * \Delta t \quad (5.32)$$

avec t indice de temps, Δt pas de temps de calcul (4 minutes), V_t volume stocké au temps t , I_t l'intensité de pluie durant le pas de temps de t à $t + \Delta t$.

La figure 5.11 présente la relation entre les quantiles des volumes à stocker et le débit maximum Q pour deux périodes de retour dans le cas du modèle de cascade log-Poisson. Comme dans le cas de validation précédent, 30 séries pluviométriques ont été simulées pour évaluer les intervalles de confiance à 90% des quantiles et permettre la comparaison avec la série mesurée. Pour les valeurs élevées du débit aval Q , le volume calculé est très fortement corrélé à la valeur maximale de l'intensité. Les résultats sont dans ce cas très proches de ceux obtenus pour les distributions des intensités en 4 minutes (figure 5.10) : quantiles simulés et mesurés proches pour les fortes périodes de retour et légère surestimation pour les périodes de retour plus faibles. Lorsque le débit maximum aval Q est faible, le volume à stocker est fortement corrélé au volume total des événements de stockage. Si $Q = 0$, il

n'y a qu'un événement de stockage et le volume à stocké est égal au volume de l'ensemble de la série. Le modèle de désagrégation temporelle des pluies a dans ce cas peu d'influence sur les résultats.

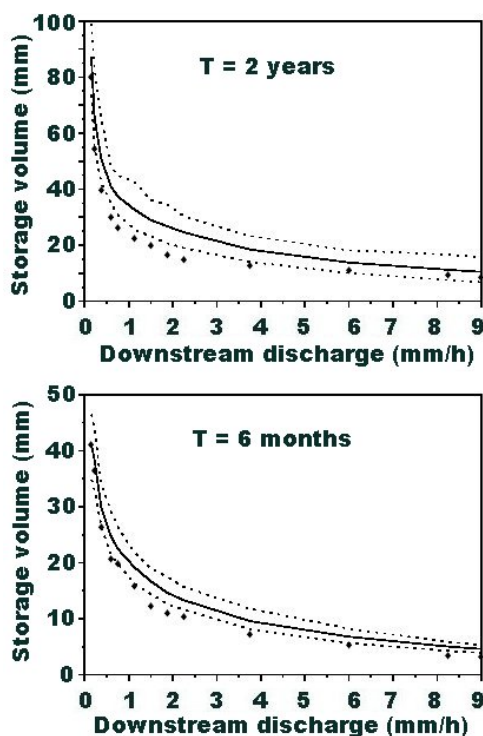


FIG. 5.11 – Dimensionnement d'un bassin de retenue, relation entre les valeurs des quantiles de volumes à stocker et le débit maximum Q du système d'assainissement aval : série pluviométrique mesurée (croix) et simulées (traits).

Le modèle de cascade a donc réellement un effet sur les résultats de ce test de validation pour les valeurs intermédiaires de ce débit maximum Q . Or dans le cas de ces valeurs intermédiaires, on observe une surestimation des quantiles de volumes à stocker lorsqu'ils sont calculés avec les séries pluviométriques simulées (figure 5.11). Ces résultats indiquent que le modèle de cascade multiplicative ne reproduit pas fidèlement la structure temporelle des séries pluviométriques observées et en particulier les formes des événements pluvieux qui conditionnent les valeurs de volumes à stocker. L'analyse détaillée des distributions statistiques d'un certain nombre de paramètres de forme des événements pluvieux confirme cette conclusion (figure 5.12). Quatre paramètres de forme ont été étudiés : (1) nombre de dépassement d'un seuil d'intensité de pluie, (2) durée moyenne de ces périodes de dépassement de seuil, (3) intensité moyenne durant ces périodes de dépassement, (4) rapport moyen entre l'intensité maximale en 4 minutes et l'intensité moyenne durant ces périodes.

Les différences entre séries mesurée et simulées pour les faibles valeurs de seuil d'intensité

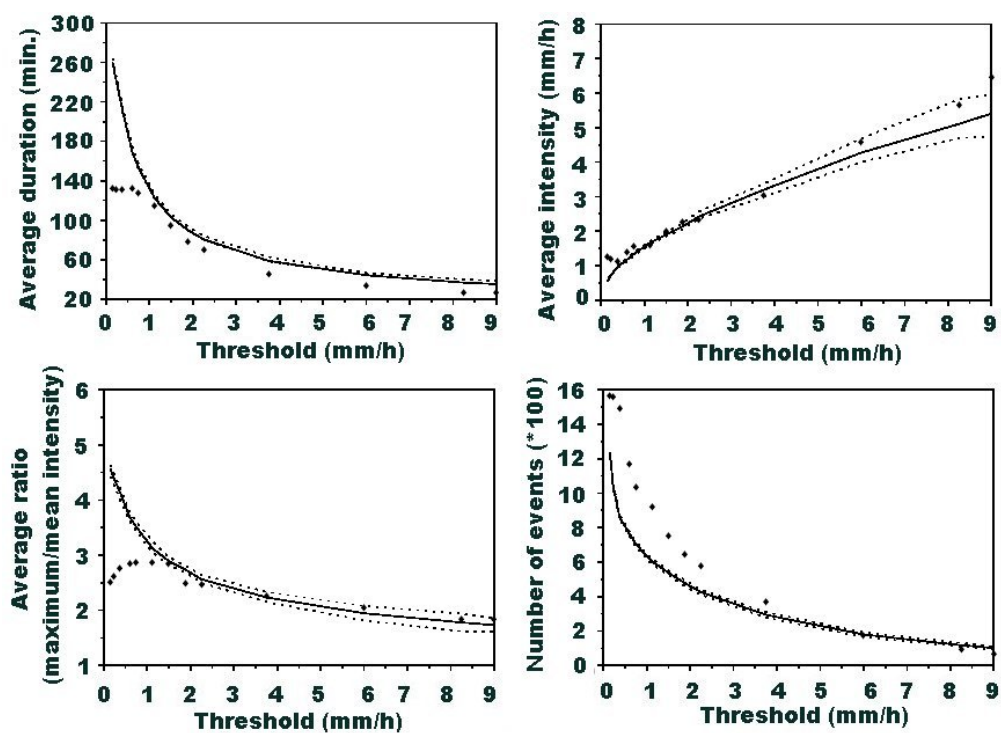


FIG. 5.12 – Relation entre différentes caractéristiques de forme des événements pluvieux mesurés (croix) et simulés (traits) et le seuil d'intensité considéré.

sont liées au fait que le modèle de cascade retenu ne simule pas de valeurs nulles. Les périodes de dépassement de seuil identifiées sont donc moins nombreuses et plus longues. Mais le modèle génère toujours trop peu de périodes de dépassement pour des seuils plus élevés, alors que l'intensité moyenne de ces périodes et le rapport entre intensité moyenne et intensité maximale apparaissent comparables à ceux de la série mesurée. Les résultats obtenus à l'aide du modèle de cascade uniforme micro-canonique sont similaires. Il n'est pas réellement possible d'analyser en détail l'origine de ces différences. On retiendra simplement de cet exemple de validation, que le modèle de cascade ne permet pas de reproduire fidèlement la structure temporelle de la série pluviométrique observée. Ceci n'est pas tellement surprenant compte tenu de la simplicité du modèle et tout à fait cohérent avec les conclusions tirées de l'analyse de séries pluviométriques par la méthode de l'intégrale de corrélation (cf. chapitre 6). La structure temporelle des séries pluviométriques est complexe. La série des rapports des intensités à différentes échelles de temps, série des poids de désagrégation, n'est en particulier pas une série de variables aléatoires IID, hypothèse sur laquelle repose la plupart des modèles de cascades multiplicatives aléatoires. Nous aurons l'occasion de revenir sur ce point dans le chapitre 6.

5.6 Conclusions

L'aspect attrayant des modèles de cascades multiplicatives est lié à la simplicité de leur mise en oeuvre et au nombre très restreint de paramètres à caler. Ces modèles présentent un intérêt plus particulier en hydrologie urbaine qui nécessite l'utilisation de données pluviométriques à des pas de temps très fins, de l'ordre de quelques minutes. Le constat répété de l'existence d'une loi d'invariance d'échelle des propriétés statistiques des observations a amené les chercheurs à s'intéresser aux modèles de cascades multiplicatives qui eux-mêmes produisent des séries invariantes d'échelles. Du point de vue théorique, le caractère d'invariance d'échelle de séries générées à l'aide d'un modèle de cascades multiplicatives n'apparaît qu'asymptotiquement - i.e. lorsque le nombre de niveaux de la cascade tend vers l'infini - dans le cas de l'étude des fonctions de répartition. De même, le caractère d'invariance d'échelle n'est observé dans le cas de l'analyse spectrale, que sous certaines conditions sur le moment d'ordre 2 de la distribution de la variable aléatoire du générateur. Sur une série pluviographique mesurée, toutes ces méthodes permettent généralement de révéler un comportement invariant sur certaines gammes d'échelles. Mais, les gammes d'échelles ne sont pas toujours les mêmes selon la méthode d'analyse, et les exposants d'échelle calculés par ces différentes méthodes ne sont pas nécessairement cohérents. Ce constat conduit à s'interroger sur la signification réelle des résultats de ces analyses : les

séries pluviographiques sont-elles réellement invariantes d'échelles (i.e. multifractales), ou bien, les modèles invariants d'échelles ne font-ils qu'approcher certaines propriétés statistiques des séries pluviographiques sur une gamme limitée d'échelles ? La fonction exposant d'échelle $\zeta(q)$ construite à partir des moments d'ordre q d'une série pluviométrique observée s'avère peu discriminante pour le choix d'un modèle de cascades multiplicatives du fait de sa forte sensibilité à la fluctuation d'échantillonnage. Cette fonction exposant d'échelle est fortement conditionnée par les valeurs élevées de la série observée et ne traduit donc pas les propriétés moyennes de cette série. De plus, cette fonction ne rend compte que de certaines propriétés des séries observées. Caler un modèle stochastique de pluie sur ces propriétés ne garantit pas que le modèle reproduira des séries réalistes pour d'autres propriétés comme l'a illustré le deuxième exemple de validation présenté ci-dessus.

Deux grands types d'enseignements peuvent être tirés de cette excursion dans le monde des modèles de cascades multiplicatives et des multifractals.

- D'un point de vue pratique, les méthodes d'analyse associées aux modèles de cascades multiplicatives et aux multifractals, et plus particulièrement la fonction exposant d'échelle, se sont révélées assez décevantes car peu discriminantes. C'est beaucoup de sophistication pour la construction d'une fonction très sensible à l'échantillonnage. La méthode de l'intégrale de corrélation, développée dans le cadre de l'analyse des systèmes chaotiques (cf. chapitre 6) n'a pas ce défaut. Les modèles de cascades multiplicatives sont des modèles simples et faciles à mettre en oeuvre qui, de plus, permettent d'exploiter les données disponibles à des pas de temps (données journalières) ou d'espace (prévisions de modèles météorologiques) trop larges pour les applications hydrologiques. On constate que ces modèles ne reproduisent pas fidèlement l'ensemble des propriétés des séries observées. Mais aurait-il pu en être autrement étant donnée leur simplicité ? Les résultats obtenus dans les deux exemples d'application et de validation sont finalement assez satisfaisants. Les écarts avec les courbes IDF reconstituées à partir de la série pluviométrique mesurée sont modestes. Ils sont plus importants dans le cas des quantiles de volumes de bassins de retenue, mais restent raisonnables dans la mesure où les ordres de grandeur sont conservés. Les résultats auraient pu être meilleurs si le critère de calage des modèles de cascade avaient été construits directement à partir de la variable que l'on cherche à reproduire pour chacune des applications : volumes à stocker ou intensité moyenne maximale des événements pluvieux. Enfin, il est préférable d'utiliser des modèles de cascades micro-canoniques pour des applications hydrologiques afin de conserver la maîtrise des distributions statistiques des variables modélisées.
- D'un point de vue théorique, un certain nombre de travaux de recherche récents ont cherché à tirer des conclusions sur les propriétés statistiques, et en particulier les propriétés

asymptotiques des séries pluviométriques observées, sur la base du constat de leurs propriétés d'invariance d'échelle (Malamud & Turcotte, 2006; Koutsoyiannis, 2006; Hubert *et al.*, 2002). Puisque, tout comme les séries produites par des modèles de cascades multiplicatives, les séries observées semblent avoir des propriétés d'invariance d'échelle, ne peut-on pas conclure que ces séries observées ont les mêmes propriétés statistiques que les séries simulées par les modèles de cascades? Les processus de cascades infinies canoniques conduisant systématiquement à des distributions de valeurs simulées de type asymptotiquement hyper-exponentiel (algébrique cf. chapitre 7), ne doit-on pas s'attendre à ce que les séries observées aient aussi des distributions hyper-exponentielles? Comparaison n'est cependant pas raison. Les modèles de cascades ne reproduisent de manière approchée que certaines propriétés des séries pluviométriques mesurées. La "réalité" n'est pas le modèle et n'hérite donc pas automatiquement de ses propriétés. Par ailleurs les modèles canoniques IID sont des modèles de cascades particuliers, très étudiés du fait de leur simplicité. Pourquoi focaliser l'attention sur ces modèles et leurs propriétés? Les modèles micro-canoniques par exemple n'ont pas les mêmes. Ces travaux, sont intéressants dans la mesure où ils apportent un éclairage différent de ceux des études "fréquentielles" classiques sur les distributions statistiques des variables étudiées en hydrologie, où ils posent des questions. Attention cependant à ne pas en tirer de conclusions trop hâtives et définitives, en oubliant les limites des modèles de cascades multiplicatives et de l'analyse multifractale, que nous venons d'évoquer.

Chapitre 6

Tout n'est-il que chaos ?

Résumé

Est-il possible que des processus déterministes simples se cachent derrière l'apparent désordre des séries de données hydrologiques ? L'identification de leur dynamique permettrait, si ces processus existent, de proposer des modèles mieux adaptés et d'effectuer des prévisions de meilleure qualité. Les méthodes d'identification d'attracteurs de trajectoires de processus ont connu un certain engouement en hydrologie à la fin des années 1990. La plupart des résultats présentés dans la littérature scientifique sont encourageants : les trajectoires des processus étudiés (séries temporelles de pluies ou débits) semblent se concentrer sur des attracteurs de faible dimension révélant l'existence d'un processus déterministe simple sous-jacent. Ces résultats semblent cependant être un artefact d'analyse lié à l'effectif limité des séries de données observées.

Références

Mémoire de DEA de Michel Kolasinski (Kolasinski, 2001)
Article : Gaume et al. (2006b)

6.1 La théorie du chaos et ses implications

La notion de chaos a été largement popularisée à la suite d'une conférence donnée en 1972 par le météorologue Edward Lorenz devant l'*American Association for the Advancement of Science* et intitulée : "Un battement d'aile de papillon au Brésil peut-il provoquer une tornade au Texas ?" (Lurça, 1999). Edward Lorenz y expliquait qu'un système dynamique

déterministe, en l'occurrence un modèle numérique de simulation météorologique, pouvait être sensible aux conditions initiales à tel point que de faibles variations de ces conditions, le battement ou non des ailes d'un papillon pour reprendre son image, pourraient changer du tout au tout la marche du phénomène étudié. Deux trajectoires initialement très proches peuvent diverger et conduire ou non au déclenchement d'un événement majeur : une tornade au Texas par exemple. Un système dynamique chaotique est donc "un système dynamique déterministe, sensible aux conditions initiales, dont on ne peut pas prédire l'évolution sur une longue période" (Guegan, 1992). La sensibilité d'un système dynamique aux conditions initiales, son instabilité, est généralement caractérisée par l'ordre de grandeur du temps nécessaire pour que la distance entre deux trajectoires soit multipliée par e . Ce paramètre est appelé temps ou exposant de Lyapounov. Comme bien souvent, des idées nouvelles mettent un certain temps à diffuser dans les communautés scientifiques. En fait, le principe du chaos déterministe et ses conséquences sur la prévisibilité avaient été exposés dès 1876 par le physicien James C. Maxwell lors d'une conférence à Cambridge : "il est manifeste que l'existence de conditions instables rend impossible la prévision des événements futurs, si notre connaissance de l'état présent est seulement approximative et non exacte". Cette idée avait par la suite été largement développée par le mathématicien français Henri Poincaré (1908) tirant les conclusions d'un travail sur les trajectoires de trois corps célestes en interaction qui sous certaines conditions apparaissaient instables ou en apparence désordonnées : "Il peut arriver que de petites différences dans les conditions initiales en engendrent de très grandes dans les phénomènes finaux. Un petite erreur sur les premières produirait une erreur énorme sur les dernières. La prédiction devient impossible et nous avons le phénomène fortuit". "Une cause très petite qui nous échappe détermine un effet considérable que nous ne pouvons pas ne pas voir et alors nous disons que cet effet est dû au hasard".

La prise de conscience du caractère chaotique de certains processus déterministes a certainement marqué une étape importante de l'histoire de la physique et des disciplines voisines (Lurça, 1999). D'une part, elle a remis en question la croyance en la prévisibilité totale des systèmes qui obéissent aux lois de Newton. Même dans un contexte totalement déterministe, les liens de cause à effet peuvent être difficiles à établir. Les phénomènes aléatoires, fortuits, ne sont plus uniquement ceux dont nous ignorons les lois comme l'exprime si bien Poincaré ci-dessus. D'autre part, cette prise de conscience a du même coup estompé la frontière séparant le déterministe de l'aléatoire. Les séries chronologiques issues de processus déterministes chaotiques, trajectoires des processus, peuvent être en apparence désordonnées, identiques à celles générées par un processus stochastique ¹. Le déterminisme peut se

¹Les générateurs de nombres pseudo-aléatoires de nombreuses librairies informatiques sont fondés sur des algorithmes au comportement chaotique.

cache sous un apparent désordre.

C'est ce deuxième point, la recherche du déterminisme derrière l'apparent désordre des séries chronologiques, qui a plus particulièrement fait l'objet de recherches en hydrologie (Sivakumar *et al.*, 2001; Sivakumar, 2000; Sivakumar *et al.*, 1999a,b; Porporato & Ridolfi, 1996, 1997; Puente & Obregon, 1996; Jayawardena & Lai, 1994; Rodriguez-Iturbe *et al.*, 1989b). L'idée générale est que si les séries chronologiques (trajectoires) ne sont pas aléatoires mais déterministes et si l'on sait décrire ces trajectoires, alors une prévision à court terme ² est possible. C'est de ces travaux et de leurs résultats que nous allons parler dans ce qui suit. Place donc au concret.

6.2 Identification du déterminisme

Considérons un processus déterministe discret et "isolé" au sens où l'état x_i observé au pas de temps i est parfaitement déterminé par les états des D pas de temps précédents et ne dépend pas d'autres variables de forçage extérieures. Ce qui peut s'écrire :

$$x_i = f(x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_{i-D}) \quad (6.1)$$

La fonction f ainsi que l'entier D ne sont pas connus *a priori*. On peut contruire des vecteurs de trajectoires $\vec{X}_{i,m} = (x_i, x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_{i-m+1})$ de dimension m (*embedding dimension*). Si la fonction f existe, et si $m > D$, alors les vecteurs trajectoires du processus considéré seront regroupés dans un sous-espace de dimension D de l'espace à m dimensions étudié (Takens, 1981). L'espace à m dimension dans lequel on étudie les trajectoires est appelé espace de phase (*phase space*). Le sous-espace dans lequel se trouvent les trajectoires, appelé attracteur, peut avoir une forme complexe dans le cas d'un processus chaotique, d'où le nom d'attracteurs étranges qui leur est parfois donné.

Prenons deux exemples à titre d'illustration : (i) un processus aléatoire correspondant au tirage de variables aléatoires indépendantes suivant une loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$ et (ii) une série de données générées par le modèle logistique dont l'expression est la suivante :

$$x_{i+1} = ax_i(1 - x_i) \quad (6.2)$$

Ce modèle est connu pour avoir un comportement chaotique lorsque $a = 4$. Son attracteur

²La prévision à long terme n'est pas possible puisque le processus générateur de la série chronologique étudiée est supposé chaotique.

est de dimension 1 (cf. équation 6.2). Les deux processus génèrent des séries chronologiques de valeurs comprises dans l'intervalle $[0, 1]$. Les deux séries de données semblent *a priori* assez similaires comme l'illustre la figure 6.1.

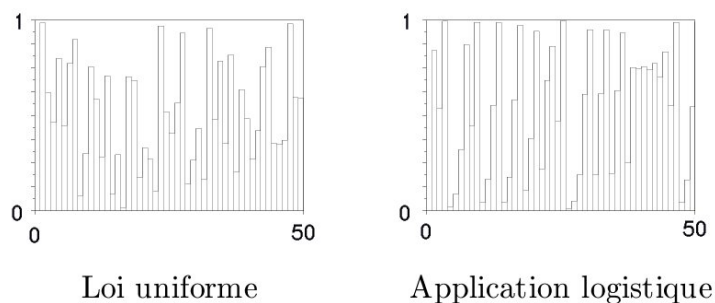


FIG. 6.1 – Séries chronologiques de données issues de tirages aléatoires indépendants dans une loi uniforme ou générées par un processus logistique $a = 4$ (Kolasinski, 2001).

En revanche, la représentation des trajectoires dans l'espace de phase de dimension deux révèle clairement la différence entre ces deux processus. L'ensemble de cet espace est couvert par les trajectoires du processus aléatoire, alors que ces trajectoires sont regroupés sur un attracteur de dimension $D = 1$ dont la forme est donnée par l'équation 6.2 dans le cas du processus logistique (cf. figure 6.2).

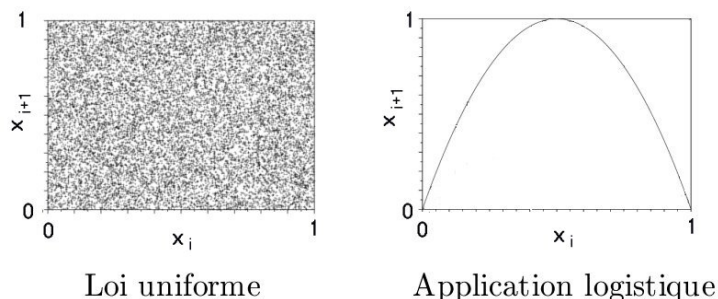


FIG. 6.2 – Trajectoires d'un processus logistique ($a = 4$) et d'une série de variables aléatoires indépendantes uniformes dans l'espace de phase à deux dimensions (Kolasinski, 2001).

Les méthodes d'identification du chaos proposées dans la littérature (voir Sivakumar (2000) pour une revue complète) ont pour but de révéler l'existence d'un attracteur de dimension D limitée. Elles consistent soit à évaluer directement la dimension cet éventuel attracteur (Sivakumar *et al.*, 2001; Porporato & Ridolfi, 1996; Grassberger & Procaccia, 1983a), soit à révéler indirectement son existence en évaluant les performances de modèles de prévision

basés sur la méthode des plus proches voisins : *nonlinear prediction method* (Sivakumar *et al.*, 2001; Casdagli, 1987; Farmer & Sidorowich, 1987). L'efficacité des prévisions révèle en effet le caractère répétitif des trajectoires et donc la possible existence de l'attracteur.

Deux méthodes principales ont été proposées pour évaluer directement la dimension d'un attracteur.

6.2.1 La méthode du comptage de boîtes

Il s'agit de la méthode la plus simple pour évaluer la dimension fractale (ou de Hausdorff) d'un objet géométrique. Elle consiste à découper l'espace à m dimensions considéré en hypercubes (boîtes) de côtés de longueur l et à compter le nombre d'hypercubes contenant au moins une donnée (une trajectoire dans notre cas). La relation entre le nombre de boîtes non vides et la longueur l est une fonction puissance dont l'exposant est la dimension de l'objet étudié. S'il existe un attracteur de dimension D , cette méthode doit retourner la valeur m si $D > m$ et $D(m) = D$ lorsque $D \leq m$. En théorie, l'identification d'un attracteur, ou à tout le moins, la concentration des trajectoires dans un espace de dimension finie (cf. remarques ci-dessous) est très simple. On construit des vecteurs trajectoires de dimensions m croissantes et on évalue la dimension $D(m)$ de l'espace dans lequel ces trajectoires se trouvent. Une saturation de la valeur $D(m)$ lorsque m augmente révélera la présence de l'attracteur. Et la valeur limite D sera la dimension de cet attracteur.

En pratique cependant, la méthode du comptage de boîtes est inutilisable pour des systèmes dynamiques ayant un attracteur de dimension $D > 2$ (Grassberger & Procaccia, 1983a). Il faut en effet choisir l de façon qu'il y ait suffisamment de boîtes (l doit être petit) mais aussi de façon qu'il y ait un nombre d'observations suffisant dans les boîtes non vides (l ne doit pas être trop petit). La gamme des valeurs possibles pour l se réduit drastiquement lorsque la dimension m de l'espace de phase augmente, ce qui est illustré dans la figure 6.3.

Dans cet exemple, une série de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (IID) suivant une loi Beta(0.3,0.3) a été étudiée. Ce processus purement aléatoire ne possède pas d'attracteur de dimension finie. La méthode du comptage de boîte doit évaluer une dimension proche de celle de l'espace de phase (cf. tableau 6.1).

Les limites de la méthode du comptage de boîtes ont amené Grassberger & Procaccia (1983a,b) à proposer une autre mesure de la dimension d'un attracteur - la dimension de corrélation (*correlation dimension*)- désormais largement utilisée dans les travaux portant sur le chaos. Notons qu'une version de la méthode de la dimension de corrélation permettant de tenir compte de variables de forçage a récemment été proposée (Sauer *et al.*, 1991) et

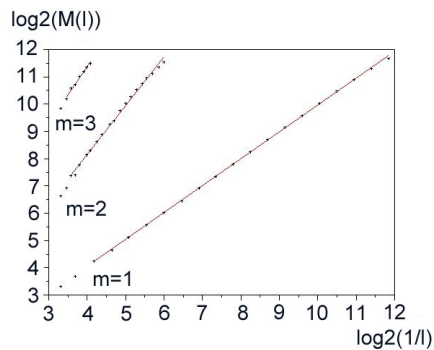


FIG. 6.3 – Série de variables aléatoires IID suivant une loi Beta(0.3,0.3). Résultats de la méthode du comptage de boîtes : l longueur du côté des boîtes et $M(l)$ nombre de boîtes non vides (Kolasinski, 2001).

m	Slope	Variance
1	0.99	0.02
2	1.93	0.05
3	2.81	0.07

TAB. 6.1 – Dimensions de l'attracteur : série de variables aléatoires IID suivant une loi Beta(0.3,0.3) (Kolasinski, 2001).

appliquée dans le cadre de la prévision des débits des cours d'eau (Porporato & Ridolfi, 2001; Casdagli, 1992). Cette méthode ne sera pas utilisée dans ce qui suit mais permet de lever l'hypothèse contraignante et contestable d'un processus isolé (cf. discussion ci-après).

6.2.2 La méthode de la dimension de corrélation

L'intégrale de corrélation est définie comme suit pour une dimension m et toute valeur positive r :

$$C(r, m) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N H(r - |\vec{X}_{i,m} - \vec{X}_{j,m}|) \quad (6.3)$$

où les $\vec{X}_{i,m}$ sont les vecteurs trajectoires de dimension m , $|\vec{X}_{i,m} - \vec{X}_{j,m}|$ est la distance euclidienne entre deux vecteurs dans l'espace de phase de dimension m , N est le nombre total de trajectoires et H est une fonction booléenne : $H(x) = 0$ si $x \leq 0$ et $H(x) = 1$ si $x > 0$.

Notons que $C(r, m)$ est tout simplement la fonction de répartition des inter-distances entre les vecteurs trajectoires. Le nombre de couples de trajectoires est quasiment indépendant de m . Grassberger & Procaccia (1983b) ont montré que la relation entre $C(r, m)$ et r tend asymptotiquement vers une fonction puissance lorsque r tend vers zéro :

$$C(r, m)_{r \rightarrow 0} \propto r^\nu \quad (6.4)$$

ν est l'exposant de corrélation (*correlation exponent*). C'est la pente asymptotique de la relation $\log(C(r, m))$ versus $\log(r)$ lorsque r tend vers zéro. Si elle existe, la valeur limite de ν lorsque m tend vers l'infini est appelée dimension de corrélation (*correlation dimension*). Lorsque les observations sont réparties de manière uniforme sur l'attracteur, $\nu = D(m)$. Dans le cas contraire, $\nu \leq D(m)$ (Grassberger & Procaccia, 1983b).

Les résultats obtenus pour deux processus aléatoires sont présentés dans la figure 6.4 : séries de variables aléatoires IID suivant une loi uniforme ou Beta sur l'intervalle $[0, 1]$ (30000 valeurs ont été générées dans chaque cas). Dans les deux cas, la relation entre $\log(C(r, m))$ et $\log(r)$ apparaît asymptotiquement linéaire. De plus, comme prévu, l'estimation de ν est très proche de la dimension de l'espace de phase dans le cas de la loi uniforme et est nettement inférieure dans le cas de la loi Beta (tableau 6.2).

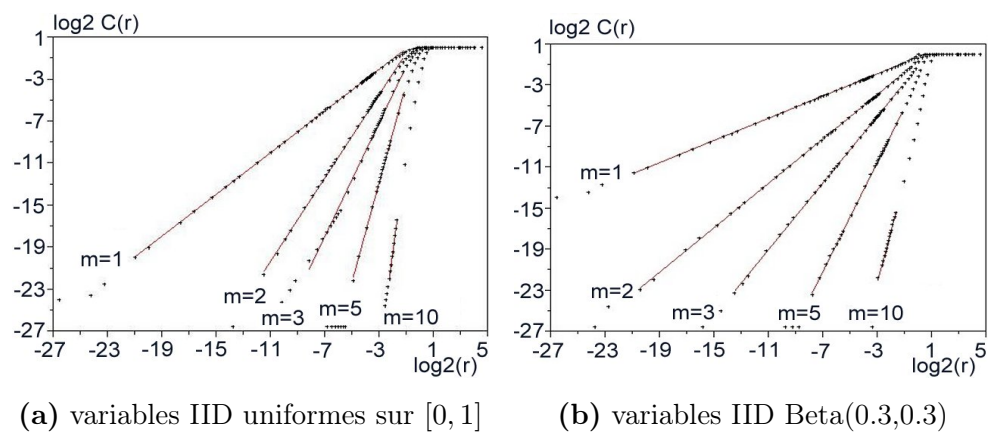


FIG. 6.4 – Intégrales de corrélation pour m compris entre 2 et 10 (Gaume *et al.*, 2006b).

m	ν Uniforme	ν Beta(0.3,0.3)
1	0.99	0.54
2	1.98	1.08
3	2.70	1.62
5	4.72	2.66
10	9.46	5.00

TAB. 6.2 – Exposants de corrélation : variables aléatoires IID (Gaume *et al.*, 2006b).

La méthode de la dimension de corrélation semble aussi conduire à des résultats satisfaisants dans le cas de processus déterministes chaotiques simples, comme cela est illustré en première colonne du tableau 6.3 et dans la figure 6.5(a) au travers de l'analyse d'une série de 30000 valeurs simulées à l'aide du modèle logistique :

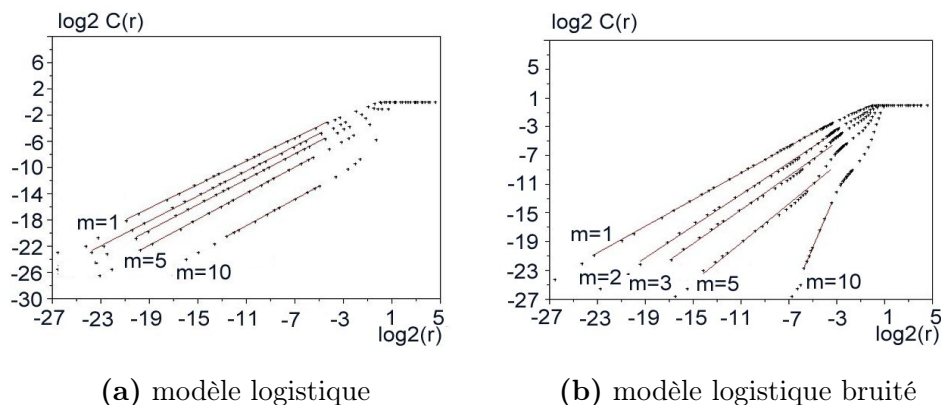


FIG. 6.5 – Intégrales de corrélation pour m compris entre 2 et 10 (Gaume *et al.*, 2006b).

m	ν logistique	ν logistique bruité
1	0.90	0.93
2	0.95	1.10
3	0.97	1.18
5	1.00	1.36
10	1.01	3.91

TAB. 6.3 – Exposant de corrélation : modèle logistique (Gaume *et al.*, 2006b).

6.3 Quelques réflexions et objections

6.3.1 Une précision de vocabulaire

Les méthodes exposées plus haut visent à déterminer la dimension d'un éventuel attracteur des trajectoires d'un processus. Pour des raisons numériques, les dimensions "m" explorées pour l'espace de phase sont limitées, généralement moins de 10 ou 20. Ce n'est alors pas tant le caractère chaotique du processus sous-jacent que l'on souhaite mettre en évidence, mais la dimension limitée de l'attracteur de ses trajectoires. Le débat sur les résultats de recherches antérieures ne porte donc pas sur le caractère déterministe chaotique ou aléatoire des processus observés, mais sur la dimension limitée ou non des attracteurs de leurs trajectoires. Nous parlerons dans ce qui suit de processus chaotiques de faible

dimension (*low-dimensional chaos*). Que les séries de données observées disponibles en hydrologie, pluies ou débits, soient le fruit de processus déterministes chaotiques, beaucoup de chercheurs en sont probablement convaincus. Mais que ces processus soient simples au point que les attracteurs de leurs trajectoires aient une dimension très limitée, inférieure à 10, est le point discutable et discuté.

6.3.2 Processus hydrologiques discrets "isolés"

Les processus hydrologiques ne sont pas des processus discrets mais généralement continus. Les variables discrètes que l'on étudie sont issues d'un échantillonnage temporel (hauteur d'eau instantanée mesurée à une fréquence donnée), et sont très généralement des variables recomposées (débit calculé à l'aide d'une courbe de tarage, valeurs d'intensités de pluie ou de débits moyennées sur un pas de temps fixé). Ce sous-échantillonnage et ces transformations ne facilitent probablement pas l'identification de la dynamique du processus sous-jacent. Par ailleurs, l'hypothèse d'isolement du processus laisse perplexe. Notons qu'il est possible d'intégrer des variables de forçage dans la construction des vecteurs trajectoires pour tenir compte de l'effet possible de ces variables, mais la plupart des études antérieures, dont celles auxquelles nous nous comparerons dans ce qui suit, ne l'ont pas envisagé. Supposer que l'évolution temporelle des intensités de pluie ou des débits d'un cours d'eau n'est significativement influencée par aucune variable de forçage extérieure dont l'action n'est pas résumée dans les trajectoires passées ou totalement corrélée à celles-ci peut surprendre. La valeur d'intensité à venir serait totalement conditionnée par les valeurs passées et non influencée par la structure des champs de pression et de vitesse des masses d'air ou de la répartition spatiale de leurs propriétés par exemple. Si l'on considère que des variables de forçage ont une influence, il faut alors supposer que l'ensemble de ces variables sont le fruit de processus chaotiques de faible dimension dont les dynamiques sont elles-mêmes résumées dans celle de la variable étudiée : les mêmes causes produisant les mêmes effets. Compte tenu de la complexité de la dynamique atmosphérique à l'origine de la genèse des pluies, on peut douter qu'il s'agisse d'un processus chaotique de faible dimension. Mais la nature recèle souvent des surprises... Tentons donc, malgré nos *a priori*, de nous laisser surprendre.

6.3.3 Influence des incertitudes

La réflexion suivante concerne les incertitudes, en particulier les incertitudes de mesure et leurs conséquences sur l'efficacité des méthodes d'analyse du chaos. En effet, les mesures

disponibles en environnement sont généralement entachées d'erreurs dont on peut supposer qu'elles sont issues d'un processus aléatoire ou bien chaotique de dimension élevée, ce qui revient au même. Il n'existe pas à notre connaissance de résultats théoriques sur ce sujet. Quelques tests numériques conduits avec le modèle logistique donnent une idée de l'influence possible des erreurs de mesure lorsque la méthode de la dimension de corrélation est appliquée (figure 6.5(b) et tableau 6.3). Dans cet exemple, un bruit gaussien (écart-type égal à 5% de la donnée mesurée) a été ajouté à la série des valeurs x_i simulées à l'aide du modèle logistique pour créer une série de valeurs x_i^b :

$$x_i^b = x_i(1 + e_i) \quad (6.5)$$

e_i étant une réalisation d'une variable aléatoire gaussienne $N(0, 0.0025)$.

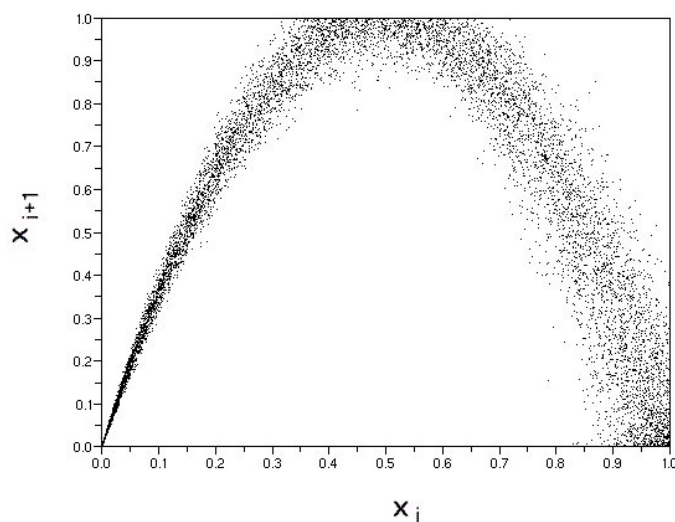


FIG. 6.6 – Trajectoires d'un processus logistique ($a = 4$) bruité dans l'espace de phase à deux dimensions.

L'évolution, avec m , de l'exposant ν (table 6.3) obtenue à partir de l'analyse de la série des x_i^b est très similaire à celle obtenue par analyse de la série générée par tirage aléatoire dans la loi Beta(0.3,0.3) (cf. tableau 6.2). La présence d'erreurs de mesure dans des jeux de données "réelles" peut donc contrarier notablement l'identification d'un attracteur de petite dimension par la méthode de la dimension de corrélation.

6.3.4 Des méthodes d'identification non totalement discriminantes

Enfin, les méthodes de détection de processus chaotiques de faible dimension ne permettent pas de discriminer totalement les processus chaotiques et aléatoires. La méthode des plus proches voisins donnera des résultats très satisfaisants en prévision s'il existe une corrélation entre les variables successives d'une série de variables aléatoires. De plus, certains processus stochastiques possèdent des attracteurs de trajectoires de dimension finie. Comme le souligne Schertzer *et al.* (2002b), l'attracteur de la trajectoire d'un mouvement brownien additif est de dimension 2.

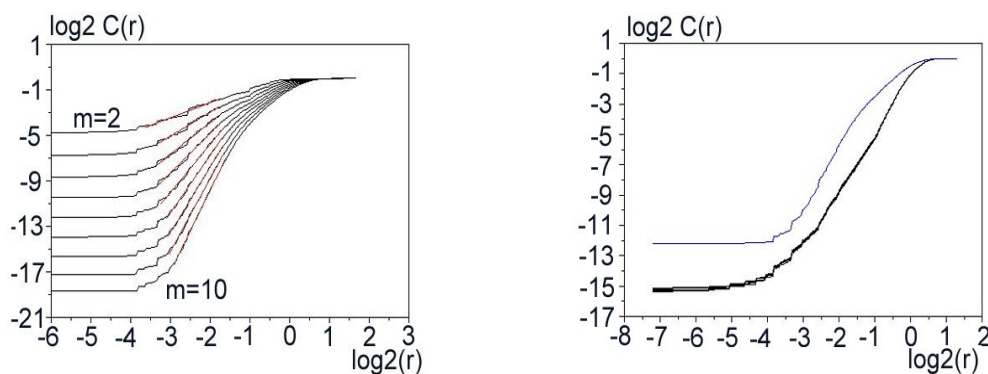
6.4 Processus hydrologiques et chaos : un exemple

Nous proposons d'analyser dans ce qui suit une série temporelle de ratios entre cumuls pluviométriques mesurés sur 5 minutes et cumuls mesurés sur les 10 minutes correspondantes. Il s'agit de vérifier si cette série temporelle de ratios ou poids peut être issue d'un processus chaotique de faible dimension, ce qui remettrait en cause le choix de poids indépendants et identiquement distribués généralement retenu dans les modèles de cascades multiplicatives (cf. chapitre 5). Sivakumar *et al.* (2001) se sont intéressés au même type de séries de données. Leurs résultats serviront d'éléments de comparaison.

La série étudiée ici a été construite à partir d'une série de 8 années de mesures agrégées au pas de temps de 5 minutes d'un pluviographe à augets basculants du département de Seine-saint-Denis. Un poids sur deux a été retenu pour constituer la série étudiée, puisque par construction la valeur du poids du second sous-pas de temps d'un pas de 10 minutes est le complément à 1 de la valeur du poids du premier sous-pas de temps. Les poids correspondants aux pas de temps de 10 minutes d'intensité nulle ont été considérés comme inconnus et enregistrés comme données manquantes. Seules les trajectoires ne comportant pas de données manquantes ont été prises en compte dans l'analyse. Finalement, les échantillons des trajectoires étudiés comportent environ 34000 vecteurs pour une dimension $m = 2$ et 21000 pour $m = 10$. Il s'agit d'un échantillon plutôt important comparé aux échantillons utilisés dans les études précédentes sur le chaos en hydrologie. A titre de comparaison, le plus gros échantillon étudié par Sivakumar *et al.* (2001) comportait environ 8000 vecteurs trajectoires pour $m = 2$.

Les intégrales de corrélation ne révèlent pas la présence d'un attracteur de dimension limitée des trajectoires de la série étudiée comme l'illustrent la figure 6.7(a) et le tableau 6.4. La pente ν de ces courbes n'atteint pas d'asymptote lorsque m augmente, dans la

gamme des valeurs de m testées. La représentation des trajectoires dans l'espace de phase de dimension 2 ne met pas non plus en évidence d'attracteur. Ces résultats diffèrent très sensiblement de ceux de Sivakumar *et al.* (2001) qui avaient conclu à la limitation de la pente ν en analysant une autre série de données (figure 6.8) et à l'existence d'un attracteur de dimension limitée. Leur estimation de la dimension de corrélation, certes inférieure à la dimension de l'attracteur, était de l'ordre de 2. Les séries de données sont différentes, les pas de temps analysés aussi - cependant les résultats de Sivakumar *et al.* (2001) qui avaient étudié plusieurs pas de temps différents semblaient indiquer une tendance à la diminution de la dimension de corrélation avec la diminution du pas de temps. Il est cependant surprenant qu'une même analyse menée sur des données de même nature conduise à des résultats si dissemblables. L'application même de la méthode et l'interprétation de ses résultats ne pourraient-elles pas en être la cause ?



(a) Intégrales de corrélation

(b) Comparaison avec des poids IID pour $m = 6$

FIG. 6.7 – Intégrales de corrélation pour $2 < m < 10$: données de pluviomètre à augets (Gaume *et al.*, 2006b).

m	ν
1	0.43
2	1.08
4	2.51
6	4.09
8	5.57
10	6.84

TAB. 6.4 – Dimension de corrélation estimées : données de pluviomètre à augets (Gaume *et al.*, 2006b).

On remarque en effet sur la figure 6.7(a) que $C(r)$ ne tend pas vers 0 lorsque l'interdistance r tend vers 0 comme dans le cas des séries synthétiques testées plus haut (figures 6.4 et

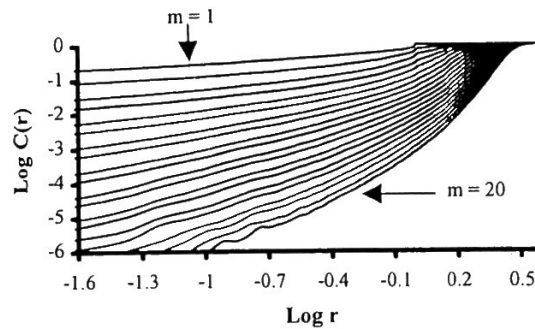


FIG. 6.8 – Intégrales de corrélation obtenues pour une série temporelle de ratios cumulés pluviométriques sur 12 heures et 6 heures (Sivakumar *et al.*, 2001).

6.5), mais semble se stabiliser autour d'une valeur dépendante de r . Il existe donc une proportion non négligeable de couples de trajectoires identiques (i.e. d'interdistances nulles) dans l'échantillon étudié : environ 2^{-5} soit 3% pour $m = 2$ et 2^{-19} soit 2 milliardièmes pour $m = 10$ ou encore 840 couples parmi les 44 millions de paires de trajectoires possibles pour $m = 10$. Cette "saturation" peut être attribuée au caractère discret des valeurs des cumuls pluviométriques, correspondant à un nombre entier de volumes d'augets, et donc des poids qui sont calculés. 80% des cumuls mesurés sur dix minutes correspondent à 4 basculements d'augets ou moins. Les valeurs de poids égales à 0, 1, 1/2, 1/3, 2/3, etc. sont donc sur-représentées dans l'échantillon (cf. figure 6.9). Les trajectoires comportant ces valeurs de poids ont donc de fortes chances de se trouver plusieurs fois représentées dans l'échantillon.

Ce constat en appelle un autre sur la mise en oeuvre de la méthode de la dimension de corrélation. Les intégrales de corrélations ne sont pas des droites mais des courbes. La relation 6.4 est asymptotiquement valable, lorsque r tend vers 0 d'après Grassberger & Procaccia (1983b). Mais la gamme des valeurs de r pour laquelle $C(r)$ peut être calculé est limitée par la nature de l'échantillon comme nous l'observons ici, mais aussi par l'effectif de l'échantillon disponible. La plus faible valeur de $C(r)$ que l'on peut calculer est égale à 1 sur l'effectif de l'échantillon des couples de trajectoires. A partir de quelle valeur de r peut-on considérer que l'asymptote est atteinte ? Il n'existe pas de suggestions dans la littérature sur ce sujet. On ne peut jamais être certain que cette asymptote, si elle existe, est atteinte, puisque l'exploration des faibles valeurs d'interdistances r est limitée par la taille de l'échantillon. Notons que les figures 6.8 et 6.7.a concernant des jeux de données comparables sont très similaires pour la gamme commune d'interdistances r étudiées (les logarithmes utilisés ne sont pas les mêmes). Or l'analyse de Sivakumar *et al.* (2001)

concluait à l'existence d'un attracteur de faible dimension, alors que celle de Gaume *et al.* (2006b) fondée sur un échantillon plus riche ne permet pas d'identifier d'attracteur.

Pour s'affranchir du caractère discret des données pluviographiques, la même analyse a été conduite sur une série de poids reconstitués à partir de 6 années de mesures du nombre et de la taille des gouttes de pluie agrégées à un pas de temps de 1 minute, réalisées à Nantes à l'aide d'un spectropluviomètre optique (données mises à disposition par la division eau du Laboratoire central des ponts et chaussées). Les résultats obtenus (figure 6.10) nous plongent un peu plus encore dans la perplexité. Les intégrales de corrélation ont une forme complexe. Leur pente présente une nette inflexion et semble tendre vers 0 lorsque r tend vers l'infini. Ceci est de nouveau le signe de la présence d'un nombre important de couples de trajectoires ayant une interdistance faible, voire nulle. Ces trajectoires correspondent très probablement aux événements pluvieux de type stratiforme à l'intensité relativement constante sur des périodes de temps de plusieurs dizaines de minutes voire de plusieurs heures. A ces événements correspondent des séries de poids proches de 0.5. Les valeurs successives des poids ne seraient donc pas totalement indépendantes. Doit-on pour autant conclure à l'existence d'un attracteur de faible dimension des trajectoires des poids ? Non, parce que cette propriété ne semble concerner qu'un sous-échantillon des trajectoires.

Finalement, les intégrales de corrélation caractérisent la distribution des trajectoires dans l'espace de phase. Dans certains cas simples elles peuvent révéler la présence d'un attracteur de dimension finie. Mais considérer la limitation des pentes de ces courbes lorsque m augmente, observée sur une gamme limitée de valeurs d'interdistances r , comme la preuve voire simplement l'indice fort de l'existence d'un attracteur paraît très contestable au vu des résultats que nous venons de présenter.

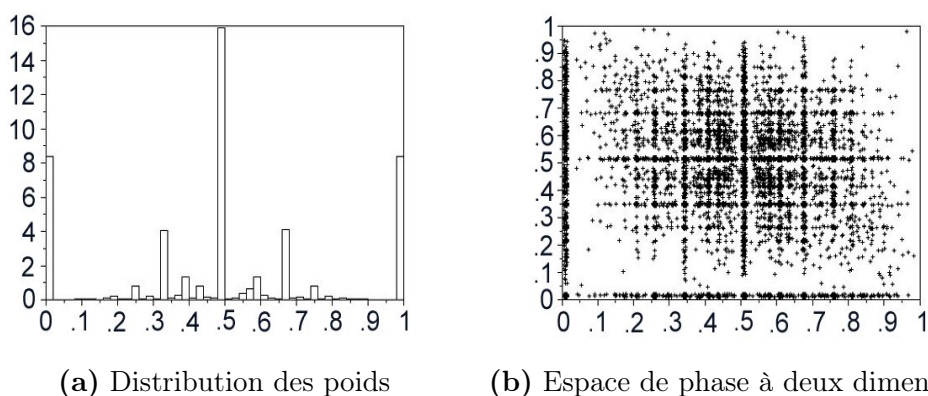


FIG. 6.9 – Distribution des poids : données de pluviomètre à augets (Gaume *et al.*, 2006b).

Pour terminer sur une note positive, notons que les intégrales de corrélation, caractérisant

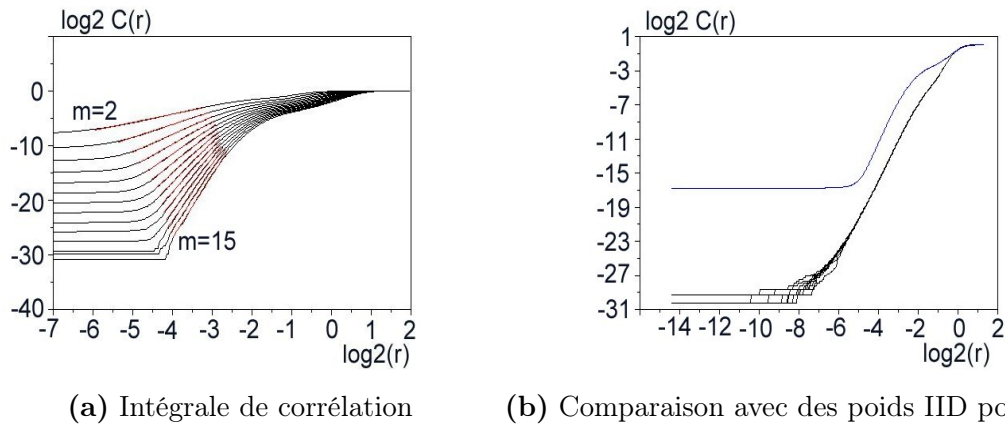


FIG. 6.10 – Intégrales de corrélation pour $2 < m < 15$: données spectropluviométriques (Gaume *et al.*, 2006b).

la structure des trajectoires, peuvent être utilisées pour tester d'autres types d'hypothèses que celle du regroupement de ces trajectoires sur un attracteur de dimension limitée. En particulier, on peut se demander si la répartition de ces trajectoires est conforme à l'hypothèse d'indépendance des poids retenue dans certains modèles stochastiques de pluie. Nous avons déjà en partie répondu à cette question en expliquant l'inflexion des intégrales de corrélation dans le cas des données spectropluviométriques, mais poussons jusqu'au bout l'analyse. Des séries de poids indépendants, identiquement distribués et ayant la même densité de probabilité que les poids observés peuvent être reconstituées par tirage aléatoire, avec remise, de valeurs dans cette série des poids observés. 10 séries de poids IID ont ainsi été constituées à partir des données pluviographiques et spectropluviométriques et analysées pour une valeur de m égale à 6 (figures 6.7.b et 6.10.b). Dans les deux cas, la dispersion des intégrales de corrélation des séries de poids IID apparaît faible, signe d'une faible sensibilité à la fluctuation d'échantillonnage. Par ailleurs, l'intégrale de corrélation de la série observée se distingue nettement de celles des séries IID.

Ce constat confirme ce qui avait été mis en évidence par d'autres moyens dans le chapitre 5 : les poids ne sont pas des variables IID et les séries de poids ont une structure de dépendance temporelle apparemment complexe. La figure 6.11 en donne une autre confirmation. La densité de probabilité des poids n'est pas indépendante du cumul de pluie mesuré sur dix minutes. Un test de comparaison du Chi-2 à dix degrés de liberté renvoie une valeur supérieure à 100 qui permet de rejeter sans ambiguïté l'hypothèse d'égalité de ces deux densités de probabilité. Les cumuls de pluie successifs étant interdépendants, les poids doivent donc aussi l'être.

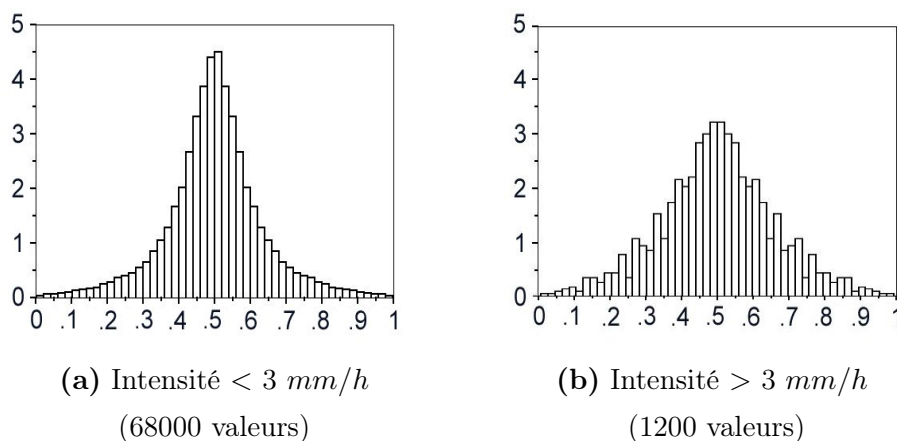


FIG. 6.11 – Distribution des poids en fonction de la valeur de l'intensité moyenne sur 10 minutes à désagréger : données spectropluviométriques (Gaume *et al.*, 2006b).

6.5 Conclusions

Les méthodes d'analyse proposées dans la littérature ne permettent visiblement pas de révéler clairement l'existence de processus chaotiques de petite dimension qui pourraient être à l'origine des séries observées en environnement. Il faut en particulier se méfier de conclusions qui pourraient être tirées de l'application de la méthode de la "dimension de corrélation" à des échantillons de taille limitée et pour des gammes réduites de valeurs d'interdistances r entre couples de trajectoires. Le miracle n'a pas eu lieu et les quelques tests que nous avons conduits n'ont pas permis de faire émerger la simplicité derrière l'apparent désordre des séries pluviométriques. En revanche, et c'est la bonne surprise de cette excursion dans le monde du chaos, la méthode de la dimension de corrélation s'est avérée être très intéressante pour l'analyse de la structure temporelle de séries de données. Dans le cas présent, elle a permis de confirmer que les séries étudiées n'étaient pas constituées de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées.

Chapitre 7

Les valeurs extrêmes

Résumé

L'hydrologie statistique est certainement le domaine le plus emblématique, à mon sens, de la tendance au repli théorique que nous avons évoquée en introduction de cette partie. Une littérature scientifique très abondante est consacrée aux pratiques d'inférence statistique et aux formes asymptotiques des distributions statistiques des débits de crues. Et pourtant, ni les connaissances sur les variables aléatoires hydrologiques, ni les pratiques statistiques des ingénieurs ne semblent avoir réellement progressé depuis plus d'un demi-siècle et l'introduction de la théorie des lois des valeurs extrêmes. A trop souhaiter voir les données expérimentales se plier aux modèles, n'a-t-on pas eu tendance à omettre les limites mêmes de ces modèles et à se détacher d'une certaine réalité de terrain et de ses contraintes, comme le soulignent Klemes (1988) et Bouleau (1991) cité dans ce chapitre ?

Références

Articles : Gaume (2006a); Gaume et al. (1999)

7.1 Les hydrologues sont-ils bien raisonnables ?

To increase our understanding of probabilities of extreme floods and droughts and to improve their estimates, more would be gained by the study of geophysical and anthropogenic processes than by the present preoccupation with the subtleties of distribution fitting which merely diverts talent from the task of shedding light on the dark areas to the futile search of the key to nature's secrets under the proverbial street lamp.

Klemes (1988)

Ayant observé durant une période d'un siècle dans une certaine région des enregistrements sismiques de magnitude comprise entre 0 et 2, est-il possible d'en déduire avec quelle probabilité se produira dans la même région durant le siècle suivant un séisme de magnitude 4 ? Au problème ainsi posé, rares seraient ceux qui répondraient par l'affirmative, néanmoins l'usage de plus en plus répandu dans le milieu des ingénieurs de procédures rapides utilisant les lois des valeurs extrêmes conduit à des affirmations de ce type, dont l'enjeu socio-politique est important notamment par l'habit de scientificité qui leur est donné.

Bouleau (1991)

On appelle en hydrologie prédétermination l'opération qui consiste à estimer une valeur ¹ laquelle est associée à une probabilité de non dépassement, aussi appelée **quantile**, à partir d'un échantillon de données mesurées. C'est un exercice très couramment demandé aux ingénieurs hydrologues pour le dimensionnement d'ouvrages ou la définition d'événements de référence dans le cadre de la réalisation de plans de prévention des risques. La prédétermination des crues et l'hydrologie statistique en général ont fait l'objet d'une littérature scientifique abondante. Nombreux sont les travaux cherchant à définir le type de lois des valeurs extrêmes des variables hydrologiques (débits, cumuls pluviométriques) à partir de considérations théoriques (DeMichele & Salvadori, 2002; Loukas, 2002; Arnaud & Lavabre, 1999; Blaskova & Beven, 2002; Goel *et al.*, 2000; Cameron *et al.*, 2000b; Iacobellis & Fiorentino, 2000; Gupta *et al.*, 1996; Raines & Valdes, 1993; Smith, 1992; Sivapalan *et al.*, 1990; Eagleson, 1972) ou de l'analyse de jeux de données disponibles (Koutsoyiannis, 2004b; Chaouche & Bacro, 2004; Hershfield & Kohler, 1960). Une meilleure connaissance

¹Par exemple débit de pointes de crue ou intensité moyenne des pluies sur une durée donnée

de la loi de probabilité des valeurs extrêmes permettrait de mieux fonder les extrapolations statistiques sur lesquelles repose la prédétermination. Les controverses au sujet de ces travaux et de l'interprétation de leurs résultats sont cependant nombreuses. Deux synthèses assez complètes des arguments développés sont proposées par Klemes (2000a,b) et Koutsoyiannis (2004a,b). Ces controverses illustrent deux limites majeures de l'inférence statistique appliquée aux valeurs extrêmes ².

- La distribution des valeurs extrêmes, dans la gamme de probabilités de dépassement généralement considérée (10% à 0.1%), peut être très différente des lois théoriques testées. Le constat d'un ajustement local acceptable entre distributions théorique et empirique ne garantit en rien la pertinence de l'extrapolation à une gamme plus étendue de probabilités de dépassement. C'est ce que nous illustrerons dans ce chapitre.
- Même dans le cas idéal où le type de loi de probabilité est connu, l'ajustement de ses paramètres par inférence statistique se heurte à l'obstacle de l'échantillonnage ³. Les échantillons de données utilisés pour caler les paramètres des lois de probabilité sont souvent restreints et contiennent une quantité d'information limitée sur le processus aléatoire sous-jacent. Connaître le type de loi des valeurs extrêmes ne résout que très partiellement la question de l'inférence et de l'extrapolation.

Ce chapitre propose quelques réflexions sur la forme des distributions statistiques de débits de pointes de crues et sur les errements possibles de l'inférence statistique. Une première section rappelle la théorie des lois des valeurs extrêmes et ses limites ; la seconde présente quelques réflexions théoriques sur les propriétés de la transformation pluie-débit et les relations entre les distributions statistiques des caractéristiques des pluies et des débits qui en découlent.

7.1.1 La théorie des lois des valeurs extrêmes

Les propriétés des lois des valeurs extrêmes, minimums ou maximums d'un échantillon de variables aléatoires, ont été simultanément découvertes par Fréchet (1927) et Fisher et Tippett (1928). Le théorème correspondant a été démontré quelques années plus tard par Gnedenko (1943). Il s'énonce comme suit :

²On appelle **inférence statistique**, la pratique consistant à étendre à la population toute entière les propriétés constatées sur un échantillon et à valider ou infirmer des hypothèses *a priori* ou formulées après une phase exploratoire concernant ces propriétés (Saporta, 1990).

³Les valeurs des paramètres d'une loi de probabilité estimés à partir d'un échantillon de données mesurées sont, tout comme l'échantillon, le fruit du hasard. Ces valeurs, ainsi que celles des estimateurs des quantiles qui en découlent, fluctuent en fonction de la réalisation des variables étudiées : on parle de "fluctuation d'échantillonnage".

Soit X_1, X_2, \dots, X_n un échantillon de n variables aléatoires réelles indépendantes et identiquement distribuées, et $M_n = \max_{i=1,2,\dots,n}(X_i)$ le maximum de cet échantillon. Quelle que soit la loi de probabilité des X_i , M_n converge en loi lorsque n tend vers l'infini.

Dans un grand nombre de cas, et en particulier dans le cas de toutes les variables aléatoires à distribution continue, il existe deux constantes de normalisation $a_n > 0$ et b_n telles que la loi de $a_n(M_n - b_n)$ converge vers l'une des trois lois dont les fonctions de répartition ont pour expressions :

- I) $G(x) = \exp(-e^{-x})$, (Gumbel : loi des valeurs extrêmes de type I, EV I)
 II) $G(x) = \exp(-x^{-\alpha})_{x>0}$, $\alpha > 0$ (Fréchet : loi des valeurs extrêmes de type II, EV II)
 III) $G(x) = \exp(-(-x)^{-\alpha})_{x\leq 0}$, $\alpha > 0$ (Weibull : loi des valeurs extrêmes de type III, EV III)

Si on note F la fonction de répartition de la loi commune de X_i ,

1. S'il existe une fonction $g(t) > 0$ telle que

$$\lim_{t \rightarrow \sup(X:F(X)<1)} \frac{1 - F(t + xg(t))}{1 - F(t)} = e^{-x}$$

on est dans le cas I. On dit aussi que la loi des X_i appartient au domaine d'attraction de la loi de Gumbel.

2. Si et seulement si $\sup(X : F(X) < 1) = +\infty$, c'est à dire que F est définie pour toute valeur positive de X (i.e. les X_i ne sont pas bornées en valeur supérieure) et si et seulement si

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - F(tx)}{1 - F(t)} = x^{-\alpha}$$

$x > 0$, avec $\alpha > 0$, on est dans le cas II.

3. Si et seulement si $\sup(X : F(X) < 1) < +\infty$, (i.e. les X_i sont bornées) et si et seulement si

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - F(a - tx)}{1 - F(a - t)} = x^\alpha$$

$x > 0$, avec $\alpha > 0$, on est dans le cas III.

On dit qu'une loi de probabilité appartient au domaine d'attraction d'une des lois des valeurs extrêmes lorsque la loi de son maximum normalisé converge vers cette loi extrême. Chaque loi des valeurs extrêmes appartient à son propre domaine d'attraction. A titre indicatif, les lois Normale, log-Normale, exponentielle appartiennent au domaine d'attraction de la loi de Gumbel, la loi de Pareto (densité de probabilité de la forme $x^{-\alpha}$ avec $\alpha > 0$) appartient à celui de la loi de Fréchet, et la loi uniforme, bornée, appartient à celui de Weibull.

Ce théorème reste valable sous certaines conditions lorsqu'il existe des dépendances entre les X_i (Leadbetter *et al.*, 1983).

Jenkinson (1955) a proposé une formulation synthétique de ces trois familles de lois de probabilité connue sous le nom de loi généralisée des valeurs extrêmes (*Generalized Extreme Value* : GEV) :

$$G(x, a, b, k) = \exp \left[- \left(1 - \frac{k(x-a)}{b} \right)^{1/k} \right]_{b>0} \quad (7.1)$$

La valeur du paramètre k détermine le type de loi. Pour $k < 0$ on retrouve l'expression de la fonction de répartition de la loi de Fréchet (EV de type II). De même pour $k > 0$ on retrouve la fonction de répartition de la loi de Weibull (EV de type III). Enfin, la limite de la fonction de répartition de la loi de Jenkinson lorsque k tend vers 0 est la fonction de répartition de la loi de Gumbel (EV de type I).

Gumbel a très largement contribué par ses travaux à la vulgarisation et à la diffusion de cette jeune théorie des valeurs extrêmes (Gumbel, 1958), en particulier en hydrologie (Gumbel, 1941). Selon lui, dans la mesure où l'on s'intéresse à la loi de probabilité de débits de pointe de crues, qui constituent les valeurs maximales de séries généralement annuelles de débits, il est légitime de penser qu'elle est de l'un des trois types présentés ci-dessus. Sur des séries de débits observés⁴, le calage d'une loi EV de type I, choisie pour sa simplicité puisque sa fonction de répartition peut-être définie par deux paramètres (a_n et b_n , k étant nul), semble souvent conduire à des résultats tout à fait acceptables et conforte le point de vue de Gumbel. Or, il est nécessaire de garder à l'esprit le caractère asymptotique de la théorie des valeurs extrêmes : les lois des valeurs extrêmes (Gumbel, Fréchet et Weibull) sont des candidats privilégiés pour la modélisation des valeurs maximales d'un échantillon (Embrechts *et al.*, 2001), mais rien ne garantit en général, compte tenu des effectifs des échantillons et des gammes de probabilités considérées dans les applications hydrologiques, que cette loi des valeurs maximales sera valablement approchée par une loi de l'un des trois types extrêmes.

7.1.2 Les limites de la théorie des valeurs extrêmes

L'article de Gumbel de 1941 présente une méthode d'analyse statistique des débits de crues telle qu'elle est encore bien souvent pratiquée aujourd'hui (Miquel, 1984). La motivation

⁴Le Rhône à Lyon sur la période 1826-1936 et le Mississippi à Vicksburg sur la période 1890-1939 dans l'article de Gumbel de 1941, et de nombreuses applications depuis.

initiale affichée du calage d'une loi de probabilité théorique était l'interpolation (i.e. le lissage) de la fonction de répartition empirique des débits observés. Mais les fondements théoriques du choix de cette loi semblent justifier, aux yeux de Gumbel, son utilisation en extrapolation : pour l'estimation de débits de période de retour d'un ordre de grandeur comparable, voire supérieur à la durée de la série observée.

Cet argument est séduisant, mais passe sous silence un volet important de la théorie des valeurs extrêmes. Les trois types de lois présentés plus haut sont asymptotiques. La vitesse de convergence vers cette asymptote dépend de la loi des X_i : elle peut être extrêmement faible !

Si elle n'est pas dégénérée, la loi du maximum de n variables aléatoires X_i pourra être assimilée à une loi de l'un des trois types, ce qui revient aussi à dire qu'au-delà d'une certaine probabilité ou période de retour T , la fonction de répartition des X_i est très proche de celle d'une loi de l'un des trois types.

Mais les valeurs de n ou de T correspondantes peuvent être élevées. A titre d'exemple, la figure 7.1 présente les fonctions de répartition d'une loi exponentielle de moyenne 1 et d'une loi normale centrée réduite sur un "papier de Gumbel", les deux lois appartenant au domaine d'attraction de la loi de Gumbel. On ne porte pas directement $G(x) = P(X < x)$ sur l'axe des abscisses mais $-\log(-\log G(x))$. Sur ce papier (i.e. avec ce type d'échelle), la fonction de répartition de la loi de Gumbel apparaît linéaire. On constate que la loi exponentielle converge rapidement vers la loi de Gumbel : au-delà d'une période de retour de 3 valeurs ($-\log(-\log G(x)) = 1$), elle peut être approchée par une droite. En revanche, la convergence de la loi normale est extrêmement lente, ce qu'avaient déjà signalé Fischer et Tippett (1928). La fonction de répartition de la loi Normale apparaît encore nettement concave sur papier de Gumbel pour des périodes de retour dépassant le million de valeurs.

Des essais numériques confirment cette impression visuelle. La moyenne et la variance de la loi des valeurs extrêmes de type I sont respectivement égales à la constante d'Euler $\gamma = 0.5772$ et à $\pi^2/6 = 1.645$. Dans le cas de la loi exponentielle, a_n et b_n ont pour expression (Leadbetter *et al.*, 1983) :

$$\begin{aligned} a_n &= 1 \\ b_n &= \log(n) \end{aligned}$$

Et dans le cas de la loi Normale centrée réduite :

$$\begin{aligned} a_n &= (2 \log(n))^{1/2} \\ b_n &= (2 \log(n))^{1/2} - \frac{1}{2} (2 \log(n))^{-1/2} [\log(\log(n)) + \log(4\pi)] \end{aligned}$$

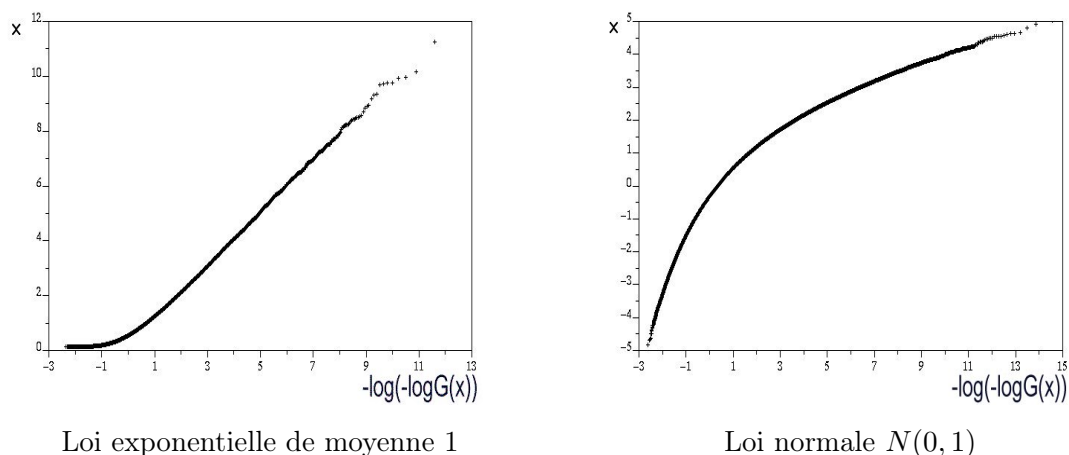


FIG. 7.1 – Fonctions de répartition de la loi exponentielle et de la loi Normale sur “papier de Gumbel”. A titre indicatif $-\log(-\log(x)) = 1$ est équivalent à $T = 3$, $-\log(-\log(x)) = 4$ est équivalent à $T = 50$, $-\log(-\log(x)) = 7$ signifie $T = 1000$, $-\log(-\log(x)) = 14$ signifie $T = 1$ million

M_n étant le maximum de n variables, la moyenne et la variance de $a_n(M_n - b_n)$, n étant égal à 100, estimés à partir de 20 000 simulations sont respectivement égales à 0.577 et 1.63 dans le cas de la loi exponentielle et à 0.42 et 1.71 dans le cas de la loi normale. Pour $n = 1000$, ces valeurs estimées sont de 0.45 et 1.71 pour la loi Normale. Elles convergent donc extrêmement lentement vers les valeurs correspondant à la loi de Gumbel.

Bouleau (1991) souligne un autre point qui révèle bien le caractère asymptotique de la théorie des valeurs extrêmes : les trois types de lois sont incompatibles avec des transformations non linéaires. Ainsi, considérons Y_i et $X_i = F(Y_i)$, F étant une fonction strictement croissante.

$M_n = \max_{i=1, \dots, n}(X_i)$ est alors nécessairement égal à $F(M'_n)$, en notant $M'_n = \max_{i=1, \dots, n}(Y_i)$. Si au delà d’une certaine valeur n , la loi de probabilité de $a_n(M'_n - b_n) = M'$, c’est-à-dire la loi de $a_n(F^{-1}(M_n) - b_n)$, peut être assimilée à l’une des lois des trois types, la loi de $F(M'/a_n + b_n)$, autrement dit la loi de M_n , n’a généralement pas une densité de probabilité correspondant à l’un des types de lois de valeurs extrêmes. Les distributions de M_n et de M'_n ne sont jamais exactement égales aux distributions des GEV, et les vitesses de convergence de M_n et de M'_n vers leurs lois asymptotiques, qui n’ont d’ailleurs aucune raison d’appartenir au même type, peuvent être très différentes.

Les variables environnementales - cumuls pluviométriques, volumes et débits de crues - sont le fruit de processus fortement non linéaires. Aucune certitude ne peut exister *a priori* sur les vitesses de convergence de leurs distributions vers celles des lois de valeurs extrêmes,

et donc sur la pertinence du choix d'une des lois des valeurs extrêmes pour interpoler ces distributions pour les faibles périodes de retour.

Poursuivons la réflexion sur les formes possibles des distributions des variables environnementales et plus particulièrement des débits de pointes de crues des cours d'eau en étudiant les relations qui existent entre ces distributions et celles des caractéristiques des pluies à l'origine des crues. La transformation pluie-débit est connue pour être fortement non linéaire.

7.2 Réflexions théoriques autour des distributions statistiques des débits de pointes de crues

Eagleson (1972) a été le premier à proposer de combiner un modèle stochastique de pluie et un modèle pluie-débit pour générer des séries aléatoires de débits de longues durées afin d'étudier les déterminants des formes des distributions statistiques de débits de pointes de crues : *the dynamics of flood frequency*. Ce premier essai a été suivi de nombreux autres travaux du même type. Une grande variété de modèles stochastiques de pluie et de modèles pluie-débit plus ou moins simplifiés ont été testés. Dans la plupart des cas, il s'agissait de travaux essentiellement empiriques, les résultats dérivant de simulations de type Monte Carlo (Lamb & Kay, 2004; Blaskova & Beven, 2004; Loukas, 2002; Arnaud & Lavabre, 1999; Hashemi *et al.*, 2000; Cameron *et al.*, 2000b; Iacobellis & Fiorentino, 2000; Gupta *et al.*, 1996; Raines & Valdes, 1993; Smith, 1992; Sivapalan *et al.*, 1990). Avec un choix *ad hoc* de modèles de pluie et pluie-débit, il a parfois été possible de proposer des expressions numériques approchées des distributions de débits (Diaz-Granados *et al.*, 1984; Eagleson, 1972) voire des expressions analytiques (DeMichele & Salvadori, 2002; Goel *et al.*, 2000).

Les résultats de ces différents travaux sont, dans tous les cas, dépendants des modèles retenus et aucune conclusion générale ne peut être tirée sur les formes des distributions statistiques des débits de pointes de crues. Cependant, il est malgré tout possible, moyennant quelques hypothèses généralement admises sur la transformation pluie-débit, de définir les relations qui existent entre les distributions asymptotiques des débits et celles de certains paramètres des pluies à l'origine des crues. La mise en évidence de ces relations fait l'objet des sections qui suivent. La connaissance des propriétés asymptotiques des distributions statistiques des débits de crues ne permet certes pas de préciser la forme de ces distributions dans les gammes de probabilité de dépassement qui intéressent les hydrologues - typiquement 10% à 0.01%. Elle permet en revanche de délimiter le "domaine du possible", fort large, et de porter par là un regard critique sur les procédures usuelles d'estimation

de quantiles de débits de crues.

7.2.1 Une idée clé : la simplification du processus pluie-débit

Nous allons, dans ce qui suit, établir les liens entre la distribution asymptotique de certains paramètres des événements pluvieux générateurs des crues et les distributions des débits de pointes des crues de bassins versants. Débutons avec une représentation très simplifiée des épisodes pluvieux dans un modèle stochastique de pluie : une période de pluie de durée D et d'intensité X considérée dans un premier temps comme constante sur cette durée. C'est, par simplicité, la représentation retenue dans la grande majorité des travaux cités précédemment, y compris ceux d'Eagleson (1972).

Dans ce cas très simple, quel que soit le modèle pluie-débit retenu, le débit de pointes généré Y sera une certaine proportion C de l'intensité X :

$$Y = CX \quad (7.2)$$

Si l'on néglige le débit de base, ce qui est justifié pour les crues les plus importantes, cette proportion C , sorte de coefficient d'écoulement, est comprise dans l'intervalle $[0, 1]$. Sa valeur dépend de la dynamique du processus pluie-débit, de la durée D de l'événement pluvieux, et de l'état initial du bassin versant. Notons $p(x)$ la densité de probabilité de la variable aléatoire X . Alors la fonction de répartition de Y a pour expression :

$$P(Y \geq y) = F(y) = \int_0^1 \int_{y/c}^{\infty} p(c|x)p(x)dxdc \quad (7.3)$$

où $p(c|x)$ est la densité de probabilité conditionnelle de C sachant X . La fonction de répartition de Y dépend bien entendu de la forme de la fonction $p(c|x)$. Mais la forme de son asymptote lorsque y tend vers l'infini n'est contrôlée que par la forme de la densité de X comme nous allons le montrer.

7.2.2 La solution asymptotique lorsque C est indépendant de X

Lorsque C est indépendant de X , il est évident que les distributions asymptotiques variables aléatoires X et Y sont du même type (Gumbel ou Fréchet) et ont le même paramètre de forme. En effet, si C n'est pas égal à zéro et si la distribution de X n'a pas de borne supérieure, alors la distribution de Y n'a pas non plus de borne supérieure. Elle appartient donc soit au domaine d'attraction de la loi de Gumbel, soit à celui de la loi de Fréchet. Par ailleurs, les moments du produit de deux variables aléatoires indépendantes (C et X dans notre cas) sont égaux aux produits des moments de ces variables. Si donc X a une

distribution asymptotique de type I (Gumbel), tous ses moments sont finis. Il en sera de même pour Y d'après l'équation 7.2, puisque C étant borné, tous ses moments sont finis. La distribution asymptotique de Y est donc dans ce cas aussi de type I. Inversement, si la distribution asymptotique de X est de type II (Fréchet), les moments d'ordre supérieur à α (paramètre de forme de la distribution asymptotique de X) sont infinis. Les moments d'ordre supérieur à α de Y sont aussi infinis. La distribution asymptotique de Y est donc aussi de type II et de paramètre de forme α . Il est de plus possible de montrer que les distributions asymptotiques de X et Y ont le même paramètre d'échelle lorsqu'elles sont de type I. Lorsque la densité de probabilité $p(c|x)$ de C est non nulle quel que soit x pour la valeur $c = 1$, les deux fonctions de répartition apparaissent parallèles sur un graphique en échelle semi-logarithmique (Gaume, 2006a).

7.2.3 Généralisation au cas où C dépend de X

L'indépendance statistique entre C et X , c'est-à-dire l'indépendance entre l'intensité moyenne de l'événement pluvieux et le "coefficient d'écoulement" est une hypothèse peu réaliste. En effet, si le processus dominant de genèse des crues est de type "hortonien", C dépend de X . Si les crues sont générées par saturation progressive, extension des surfaces saturées contributives, C est relié au cumul de pluie de chaque événement pluvieux. Or il semble d'après l'analyse de diverses séries pluviométriques que l'espérance du cumul pluviométrique d'un événement a tendance à augmenter avec l'intensité moyenne de pluie (DeMichele & Salvadori, 2002). On peut donc conclure que pour des combinaisons de modèles stochastiques de pluie et pluie-débit réalistes, l'espérance du "coefficient d'écoulement" C augmentera avec l'intensité X des événements pluvieux.

La fonction de densité $p(c|x)$ peut alors avoir deux types de comportements lorsque x tend vers l'infini. Elle peut converger vers une densité limite $p^*(c)$ prenant des valeurs non nulles sur l'intervalle $[c_1, c_2]$. On retrouve donc le résultat précédent. Elle peut aussi se concentrer autour d'une valeur c_2 . Dans ce dernier cas, Y est asymptotiquement égal à $c_2 X$: la distribution asymptotique des débits de pointe de crues (exprimés en mm/h) est la distribution des intensités moyennes des événements pluvieux multipliées par c_2 .

Notons que si $c=1$ appartient au domaine du possible, ce qui est le cas pour la plupart des modèles pluie-débit si l'hétérogénéité spatiale des pluies n'est pas prise en compte, alors $c_2=1$. En d'autres termes, la distribution asymptotique des débits de pointes de crues obtenue par combinaison d'un modèle stochastique de pluie et d'un modèle pluie-débit, (i) soit aura le même paramètre de forme, ou d'échelle dans le cas d'une loi des valeurs extrêmes de type I, que la distribution des intensités moyennes des événements pluvieux,

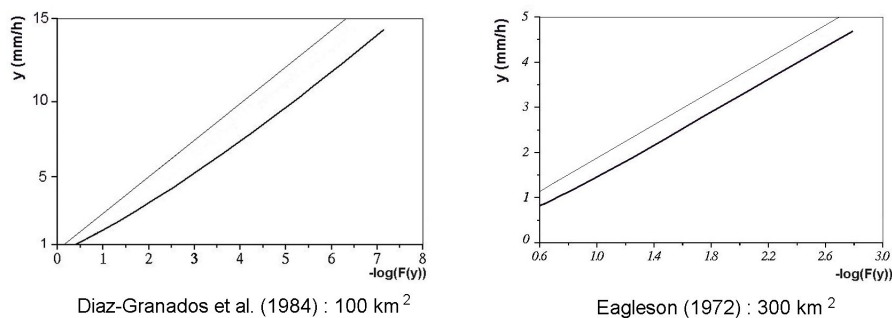


FIG. 7.2 – Exemple de distributions synthétiques de débits spécifiques de crues obtenues dans deux études (trait gras), comparaison avec les distributions des intensités des événements pluvieux (trait fin).

(ii) soit sera la distribution des intensités de pluie.

Ce résultat confirme et généralise les conclusions tirées d'études précédentes fondées sur des modèles stochastiques de pluie et pluie-débit particuliers : dans le cas où les événements pluvieux sont représentés par des impulsions rectangulaires, asymptotiquement "le paramètre de forme de la distribution des crues est le même que celui de la distribution des intensités de pluie" (DeMichele & Salvadori, 2002). La figure 7.2 illustre ce résultat dans le cas de deux études précédentes.

7.2.4 Généralisation à toute forme de pluie

Dans le cas le plus général, où la variation de l'intensité de la pluie au sein d'un événement pluvieux est prise en compte, le débit spécifique de pointes de crue (exprimé en mm/h) peut être supérieur à l'intensité moyenne de l'événement pluvieux qui l'a généré. La valeur du coefficient C dans l'équation 7.2 n'est plus limitée à 1. Une autre formulation synthétique, comparable à l'expression 7.2, peut cependant être proposée :

$$Y = CY_m \quad (7.4)$$

où Y_m est le débit de pointes de crue maximal possible que l'on obtiendrait avec une valeur de coefficient d'écoulement égale à 1. De nouveau, la valeur du coefficient C de l'équation 7.4 est comprise dans l'intervalle $[0, 1]$ si l'on néglige le débit de base. La relation entre la distribution asymptotique des débits de pointe de crues et les caractéristiques statistiques des pluies dépend de la relation entre ces dernières et la variable Y_m . Cette relation dépend des propriétés de la fonction de transfert des débits sur le bassin versant, mais certains

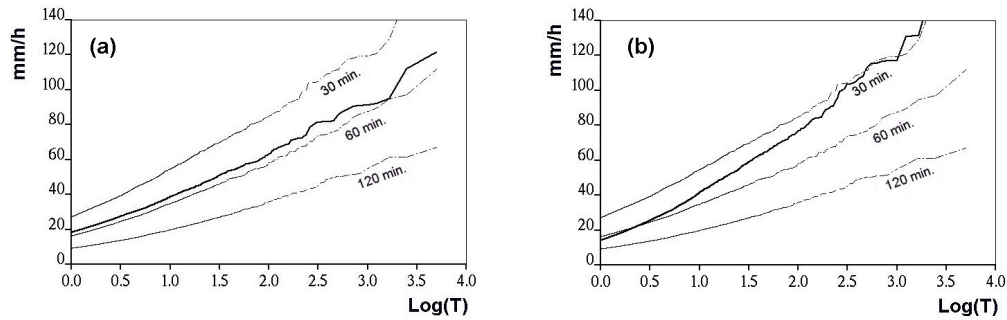


FIG. 7.3 – Distributions de débits spécifiques de pointe de crues simulés (mm/h) d'un bassin versant théorique imperméable (traits gras) comparés aux distributions des intensités maximales des événements pluvieux sur diverses durées (traits fins) : **(a)** fonction de transfert linéaire et **(b)** onde cinématique.

résultats sont connus.

Si la fonction de transfert est linéaire, le débit maximum Y_m est fortement corrélé à l'intensité maximale de l'événement pluvieux sur une durée légèrement inférieure au temps de concentration du bassin versant (cf figure. 7.3 pour une illustration sur un bassin versant ayant un temps de concentration d'une heure). La distribution de la variable Y_m est dans ce cas quasiment identique à la distribution des intensités maximales des événements pluvieux sur cette durée (cf. figure 7.3). Rappelons que le constat de la forte corrélation entre débit de pointes de crue et l'intensité maximale des événements pluvieux sur une durée proche du temps de concentration du bassin versant, lorsque le coefficient d'écoulement est supposé constant, est à la base de la bien connue "méthode rationnelle" (Chocat, 1997).

Si la fonction de transfert est non linéaire, le lien entre la distribution de Y_m et les courbes intensité-durée-fréquence est moins direct (Fig. 7.3.b). Dans un versant théorique où la propagation des écoulements suit le modèle d'onde cinématique, le temps de concentration du bassin a tendance à diminuer lorsque le débit augmente, sauf s'il existe des zones d'expansion de la crue. Dans le cas présenté dans la figure Fig. 7.3.b, le temps de concentration du bassin versant est de l'ordre d'une heure pour un débit égal à 20 mm/h et de 30 minutes pour un débit de 120 mm/h ⁵. On constate sur la Fig. 7.3.b que le quantile de débit de pointe est très proche du quantile de l'intensité maximale moyenne de l'événement pluvieux sur le temps de concentration du bassin versant pour une période de retour donnée. Dans ce cas cependant, le temps de concentration dépend du débit, contrairement au cas linéaire.

⁵Valeurs de débits rapportées à la surface du bassin versant, exprimée en mm/h.

En appliquant les conclusions précédentes, on déduit que la distribution asymptotique des débits de pointes de crues d'un bassin versant théorique simulé (i) soit sera de même type avec le même paramètre de forme que la distribution de $c_2 Y_m$ (i.e. que l'intensité maximale moyenne des pluies sur le temps de concentration du bassin versant) si la densité de la variable C converge vers une fonction dense sur l'intervalle $[c_1, c_2]$, (2) soit aura tout simplement la même distribution que $c_2 Y_m$, si la variable C converge vers c_2 .

7.3 Quelques résultats de simulations

Quelques simulations numériques permettent d'illustrer les résultats précédents. Un modèle stochastique de pluie produisant des séries pluviométriques au pas de temps de 5 minutes (Mouhous *et al.*, 2001) a pour ce faire été couplé au modèle pluie-débit simplifié : CINECAR qui sera utilisé dans la partie suivante. Sans présenter en détail ce modèle, notons qu'il intègre la fonction de production SCS-CN : le coefficient d'écoulement C croît progressivement en fonction du cumul de pluie pour atteindre la valeur asymptotique de 1. La fonction de production est réinitialisée au début de chaque nouvel événement. Le bassin versant simplifié théorique a un temps de concentration de 1 heure dans le cas d'une fonction de transfert linéaire.

Compte tenu des propriétés statistiques des pluies et du modèle SCS-CN, il apparaît que C tend vers 1 lorsque l'intensité maximale des événements pluvieux tend vers l'infini. Nous sommes donc dans le cas où, conformément aux résultats précédents, la distribution asymptotique des débits simulés devrait être la distribution de Y_m (i.e. distribution des débits de pointes obtenue lorsque $c = 1$). Cette convergence est cependant très lente (Fig. 7.4). Pour tester la sensibilité de la forme de la distribution des débits à la dynamique pluie-débit, les mêmes calculs ont été réalisés avec une version modifiée du modèle SCS-CN : c est supposé égal à 1 au-delà d'un certain seuil de cumul de pluie. Cette fonction de production semble correspondre à ce qui a été observé lors de certaines crues éclair (Gaume *et al.*, 2004).

La nouvelle distribution obtenue est très différente de la précédente. Elle converge en particulier bien plus rapidement vers son asymptote et adopte une forme de courbe en "S" avec une large zone de transition où sa pente est bien supérieure à celle de sa distribution asymptotique. Bien entendu, il ne s'agit que d'exemples théoriques parmi bien d'autres possibles. Ils démontrent cependant que les distributions de débits de pointes de crues de bassins versants peuvent avoir des formes très variées en particulier dans les gammes de périodes de retour d'intérêt hydrologique. Ces distributions peuvent être et sont certai-

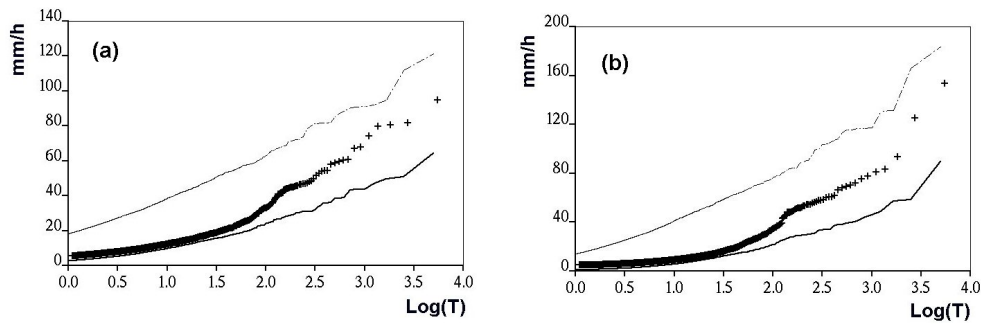


FIG. 7.4 – Distribution des débits de pointes de crues simulés (mm/h) : $c = 1$ (trait fin), modèle SCS-CN (trait gras), modèle SCS-CN modifié (points), (a) fonction de transfert linéaire (b) Onde cinématique.

nement bien différentes des distributions théoriques généralement utilisées en hydrologie statistique.

7.4 Conclusions

7.4.1 A propos de la méthode du "Gradex"

Les résultats concernant les distributions asymptotiques des débits présentés ci-dessus ont des points communs, mais présentent aussi des différences avec la théorie du "Gradex" encore très employée en France et dans certains autres pays (Naghettini *et al.*, 1996; Guillot & Duband, 1967). La théorie du Gradex stipule que :

- la distribution asymptotique des cumuls de pluie journaliers est exponentielle,
- au-delà d'une certaine période de retour, la distribution des écoulements journaliers exprimés dans les mêmes unités que les cumuls de pluie aura la même pente (i.e. le même Gradex) que la distribution des cumuls journaliers de pluie,
- le rapport entre débit maximal instantané et débit moyen journalier est indépendant de la période de retour.

Il n'a pas été nécessaire dans les sections précédentes de formuler des hypothèses sur le type de distribution asymptotique des propriétés des pluies pour dériver les propriétés de celle des débits de pointes, et la relation établie entre ces deux distributions est différente de celle qui est proposée dans la théorie du Gradex. Mais aussi et surtout, les formes des distributions de débits, dans les gammes de périodes de retour intermédiaires, peuvent être très variées. La pente de ces distributions peut en particulier être très supérieure au Gradex pour une gamme limitée de périodes de retour.

7.4.2 A propos de l'inférence statistique

Où la plus belle fille du monde ...

Le débat sur les valeurs extrêmes en hydrologie et leurs distributions est encore très soutenu en hydrologie comme nous l'avons souligné en introduction de ce chapitre. Les éléments présentés ci-dessus permettent de tirer quelques enseignements sur les distributions de débits de pointes de crues.

- Pour les très grandes périodes de retour, la distribution statistique des intensités moyennes maximales des événements pluvieux sur une durée proche du temps de concentration des bassins versants peut être prise en compte comme limite maximale possible pour la distribution des débits de pointes de crues, voire comme distribution asymptotique si on néglige l'hétérogénéité spatiale des pluies. Considérer directement la distribution des pluies plutôt que considérer sa "pente" pour extrapoler la distribution des débits peut être considéré, notons-le, comme une méthode du GRADEX simplifiée qui conduira à des valeurs de quantiles un peu plus élevées.
- On ne sait rien dire sur la forme des distributions de débits de pointe de crues pour les périodes de retour intermédiaires - typiquement 50 à 500 ans. On peut simplement constater que le champ du possible est très vaste lorsque l'on mesure la distance entre les quantiles de pluie et de débit (cf. figure 7.4). Ce constat étant posé, est-il bien raisonnable d'estimer un quantile de crue par extrapolation d'une loi de probabilité théorique calée sur une série d'observations de courte durée ? Peut-on espérer tirer quelque enseignement que ce soit sur les propriétés asymptotiques des distributions à partir d'échantillons de données de taille limitée ? Poser la question c'est y répondre. La figure 7.5 illustre les écarts qui peuvent exister entre des extrapolations fondées sur des lois théoriques calées sur de petits échantillons et les distributions statistiques effectives de variables environnementales.

Le modèle ne peut pas fournir des informations qui ne sont pas contenues dans le jeu de données observées. Si aucune crue de type centennal n'est présente dans l'échantillon, comment attendre qu'un modèle théorique de distribution statistique, aux fondements physiques fragiles ou inexistantes, permette d'évaluer ne serait-ce que l'ordre de grandeur du débit de pointe de ce type de crues ? Le cas des crues n'est pas différent de celui des séismes, évoqué dans la citation de Nicolas Bouleau figurant en tête de ce chapitre. La réduction des incertitudes sur les formes des distributions statistiques des variables hydrologiques et les valeurs de leurs quantiles ne peut passer que par un accroissement significatif des effectifs des jeux de données étudiés. Pour cela il existe deux possibilités :

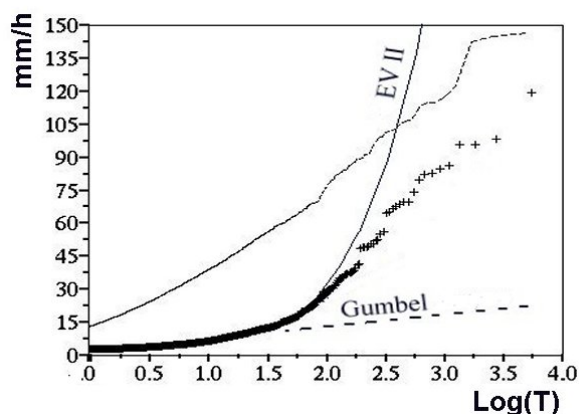


FIG. 7.5 – Exemples de lois théoriques calées sur des sous-échantillons d'une série théorique de débits générés (reprise de l'exemple de la figure 7.4), équivalents à une trentaine d'années d'observations. Comparaison entre la distribution effective des débits (croix) et les deux distributions théoriques calées (EV II, Gumbel).

- Rassembler au sein d'un même échantillon divers jeux de données, observés dans une même région et considérés comme la réalisation d'une même variable aléatoire à une transformation près. Cette approche, l'analyse régionale, pose des difficultés méthodologiques en particulier dans le cas des débits des cours d'eau. Quelle transformation choisir afin de ramener les différentes séries aux mêmes gammes de valeurs ? Comment s'assurer que les différentes séries sont bien des réalisations du même processus aléatoire et quelles conséquences sur les conclusions de l'étude statistique si ce n'est pas le cas ?
- Augmenter la profondeur temporelle des séries de données en exploitant les informations disponibles sur les crues survenues avant la mise en place des stations limnimétriques et des enregistrements systématiques dont on se contente bien souvent dans les études statistiques hydrologiques.

C'est cette deuxième piste, consistant à retourner au terrain afin de mettre à jour des observations hydrologiques anciennes, que j'ai choisi de suivre et dont il sera question dans la seconde partie de ce mémoire.

Chapitre 8

Synthèse : que penser de tout cela ?

La modélisation mathématique a occupé une place importante en hydrologie. Les modèles sont des outils indispensables d'interprétation des observations, sortes de filtres permettant d'extraire de l'information d'observations disponibles. Ce sont aussi des outils de conceptualisation et de construction de nouvelles théories qui participent à l'élaboration des connaissances. Mais ils ne représentent souvent que bien imparfaitement la structure des systèmes étudiés et leur dynamique. Les recherches fondées exclusivement sur la modélisation finissent par tourner en rond, par s'autoréférencer, par échafauder dans un univers clos si elles ne sont pas en permanence fertilisées par de nouvelles données et observations. Nous avons ainsi montré comme les débats sur la nature des distributions statistiques asymptotiques des variables hydrologiques, fondés sur l'exploitation des séries hydrométriques classiques, sont sans fin et stériles car limités par le contenu informatif de ces séries de données. Nous explorerons, dans le dernier chapitre de la seconde partie de ce mémoire, une voie pour tenter de dépasser ces limites. Comme dans d'autres domaines des sciences, en particulier des sciences physiques et de la nature, la démarche scientifique en hydrologie exige un retour régulier et une confrontation à l'expérience et l'observation (Popper, 1973). Or en hydrologie, science qui s'intéresse au fonctionnement de systèmes naturels complexes et hétérogènes que sont les bassins versants, science de la nature (Musy & Higy, 2004), l'expérience se construit en particulier à partir de l'observation et l'imprégnation sur le terrain. Cette conviction m'a poussé vers le terrain, expérience qui sera relatée dans la seconde partie de ce mémoire. Il me fallait apprendre à connaître de plus près ces objets, les bassins versants, dont je n'avais étudié que le squelette au travers des modèles mathématiques.

Deuxième partie

A l'épreuve des faits

Chapitre 9

Introduction

L'une des façons d'aborder une question, un phénomène ou un objet en science consiste à étudier ses extrêmes. Les phénomènes paroxysmiques, les crues extrêmes en l'occurrence, ne sont pas nécessairement plus faciles à observer et à mesurer que les phénomènes courants, nous aurons l'occasion de l'illustrer pour l'hydrométrie dans le chapitre suivant, mais ils laissent sur le terrain des traces nombreuses, nettes et pérennes. Même si elles ne sont pas directement exploitables, de nombreuses informations, de nature variée, peuvent être disponibles sur les crues majeures des cours d'eau. Par ailleurs, on peut espérer des réponses plus tranchées des bassins versants lorsqu'ils sont soumis à des cumuls et des intensités de pluie élevés. Les bassins versants sont des objets éminemment hétérogènes, nous avons déjà eu l'occasion de le dire, et leur comportement pluie-débit est probablement l'expression de cette hétérogénéité (cf. la dernière partie de ce mémoire). Lors de crues courantes, ce n'est pas la réponse de l'ensemble du bassin que l'on observe mais de certains compartiments ou zones particulières. Mais lors d'épisodes de pluie qui sollicitent fortement tous les compartiments des bassins versants, cette hétérogénéité est susceptible de s'estomper, laissant apparaître les principaux traits caractéristiques de la réponse hydrologique. Enfin, les crues extrêmes, bien qu'étant un objet de préoccupation majeur de l'hydrologie opérationnelle, ont été relativement peu étudiées jusqu'à présent, probablement parce que les données disponibles étaient considérées comme trop peu précises ou fiables. Dans le meilleur des cas, les études passées se sont limitées à quelques données de pluies ponctuelles mesurées et des estimations de débits maximums de crue sur les principaux cours d'eau touchés. L'étude des crues extrêmes était donc un important gisement potentiel de progrès scientifiques en hydrologie. Cette recherche sur les crues extrêmes a suivi deux pistes : la collecte et l'exploitation des informations disponibles immédiatement après une crue majeure d'une part (i.e. le retour d'expérience hydrologique) et la recherche et l'exploitation statistique de données

disponibles sur les débits des crues anciennes ou historiques d'autre part. Dans les deux cas, une place importante a été accordée à l'évaluation des incertitudes associées aux données reconstituées, en particuliers les débits, à partir des observations disponibles et à leur prise en compte lors de l'analyse de ces données. Il fallait montrer que ces incertitudes, certes élevées, ne réduisaient cependant pas totalement l'intérêt des données disponibles sur ces crues majeures, i.e. que ces données restaient informatives, malgré les incertitudes élevées qui y sont attachées. Cette partie comporte trois chapitres. Le chapitre 10 présente la démarche de l'enquête post-crues, le type de données qui peuvent être collectées, la manière dont elles peuvent être exploitées, en particulier les différentes approches d'estimation de débits, et les incertitudes associées. Le chapitre 11 illustre différents résultats qui peuvent être tirés de l'exploitation des données collectées après une crue extrême. Enfin, le chapitre 12 fait état de travaux de recherche menés sur la reconstitution des débits de crues historiques à partir de documents d'archives et leur exploitation statistique. Il illustre une voie permettant de dépasser les limites des approches statistiques exposées dans le chapitre 7. Comme dans la partie précédente, chaque chapitre est précédé d'un court résumé et d'une liste de publications.

Chapitre 10

Enquêter sur les crues récentes

Résumé

L'amélioration des techniques de prévention et de prévision des crues en général, et des crues éclair méditerranéennes en particulier, doit pouvoir s'appuyer sur une meilleure compréhension du fonctionnement hydrologique des bassins versants lors des épisodes de pluies intenses : quelle est la dynamique de réponse des bassins versants aux pluies, quelle est l'influence éventuelle de la géologie, de la pédologie, de l'occupation des sols ou encore de l'aménagement des cours d'eau ? Les ré-analyses post-événementielles sont indispensables pour répondre à ces questions. Les retours d'expérience sont pratiqués couramment dans de nombreuses disciplines géophysiques comme la météorologie ou la sismologie. En ce qui concerne les crues éclair, les ré-analyses ont jusqu'à présent essentiellement porté sur les processus météorologiques à l'origine des pluies intenses (cf. les actes des conférences Plinius de l'European Geophysical Union) et la quantification des phénomènes d'érosion et de transport solide accompagnant les crues. Des analyses détaillées de la relation pluie-débit sont très rares. Le manque de données mesurées fiables explique certainement cette rareté. Cela dit, les réseaux hydrométriques existent et se sont étoffés depuis une vingtaine d'année avec la généralisation de la mesure de pluie par radars. D'autre part, les crues éclair laissent de nombreuses traces qui peuvent faire l'objet d'un recueil et d'une analyse : laisses de crues témoignant du niveau atteint par les eaux, érosion signe de la puissance des flots, récits de témoins oculaires, images... Après quelques essais prometteurs de retours d'expérience suite aux crues de l'Avene en 1997 (Gaume et al., 2003b) et de l'Aude en 1999 (Gaume et al., 2004), une méthodologie d'analyse post-événementielle s'est progressivement mise en place et a été testée lors d'une vaste campagne de retour d'expérience conduite à la suite des

crues du Gard en 2002 (Delrieu et al., 2004; Gaume et al., 2004; Gaume, 2004; Gaume et al., 2003c). La démarche méthodologique a été détaillée dans un guide rédigé dans le cadre du projet européen Floodsite (Gaume, 2006b) et sera mise en oeuvre dans le projet européen Hydrate. Au-delà de la collecte et de l'analyse critique des données pluviométriques, radar et limnimétriques disponibles, d'estimations de débits de pointe de crues à partir de levés de sections d'écoulement et de l'application de formules hydrauliques empiriques, l'approche proposée vise à exploiter l'ensemble des informations disponibles sur l'évolution des niveaux d'eau au cours du temps, y compris celles qui sont fournies par les témoins oculaires des crues. Ce chapitre présente la méthodologie de retour d'expérience développée. Leur utilité sera illustrée au travers de quelques résultats obtenus lors de campagnes récentes dans le chapitre suivant.

Références

Rapport méthodologique, projet de recherche européen Floodsite GOCE-CT-2004-505420 (Gaume, 2006b),
Rapports techniques sur des crues récentes (Gaume, 2004; Gaume et al., 2003c; Gaume, 2001a,b; Gaume et al., 2000; Gaume & Livet, 1999),
Articles : Borga & Gaume (2007); Delrieu et al. (2004); Gaume et al. (2004); Gaume & Bouvier (2004); Gaume et al. (2003b,a); Garçon et al. (2003).

10.1 Quelle est l'utilité des retours d'expérience ?

Cette question peut paraître surprenante. Elle m'a cependant été souvent posée. Les crues éclair sont les phénomènes naturels les plus destructeurs dans de nombreuses parties du monde et particulièrement en France. Ne pas tenter de les étudier sous prétexte que les données mesurées disponibles fiables sont trop peu nombreuses, et qu'une campagne de retour d'expérience prend trop de temps pour un résultat aléatoire, et concentrer l'activité de recherche hydrologique sur les bassins versants jaugés et les épisodes de crues modérés, revient d'une certaine manière à se focaliser sur l'accessoire en laissant de côté l'essentiel.

L'utilité potentielle des retours d'expérience sur les crues éclair ne fait pas de doute. Ce qui est en question, c'est la possibilité d'en tirer des conclusions claires et des enseignements utiles. Quel type de données peut-on collecter après une crue ? Comment ces données, généralement indirectes, peuvent-elles être valorisées ? Pour répondre à quelle question hydrologique ?

Une analyse des retours d'expérience conduits par le passé peut aider à répondre à ces questions. Deux grands types de retours d'expérience peuvent être distingués qui diffèrent par leur contexte et par leurs objectifs. Le premier type correspond généralement à une commande d'administrations locales ou nationales après une catastrophe majeure. Il s'agit d'apporter des réponses aux questions que se posent les autorités locales et les citoyens sur les causes de la crue, sa période de retour et son caractère exceptionnel, sur les facteurs éventuellement aggravant, notamment ceux dus aux activités humaines, les mesures à prendre pour sortir de la crise et limiter les conséquences de crues futures (Huet, 2005). Des exemples typiques sont les retours d'expérience conduits en Suisse après les crues dévastatrices de 1987 (Bundesamt für Wasserwirtschaft, 1991), plus récemment en France (Huet *et al.*, 2003; Lefrou *et al.*, 2000) ou encore à Alger (Recouvreur, 2005). L'objectif de ces études est généralement bien défini et circonscrit aux questions posées. Les scientifiques sont souvent mobilisés pour conduire des études spécifiques ou pour participer à des commissions d'experts. Des recherches peuvent parfois être suscitées en marge de ces études. Mais l'objectif général est de tirer des enseignements pratiques pour les zones touchées par l'évènement sans ambition d'accroître les connaissances scientifiques et techniques.

Un deuxième type de retour d'expérience est souvent réalisé par des services techniques comme l' *U.S. Geological Survey* ou l'IRPI ¹ en Italie ou des organismes de recherche à leur propre initiative. L'objectif est alors de documenter les événements extrêmes afin que la mémoire en soit conservée et si possible d'accroître la connaissance sur ces événements. La plupart de ces travaux ont cependant souvent été limités par le passé à la description des événements au travers des seules données mesurées disponibles (pluviométriques et limnimétriques), parfois complétées par le levé de quelques sections d'écoulement et l'estimation du débit maximum de crue correspondant (Rico *et al.*, 2001; Rey & Rouiller, 2001; House & Pearthree, 1995; Gutknecht, 1994; Hemain & Dourlens, 1989; Dacharry, 1988; Costa, 1987b; Jarrett, 1987). Certaines études font état des processus de transport solide (Alcoverro *et al.*, 1999; Caredio *et al.*, 1998; Lajournade *et al.*, 1998). Une analyse détaillée du processus pluie-débit et de sa dynamique est rarement conduite du fait du manque de données mesurées pluviométriques et limnimétriques. L'inventaire des crues extrêmes et de leurs débits maximums estimés est certes important dans la perspective de prédétermination des crues pour construire des courbes enveloppes de débits maximums, pour étudier la répartition spatiale des débits maximums des cours d'eau (O' Connor & Costa, 2003; Perry, 2000; Rodier & Roche, 1984; Unesco, 1976; Pardé, 1961), ou encore pour réduire les incertitudes sur les estimations de quantiles de débits de crues (Payraastre *et al.*, 2005). Mais les récentes évolutions des réseaux de mesure, et particulièrement des réseaux de radars météorologiques, permettent désormais d'envisager d'aller plus loin dans l'analyse des crues

¹ *Istituto di Ricerca per la Protezione Idrogeologica*

éclair. Les radars permettent en effet d'accéder à des informations pluviométriques, souvent qualitatives certes, mais à des résolutions spatiales et temporelles compatibles avec la dynamique et la répartition spatiale des processus hydro-pluviométriques lors de ces crues (Delrieu *et al.*, 2004; Sächsisches Landesamt für Umwelt und Geologie, 2004; Gaume *et al.*, 2004, 2003b; Gaume, 2001a; Belmonte & Beltran, 2001; Ogden *et al.*, 2000; Smith *et al.*, 1996). Des questions importantes peuvent aujourd'hui être abordées :

- Quelles sont les caractéristiques de la réponse pluie-débit durant les crues éclair ? Quelles sont les influences des caractéristiques géologiques, pédologiques, d'occupation des sols, de l'état initial d'humidité des sols ou de recharge des nappes sur cette réponse ?
- En corollaire, quelles sont les caractéristiques des bassins versants qui doivent être prises en compte dans une analyse statistique régionale des crues ?
- Quels sont les processus générateurs d'écoulement prépondérants lors des crues éclair ? S'agit-il en particulier de mécanismes de ruissellement "hortonien" ou de saturation (surfaces saturées contributives) ?
- La réponse à la question précédente dépend-elle du type d'occupation des sols, des caractéristiques géomorphologique du bassin versant ou de l'intensité des pluies ?
- Des facteurs anthropiques (déforestation, pratiques agricoles, imperméabilisation des sols, aménagement des cours d'eau...) ont-ils pu constituer des facteurs aggravants notables ?
- Les processus hydrologiques dominants et la dynamique de réponse pluie-débit sont-ils les mêmes durant les crues éclair et les crues courantes et est-il pertinent d'extrapoler des tendances et des modèles calés sur les crues courantes (distributions statistiques de débits de pointe de crues, modèles pluie-débit) ?
- Quel est l'influence de processus "artificiels" ou accompagnant les crues tels que les embâcles, débâcles liées à des ruptures d'embâcles, le transport solide, sur les niveaux d'eau, les débits et la forme des hydrogrammes ?
- Quelle est l'efficacité des modèles de prévision des crues lors de ces événements ?

Du fait de la concentration dans l'espace et dans le temps des phénomènes hydropluviométriques lors des crues éclair, la majorité des bassins versants touchés ne sont pas jaugés. De plus, quelques estimations de débits aux stations hydrométriques ne donnent qu'une image très imparfaite de ces crues compte tenu de l'hétérogénéité spatiale des écoulements. Des données complémentaires à celles des réseaux pérennes d'observation doivent donc être collectées sur les écoulements pour pouvoir pleinement exploiter les informations pluviométriques radar. Ce chapitre fait le point sur les méthodes de collecte, de valorisation et de critique de ces données complémentaires (relevés de laisses de crues et de sections d'écoulement et estimations de débits associées, témoignages). Le chapitre suivant illustrera différents types d'exploitations hydrologiques de ces données collectées. Ces méthodes

se sont progressivement mises en place lors de retours d'expérience récents (Gaume *et al.*, 2003b; Gaume, 2001a). L'un d'eux, conduit à la suite des crues de 2002 dans le département du Gard, a permis de tester ces méthodes sur un large panel d'utilisateurs : 18 chercheurs d'une dizaine d'organismes différents avaient été impliqués (Delrieu *et al.*, 2004; Gaume *et al.*, 2004). Elles ont été mises en forme dans un rapport rédigé dans le cadre du projet européen Floodsite (Gaume, 2006b), dont le présent chapitre reprend une partie. Les retours d'expérience hydrologiques suite aux crues éclair et le test et le développement des méthodes de collecte de données seront étendus à l'échelle européenne dans le cadre du projet de recherche Hydrate, signe de l'intérêt grandissant de la communauté hydrologique pour ces approches.

10.2 A propos des données mesurées

10.2.1 Les mesures pluviométriques

La densité spatiale des pluviographes permettant des mesures d'intensités de pluie à des pas de temps inférieurs à la journée est nécessairement limitée en dehors des zones urbaines du fait de contraintes techniques et financières. Le réseau de France métropolitaine est ainsi constitué d'environ 1000 postes, soit une densité d'un poste pour 500 km^2 (i.e. la distance moyenne entre deux postes voisins est d'environ 22 kilomètres). Cette densité est insuffisante pour capturer la structure spatiale et temporelle des pluies à des pas de temps inférieurs à la journée. Le diamètre d'une cellule orageuse est en effet de l'ordre de 10 kilomètres. Il est donc fréquent que des cellules, voire des événements pluvieux intenses dans leur ensemble, échappent au réseau de mesure pluviographique. L'analyse de la structure des corrélations spatiales des champs de pluies permet d'illustrer d'une autre manière la même idée. Lebel *et al.* (1987) ont proposé pour le département du Gard la relation suivante entre le pas de temps Δt (en heures) et la distance de décorrélation des mesures de cumuls de pluie d_0 (en kilomètres) : $d_0 = 25\Delta t^{0.3}$. En appliquant cette relation on constate que la distance moyenne entre pluviographes (22 kilomètres) est proche de la distance de décorrélation pour les cumuls de pluie horaires (25 kilomètres). L'interpolation spatiale linéaire des cumuls de pluie mesurés par un réseau pluviographique typique apportera donc peu ou pas de valeur ajoutée pour des pas de temps inférieurs à la journée.

On comprend tout l'intérêt des radars météorologiques, comme système de mesure complémentaire, pour le suivi et l'étude des crues éclair. Mesure indirecte de l'intensité des pluies, la mesure radar est soumise à de nombreuses sources de perturbations et d'incertitudes : dérèglages des dispositifs d'émission et de réception des ondes électromagnétiques,

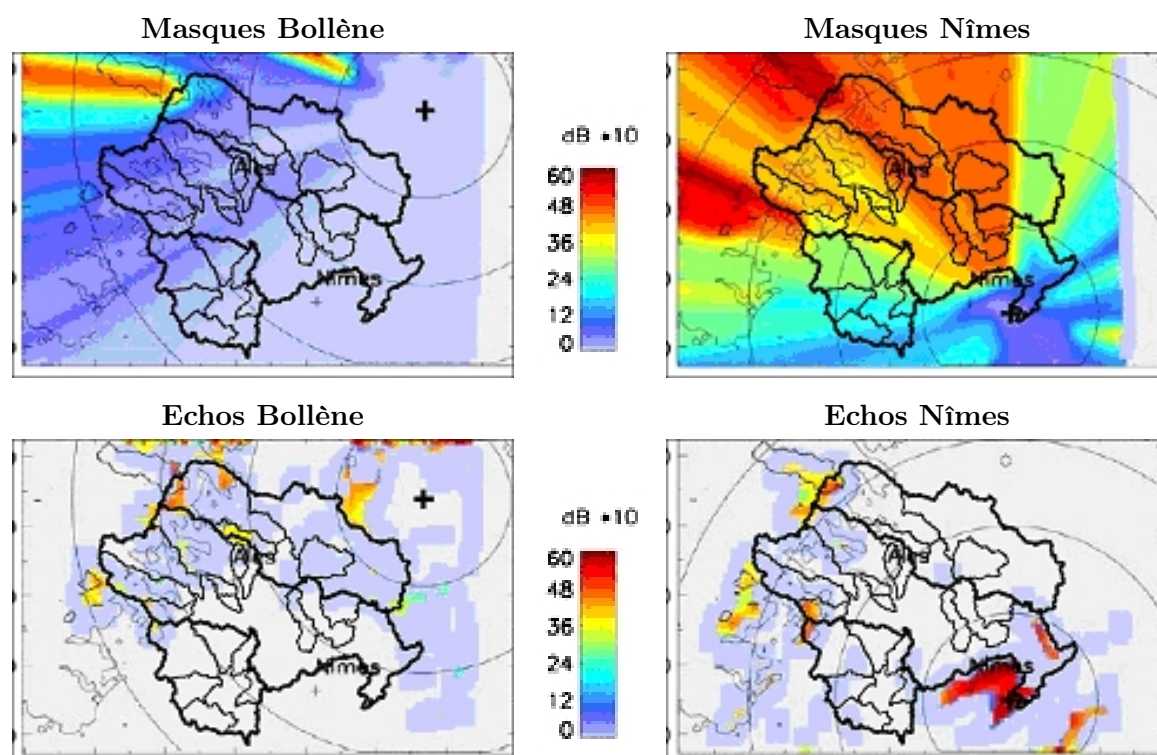


FIG. 10.1 – Cartes d'échos fixes et de masques des radars de Bollène et de Nîmes en décibels (Kirstetter, 2004). Les cercles concentriques autour de la position des radars ont un rayon de 25, 50, 75 et 100 kilomètres.

masques partiels ou complets dus au reliefs, échos de sol, fluctuation des distributions de taille des gouttes de pluie pour une même intensité, profils verticaux de réflectivité (PVR) non homogènes, atténuation par les pluies de l'onde radar... La mesure radar s'améliore progressivement et certaines sources d'erreurs peuvent être analysées et en partie corrigées comme cela est illustré dans les figures 10.1 et 10.2 pour l'épisode pluvieux des 8 et 9 septembre 2002 dans le Gard. L'effet Doppler, la polarisation multiple des ondes radar, l'exploration volumique sont autant de données complémentaires qui permettront certainement d'améliorer les estimations d'intensités de pluie par radar (estimation de vitesses de vent, forme des gouttes de pluie et détection de la grêle, ajustement des PVR) et dont l'exploitation opérationnelle est désormais envisagée. Cependant, l'exploitation réellement quantitative des mesures radar nécessitera probablement encore longtemps une validation, si ce n'est un calage, de la relation entre la réflectivité radar Z et l'intensité R de la pluie à partir des données pluviographiques mesurées au sol.

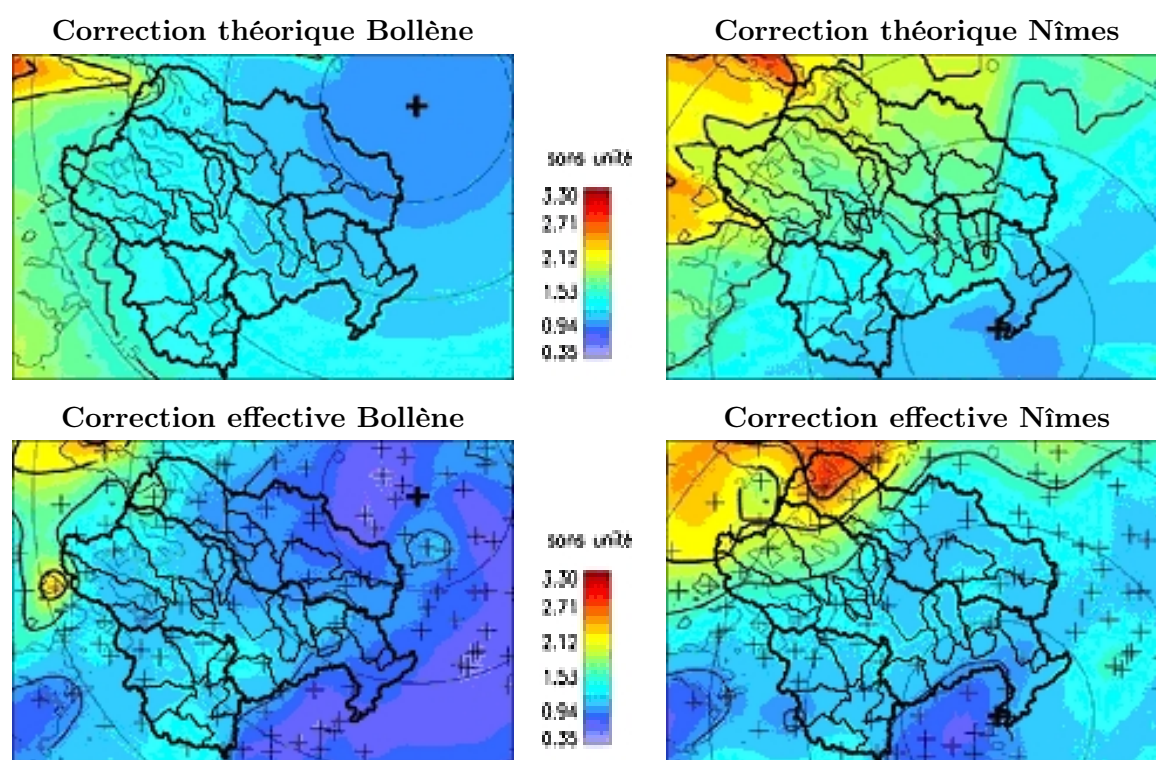


FIG. 10.2 – Répartition spatiale des coefficients de calibration des images radar estimés théoriquement à partir des masques et constatés après calage moyen des images radar sur l'ensemble de la zone d'étude, épisode des 8 et 9 septembre 2002 (Kirstetter, 2004).

Afin d'effectuer des retours d'expérience, il semble préférable de ne pas pousser trop loin le calage de cette relation Z - R : une seule relation calée pour l'ensemble de l'événement pluvieux et de la zone étudiée après correction éventuelle des erreurs identifiées comme les

masques ou l'atténuation (Delrieu *et al.*, 2004). En effet, il faut conserver des informations indépendantes pour pouvoir évaluer la qualité des estimations radar (cf. figure 10.3). Le calage moyen permet d'évaluer les performances des mesures radar sur la base des mesures pluviométriques disponibles à des échelles spatiale et temporelle plus fines et donc de tester si le radar permet effectivement de combler de manière fiable les lacunes du réseau pluviométrique au sol. Dans le cas de l'épisode orageux de septembre 2002 dans le Gard, cette validation a permis de distinguer différents secteurs géographiques où les reconstitutions de pluies à partir des mesures radar étaient plus ou moins fiables. Les hyétogrammes reconstitués à partir des données radar calibrées sont très proches des hyétogrammes mesurés pour les pixels correspondant aux pluviographes dans la partie centrale du Gard touchée par les pluies les plus intenses. En revanche, les données radar calibrées conduisent à surestimer nettement les intensités de pluie à l'est du département, en particulier en début d'épisode pluvieux. Par ailleurs, des décalages temporels apparaissent à l'est et à l'ouest, en limite de la zone de pluies intenses, probablement liés à un positionnement approximatif des cellules orageuses et à la non prise en compte des décalages spatiaux entre la mesure radar en altitude et la mesure au sol, liés au vent. Dans le cas des crues de l'Aude, la critique des données radar avait conduit à abandonner leur exploitation quantitative sur le secteur de la Montagne Noire (Gaume *et al.*, 2004).

La mesure radar est incontournable pour l'étude des crues éclair compte tenu des pas de temps et pas d'espace en jeu. Il s'agit cependant encore d'une mesure qualitative, soumise à de nombreuses sources d'incertitudes. Son exploitation quantitative en vue de pousser plus loin l'analyse des crues éclair, nécessite une critique soigneuse dont nous avons voulu illustrer ici les principes.

10.2.2 La limnimétrie et la débitmétrie

L'existence, sur les bassins versants étudiés, de stations limnimétriques qui n'ont pas été détériorées pendant la crue, ne signifie pas pour autant que des mesures de débits fiables sont disponibles. En effet, comme le signale Costa (1987b), la rapidité des phénomènes et les dangers associés aux vitesses d'écoulement élevées et au transport solide, excluent toute mesure directe de débit pendant les crues éclair. Comme l'illustre la figure 10.4, les cotes atteintes lors de ces crues sont souvent très largement supérieures aux cotes pour lesquelles un jaugeage a pu être effectué.

A ceci s'ajoute que le nombre de jaugeages effectués et la gamme des débits jaugés dépend des moyens et des objectifs du service gestionnaire des stations limnimétriques : évaluation de la ressource en eau (DIREN), annonce et prévision des crues (Services de prévision

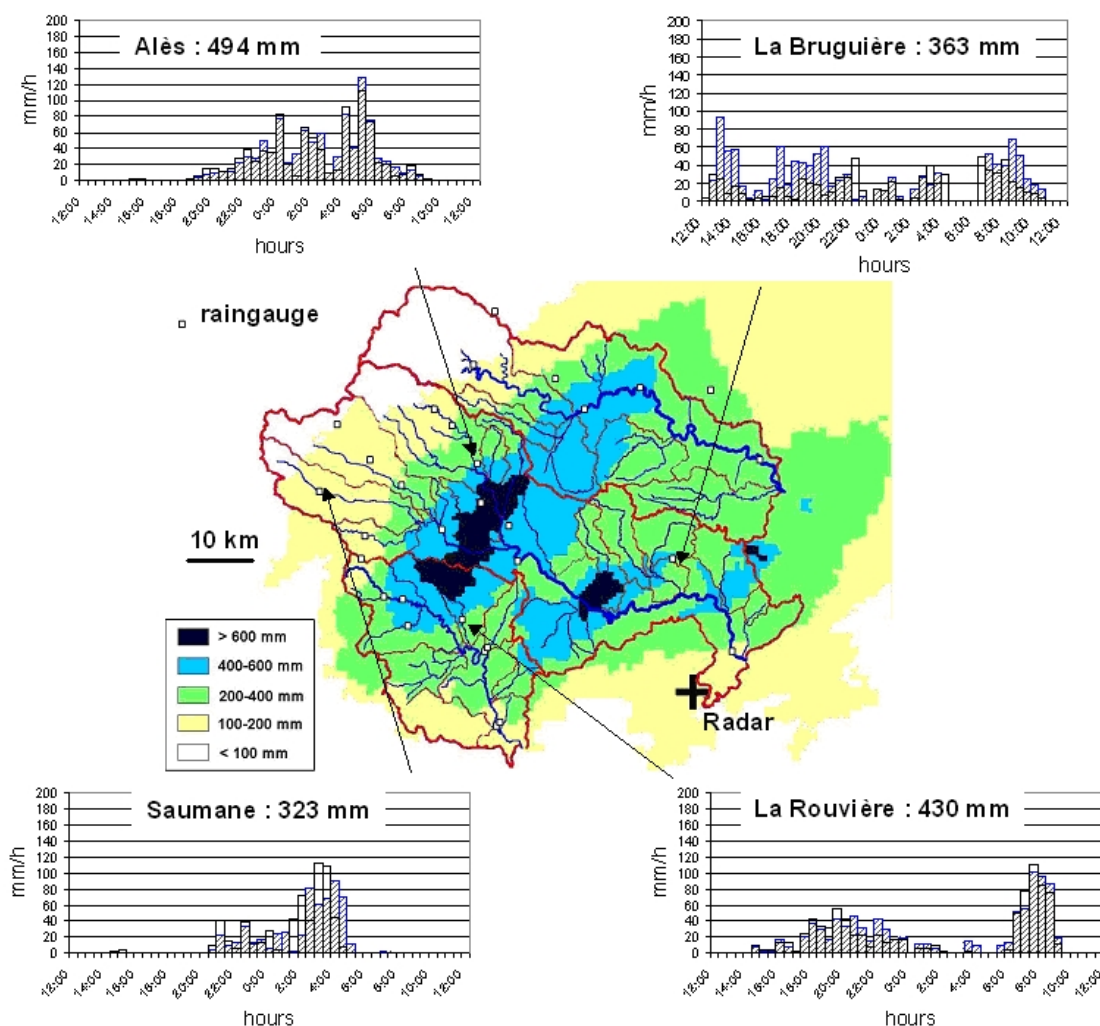


FIG. 10.3 – Localisation des pluviographes dans le Gard, lame d'eau radar calibrée pour l'épisode pluvieux des 8 et 9 septembre 2002 et comparaison de 4 hyétogrammes au pas de temps de 30 minutes mesurés (blanc) et reconstitués à partir des données radar calibrées (hachures).

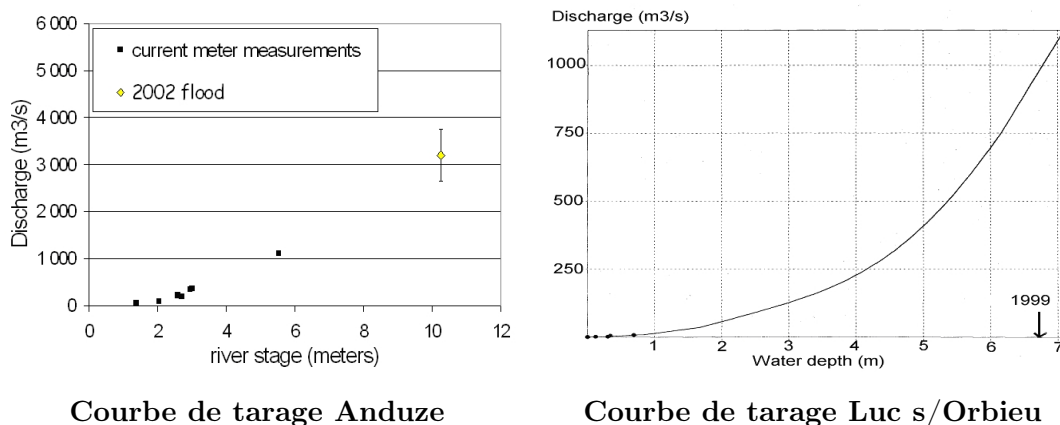


FIG. 10.4 – Jaugeages et courbes de tarage des stations d'Anduze sur le Gardon et de Luc sur l'Orbieu.

des crues). L'estimation des débits exceptionnels n'a par exemple pas été, jusqu'à présent, une priorité des services chargés du suivi de la ressource en eau. Et, jusqu'à la récente réforme des services de prévision des crues, les règlements départementaux prévoyaient généralement une annonce des crues qui était fondée l'observation de niveaux d'eau et non une prévision. Ceci explique le faible niveau d'investissement de ces services pour la construction de courbes de tarage de leurs stations limnimétriques comme l'illustre le tableau 10.1 dans le cas du service d'annonce des crues du Gard. Avec la création de services de prévision des crues, les jaugeages se renforceront sur les stations limnimétriques des cours d'eau exposés aux crues éclair. Les limites concernant la mesure des plus forts débits sont cependant difficilement contournables. Ces débits devront être estimés. Des dispositifs de mesure de vitesse de surface (optiques ou radar) permettront, on peut l'espérer, de limiter les incertitudes liées aux estimations dans le futur (cf section 10.3.2).

Ajoutons que les enregistrements limnimétriques - de hauteur d'eau - peuvent être aussi entachés d'incertitudes même lorsque la station de mesure n'est pas endommagée par la crue, comme l'illustre la figure 10.5. On distingue sur ces enregistrements de deux stations limnimétriques lors de la crue de 2002 dans le Gard, des erreurs de mesure de pression par un système de bulle-à-bulle. Dans le cas de la station d'Anduze, l'évolution linéaire des cotes enregistrées en phase de montée de crue semble liée à la vitesse limite de réaction du système de mesure. Le système n'a pas été en mesure de suivre l'évolution très rapide des cotes à cette station lors de la phase de montée de crue. A Sommières, le système de mesure, probablement bouché, n'a réagi qu'avec retard, ce qu'a confirmé le relevé manuel effectué par un observateur.

Enfin, il faut signaler un phénomène qui prend d'autant plus d'importance que les gradients

Station	nombre de jaugeages	date du dernier jaugeage	débit max. jaugé (m^3/s)	débit 2002 estimé (m^3/s)
Mialet	1	2000	125	850
Ners	0			7000
Saumane	3	2002	75	800
Saint Jean	0			1000
Remoulins	12	1988	1300	5500
Quissac	6	2001	240	900
Vic	5	2002	160	2500
Sommières	6	2002	430	3000
Anduze	7	2000	1107	3000

TAB. 10.1 – Jaugeages existants depuis 1980 pour les stations de mesure limnimétrique du réseau d'annonce des crues du Gard (source : DDE du Gard).

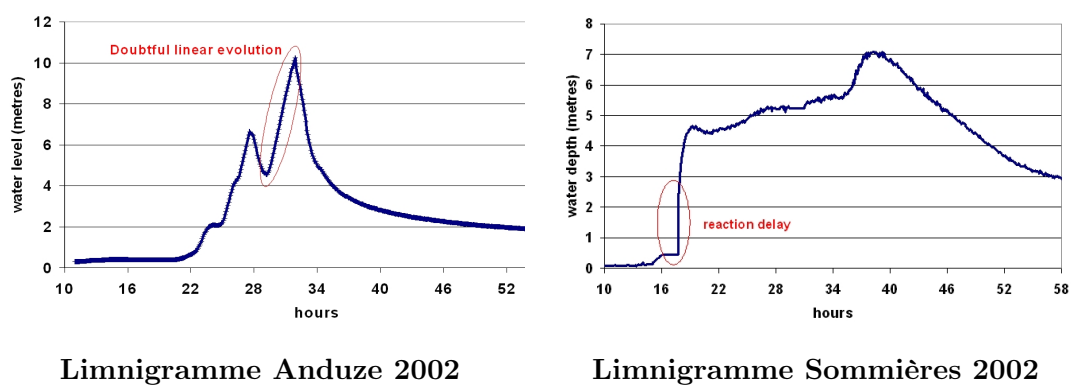


FIG. 10.5 – Enregistrements limnimétriques des stations de mesure d'Anduze sur le Gardon et de Sommières sur le Vidourle les 8 et 9 septembre 2002 (source : DDE du Gard).

	La Rouvière	Conqueyrac	Sommières	Anduze	Remoulins
Surface BV (km^2)	91	83	620	544	1855
Cumul de pluie (mm)	560	406	404	287	395
Écoulement (mm)	452	253	262	120-180	230-260
	(440)	(214)	(180)	(100-140)	(190-220)
Déficit (mm)	110	150	150	100-170	130-170

TAB. 10.2 – Bilan des pluies et écoulements sur différents bassins versants du Gard du 8 au 10 septembre 2002 et du 8 au 9 septembre au soir (chiffres entre parenthèses). Source : DDE du Gard.

de montée et de descente de crue sont forts : l’hystérèse de la relation hauteur-débit, particulièrement marquée dans les biefs avec un écoulement significatif en lit majeur. La cote correspondant à un débit donné est plus faible en phase de montée qu’en phase de descente de crue. Utiliser une courbe de tarage unique dans les biefs où cet effet est marqué peut conduire à sous-estimer les débits en phase de montée de crue et/ou à les surestimer en phase de descente. Cela semble être le cas pour l’hydrogramme de la crue de septembre 2002 reconstitué au droit de la station limnimétrique de Sommières (cf. tableau 10.2). En effet, le déficit d’écoulement estimé est comparable à ceux des stations hydrométriques amont (La Rouvière et Conqueyrac). En revanche, la part de l’écoulement retardé (environ 80 millimètres le 10 septembre) est beaucoup plus importante que celle qui a été estimée sur les bassins versants amont ou même voisins de surface équivalente (Gard à Anduze ou Rémoulins). Il existe une très forte présomption de surestimation de l’écoulement du 10 septembre à cette station, signe d’une hystérèse marquée. Un tel phénomène de ”stagnation” des eaux dans le lit majeur après la crue a été aussi décrit sur la partie aval du cours de l’Avène lors de la crue de 1997 (Gaume *et al.*, 2003b).

10.2.3 Autres données mesurées intéressantes

D’autres données mesurées peuvent éventuellement être disponibles comme des suivis de profils d’humidité des sols que réalisent certaines chambres d’agriculture. Ils peuvent aider à évaluer des volumes d’eau infiltrée ou au moins à vérifier la pertinence de certaines conclusions tirées des retours d’expérience sur les quantités d’eau infiltrées.

La figure 10.6 présente des profils d’humidité relevés avant et après l’épisode pluvieux du 8 et 9 septembre 2002 sur un site expérimental situé dans le Vaucluse à Malemort du

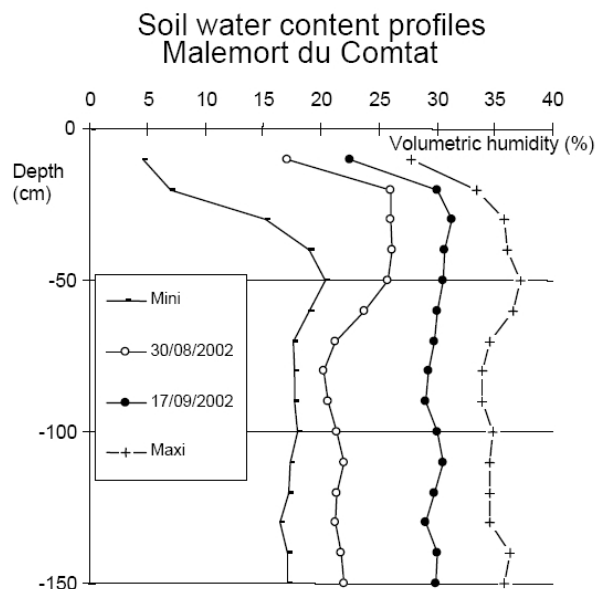


FIG. 10.6 – Exemple de profils verticaux d’humidité du sol relevés mensuellement à l’aide d’une sonde TDR par la Chambre départementale d’agriculture du Vaucluse.

Comtat et touché par cet épisode. D’après ces relevés, environ 100 millimètres d’eau ont été stockés dans les premiers 1.5 mètre de profondeur entre le 30 août et le 17 septembre. Une certaine quantité d’eau ayant probablement percolé plus en profondeur entre le 9 et le 17 septembre, tout laisse penser que la majeure partie des 200 millimètres d’eau reçus les 8 et 9 septembre se sont infiltrés sur cette parcelle couverte de vignes et ce malgré les intensités de pluie élevées.

10.2.4 Conclusions sur les données mesurées

Les données disponibles à la suite des crues éclair, en particulier les données mesurées sur les écoulements, sont généralement peu nombreuses et imprécises, quand elles ne sont pas inexistantes. Cette relative pauvreté est une invitation à tenter de compléter ces jeux de données. D’une part, des estimations de débits réalisées à partir d’indices du niveau atteint par les eaux (laisses de crues) ne seront pas nécessairement plus imprécises que les estimations effectuées à partir des relevés limnimétriques. D’autre part, la très grande hétérogénéité spatiale des pluies, mais aussi des caractéristiques des bassins versants et de l’occupation des sols se traduira éventuellement par une variabilité des écoulements à petite échelle qu’il peut être intéressant de révéler. Quelques estimations de débits sur les cours principales rivières où se trouvent généralement les stations limnimétriques ne

permettent pas de déterminer quelles ont été les principales sources de ces écoulements. Enfin, la multiplication des estimations permet, par recoupements et validations croisées, de réduire les marges d'incertitude sur les estimations de débits et, à tout le moins, d'éviter des erreurs d'estimation grossières.

10.3 Les informations complémentaires exploitables

10.3.1 Les laisses de crues et sections d'écoulement

Le relevé des laisses de crues et des sections d'écoulement correspondantes constituent la première difficulté de la démarche d'estimation de débits de pointes de crues après un événement. Une crue majeure laisse généralement de nombreuses traces qui témoignent entre autres du niveau atteint par l'eau (laisses de crues). Des débris végétaux, des traces de limon ou de fuel sur les murs sont souvent encore visibles plusieurs années après une crue éclair (cf. figure 10.7). Ces laisses ne sont cependant pas toujours représentatives du niveau moyen de la ligne d'eau. Elles peuvent être issues de projections dues à la présence d'un obstacle dans le courant, ou s'être déposées sur des végétaux temporairement pliés par les flots. Il est donc préférable de rechercher des laisses de crues dans des secteurs du lit des cours d'eau où les eaux ont été relativement calmes : à l'intérieur ou à l'aval de bâtiments par exemple. Il faut cependant s'assurer que le niveau de l'eau à l'intérieur des bâtiments a pu s'équilibrer avec le niveau extérieur au cours de la crue.

Dans tous les cas, il est souhaitable de relever plusieurs laisses dans une même section pour évaluer la cote maximale atteinte par les eaux. La comparaison de ces différents relevés a montré que dans le meilleur des cas cette cote peut être reconstituée à plus ou moins 10 ou 20 centimètres. On en conclut qu'il est quasiment impossible de détecter des pentes longitudinales de lignes d'eau nettement inférieures à 1% (1 mètre pour 100 mètres). Il est donc souvent illusoire de vouloir reconstituer une courbe de remous locale après une crue majeure afin d'évaluer plus précisément le débit, sauf dans des cas très particuliers. Ce constat a des conséquences sur le choix des sections d'écoulement relevées pour l'estimation des débits. Il s'agit de sections où l'application de formules empiriques telles que celle de Manning-Strickler conduira aux bons ordres de grandeur de débits : section suffisamment à l'amont ou à l'aval de singularités (ouvrages, méandres, ruptures de pente) pouvant avoir une influence sur la ligne d'eau, relativement rectiligne et située dans un bief au profil de lit et à la végétation des berges homogènes (cf. exemples de la figure 10.8). En d'autres termes, on recherchera des sections où un régime permanent uniforme a pu s'établir en pointe de crue, si tant est que cette notion ait réellement un sens dans le cas de crues



Fragments végétaux dans une clôture
(la laisse n'est pas horizontale)



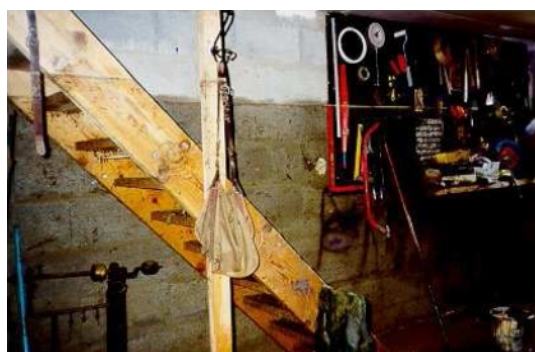
Fragments végétaux dans un arbre



Traces de limon sur un mur extérieur



Limon et humidité sur une mur intérieur



Traces d'humidité dans une cave
(attention aux remontées capillaires)

FIG. 10.7 – Exemples de laisses de crues

rapides et de vitesses d'écoulement élevées. Il est aussi intéressant de lever les sections des ouvrages (ponts, passages busés) qui n'ont pas été totalement submergés. Ces relevés peuvent être effectués rapidement et précisément sans matériel de mesure lourd (théodolite ou tachéomètre). Une différence de ligne d'eau à l'amont et à l'aval de l'ouvrage, si elle est constatée, est une information qui peut être exploitée pour l'estimation des débits.

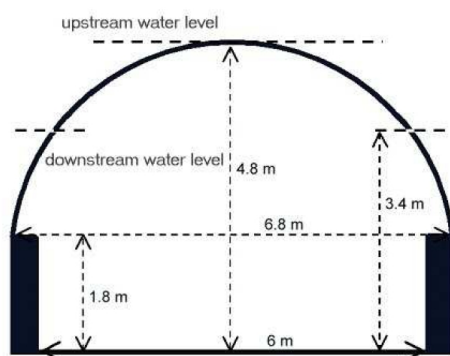
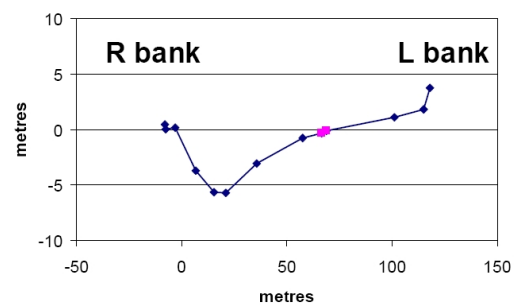
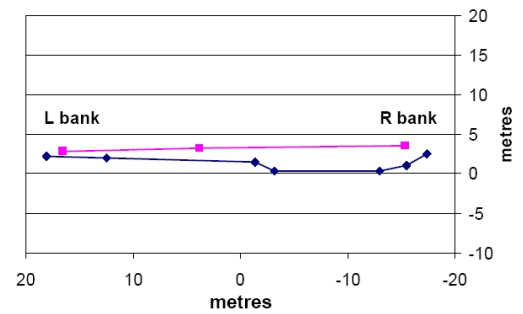
10.3.2 Réflexions sur les méthodes d'estimation des débits

10.3.2.1 Introduction

L'estimation des débits de pointe est souvent la question centrale des études de retour d'expérience sur les crues majeures. Les plus fortes valeurs évaluées sont régulièrement inventoriées (Rodier & Roche, 1984; Unesco, 1976; Pardé, 1961). Elles sont utilisées pour construire des courbes enveloppes des débits de crues des cours d'eau (O' Connor & Costa, 2003; Perry, 2000; Costa, 1987a) et servent de valeurs de référence pour les études hydrologiques. Lorsque les objectifs des retours d'expérience sont plus ambitieux, ces estimations de débits de pointe sont à la base des tentatives d'interprétations hydrologiques. Des mauvaises estimations risquent de conduire à des conclusions erronées.

Des méthodes standardisées d'estimation des débits, parfois appelées de manière abusive "méthodes de mesure indirecte de débits" (*indirect discharge measurement methods*) ont été proposées par le passé, en particulier par l'*U.S. Geological survey* (Webb & Jarrett, 2002; Benson & Dalrymple, 1967). Ces méthodes visaient à homogénéiser les pratiques et à formaliser l'expertise de la communauté hydrologique travaillant sur les retours d'expérience, en particulier l'expertise portant sur l'évaluation du coefficient de Manning-Strickler (Chow, 1959). Les concepteurs de ces méthodes avaient l'espoir que leur utilisation permettrait de réduire les incertitudes d'estimation des débits de pointe de crues : "*an estimate is rated as good if the calculated peak is believed to be within 10% of the true peak discharge; fair if the difference could be as much as 15%; and poor when the error could be 25% or greater*" (Benson & Dalrymple cités par Costa, 1987). Cette vision est très optimiste et ces niveaux d'incertitude plus adaptés aux mesures de débits. Jarrett (1987) est bien plus réaliste lorsqu'il avoue diplomatiquement : "*most users of data assume that flood-measurements accuracy (i.e. obtained through indirect methods) is within 25%, and many measurements have that accuracy or better. However, some of the flood measurements actually may be in error by as much as 100%*".

La figure 10.9 synthétise les données de différents inventaires de crues exceptionnelles à travers le monde. Ces inventaires diffèrent par la date de leur réalisation, mais pas par les



Pont sur l'Alzon

différence de cote entre les laisses amont et aval

FIG. 10.8 – Exemples de levés de sections d'écoulement

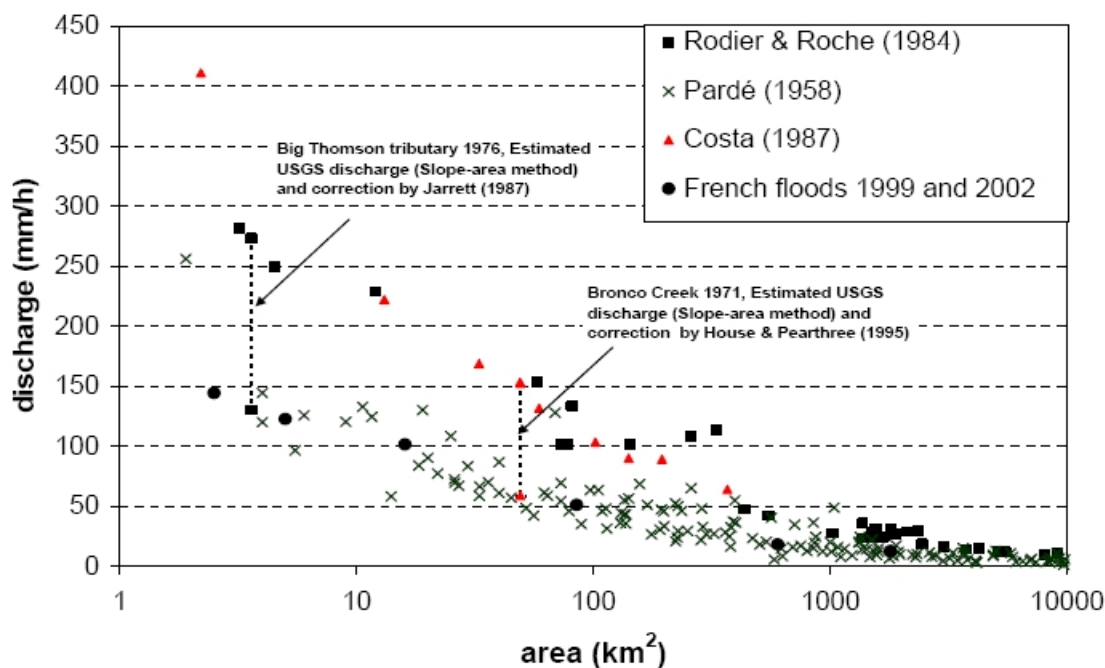


FIG. 10.9 – Débits maximums de crues (en mm/h) répertoriés dans différents documents à l'échelle mondiale

zones géographiques concernées ou la longueur des séries d'observations considérées : les inventaires de Costa (1987a) et de Rodier & Roche (1984) ne comptent que peu d'événements antérieurs à 1950 et se fondent donc essentiellement sur une trentaine d'années d'observations. Aucune amélioration notable n'a été apportée aux méthodes d'estimation des débits au cours du XX^{ème} siècle. Comment expliquer alors que les valeurs maximales des inventaires les plus récents sont nettement supérieures à celles de l'inventaire dressé par Pardé (1961) ? Plusieurs études récentes de crues majeures ont conduit à réviser à la baisse les débits initialement évalués (House & Pearthree, 1995; Jarrett, 1987). Ces révisions ont conduit à diviser par deux ou trois les valeurs initiales (voir figure 10.9). Nous sommes là bien au-delà des 25% d'erreur de Benson & Dalrymple (1967), et de nombreuses valeurs de ces inventaires récents sont probablement douteuses comme nous le verrons dans ce qui suit.

Que conclure ? Que l'estimation de débit à partir de hauteurs d'eau lorsqu'aucune mesure directe n'est disponible est une opération délicate qui doit être fondée sur une expertise. Il existe de nombreuses sources d'erreurs. Les formules empiriques prêtes à l'emploi doivent être utilisées avec précaution. Il semble que leur usage inconsidéré ait conduit à une surestimation assez systématique des débits des crues majeures (Jarrett, 1987). Toute estimation

doit être accompagnée d'un travail de critique approfondi : évaluation de la plage d'incertitude pour chaque estimation, identification des sources d'erreurs possibles (influence aval possible sur la ligne d'eau, surestimation ou sous-estimation des écoulements en lit majeur, représentativité des laisses de crue), recoupements et validations croisées.

Il est donc souhaitable de lever plusieurs sections d'écoulement pour chaque bief de cours d'eau considéré, de surfaces et de formes variables, pour permettre des recoupements. Une estimation de débit dans une section donnée peut impliquer des vitesses d'écoulement irréalistes dans une autre section et, de ce fait, être rejetée. Les incertitudes d'estimation peuvent aussi être réduites en vérifiant la cohérence amont-aval des estimations et leur cohérence avec les mesures pluviométriques. Enfin, des méthodes plus précises d'estimation peuvent parfois être employées. On peut par exemple prendre en compte la surélévation de la ligne d'eau en rive extérieure des méandres ou en amont d'obstacles et les vitesses de surfaces évaluées à partir de films. Les marques de transport solide ou d'érosion peuvent aussi aider à valider les ordres de grandeur de vitesses d'écoulement estimées. Les sections suivantes présentent succinctement et critiquent ces différentes approches au travers d'illustrations. On retiendra que quelle que soit la méthode d'estimation employée, les niveaux d'incertitude sur les valeurs de débits estimés restent élevés. Dans le meilleurs des cas, les débits de pointe de crues peuvent être reconstitués à plus ou moins 50% près lorsque aucune mesure de vitesse n'est disponible.

10.3.2.2 Autour de l'équation de Manning-Strickler

Des modèles hydrauliques bidimensionnels ont été récemment utilisés pour évaluer des débits de crues (Denlinger *et al.*, 2002), mais la plupart des estimations se fondent sur des modélisations hydrauliques filaires, monodimensionnelles (Webb & Jarrett, 2002).

En régime permanent, les dérivées partielles par rapport au temps étant nulles, le système des équations de Barré de Saint-Venant se résume à l'équation de Bernoulli :

$$\frac{d}{dx} \left(\frac{Q^2}{2gA^2} + y \right) = S - S_f = \frac{dH_s}{dx} \quad (10.1)$$

Avec x la coordonnée longitudinale (m), Q le débit (m^3/s), A la section mouillée (m^2), y la profondeur d'eau (m), g l'accélération de la pesanteur (m/s^{-2}), S la pente du lit du cours d'eau (m/m) et S_f la pente de frottement (cf. figure 10.10). H_s est appelée charge spécifique. Nous appellerons la quantité $V = Q/A$, vitesse moyenne.

Des formules empiriques mettant en relation la pente de frottement S_f avec les caractéris-

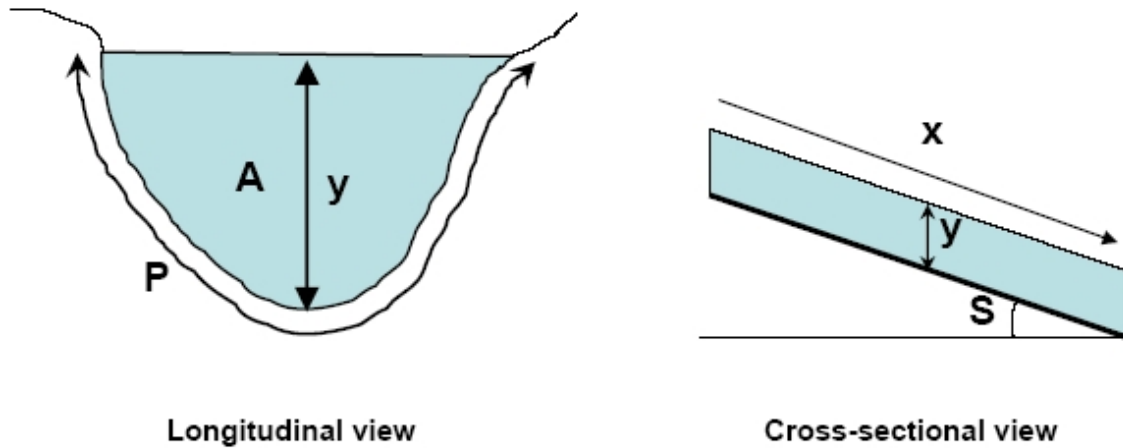


FIG. 10.10 – Définition des termes des équations de Barré de Saint Venant et de Manning-Strickler

tiques de l'écoulement et du cours d'eau ont été proposées, dont l'une des plus utilisées est l'équation de Manning-Strickler :

$$Q = K A R_h^{2/3} S_f^{1/2} \quad (10.2)$$

Où R_h est le rayon hydraulique ($R_h = A/P$ avec P le périmètre mouillé, voir figure 10.10), et K le coefficient de rugosité de Manning-Strickler qui dépend des caractéristiques de la section et a généralement une valeur comprise entre 0 et 100. Le paramètre $n = 1/K$ est aussi souvent utilisé dans la littérature anglo-saxonne.

Ces deux équations conditionnent le profil longitudinal de la surface de l'eau (courbe de remous). Les simplifications opérées (écoulement filaire, synthèse des effets du frottement dans l'équation de Manning-Strickler) conduisent à des résultats satisfaisants dans une très large gamme de cas de figure.

Ce système d'équation fait apparaître deux valeurs particulières de la profondeur d'eau y . La profondeur normale y_n est la profondeur telle que $S_f = S$. Elle est solution de l'équation :

$$Q = K A R_h^{2/3} S^{1/2} \quad (10.3)$$

Dans un bief ayant une section en travers, une pente et une rugosité uniformes, y_n est une profondeur d'équilibre. C'est la valeur observée dans les biefs rectilignes et uniformes suffisamment à l'aval ou à l'amont de singularités hydrauliques (ponts, déversoirs, méandres). De très nombreuses estimations de débits sont fondées sur l'application de l'équation 10.3,

et donc sur l'hypothèse implicite ou explicite de l'établissement d'un régime proche du régime d'écoulement uniforme en pointe de crue dans la section considérée.

L'autre valeur particulière est la profondeur critique y_c , valeur pour laquelle la dérivée de la charge spécifique H_s par rapport à y est nulle. Elle est donc solution de l'équation :

$$F(y) = \frac{Q^2}{gA(y)^3} \frac{dA(y)}{dy} = 1 \quad (10.4)$$

Le terme de gauche de l'équation 10.4 est le fameux nombre de Froude. On peut noter que la relation entre y_c et Q est indépendante du coefficient de rugosité K qui est l'une des sources majeures d'incertitude dans l'estimation des débits. Il est donc intéressant de rechercher des sections d'écoulement où le régime critique a été atteint en pointe de crue. Cependant, le régime critique est instable (Chow, 1959), et la profondeur critique n'est observée qu'en des sections très particulières : aval de contraction du lit du cours d'eau, chute d'eau à l'aval d'un plan d'eau calme. Nous n'avons jamais rencontré une telle section lors des retours d'expérience réalisés.

10.3.2.3 Modélisation hydraulique 1D ou simple hypothèse uniforme ?

Dans le cas où la courbe de remous est connue et si elle est significativement différente de celle du régime uniforme, le calage de l'équation 10.1 devrait permettre une meilleure estimation du débit que la simple application de la formule de Manning-Strickler (équation 10.3). En effet, la forme de la courbe de remous dépendant de la valeur du coefficient de rugosité, ce calage devrait permettre de limiter les incertitudes portant sur ce paramètre. Cependant, cette approche se heurte à la difficulté de reconstituer une courbe de remous à partir de laisses de crues disponibles après une crue, comme l'illustre la figure 10.11.

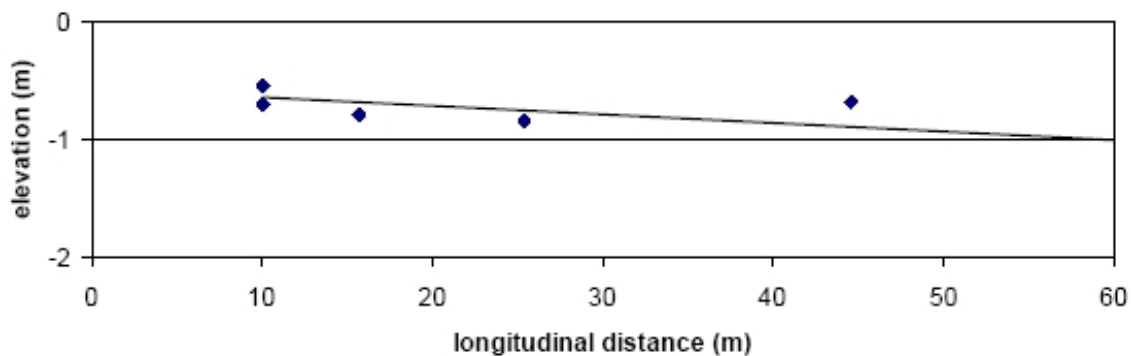


FIG. 10.11 – Évaluation d'une pente longitudinale de ligne d'eau à partir de laisses de crues

Les laisses de crues étant des indicateurs incertains du niveau maximum la ligne d'eau ne permettent pas de contraindre suffisamment un modèle hydraulique monodimensionnel pour que son application s'avère réellement efficace et utile. Les tentatives de reconstitution des débits des crues de 2002 au droit des stations limnimétriques du Gard à l'aide de modèles hydrauliques filaires (SIEE, 2003; SOGREAH, 2003) n'ont pas conduit à des estimations plus précises ni plus fiables que celles réalisées sur la base de l'hypothèse de régime uniforme dans le cadre du retour d'expérience conduit par les équipes de recherche de l'Observatoire Hydro-météorologique Cévennes-Vivarais (Gaume, 2004).

Ajoutons que le système d'équations de Barré de Saint-Venant est fondé sur des hypothèses simplificatrices (répartition hydrostatique des pressions, écoulement monodimensionnel...) dont on s'écarte sensiblement lors de ces crues aux écoulements très "chahutés". Est-il réellement prudent de se fier sans réserve à ces modèles ?

L'application de formules simples de type Manning-Strickler, qui n'est là que pour guider l'estimation, a l'avantage d'être rapide et de permettre de multiplier les estimations et donc les possibilités de recoupements.

Une petite amélioration peut être apportée à l'application simple de l'équation 10.3 (hypothèse $S_f = S$) dans le cas où l'on constate une nette différence entre la pente de la ligne d'eau reconstituée à partir des laisses de crue dy/dx et la pente du lit du cours d'eau S . En effet, d'après l'équation de Bernoulli :

$$S_f = S - \frac{dy}{dx} + F(y) \frac{dy}{dx} \quad (10.5)$$

On peut appliquer l'équation 10.3 avec l'hypothèse $S_f = S - dy/dx$. Cette correction n'a de sens que pour un nombre de Froude $F(y)$ inférieur à 1 (i.e. c'est souvent le cas). Deux cas de figures peuvent être distingués :

- Si $F(y) < 1$ et $dy/dx > 0$, alors l'hypothèse $S_f = S$ conduira à surestimer le débit et l'hypothèse $S_f = S - dy/dx$ conduira à une sous-estimation.
- Si $F(y) < 1$ et $dy/dx < 0$, alors l'hypothèse $S_f = S$ conduira à sous-estimer le débit et l'hypothèse $S_f = S - dy/dx$ conduira à une surestimation.

Mais ne nous y trompons pas, la principale source d'incertitude réside dans les limites d'application de l'équation de Manning-Strickler et surtout la méconnaissance de la valeur du coefficient de rugosité K . Trop de raffinement risque de faire perdre de vue l'essentiel.

10.3.2.4 Valeur du coefficient de rugosité

L'évaluation du coefficient de rugosité est certainement l'une des sources d'incertitude les plus importantes dans les sections où l'équation de Manning-Strickler est utilisée. Benson & Dalrymple (1967) ont suggéré d'utiliser des valeurs tabulées et des équations empiriques comme celles proposées par Chow (1959). Plus récemment, Jarrett (1987) a mis en évidence que les valeurs tabulées avaient été établies pour des crues moyennes et des cours d'eau de pente modérée et ne pouvaient être extrapolées sans réserve. Les déperditions d'énergie par turbulence et donc les pertes de charge ont tendance à augmenter avec la vitesse d'écoulement de l'eau. Il n'est alors pas possible d'utiliser un même coefficient de rugosité pour toute la gamme de débits et de vitesses. Il est nécessaire de revoir à la baisse les valeurs de coefficient de rugosité lorsque la vitesse moyenne augmente. L'utilisation de valeurs tabulées pour l'estimation des débits des crues exceptionnelles semble avoir conduit à des surestimations systématiques pour les cours d'eau à fortes pentes des Etats-Unis (Jarrett, 1987). Cela est illustré dans le tableau 10.3. La méthode standard (*slope area method*) conduit à des débits nettement plus importants que les deux méthodes alternatives testées dont la méthode pluie-débit fondée sur une hypothèse de ruissellement total qui devrait en toute logique fixer la valeur maximale possible du débit.

<i>Location</i>	<i>Drainage area (km²)</i>	<i>Slope %</i>	<i>Slope-area (Q_p en m³/s)</i>	<i>Critical-depth (Q_p en m³/s)</i>	<i>Rainfall-runoff (Q_p en m³/s)</i>
<i>Big Thomson River tributary, Colorado</i>	3.5	7.7	246	133	153
<i>Dark Gulch at Glen Comfort, Colorado</i>	2.6	12.5	204	96	110

TAB. 10.3 – Comparaison d'estimations de débits de pointes de crues Q_p en utilisant différentes méthodes (Jarrett, 1987).

Ce constat a amené Jarrett à proposer de nouvelles formules de rugosité tenant compte de la pente :

$$n = 1/K = 3.17R_H^{-0.16}S_f^{0.38} \quad (10.6)$$

Ce qui donne la formule suivante pour l'estimation de la vitesse moyenne d'écoulement, en intégrant cette relation dans la formule de Manning-Strickler :

$$V = 3.17R_H^{0.83}S_f^{0.12} \quad (10.7)$$

Bien entendu, cette nouvelle relation ne rend compte que très partiellement de la variabilité

des pertes de charge par frottement, et des correctifs supplémentaires doivent être apportés pour tenir compte de l'irrégularité des berges, de la végétation riparienne ... Cette nouvelle formulation a eu un certain succès (Rico *et al.*, 2001), néanmoins son application aurait conduit à surestimer largement les débits des crues de l'Aude en 1999 comme l'illustre le tableau 10.4. Dans les deux cas présentés, l'estimation de Jarrett n'est cohérente ni avec d'autres estimations amont et aval réalisées, ni avec les résultats de la modélisation pluie-débit, ni avec les phénomènes érosifs limités témoignant de vitesses d'écoulement modérées. Une vitesse de 6 *m/s* dans un bief naturel de 30 mètres de large et de près de 3 *m/s* dans un cours d'eau de 10 mètres de large encombré de végétation semblent des valeurs excessives. Dans le cas présent, le niveau élevé des laisses de crue témoigne des pertes de charge importantes par frottement dans ces biefs bien plus que de vitesses d'écoulement élevées. On notera ici un élément important. C'est la vitesse moyenne bien plus que le débit qui peut être discutée, comparée aux résultats d'autres méthodes d'estimation (cf. sections suivantes).

Section mouillée (m^2)	Rayon hydraulique (m)	Pente du lit (m/m)	Vitesse moyenne Jarrett (m/s)	Vitesse moyenne estimée (m/s)
26	1.53	0.02	2.84	1.8
195	4.53	0.007	6.12	3.5

TAB. 10.4 – Comparaison d'estimations de vitesses moyennes d'écoulement pour deux sections du Verdoube (Aude), suite à la crue de 1999, et d'estimations issues de l'application de la formule de Jarrett.

Finalement, l'application de formules empiriques peut conduire à un sentiment trompeur de précision et de sécurité. L'utilisation de la formule de Manning-Strickler et l'évaluation de la gamme possible des valeurs du coefficient de rugosité pour une section donnée requièrent un savoir-faire que des formules synthétiques ne peuvent pas totalement remplacer. De plus, même un expert averti peut se tromper. Il est donc indispensable, répétons-le encore ici, de mener un travail critique approfondi en s'appuyant sur plusieurs estimations et méthodes différentes.

10.3.2.5 Autres méthodes d'estimation

Lois d'orifices ou de déversoirs

Les passages busés et les ponts sont des sections particulières de forme simple, faciles à lever dans le cas où l'ouvrage n'a pas été submergé. L'écoulement est confiné dans le lit

mineur sous ces ouvrages. Il n'est généralement pas perturbé par la végétation. Dans le cas d'un écoulement en charge, la section d'écoulement est parfaitement connue. L'incertitude dans l'estimation du débit porte exclusivement sur l'évaluation de la vitesse moyenne d'écoulement sous l'ouvrage, ou plus précisément à l'entrée ou à la sortie de l'ouvrage.

Des lois empiriques d'écoulement au travers d'orifices peuvent être employées pour évaluer le débit dans ces ouvrages (Chow, 1959; Lencastre, 1999), notamment dans le cas où les laisses de crues mettent clairement en évidence une perte de charge entre l'amont et l'aval de l'ouvrage (cf. figure 10.8). La relation 10.8 est un exemple de ce type de lois, dérivé de l'équation de Bernoulli :

$$V_1 = C\sqrt{2g(y_1 - y_2) + V_1^2} \quad (10.8)$$

V_1 (resp. V_2) et y_1 (resp. y_2) sont les vitesses moyennes (en m/s) et les altitudes de la ligne d'eau (en m) à l'amont (resp. aval) de l'ouvrage. C est un coefficient de perte de charge qui dépend de la forme de l'ouverture et du lit du cours d'eau à l'approche et à l'aval immédiat de l'ouvrage. C est généralement compris entre 0.7 et 0.9. Ces différentes lois sont paramétriques et sensible aux incertitudes d'estimation des charges amont et aval à partir des laisses de crues. Elles ne peuvent conduire qu'à des valeurs approchées de débit, tout comme l'application de la formule de Manning-Strickler.

L'application de l'équation 10.8 à l'exemple présenté en figure 10.8 donne une estimation de vitesse aval de l'ouvrage (V_2) comprise entre 4.5 et 5.5 m/s suivant la valeur de C et de V_1 . On peut affiner le calcul en combinant l'équation 10.8 avec une équation de conservation de la masse reliant V_1 et V_2 pour éliminer l'une des deux inconnues. Il ne faut cependant pas oublier que la section amont effective lors de la crue peut avoir été notablement réduite du fait des embâcles. Le résultat est d'ailleurs assez peu sensible à la valeur de V_1 (des valeurs comprises entre 2 et 3.5 m/s ont été testées dans l'exemple traité). Le débit correspondant est situé entre 90 et 110 m^3/s pour un bassin versant de 8 km^2 . Soit une valeur de 11 à 14 $m^3/s/km^2$ assez cohérente avec d'autres estimations effectuées sur le même cours d'eau.

Notons que les différents calculs réalisés lors de retours d'expérience récents ont conduit à des vitesses moyennes sous les ponts et les passages busés généralement situées entre 3 et 6 m/s, à comparer aux 2 à 5 m/s estimés dans les lits mineurs des cours d'eau. Cette fourchette peut être utile pour des estimations grossières lorsque l'évaluation de la perte de charge est impossible. Enfin, des vitesses d'écoulement élevées, typiquement plus de 4 m/s, conduisent généralement à des érosions importantes au débouché des ouvrages (cf. figure 10.14). La présence ou l'absence de traces d'érosion peuvent donc aider à valider ou

invalider les vitesses moyennes évaluées.

Dans certaines conditions, la vitesse d'écoulement peut être calculée directement à partir des caractéristiques de la ligne d'eau, sans recours à une équation paramétrique, limitant ainsi les sources d'incertitude. C'est le cas dans les courbes du lit d'un cours d'eau ou au voisinage d'obstacles situés dans l'écoulement.

Inclinaison transversale du plan d'eau dans les méandres

On observe une inclinaison transversale de la ligne d'eau, notamment sous l'effet de la force centrifuge, dans les méandres des cours d'eau et des canaux (cf. figure 10.12). Il en résulte une différence de cote de l'eau entre la rive extérieure et la rive intérieure du méandre (surélévation). Si l'on suppose que cette surélévation est due uniquement à l'effet des forces centrifuges, et en assumant, ce qui est un peu contradictoire, que la vitesse longitudinale est uniforme dans toute la section du méandre, il est possible de dériver la relation simplifiée suivante (Chow, 1959) :

$$\Delta h = \frac{V^2 b}{g r_c} \quad (10.9)$$

Où Δh est la surélévation (m), V la vitesse moyenne longitudinale (m/s), b la largeur du cours d'eau ou du canal (m) et r_c le rayon de courbure du méandre (m).

Cette formule a le mérite d'être simple et a été souvent utilisée pour l'étude de laves torrentielles (Meunier, 1991). Elle semble conduire généralement à des résultats satisfaisants. Si l'on reprend l'exemple présenté dans la figure 10.12, on constate que les cotes d'eau sont variables le long des rives intérieures et extérieures du méandre. L'évaluation de la surélévation dépend donc de l'endroit où elle est estimée. La vitesse moyenne est cependant une fonction de la racine carrée de la surélévation, ce qui limite l'impact des incertitudes sur son estimation. Dans cet exemple, la surélévation se situe entre 5 et 10 centimètres selon la position dans le méandre. Ces valeurs correspondent à une vitesse moyenne située entre 0.7 et 1 m/s en appliquant l'équation 10.9, à comparer aux 0.8 m/s effectivement mesurés. D'autre part, lorsque l'écoulement est super-critique (nombre de Froude supérieur à 1), des oscillations de la ligne d'eau apparaissent (*cross waves*) qui peuvent multiplier par deux la surélévation (Lencastre, 1999). Une autre difficulté dans l'application de la méthode réside dans l'évaluation du rayon de courbure du méandre qui est rarement constant. Mais le principal réside dans l'incertitude sur l'estimation de la cote de la ligne d'eau à partir de laisses de crues : incertitude située entre 10 et 50 centimètres à comparer aux valeurs du tableau 10.5.

Cette méthode peut aider à déterminer l'ordre de grandeur des vitesses d'écoulement dans

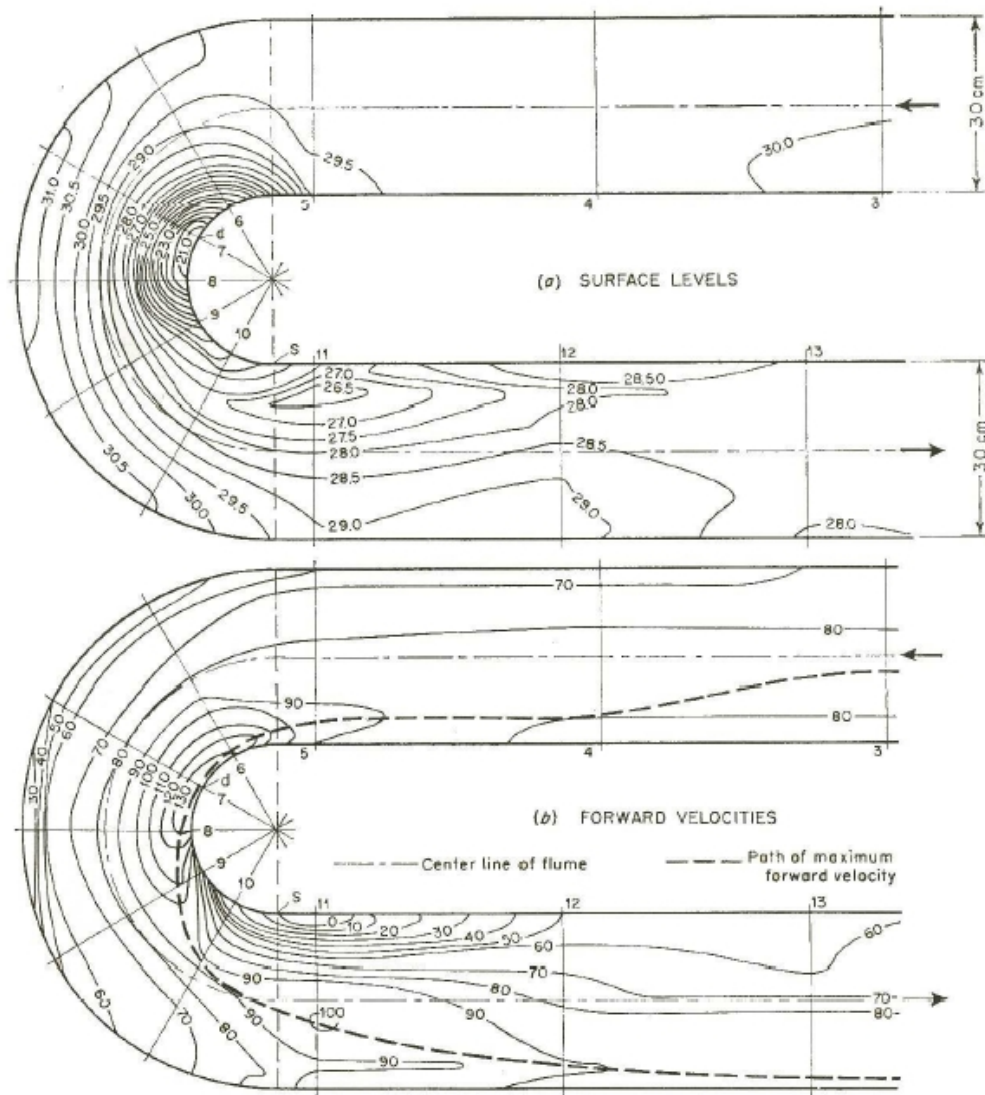


FIG. 10.12 – Répartition des profondeurs d'eau (en cm) et des vitesses longitudinales (en cm/s) dans un canal coudé à 180 degrés, d'après Shurkry cité par Chow (1959).

Vitesse moyenne (m/s)	Surélévation (m)
1	0,10
2	0,41
3	0,92
4	1,63
5	2,55
6	3,67
7	4,99
8	6,52
9	8,26

TAB. 10.5 – Surélévation de la ligne d'eau dans une courbure pour différentes valeurs de vitesses moyennes calculées à partir de l'équation 10.9 avec $r_c/b = 1$.

le cas où ces vitesses sont élevées : typiquement supérieures à 3 m/s. La recherche de méandres présentant des signes évidents de surélévation sera particulièrement intéressante pour les biefs de cours d'eau où des vitesses d'écoulement élevées auront été estimées par d'autres méthodes afin de valider (ou d'invalider) les ordres de grandeur des vitesses estimées.

Surélévation à l'amont d'obstacles

Une autre méthode possible d'estimation non paramétrique des vitesses d'écoulement se fonde sur la surélévation de la ligne d'eau sur la face amont d'obstacles situés dans le courant, qui peut être détectée sur des photographies (figure 10.13) ou des films. Nous en donnons ici une illustration. En supposant que la charge spécifique est homogène au voisinage de l'obstacle et que la vitesse d'écoulement est nulle sur la face amont de cet obstacle, il vient en effet :

$$y_1 + \frac{V_1^2}{2g} = y_2 \quad (10.10)$$

ou bien

$$V_1^2 = \sqrt{2g(y_2 - y_1)} \quad (10.11)$$

Où y_1 (resp. y_2) et V_1 (resp. V_2) sont la cote de la ligne d'eau et la vitesse d'écoulement

en amont (resp. au droit) de l'obstacle.



FIG. 10.13 – Exemple de surélévation de la ligne d'eau à l'amont d'un obstacle

L'application de l'équation 10.11 à l'exemple présenté sur la photographie 10.13 conduit à une valeur de vitesse comprise entre 2.5 et 2.8 m/s , tout à fait cohérente avec les vitesses moyennes estimées dans des sections voisines par application de l'équation de Manning-Strickler et avec les vitesses évaluées grossièrement à partir d'enregistrements vidéo. Compte tenu des oscillations de la ligne d'eau, cette méthode ne peut être d'une grande précision. Notons cependant que compte tenu de la sensibilité de la cote de surélévation à la vitesse d'écoulement, elle permet de cerner de manière assez robuste l'ordre de grandeur des vitesses d'écoulement : une vitesse de 1 m/s conduit à une surélévation de quelques centimètres seulement, une vitesse de 4 m/s conduit à une surélévation de près de 1 mètre. Enfin, cette méthode permet d'estimer une vitesse locale et non une vitesse moyenne.

Exploitation d'enregistrements vidéo des écoulements

Les caméras vidéo sont devenues des équipements relativement courants et des films sur les crues remarquables sont désormais souvent disponibles. Des travaux de recherches récents ont démontré qu'il était possible d'évaluer relativement précisément les vitesses d'écoulement de surface à partir de films (Fourquet, 2005). Cependant, ces travaux ont pour le moment porté sur des sections d'écoulement bien connues et choisies *a priori*. L'application de ces méthodes d'analyse d'images à des sections filmées par des témoins des crues nécessite un important travail préparatoire : levé de la section d'écoulement, localisation du point exact de la prise de vue afin de corriger les déformations induites par l'angle de vue, prise de repères. Pour le moment, les films n'ont pas fait l'objet d'exploitation

quantitative pour l'estimation des vitesses d'écoulement. Ils ont cependant servi à valider qualitativement les vitesses estimées pour certaines sections d'écoulement levées à la suite des crues de septembre 2002 dans le Gard.

Valorisation des indices de transport solide

Des traces d'érosion peuvent témoigner de fortes vitesses d'écoulement, notamment au niveau des ouvrages d'art (cf. figure 10.14). Ces indices permettent de confirmer, ou d'infirmer en cas d'absence de traces d'érosion notables, des vitesses d'écoulement élevées estimées par ailleurs.



FIG. 10.14 – Pont ferroviaire de Ners (Gard) après la crue de 2002 vu depuis l'aval. L'érosion de la berge aval en rive gauche et le creusement d'une fosse à l'aval immédiat du pont témoignent des vitesses importantes d'écoulement sous le pont au moment de la crue. La vitesse maximale est évaluée à 5 m/s en fonction de la section de l'ouvrage et des estimations de débits effectuées par ailleurs.

Dans d'autres sections, on peut envisager utiliser la granulométrie des matériaux du lit du cours d'eau, incontestablement mis en mouvement lors de la crue, pour évaluer la vitesse d'écoulement (cf. figure 10.15). De nombreuses équations de transport solide, et particulièrement de transport par charriage, ont été proposées. Ces formules empiriques mettent en relation les caractéristiques de l'écoulement, en particulier la contrainte de cisaillement au fond, et les caractéristiques des particules pouvant être déplacées notamment leur diamètre (Meunier, 1990). L'une de ces formules, après quelques simplifications, a pour expression :

$$V = 5.8y^{1/6}d^{1/3} \quad (10.12)$$

Où V est la vitesse moyenne d'écoulement (m/s), y le tirant d'eau (m) et d le diamètre maximum des particules pouvant être transportées par charriage (m).

La figure 10.15 présente deux biefs de cours d'eau photographiés après les crues de 2002 dans le Gard. Le lit de ces deux biefs est couvert de cailloux ou galets de diamètres relativement homogènes et qui ont de toute évidence été déposés lors de la crue. Bien entendu, l'application de cette méthode peut conduire à sous-estimer les débits si les matériaux servant de base à l'estimation ont été déposés lors de la décrue et non durant la pointe de crue.

Dans le cas de l'affluent du Galeizon, les laisses de crues indiquent que la profondeur d'eau au moment de la pointe était de l'ordre de 2.5 mètres. Le diamètre des galets couvrant le lit du cours d'eau se situe entre 10 et 20 centimètres. L'application de l'équation 10.12 donne une vitesse de 3.2 à 4 m/s. L'utilisation de la formule de Manning-Strickler avait conduit à une estimation de vitesse d'écoulement assez comparable avec une plage d'incertitude plus large : de 2.5 à 4.5 m/s.



Affluent du Galeizon (Gard 2002)



Auzon (Gard 2002)

débit estimé de 45 à 75 m^3/s pour 3.2 km^2 débit estimé de 650 à 950 m^3/s pour 63 km^2

FIG. 10.15 – Granulométrie des matériaux mis en mouvement dans le lit des cours d'eau lors des crues éclair

Dans le cas de l'Auzon, la profondeur d'eau en pointe de crue était de 2 à 2.5 mètres, et le diamètre du matériau du lit est de 5 à 10 centimètres, soit une vitesse moyenne d'écoulement de 2.4 et 3.2 m/s. Une vitesse moyenne comprise entre 1.6 et 2.7 m/s avait été estimée par application de la formule de Manning-Strickler en supposant le coefficient de rugosité compris entre 15 et 25. Les indices de transport solide conduisent, dans le cas de

cette section, à privilégier l'estimation haute de vitesse. Dans les deux cas, ces estimations de vitesses et de débits correspondantes sont cohérentes avec les données pluviométriques (cf. section suivante).

Notons que les pluies torrentielles sont souvent à l'origine de glissements de terrain, d'érosions massives, d'écoulements hyper-concentrés, de laves torrentielles et autres processus de transport solide. Cela semble être particulièrement le cas dans les massifs montagneux récents (Alpes françaises, italiennes, suisses ou autrichiennes, Pyrénées) où leur fréquence, leurs effets destructeurs, la menace qu'ils font peser sur les constructions et les vies humaines les placent au premier rang des phénomènes naturels dangereux. La plupart des retours d'expérience sur les crues torrentielles dans ces régions consacrent une large place à la description et la quantification du transport solide (Bundesamt für Wasserwirtschaft, 1991; Marchi *et al.*, 2005). Notons que dans le cas des crues de l'Aude en 1999 et du Gard en 2002, un nombre très limité de glissements de terrain ont été observés ², et les phénomènes d'érosion sur les versants et dans le lit des cours d'eau ont été, du point de vue de l'hydrologue, assez modestes si l'on considère les volumes d'eau précipités et les débits qui se sont écoulés. Dans ces deux cas, les retours d'expérience se sont donc limités à l'étude des écoulements liquides.

Validation pluie-débit

Le test de cohérence entre les débits estimés et les enregistrements pluviométriques disponibles sur les bassins versants amont est la première étape de la valorisation hydrologique des données collectées lors des retours d'expérience. Elle permet de détecter des surestimations de débits : à l'exception de cas particuliers ³, le rendement d'écoulement du bassin versant ne peut être supérieur à 1. Le débit de pointe de crue ne peut donc être largement supérieur au débit simulé à l'aide d'un modèle hydrologique dans lequel le coefficient d'écoulement vaut 1. De même, en appliquant la méthode rationnelle, le débit spécifique de pointe exprimé en mm/h ne peut pas être bien supérieur à l'intensité moyenne maximale de l'événement sur le temps de concentration du bassin versant.

L'application de ce test de cohérence est illustrée dans le tableau 10.6 et la figure 10.16. Le tableau 10.6 présente quelques données disponibles sur des crues éclair publiées par l'*U.S. Geological Survey* (Costa, 1987a) et pour lesquelles les débits de pointe de crue semblent douteux compte tenu des informations disponibles sur les pluies. A titre d'exemple, le temps de concentration du bassin versant du Bronco Creek ($49 km^2$) est au minimum

²Un glissement de terrain a fait deux victimes en novembre 1999 dans le département du Tarn sur le versant nord de la Montagne Noire, touché par l'orage des 12 et 13 novembre, mais dans une moindre mesure que le département de l'Aude

³Rupture d'ouvrage ayant amplifié la crue ou amorçage de siphons dans un réseau karstique par exemple.

de 30 minutes à 1 heure - temps nécessaire pour couvrir une distance de 10 *km* à une vitesse de 3 à 5 *m/s*. Une intensité moyenne maximale sur la surface du bassin versant au moins deux fois supérieure à la pluie maximale ponctuelle observée sur trois quarts d'heures par les pluviographes aurait été nécessaire pour produire un tel débit (cf. tableau 10.6). Il est hautement improbable que cette pluie se soit produite, le rapport sur la crue ne mentionnant pas que la pluie précipitée sur la surface du bassin versant ait été nettement supérieure à celle mesurée par le pluviographe. Le débit affiché semble donc très largement surestimé. Ce constat va dans le même sens que les conclusions de l'étude de House & Pearthree (1995) ayant conduit à une révision significative à la baisse du débit de cette crue (cf. figure 10.9).

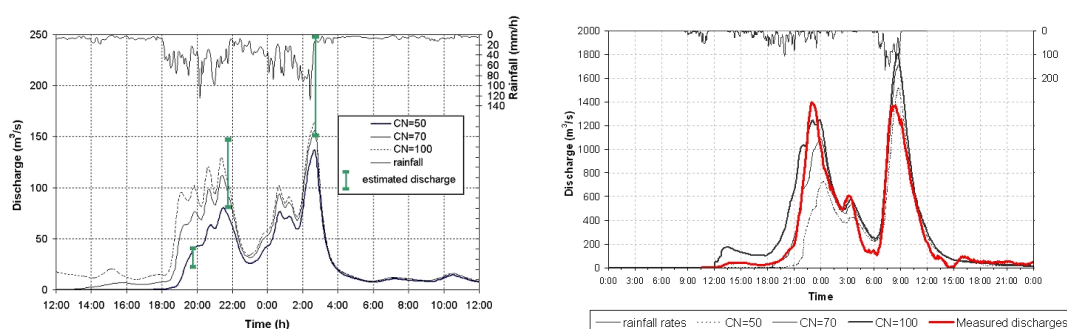
Localisation	date	Bassin versant (<i>km</i> ²)	Débit (<i>m</i> ³ / <i>s</i>)	Débit spécifique (<i>mm/h</i>)	Intensité de pluie mesurée
Humbolt river tributary near Rye Patch (Nevada)	31.05.1973	2.2	251	410	127 mm/1h
Meyers canyon near Mitchell (Oregon)	26.7.1965	32.9	1540	169	102 mm/2h
Bronco creek near Wikieup (Arizona)	18.01.1971	49.2	2080	152	89 mm/0.75 h
Jimmy camp creek near Fontain (Colorado)	17.06.1965	141	3510	90	203 mm/6h

TAB. 10.6 – Exemples de débits de pointes de crues estimés par l'*U.S. Geological Survey* (Costa, 1987a). Comparaison des débits unitaires et des intensités de pluie mesurées.

La même approche conduit à mettre en doute les débits de pointe estimés pour les trois autres crues. Dans chacun des cas, le débit estimé implique des intensités de pluie maximales moyennées sur les bassins versants nettement supérieures à l'intensité maximale ponctuelle mesurée : 70 millimètres en 10 minutes pour l'affluent de la rivière Humbolt, 85 millimètres en 30 minutes pour le Meyers canyon et 90 millimètres en 1 heure pour le Jimmy camp creek. De telles intensités de pluie ponctuelles sont très exceptionnelles, en particulier pour l'Amérique du Nord (Costa, 1987b). Que penser de leur occurrence s'il s'agit de valeurs moyennées sur quelques dizaines voire une centaine de kilomètres carrés ? Aucun des rapports sur ces crues ne mentionne que les cumuls pluviométriques reçus par les bassins versants aient été très largement supérieurs aux cumuls mesurés par les pluviomètres.

Dans le cas où des mesures radar permettent de reconstituer des lames d'eau à pas de

temps suffisamment fins compte tenu de la surface des bassins versants, une simulation pluie-débit peut-être envisagée. La figure 10.16 présente deux exemples de simulations effectuées à l'aide du modèle pluie-débit CINECAR développé au CERREVE : modèle semi distribué représentant un bassin versant par un réseau ramifié de versants et de biefs de cours d'eau. Le modèle du SCS-CN permet de calculer à chaque pas de temps un nouveau coefficient d'écoulement et le débit des pluies efficaces sur les versants. Le modèle d'onde cinématique est utilisé pour le transfert des écoulements. Le *Curve Number*, noté CN , est le principal paramètre du modèle. Il contrôle la relation entre les cumuls de pluie et la valeur du coefficient d'écoulement. Une valeur de $CN = 100$ implique un rendement d'écoulement de 100% dès le début de l'événement pluvieux.



Tournissan (Aude 1999)

Crieulon (Gard 2002)

FIG. 10.16 – Comparaison de débits simulés et estimés : (a) Tournissan (10 km^2), incertitudes sur les débits estimés figurées par les barres ; (b) Crieulon (90 km^2), débits estimés à partir d'enregistrements limnimétriques sur le déversoir de sécurité du barrage de la Rouvière.

Dans les deux cas, les données pluviométriques et le modèle hydrologique permettent de reproduire assez fidèlement la forme de l'hydrogramme reconstitué à partir des données disponibles, signe que la fonction de transfert a été relativement bien calée. La comparaison des débits estimés et simulés ne révèle pas d'incohérence. Elle suggère que les rendements d'écoulement sur les bassins versants étaient proches de 100% au paroxysme de la crue, ce qui n'est pas surprenant compte tenu des cumuls de pluie observés lors de ces deux événements sur ces deux bassins versants : plus de 400 millimètres en 24 heures. Bien entendu, ce test de cohérence pluie-débit ne certifie pas l'exactitude de ces estimations de débits. Il ne révèle cependant pas de surestimations flagrantes de ces débits. Les valeurs très élevées de débits spécifiques ($15 \text{ à } 20 \text{ m}^3/\text{s}/\text{km}^2$) peuvent être expliquées par l'intensité des pluies.

10.3.3 Chronologie des écoulements : recueil de témoignages

Les informations sur le déroulement chronologique des crues sont essentielles pour analyser les processus intervenant dans la relation pluie-débit. Une décrue immédiate après l'interruption des pluies indique, par exemple, une contribution dominante de sources d'écoulement à réponse rapide (ruissellement de surface ou écoulements subsuperficiels sur de courtes distances). Au contraire, un fort amortissement du hétérogramme et une récession lente témoignent de la contribution prépondérante des écoulements souterrains aux débits de crue. De même, la réponse hydrologique d'un bassin versant aux averses intenses donnera des indications sur les capacités moyennes d'infiltration et de stockage de ces sols et peut permettre de faire le départ entre les mécanismes de ruissellement hortonien, essentiellement reliés à l'intensité des pluies, et le ruissellement par saturation dépendant du cumul de pluie. Il est donc intéressant, dans le cas où l'on ne dispose pas d'enregistrements limnimétriques, de pouvoir, au-delà de l'estimation de la valeur du débit maximum produit par un bassin versant, positionner dans le temps ce maximum et de tenter de définir des repères intermédiaires de l'évolution dans le temps des débits de crues : niveaux d'eau observés à différents instants de la crue. La seule source de renseignement sur ce point est à chercher dans les récits des témoins oculaires qui peuvent dans certains cas être confortés par des documents (films ou photographies horodatés) ou des informations vérifiables (horaire de mise hors service d'un transformateur EDF inondé ...). Les témoignages sont parfois cités, mais font rarement l'objet d'un recueil et d'une analyse systématique.

La qualité et même la nature des informations des témoins sont très diverses. Le recueil de ce type de témoignages ne peut donc reposer que sur des questions ouvertes : " Racontez-moi en détail comment s'est déroulée la crue. A quelle heure avez-vous été inondé ? A quelle vitesse est montée l'eau ? Quand s'est-elle retirée ? Avez-vous pris des photographies ?" Le but est de collecter des récits aussi circonstanciés que possible du déroulement de la crue, en portant une attention particulière aux indices qui permettent de confirmer les repères temporels des témoins. Les témoignages indirects sont à écarter.

La fiabilité et la précision des témoignages sont, bien entendu, très variables. La plupart des témoins, eux-mêmes, sont conscients des limites de leurs informations. La validation croisée des témoignages, la comparaison de leur description de la pluviométrie et des mesures pluviographiques et RADAR disponibles, doivent être utilisées pour critiquer les informations collectées. L'expérience montre que de nombreux témoins regardent régulièrement leur montre durant les crues - probablement parce qu'il s'agit de l'unique point de repère durant ces événements lorsqu'ils se produisent de nuit. Ils sont donc en mesure de donner des repères chronologiques assez précis. Dans certains cas les témoins faisaient référence à

témoignage 16 (garage situé à proximité immédiate de la station limnimétrique de Tautavel en amont du pont)

Vers 23h00, l'eau a commencé à envahir le garage. Le niveau de l'eau est monté de 60 cm en moins de 30 minutes, le temps d'évacuer trois voitures. Il a ensuite continué à monter progressivement : 1 mètre d'eau dans le garage vers 24h00-0h30. La cote maximale atteinte est de 1.8 mètres. A 5 heures du matin, il restait encore 1 mètre d'eau dans le garage. A 6h00, l'eau s'était retirée. Le niveau de l'eau a fluctué pendant la crue. J'ai observé au moins deux fluctuations importantes : deux décrues partielles.

témoignage 18 (Ferme située à 1 km en aval de Tautavel en rive gauche)

Vers 23h00 l'eau commençait à inonder la basse-cour (1,8 mètre en contrebas de la maison). Nous avons alors évacué les volailles. Vers 23h45, nous avons de l'eau aux genoux. L'eau est ensuite montée rapidement : le temps de me changer, la terrasse de la basse-cour était sous 1,80 mètres d'eau. Nous avons été évacués vers 24h30. Des torrents d'eau s'écoulaient le long des falaises derrière la maison.

TAB. 10.7 – Résumé de deux témoignages recueillis à Tautavel (Aude)

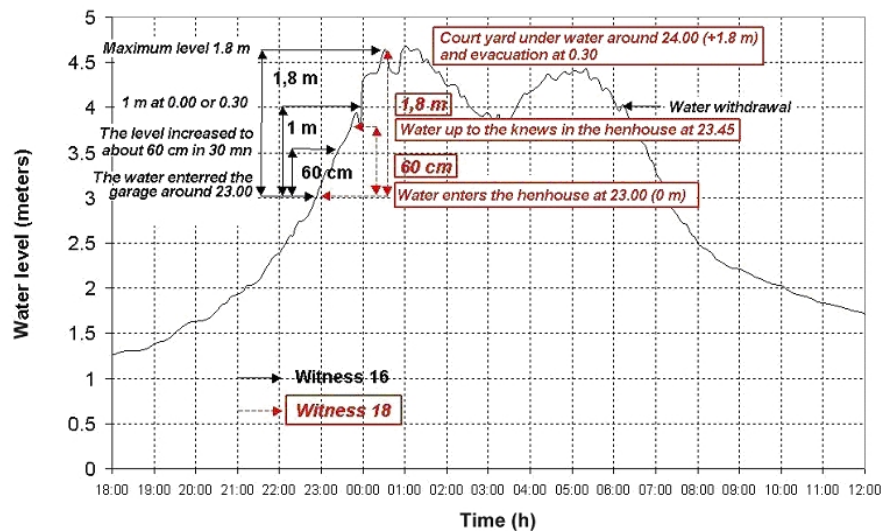


FIG. 10.17 – Comparaison entre les relevés limnimétriques de la station de Tautavel et les informations données par les témoins 16 et 18 (cf. tableau 10.7) de l'étude de la crue du Verdoble (Aude) des 12 et 13 novembre 1999.

des événements dont l'horaire pouvait être vérifié par ailleurs : opérations des services de secours reportées sur une main courante, coupure d'électricité, émissions de radio ou de télévision.

Les enquêtes réalisées jusqu'à présent ont révélé que les témoins pouvaient apporter des informations chronologiques précises sur les crues étudiées (cf. tableau 10.7). L'horaire exact de la pointe de crue peut bien souvent être déterminé au quart d'heure près. A titre d'exemple, des témoignages recueillis à la suite de la crue du Verdoble (Aude) à Tautavel en 1999 (cf. tableau 10.7) ont pu être comparés aux enregistrements de la station limnimétrique située dans le village (figure 10.17). Cette comparaison donne une idée du niveau de précision que l'on peut attendre de témoins.

Ceci dit, de nombreux témoignages sont aussi erronés. Le recueil de témoignages nécessite donc un sérieux travail de critique et de recoupement. Il faut, dans la mesure du possible multiplier le nombre de témoins sur un même site et rechercher tous les repères temporels vérifiables. On se rapproche ici des techniques d'enquête policière.

Nous verrons dans les chapitres suivant, comment l'utilisation de modèles pluie-débit permet d'exploiter les informations très fragmentaires des témoins sur le déroulement des crues : pour chaque bassin versant, il n'est souvent possible de reconstituer des repères temporels qu'en nombre limité.

Notons enfin que les témoins peuvent aussi apporter des informations sur des crues plus anciennes qui peuvent aider à mesurer le caractère plus ou moins exceptionnel de la crue étudiée tant du point de vue des débits et des niveaux d'eau atteints que de son déroulement.

10.4 Conclusions

Au-delà des données des réseaux de mesure existants, de nombreuses informations peuvent être collectées après une crue majeure : laisses de crue, indices d'érosion et de transport solide, témoignages, films et photographies. L'exploitation de ces informations permet une reconstitution partielle des hydrogrammes de crues : valeurs de débits estimées et positionnées dans le temps. Cette reconstitution est nécessairement imprécise, rien ne pouvant remplacer des mesures directes. Les sources potentielles d'erreurs sont nombreuses : mauvaises appréciations des conditions locales d'écoulement lors de l'estimation du débit de crue, témoignages erronés. Il n'existe pas, nous l'avons vu, de méthode clé en main, en particulier pour l'estimation des débits à partir des caractéristiques géométriques d'un

écoulement (section en travers, pente de ligne d'eau). L'application sans discernement de techniques proposées dans la littérature peut conduire à des erreurs grossières. La critique, fondée sur le croisement d'informations, doit donc être un souci permanent, le souci principal du retour d'expérience. Quel que soit l'effort de validation, les données reconstituées resteront nécessairement imprécises en cas d'absence de mesures directes, cas général pour les crues éclair. Nous allons tenter de montrer dans le chapitre qui suit que ces données, malgré leur niveau élevé d'incertitude, apportent des informations hydrologiques exploitables sur les crues éclair et en particulier la dynamique pluie-débit.

Chapitre 11

Faire parler les indices

Résumé

Ce chapitre illustre les principes exposés dans le chapitre précédent. Différents exemples montreront comment les données collectées selon la méthode du retour d'expérience peuvent aider à (1) déterminer la répartition spatiale et temporelle des écoulements et identifier les secteurs ayant majoritairement contribué à la crue éclair, (2) reconstituer la chronologie de la constitution de la crue et révéler des facteurs aggravants ou atténuateurs, (3) décrire la dynamique de réponse pluie-débit des bassins versants et révéler une diversité de comportements. Ce chapitre se fonde essentiellement sur l'exemple des crues de 2002 dans le Gard. La collecte d'informations consécutive à cette crue avait mobilisé une large communauté scientifique dans le cadre de l'Observatoire Hydro-Météorologique Cévennes-Vivarais (OHM-CV) : 18 chercheurs ou étudiants de 8 organismes différents avaient participé au levé de 93 sections d'écoulement et à la collecte de 145 témoignages.

11.1 Répartition spatiale et temporelle des écoulements

La cartographie des débits de pointe de crues permet d'évaluer les contributions relatives de différentes parties d'un bassin versant. La figure 11.1 montre un premier exemple de carte des répartitions des débits dans le cas de la crue de 1999 sur le bassin versant du Verdoube en amont de Tautavel (Aude et Pyrénées orientales). Ce bassin versant a reçu en moyenne environ 300 mm de pluie durant cet orage intense. La répartition spatiale

de ce cumul était cependant hétérogène : la partie ouest du bassin située en amont de Padern a en effet reçu entre 150 et 250 mm de pluie avec des intensités de l'ordre de 10 mm/h , alors que le cumul de l'épisode a dépassé 450 mm sur la partie nord-est avec des intensités supérieures à 50 mm/h sur une heure. La répartition des débits estimés est extrêmement hétérogène et suit celle des cumuls de pluie. Le Verdoble en amont de Padern a connu une crue très modeste de débit de pointe compris entre 10 et 20 m^3/s pour 73 km^2 de bassin versant, soit un débit spécifique de l'ordre de 0.2 $m^3/s/km^2$. La majeure partie des débits de crue proviennent du petit Verdoble, deuxième affluent en rive gauche : environ 700 m^3/s pour 80 km^2 de bassin versant, soit 8.5 à 9 $m^3/s/km^2$. Les contributions les plus importantes correspondent bien aux bassins touchés par les pluies les plus intenses et les cumuls les plus importants, avec des débits spécifiques estimés de 15 à 20 $m^3/s/km^2$ pour les bassins versants amont. On peut remarquer le rapport de 1 à 50 entre le débit spécifique des crues du Verdoble amont et du petit Verdoble pour des surfaces de bassins versants équivalentes alors que les deux secteurs ne sont éloignés que d'une dizaine de kilomètres. Le débit de la crue du Verdoble amont apparaît modeste au regard des cumuls et intensités de pluie. C'est à peine le débit de la crue annuelle dans cette région. Le coefficient d'écoulement en pointe de crue sur ce bassin versant a été inférieur à 10% en pointe de crue d'après la formule rationnelle, signe de la capacité importante de rétention d'eau de pluie sur ce bassin. Celle-ci a été confirmée par l'analyse détaillée des réponses hydrologiques de différents bassins versants amont de l'Aude lors de la crue de novembre 1999 (Gaume *et al.*, 2004). 200 à 300 millimètres de pluie n'ont pas été restitués par les bassins versants durant cette crue. Cet exemple souligne le rôle important de la dynamique de réponse des bassins versants aux pluies même lors d'épisodes pluvieux exceptionnels et l'extrême variabilité spatiale des écoulements lors de ces crues.

La cartographie des écoulements lors de la crue de septembre 2002 dans le Gard révèle une structure spatiale bien différente (figure 11.2). Les débits de pointe de crue apparaissent spatialement bien plus homogènes que dans le cas de l'Aude pour des cumuls et des intensités de pluie sensiblement équivalents. A l'exception des parties amont des bassins versants du Gard et du Vidourle situées dans le massif des Cévennes, les débits de pointe de tous leurs affluents ont dépassé 5 $m^3/s/km^2$. Cette relative homogénéité des contributions des affluents est à mettre en relation avec la forte réactivité des bassins versants du Gard lors de la crue de 2002 (cf. sections suivantes). Elle explique et confirme les valeurs exceptionnelles des débits de pointe estimés pour les crues du Vidourle à Sommières (de l'ordre de 3000 m^3/s pour 650 km^2) du Gard à Remoulins (environ 6500 m^3/s pour 1800 km^2).

Finalement, l'enquête de terrain permet en général au moins de positionner dans le temps les débits maximums des différents affluents d'un cours d'eau principal à partir des récits

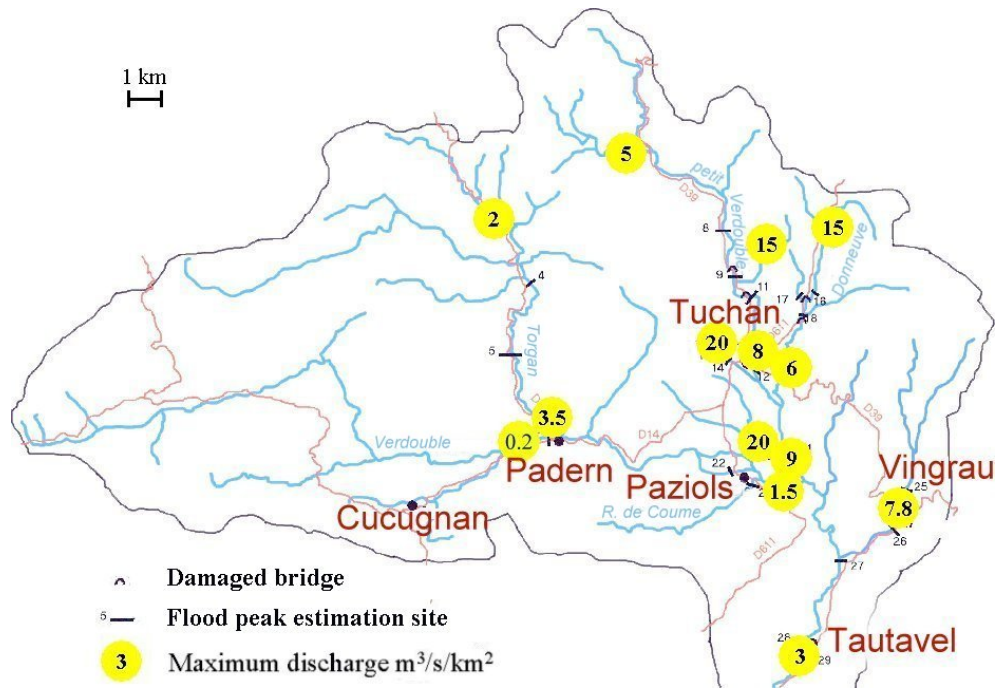


FIG. 11.1 – Débits spécifiques estimés à la suite des crues des 12 et 13 novembre 1999 sur le bassin versant du Verdoube (300 km^2) dans l'Aude.

des témoins oculaires.

Dans le cas des crues de septembre 2002 dans le Gard, ces données chronologiques confirment le déroulement relativement défavorable de l'événement pluvieux et des crues qu'il a engendrées, en particulier le 9 septembre au matin. Les pluies orageuses ont en effet balayé la région du nord-ouest au sud-est durant la matinée du 9 septembre en suivant le cours des trois principales rivières de la région (Cèze, Gard et Vidourle), engendrant des crues de leurs affluents qui se sont succédées dans le temps de l'amont vers l'aval (tableau 11.1). Les conséquences de cette organisation spatio-temporelle des pluies et des crues vont être expliquées dans la section suivante.

11.2 Chronologie des crues

La figure 11.3 résume les informations chronologiques recueillies sur la crue du Gard et de ses affluents. Y figurent, pour différents instants de la matinée du 9 septembre 2002, les affluents dont la pointe de crue est observée (rose), la position approximative de l'onde d'amorce de décrue sur le cours principal du Gard (point rouge), l'hydrogramme de la crue du Gard aval à Remoulins et un exemple d'hydrogramme simulé de l'un des affluents.

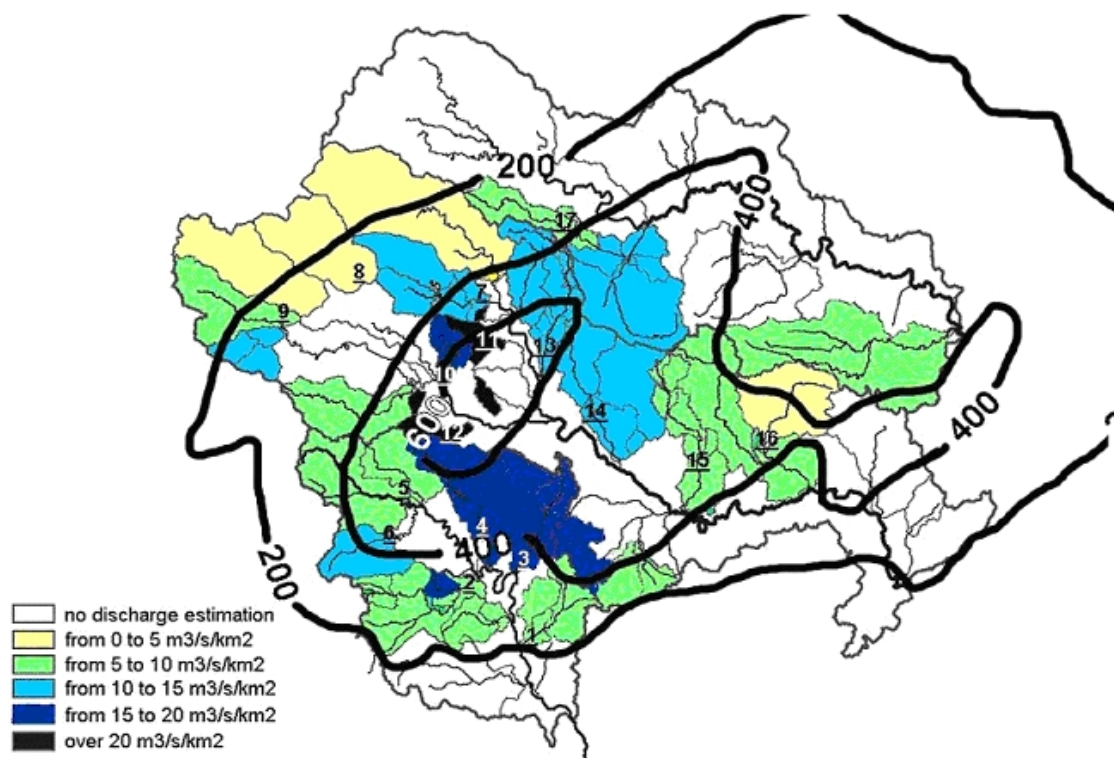


FIG. 11.2 – Débits spécifiques estimés à la suite des crues des 8 et 9 septembre 2002 dans le Gard et isocontours des cumuls de pluie sur 48 heures évalués à partir des données radar calibrées.

n.	Cours d'eau, lieu	Surface	Débit	Heure	Heure
		Bassin Versant (km^2)	spécifique ($m^3/s/km^2$)	pic 1 (UTC)	pic 2 (UTC)
1	Aigalade, Pondre	42	6	1500, 08/09	1100, 09/09
2	Brestalou, Brouzet	88	5.5	2100, 08/09	0800, 09/09
3	Courme, Montmirat	38	17	1700, 08/09	1000, 09/09
4	Crieulon, la Rouvière	95	15	2300, 08/09	0800, 09/09
5	Vidourle, Conqueyrac	83	7	0000, 09/09	0600, 09/09
6	Rieumassel, Ceyrac	45	11	2100, 08/09	0900, 09/09
7	Galeizon	85	14	0600, 09/09	
8	Gardon, Saint Etienne	84	5	0400, 09/09	
9	Gardon, Saumane	67	7.5	0600, 09/09	
10	Amous, Générargues	21	19	0400, 09/09	
11	Alzon, Saint Jean du Pin	15	30	0500, 09/09	
12	Ourne, Tornac	11	27	2300, 08/09	0600, 09/09
13	Avène, Saint Hilaire	57	10.5	0300, 09/09	0500, 09/09
14	Droude, Brignon	99	12	2200, 08/09	0900, 09/09
15	Bourdic, Bourdic	39	13	2200, 08/09	1000, 09/09
16	Alzon, Uzès	76	3	2200, 08/09	1000, 09/09
17	Auzonnet, Les Mages	46	10	0600, 09/08	

TAB. 11.1 – Repères chronologiques des crues des affluents du Vidourle et du Gard établis à partir de témoignages. Les numéros des bassins versants sont repris dans la figure 11.2.

La barre verticale noire positionne l'instant considéré sur les deux hydrogrammes. On constate effectivement la succession dans le temps de crues des différents affluents du Gard de l'amont vers l'aval dans la matinée du 9 septembre entre 6 heures et 10 heures TU (temps universel), liée au déplacement de la structure pluvieuse. On constate aussi cependant qu'alors que tous les affluents ont amorcé leur décrue à partir de 10 heures TU, la crue du cours principal du Gard à Remoulins débute à peine. On en conclut que la forme de l'hydrogramme de la crue à Remoulins est essentiellement contrôlée par les temps de propagation des écoulements dans le cours principal du Gard. Bien qu'apparemment défavorable, le balayage du bassin versant par le système pluvieux a été trop rapide par rapport aux vitesses de propagation des écoulements dans le cours du Gard pour avoir une influence notable sur les débits de pointe de la crue du Gard aval (cf. l'avance prise par les crues des affluents sur l'onde de la crue du Gard dans la figure 11.3.4). D'autre part, l'onde de crue à Remoulins dure environ une douzaine d'heures. Cette durée est essentiellement

reliée, comme nous venons de le dire, au temps de propagation dans le cours principal du Gard. Cette durée importante pour un bassin versant de cette dimension s'explique par la présence d'une large vallée inondable, la Gardonenque, qui occupe le tiers intermédiaire du cours du Gard et dans laquelle la propagation de l'onde de crue est fortement ralentie. Le rapport entre les débits estimés et les sections d'écoulement donne des estimations de vitesses moyennes de l'ordre de 3 m/s en amont et en aval de la Gardonenque et de 1 m/s dans la Gardonenque. Les célérités des ondes de crue doivent certainement évoluer dans des proportions équivalentes. En l'absence de la Gardonenque et de son rôle de ralentissement, le même volume de crue se serait écoulé à Remoulins dans un intervalle de temps réduit et le débit de pointe de la crue aurait été nettement plus important.

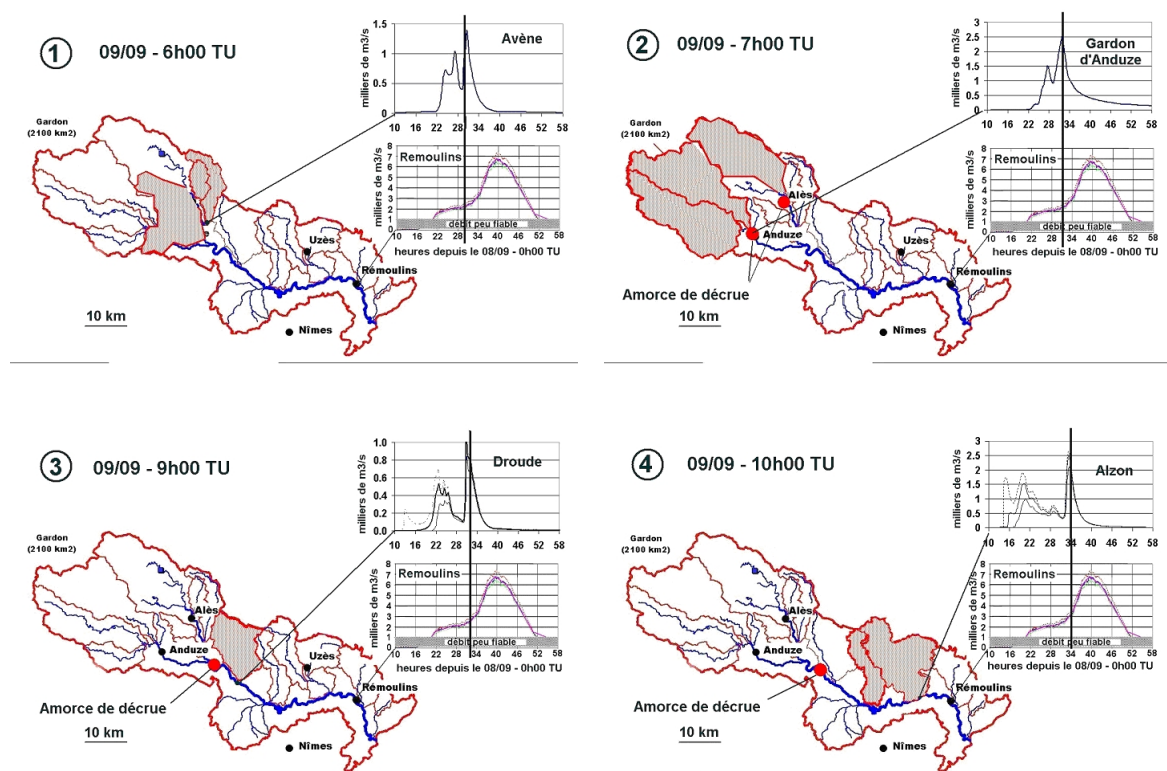


FIG. 11.3 – Reconstitution de la crue du Gard et de la chronologie des apports de ses différents affluents à partir des témoignages

L'analyse des données chronologiques collectées sur la crue du Gard et de ses affluents a donc permis de mesurer les conséquences effectives de la répartition spatio-temporelle des pluies du 9 septembre 2002, finalement moins défavorable qu'il pouvait paraître *a priori*, et de mettre en évidence l'influence majeure de la Gardonenque sur les débits de pointe de la crue du Gard à Remoulins.

La section suivante sera consacrée à l'analyse détaillée de la réponse pluie-débit des divers affluents du Gard. Les contributions des différents affluents du Gard et du Vidourle apparaissent relativement homogènes (cf. figure 11.2) et leur répartition spatiale très liée à celle des cumuls de pluie. Est-ce le signe d'une forte réactivité des bassins versants du Gard aux pluies, contrairement à ce qui a été constaté dans l'Aude, et d'une relative homogénéité de la réponse pluie-débit ?

11.3 Dynamique de la réponse pluie-débit, influence de la géologie

Dans certains cas, des enregistrements limnimétriques sont disponibles ou des témoins sont capables de replacer des repères intermédiaires de niveau d'eau dans le temps, auxquels on peut faire correspondre une estimation de débit. Il est alors possible de pousser plus avant l'analyse hydrologique et d'étudier en particulier la dynamique de la réponse hydrologique des bassins versants, en utilisant des modèles pluie-débit pour relier les données pluviométriques (RADAR) et débitmétriques. La présence de trois barrages régulateurs installés à la suite de la crue de 1958 dans le bassin du Vidourle a constitué un facteur très favorable pour l'étude des crues de 2002 dans le Gard. Les limnigraphes dont ils sont équipés ont permis de reconstituer l'hydrogramme d'entrée dans les ouvrages avec une relative précision (figure 11.4).

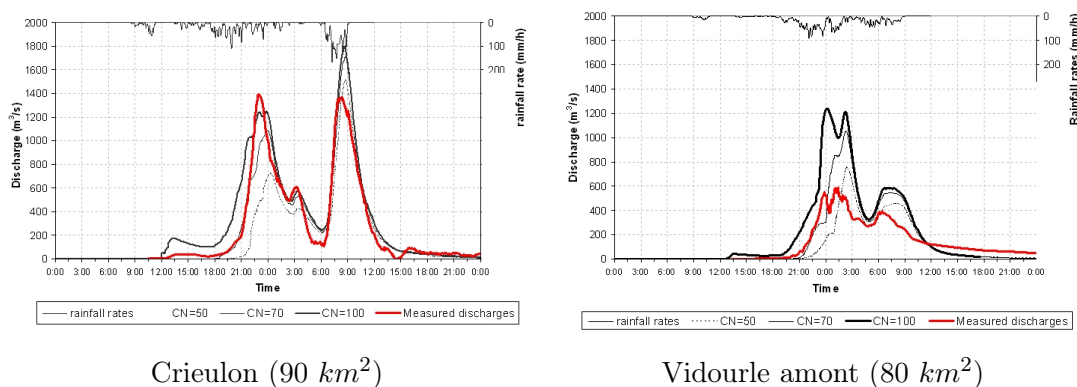


FIG. 11.4 – Comparaison d'hydrogrammes simulés et de débits reconstitués : crues de septembre 2002 dans le Gard, cas d'hydrogrammes complets reconstitués

Le modèle CINECAR, un modèle pluie-débit très simple, est utilisé pour guider l'interprétation de la réponse hydrologique des bassins versants. Il est présenté dans différentes publications (Gaume *et al.*, 2004; Gaume, 2002). Nous ne donnons ici que ses principales caractéristiques utiles à la compréhension de ce qui suit.

- Le modèle CINECAR ne simule que les écoulements rapides, typiquement les écoulements de surface. Il simule une saturation progressive des bassins versants et non un écoulement par refus d'infiltration. C'est le cumul de pluie qui conditionne l'évolution des rendements d'écoulement dans ce modèle et non les intensités de pluie.
- Un bassin versant est découpé en versants élémentaires de quelques dizaines d'hectares à quelques kilomètres carrés et en biefs de cours d'eau auxquels sont raccordés ces versants. Les hyétogrammes des pluies reçues par chaque versant sont calculés à partir des images Radar. Il s'agit donc d'un modèle semi-distribué.
- CINECAR combine une fonction de production (modèle dit SCS-CN) permettant de transformer la pluie brute en pluie efficace à chaque pas de temps de calcul (5 minutes) sur chaque versant et une fonction de transfert (modèle d'onde cinématique) propageant la pluie efficace sur les versants et dans les biefs de cours d'eau jusqu'à l'exutoire.
- La fonction de transfert ne fait pas l'objet d'un calage. La fonction de production possède un paramètre, le *Curve Number*, qui détermine la capacité de rétention d'eau des versants et du bassin versant. CN=100 correspond à un bassin versant imperméable à capacité de stockage négligeable, CN=70 implique une capacité de rétention de 100 mm, CN=50 correspond à 250 mm.

La comparaison des hydrogrammes de crues obtenus par simulation pluie-débit et des hydrogrammes mesurés et reconstitués permet d'analyser la cinétique de la réponse hydrologique des bassins versants. Cette comparaison fait apparaître des comportements hydrologiques bien différenciés. Dans le cas du bassin du Crieulon en amont du barrage de la Rouvière (figure 11.4.a), le modèle pluie-débit retenu permet de rendre compte de manière très satisfaisante de l'évolution temporelle des débits. La valeur du paramètre CN la mieux adaptée de 70 indique des capacités limitées de rétention d'eau par les sol et le sous-sol de ce bassin versant, de l'ordre de 100 millimètres. Cette valeur de déficit d'écoulement est très sensiblement inférieure à celles qui ont été estimées à la suite d'autres crues éclair récentes (Gaume, 2002; Belmonte & Beltran, 2001; Cosandey, 1993). Dans le cas des bassins versants de la Montagne Noire ou des Corbières lors des crues de novembre 1999 dans l'Aude, le déficit d'écoulement était au moins égal à 250 millimètres (Gaume, 2002). Le bassin versant du Crieulon réagit donc rapidement aux fortes pluies à l'exception de la toute première averse du 8 septembre au matin. Les rendements d'écoulement atteignent rapidement des valeurs proches de 100%.

En revanche, le coefficient d'écoulement reste très nettement inférieur à 100% tout au long de l'événement dans le cas du Vidourle amont (figure 11.4.b) : l'hydrogramme mesuré ne rejoint jamais l'hydrogramme simulé avec une valeur de CN égale à 100 (rendement d'écoulement de 100%). Le bassin versant semble conserver des capacités de rétention. On peut observer, de plus, qu'un débit important, que ne simule pas le modèle pluie-

débit, se maintient dans le Vidourle après l'interruption des pluies, au moins jusqu'au milieu de la journée du 11 septembre. Ce n'est pas le cas pour le Crieulon. Une part de l'eau de pluie stockée temporairement sur le bassin versant est donc restituée après l'interruption des pluies. Selon les débits reconstitués, près de 40 millimètres de pluie sont ainsi restitués par le bassin entre le 9 septembre à minuit et le 11 septembre à 12h00, soit près du sixième de l'écoulement total. Si on prend en compte ce volume restitué de manière retardée, la capacité de rétention, ou déficit d'écoulement, du bassin versant du Vidourle amont apparaît comparable à celle du Crieulon : de l'ordre de 100 millimètres. La nature karstique du sous-sol du bassin versant du Vidourle amont pourrait expliquer sa réaction hydrologique et en particulier l'existence de cet écoulement soutenu après l'interruption des pluies. Le substratum du Crieulon étant constitué pour sa part de marnes et de marno-calcaires, substratums relativement imperméables.

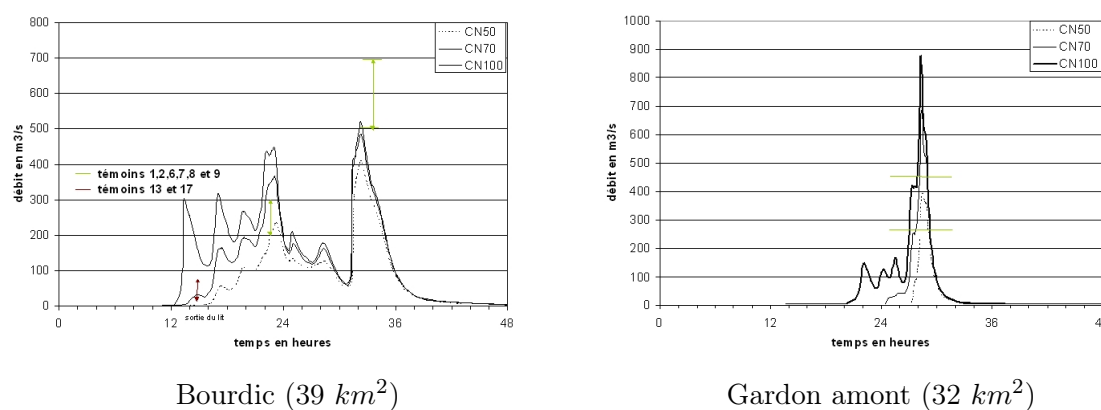


FIG. 11.5 – Comparaison d'hydrogrammes simulés et de débits reconstitués : crues de septembre 2002 dans le Gard, cas d'hydrogrammes reconstitués partiellement.

L'analyse d'autres données disponibles reconstituées à partir d'estimations de débits fondées sur des laisses de crues et replacées dans le temps grâce aux témoignages (figure 11.5.a et b) montre que de fortes capacités de rétention et des coefficients d'écoulement nettement inférieurs à 100% sont observés sur d'autres secteurs non karstiques du département du Gard. La réponse hydrologique du Bourdic situé sur des terrains calcaires et marneux de l'Eocène se rapproche de celle du Crieulon. La réponse retardée du bassin est cependant plus nette : la première averse qui touche le bassin à partir de 14h00 le 8 septembre, plus intense que la première averse sur le bassin du Crieulon, a, selon les témoignages, à peine fait sortir le Bourdic de son lit mineur. Le paramètre CN le mieux adapté aux indices collectés se situe entre 50 et 70. En revanche, les débits estimés sur le Gardon de Saint-Jean du Gard (figure 11.5.b) et sur tous les bassins versants situés en amont d'Anduze indiquent que les coefficients d'écoulement ont été modérés dans ce secteur des Cévennes,

essentiellement situé sur schistes, granite ou gneiss. D'autre part, comme dans le cas du Vidourle amont, un débit soutenu se maintient à la station d'Anduze durant quelques jours après l'interruption des pluies, témoignant d'une restitution retardée d'une partie de l'eau de pluie retenue par les sols et le sous-sol de ces bassins versants. Des travaux de recherche approfondis se sont poursuivis sur le Gardon d'Anduze après la campagne de retour d'expérience conduite à la suite des crues de 2002. Le caractère très drainant des sols sur schistes et granite des bassins versants cévenols et l'importance des écoulements souterrains en période de crue ont été confirmés par des essais d'infiltrations menés sur des parcelles expérimentales (Ayrat, 2005). Les capacités importantes de rétention d'eau des bassins situés en amont d'Anduze ont aussi été vérifiées par calage d'un modèle pluie-débit sur un échantillon plus large de crues : les essais de modélisation situent les valeurs du paramètre CN entre 45 et 55 (Marchandise, 2007).

L'analyse hydrologique détaillée des réponses des bassins versants à la suite de crues éclair fait donc apparaître une grande disparité de comportements. Dans les différents cas étudiés dans le sud méditerranéen français, la cinétique de réponse à l'échelle des bassins versants apparaît progressive lors des crues d'automne. Un certain cumul de pluie est nécessaire pour que le rendement d'écoulement des bassins versants augmente significativement, les débits de crues les plus importants correspondant généralement à des rendements proches de 1 et étant donc liés à des cumuls de pluie élevés. Bien que des processus de ruissellement hortonien (ruissellement direct sur sol dont le profil n'est pas totalement saturé) puisse être localement observés, ce sont des mécanismes de saturation progressive qui semblent dominer la réponse des bassins versants étudiés (Aude, Gard, Drôme) durant les crues majeures. Nous nous garderons cependant de généraliser trop hâtivement sur ce point. D'autres crues éclair sont produites par des orages très intenses mais de courte durée - quelques heures au plus - et de cumuls de pluie limités : de 100 à 200 millimètres. C'est notamment le cas en régions arides ou en Europe centrale. Dans ces cas, le ruissellement hortonien, notamment lié à la battance sur les surfaces non végétalisées des bassins, ou le ruissellement sur les secteurs à sol peu profond ou inexistant peuvent être des mécanismes déterminants. L'intensité des pluies est alors le principal facteur explicatif et les crues les plus remarquables ne sont pas nécessairement associées à des rendements d'écoulements très élevés. A titre d'exemple, la crue dévastatrice de l'Ourika de 1995 en amont de Marrakech dans l'Atlas marocain a été provoquée par une averse d'environ 100 millimètres en 1 heure qui n'a probablement touché qu'un quart de la surface du bassin versant, soit 100 km^2 . Le débit de pointe et le volume de crue reconstitués (respectivement $1000 \text{ m}^3/\text{s}$ et 3 millions de m^3) correspondant à $36 \text{ mm}/\text{h}$ et 30 mm rapportés à ces 100 km^2 , témoignent de rendements d'écoulement modestes de l'ordre de 30% ¹.

¹Mohamed El Hassan Aresmouk, Agence du Bassin Hydraulique du Tensift, communication personnelle

Dans le cas où les processus de saturation dominant, la réactivité des bassins versants aux pluies et plus précisément leur capacité de rétention d'eau apparaît fortement liée à leurs caractéristiques géologiques : nature et niveau de fracturation et d'altération du substratum, nature et épaisseur des formations superficielles et des sols qui le recouvrent. Dans certain cas, l'état d'humidité des sols et de recharge du sous-sol semblent être aussi un facteur déterminant. Les déficits d'écoulement très élevés estimés lors de la crue de la rivière Fella du 29 août 2003 (figure 11.6), près de 350 millimètres, sont attribués à l'exceptionnelle aridité de l'été 2007, comme semble l'indiquer une comparaison avec une autre crue importante survenue sur le même cours d'eau en juin 1996 (Borga & Gaume, 2007).

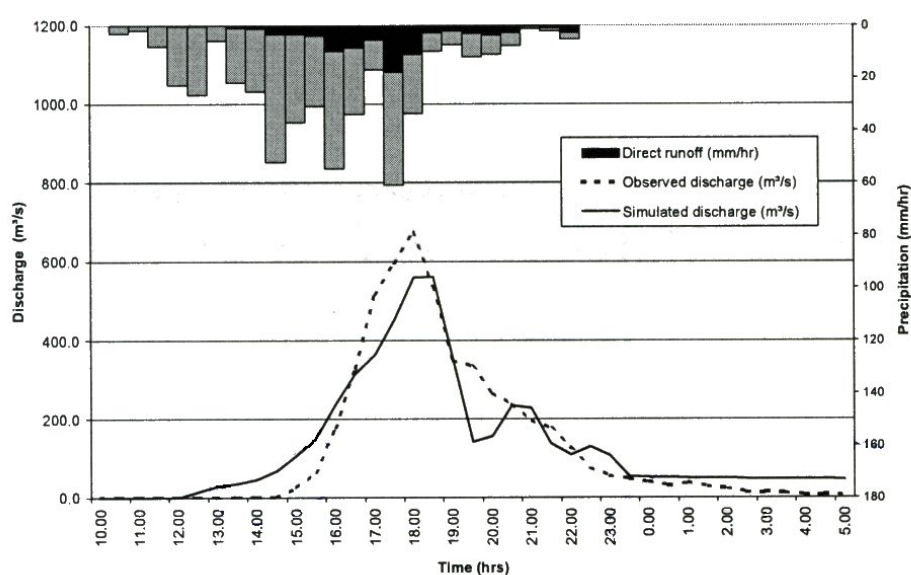


FIG. 11.6 – Hydrogrammes reconstitués et simulés de la crue du 29 août 2003 de la rivière Fella dans l'Adige. Hyétogramme des pluies brutes et des pluies efficaces estimées (déficit d'écoulement estimé à 350 millimètres).

L'analyse détaillée de la réponse hydrologique de petits bassins versants lors de crues éclair n'est possible que depuis quelques dizaines d'années : depuis que des mesures de pluie par RADAR permettent de disposer d'estimations pluviométriques aux pas d'espace et de temps compatibles avec les cinétiques de réponse des petits bassins versants. Cette approche relativement récente a permis de faire progresser notablement nos connaissances sur l'hydrologie des crues éclair comme nous venons de le montrer et notamment de montrer une grande diversité de comportements. Derrière l'évidence (la crue a été forte car l'orage a été violent) se cache une certaine complexité. Tous les orages ne déclenchent pas nécessairement de crues et le même orage n'aura pas les mêmes conséquences suivant les

caractéristiques du bassin versant. On comprend aisément l'intérêt que les connaissances acquises à la suite des retours d'expériences peuvent avoir pour l'amélioration de la prévision des crues. Elles en ont aussi pour la prédétermination des crues : puisque, même lors des pluies extrêmes, la réponse hydrologique des bassins versants dépend de leurs caractéristiques, ces dernières conditionneront l'aléa hydrologique. La distribution statistique des débits de pointes de crues de deux bassins versants peuvent sensiblement différer lorsqu'ils sont soumis au même aléa pluviométrique. Nous en donnons une illustration dans le chapitre 12.

Enfin, quoiqu'ils se soient avérés fructueux, les retours d'expérience ne suffisent pas. Ils reposent sur une approche descriptive empirique et systématique indispensable mais qui doit être complétée par une compréhension fine des processus en jeu. Cela seul permettra d'extrapoler ce qui a été observé sur certains bassins versants à d'autres bassins ou tout simplement de confirmer les hypothèses émises sur ces processus et les cheminements de l'eau (i.e. quantité d'eau infiltrée, ruissellement hortonien localisé, ressuyage ou non des sols et du sous-sol...). Les premiers résultats encourageants obtenus lors des retours d'expérience sont donc aussi une invitation à retourner à l'expérimentation de terrain.

11.4 Conclusions

Le retour d'expérience hydrologique fait essentiellement appel à des techniques simples voire frustrées. La collecte des données disponibles sur les crues éclair, qui comme nous venons de le voir peuvent être riches d'enseignements, ne doit pas pour autant être boudée par les hydrologues. A ce titre, les chercheurs d'autres disciplines telles que la vulcanologie et la sismologie montrent l'exemple, eux qui ont pris l'habitude d'observer les événements majeurs ou leurs conséquences. Les grandes crues récentes (Aude 1999, Gard 2002) ont éveillé l'intérêt de la communauté hydrologique scientifique et technique française. Dix-huit chercheurs issus de dix institutions de recherche différentes ont pris part à la campagne de collecte des données sur les crues des 8 et 9 septembre 2002 dans le Gard. Les résultats de cette campagne ont été utilisés et ont permis d'orienter certains travaux de recherche ultérieurs dans les mêmes secteurs (Ayrat, 2005; Marchandise, 2007). La démarche de retour d'expérience hydrologique suite à des crues éclair a séduit d'autres organismes de recherche européens et constitue l'une des actions principales du programme de recherche européen HYDRATE (6ème PCRD, 2006-2009) qui regroupe 17 partenaires de la zone méditerranéenne et d'Europe centrale, touchée elle aussi par des crues éclair. Il s'agira de partager les expériences et les savoir-faire et de conduire collectivement des campagnes de retours d'expérience afin de favoriser la diffusion de cette pratique.

Les retours d'expérience sont une approche parmi d'autres, indispensable à l'amélioration des connaissances hydrologiques et donc des outils de prévention et de prévision des crues. Ils visent la collecte et l'exploitation de données immédiatement après les crues. Les données sur les crues anciennes ou historiques constituent un autre type d'informations complémentaires sur les crues majeures d'un bassin versant. Le chapitre suivant illustre, dans le cas de l'Aude, quel type d'informations historiques peuvent être retrouvées et exploitées et quelles connaissances sur l'aléa hydrologique des petits bassins versants exposés aux crues éclair peuvent en être extraites.

Chapitre 12

Sur l'occurrence des crues : ce qu'ont vu les anciens

Beaucoup de scientifiques de la terre restent confinés dans des spécialisations étroites... Par exemple, un certain nombre n'a pas encore réalisé que la dimension historique est indispensable pour comprendre la plupart des phénomènes terrestres.

(Claude Allègre, Les grands entretiens du Monde, numéro spécial de dossiers et documents, mai 1994).

Résumé

On constate souvent, lors d'enquêtes sur des bassins versants touchés par des crues éclair extraordinaires, que ces épisodes ne sont pas isolés. Les habitants les plus anciens peuvent conserver la mémoire de crues passées comparables (Gaume, 2002). Compte tenu des limites des séries de débits mesurés disponibles, lorsqu'elles existent (cf. chapitre 7), une meilleure appréciation de l'occurrence des crues ne semble pouvoir passer que par la mise en valeur des informations sur les crues anciennes. Or si de nombreux travaux théoriques démontrent l'intérêt potentiel des données historiques notamment pour l'inférence statistique (Cohn et al., 1997; Ouarda et al., 1998; Cohn, 1986; Cohn & Stedinger, 1987; Hosking & Wallis, 1986a,b; Stedinger & Cohn, 1986), peu d'applications pratiques ont été tentées (Naulet, 2002; Miquel, 1984). Au-delà des techniques mathématiques d'introduction des informations historiques dans le cadre de l'inférence statistique (cf. infra), la principale difficulté réside dans l'accessibilité et le contenu informatif des données sur les crues anciennes. De nombreuses données peuvent généralement être retrouvées dans le cas de grand

cours d'eau traversant des agglomérations importantes. C'est moins sûr pour des petits cours d'eau. C'est dans le but de tester jusqu'où il était possible de mobiliser et d'exploiter l'information sur les crues passées de petits cours d'eau exposés à des crues éclair, qu'a été menée une recherche prospective sur quatre cours d'eau du département de l'Aude, dont les principales conclusions sont présentées dans ce chapitre. Cette recherche trouve sa suite dans le projet européen Hydrate pour lequel a été engagé un travail d'inventaire des débits de pointe des crues éclair majeures observées dans différentes régions européennes au cours du dernier demi siècle. Il s'agit là de mobiliser l'information encore vivante et donc plus facilement accessible sur les crues passées afin de constituer un prototype d'atlas européen des crues éclair.

Références

*Thèse de l'ENPC d'Olivier Payraastre (Payraastre, 2005),
Rapports techniques : Gaume (2005); Payraastre & Gaume (2003),
Articles : Payraastre et al. (2006, 2005).*

12.1 Introduction

Les crues éclair majeures apparaissent comme des phénomènes hors normes en région méditerranéenne. Le débit de crue décennal des bassins versants méditerranéens de quelques dizaines voire centaines de kilomètres carrés est important : de 1 à 2 $m^3/s/km^2$ (CEMAGREF, 1980). Mais que penser de crues dont le débit atteint 5, 10 voire 20 $m^3/s/km^2$? De telles crues se produisent-elles souvent, comme semblent l'indiquer les témoignages d'anciens sur certains bassins versants? Se produisent-elles sur tous les bassins versants d'une région avec la même fréquence et la même intensité, ou bien existe-t-il une géographie des crues éclair en région méditerranéenne? Si c'est le cas, cette répartition géographique est-elle totalement expliquée par celle de l'aléa pluviométrique ou bien existe-t-il d'autres facteurs explicatifs liés aux caractéristiques des bassins versants et de la réponse pluie-débit? La réponse à ces questions a une importance évidente pour l'évaluation de l'aléa hydrologique en région méditerranéenne, mais est aussi une étape incontournable dans la construction de connaissances sur le "phénomène" crues éclair. Elle passe par une meilleure mise en valeur des informations disponibles sur les crues passées pour lesquelles il n'existe pas d'estimations de débits fiables, c'est à dire la quasi totalité des crues.

12.1.1 Etudes historiques des crues en France

Si l'on excepte le remarquable inventaire réalisé par Champion (1858) au milieu du XIX^{ème} siècle, essentiellement basé sur la compilation de chroniques plus anciennes, les travaux de recherches historiques concernant les crues des cours d'eau se sont réellement développés en France depuis la fin des années 1980. On peut par exemple citer plusieurs études concernant les crues dans le Roussillon, et en particulier l'Aiguat de 1940, menées à l'université Paris X sous la direction du Professeur G. Soutadé (Charreteur, 1988; Tarcy, 1987; Desailly, 1990; Meschinet de Richemond, 1997), les travaux de l'Université de Toulouse - Le Mirail sur les cours d'eau pyrénéens (Antoine, 1992; Antoine *et al.*, 1993) et les travaux dirigés par M. Livet au Laboratoire Régional des Ponts et Chaussées de Clermont-Ferrand sur les crues historiques de petits cours d'eau du Puy-de-Dôme (Valleix, 1994; Hallegouet, 1995; Livet, 1994, 1997). Par la suite, plusieurs études ont été menées sous la direction de Michel Lang au CEMAGREF de Lyon, conjointement avec l'historien Denis Coeur, dans le cadre du programme français Historique, puis du projet européen SPHERE. Ces études ont porté successivement sur l'Isère, Le Guiers, et l'Ardèche (Coeur, 2003; Coeur & Lang, 2002; Coeur *et al.*, 2002; Lang *et al.*, 2002; Naulet, 2002; Naulet *et al.*, 2001; Coeur & Lang, 2000; Lang *et al.*, 1998). Plus récemment on peut citer les travaux de Payrastre (2005) au CEREVE sur des petits cours d'eau de l'Aude et le projet de recherche Inondhis-LR soutenu dans le cadre du programme "risques-décisions-territoires" du Ministère de l'Ecologie. Des travaux similaires, exploitant des fonds d'archives, ont été conduits à l'étranger durant la même période (Williams & Archer, 2002; Cheng-Zheng, 1987; Llasat & Barriendos, 2001; Llasat *et al.*, 2005; Barriendos *et al.*, 2002; Barriendos & Coeur, 2004; Guzzetti *et al.*, 1994; Glaser & Stangl, 2003).

12.1.2 Les sources d'archives disponibles

Les principales sources de documentation de première main disponibles sur les crues anciennes sont (Naulet, 2002; Payrastre, 2005) :

- Les archives de la presse locale, qui permettent d'identifier les événements majeurs mais donnent peu d'indications exploitables sur leur extension géographique et leur intensité.
- Les archives des services techniques non encore versées qui peuvent remonter assez loin dans le temps, mais sont souvent malheureusement remises sans inventaire ni classement dans une armoire ou un grenier et parfois oubliées.
- Les fonds des Archives départementales, en particulier les fonds relatifs aux services de police de l'eau et de la voirie.
- Les fonds des Archives Nationales

- Les fonds d'Archives municipaux
- Des fonds d'archives particuliers : fonds ancien de la bibliothèque de l'ENPC qui conserve certaines archives des Ponts et Chaussées ainsi que la collection complète des annales des Ponts et Chaussées qui ont longtemps été un outil de communication important de ces services techniques, et le fonds Maurice Pardé conservé à l'Institut de Géographie Alpine de Grenoble.
- La mémoire locale et les repères de crues, souvent la principale source d'information sur les crues anciennes utilisée pour les Dossiers Communaux Synthétiques réalisés par les mairies en application de l'article 22 de la loi du 22 juillet 1987.

Citons comme source d'information de seconde main, permettant de dresser un premier inventaire de crues majeures ayant touché le territoire d'une commune :

- Les dossier communaux synthétiques ;
- Les plans de prévention des risques.

Les informations contenues dans ces deux types de documents se trouvent en quantité et qualité très variables. Par ailleurs, ces documents ne contiennent souvent pas les informations permettant d'estimer des débits ou de critiquer des estimations lorsqu'elles sont mentionnées.

Les travaux les plus récents ont montré l'intérêt potentiel de certains documents d'archives pour l'étude des risques de crues. Moyennant un travail important de collecte et de traitement d'information, il semble possible d'estimer les ordres de grandeur des débits des crues les plus importantes sur une période d'un à deux siècles. Les archives qui se sont avérées être les plus riches en informations sont les archives " vivantes " - non encore versées - des services hydrologiques, et les fonds des archives départementales, en particulier les archives des services des Ponts et Chaussées (services hydrauliques) pour le XIXème siècle.

Notons enfin que la préservation de l'information sur les crues exceptionnelle a été récemment inscrite dans la loi (art 42 de la loi du 31 juillet 2003), signe de l'importance désormais accordée à l'information historique pour l'évaluation du risque de crues.

12.2 Recherche de documents d'archives sur des petits bassins audois

12.2.1 Présentation des bassins versants étudiés

Quatre affluents de l'Aude ont été étudiés. Leur situation est présentée sur la figure 12.1. Deux d'entre eux, la Clamoux et le Lauquet, ont été touchés par l'événement pluvieux

des 12 et 13 novembre 1999. Un autre, la Salz, a connu une crue éclair remarquable le 26 septembre 1992, dont le débit est estimé à environ $1\,000\text{ m}^3/\text{s}$ pour une surface de 131 km^2 . Le dernier bassin, celui de l'Orbiel, a été épargné lors des événements les plus récents, mais sa proximité avec les trois autres bassins étudiés permet de penser que l'aléa y est tout à fait comparable.

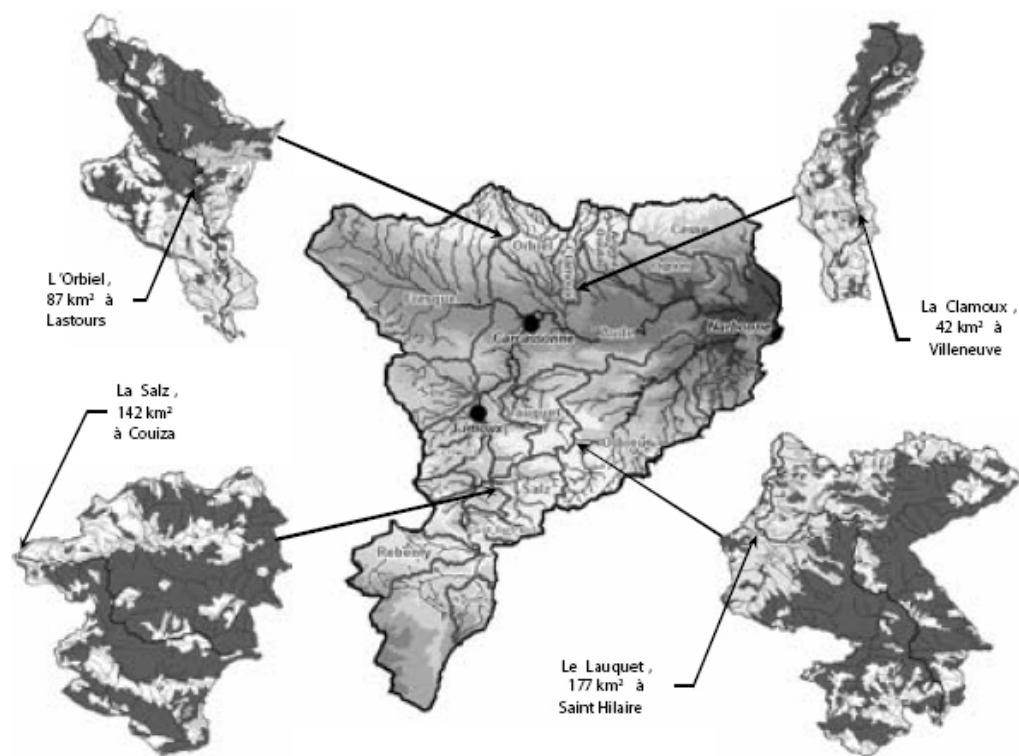


FIG. 12.1 – Localisation et caractéristiques des quatre bassins versants étudiés dans l'Aude.

12.2.2 Bilan de la recherche de documents d'archives

Un premier inventaire complet des documents d'intérêt potentiel identifiés dans les différents fonds d'archives français précités, l'état général des sources (EGS), regroupe 652 cotes, réparties entre les archives départementales (419 cotes), les Archives Nationales (89 cotes), les archives de l'ancien service d'annonce des crues à la DDE de l'Aude (66 cotes), le Fonds M. Pardé (46 cotes), le fonds historique de l'ENPC (20 cotes), et la Bibliothèque Nationale de France (12 cotes). Cet inventaire met en évidence l'importance des fonds des archives départementales. Toutefois l'apport réel des différents fonds explorés ne peut être évalué qu'à l'issue de la consultation et de l'analyse des documents. Il ressort de cette analyse que seule une partie est réellement intéressante d'un point de vue hydrologique,

Fonds documentaire	Nombre total de références documentaires	Nombre de références utilisées pour l'inventaire des crues	Nombre de références utilisées pour les chroniques de débit
Archives départementales de l'Aude	164	90	23
Archives de la DDE	139	92	56
Archives nationales	17	5	1
Bibliothèque Nationale de France	11	0	0
Fonds M.Pardé	38	7	2
Fonds historique de l'ENPC	8	0	0
Total	377	194	82

TAB. 12.1 – Répartition, par fonds documentaire d'origine, des références documentaires : références utilisées pour l'inventaire des dates de crues (phase d'analyse) et références utilisées pour l'élaboration finale de la chronique de débits (phase de traitement)

pour établir dans un premier temps la liste des dates de crues historiques puis reconstituer le débit de pointe de ces crues (tableau 12.1).

Les fonds d'archives qui ont fourni la grande majorité de l'information, sont des archives départementales et ceux du service chargé de l'annonce des crues (DDE dans le cas de l'Aude). Les autres fonds investigués (Archives Nationales, Fonds historique ENPC, Fonds Pardé et archives d'EDF), sans s'avérer totalement inutiles, ont dans l'ensemble fourni une information trop générale pour être réellement valorisée. Cet état de fait, souligne la fragilité de l'information disponible sur les crues anciennes. La qualité et la quantité des informations dépendent grandement de l'activité des services techniques en charge de la gestion des crues et de la police de l'eau mais aussi du soin apporté par ces services à la conservation et au verserment de leurs archives conformément aux dispositions de la loi du 3 janvier 1979. Plus de 50% des archives intéressantes se trouvent encore dans les locaux de la DDE dans le cas de l'Aude, sans classement ni conservation organisée. Or, nombreuses sont les anecdotes relatant la disparition ou la destruction d'archives techniques anciennes à l'occasion de la réorganisation de services ou de déménagements ou rangements. L'exploitation des documents anciens n'est pas simplement utile, elle apparaît urgente.

12.2.3 Reconstitution des débits des crues anciennes

Lorsque les informations le permettaient (indication de niveau d'eau, levés de sections d'écoulement sur des plans cf. figure 12.2), les méthodes simples, présentées dans le chapitre 10 (formule de Manning-Strickler) peuvent être utilisées pour estimer des vitesses moyennes d'écoulement et des débits de pointes de crues. Une estimation de débit est en effet nécessaire pour pousser plus loin l'exploitation des données historiques, ne serait-ce que pour pouvoir hiérarchiser les crues. En effet, en l'absence d'observations hydrométriques réalisées au niveau d'échelles de crue fixes, les sections de cours d'eaux pour lesquelles l'information historique est disponible sont variables d'une crue à l'autre. Chaque aménagement, chaque ouvrage présent le long du cours d'eau amène son lot d'informations. Les niveaux des crues ne peuvent donc être directement comparés et le passage par une estimation de débit est indispensable. Pour chaque crue, une analyse de sensibilité aux différentes sources possibles d'incertitude est conduite comme dans le cas des retours d'expérience afin de définir un intervalle de valeurs de débits possibles. La cohérence des vitesses moyennes estimées avec les vitesses moyennes issues des courbes de tarage de stations limnimétriques voisines a aussi été vérifiée. Enfin, lorsque plusieurs sources historiques existaient pour une même crue, elles ont été exploitées afin de restreindre l'intervalle des valeurs possibles et de limiter les risques d'erreurs grossières : rehaussement local de la ligne d'eau lié à un effet de remous par exemple (cf. figure 12.2 pour une illustration).

De façon à reconstituer une chronique la plus complète possible de crues sur chaque cours d'eau, il a été nécessaire de travailler sur des tronçons de quelques kilomètres, tronçons qui présentent généralement un nombre important d'aménagements sur lesquels des documents ont été conservés. Les débits des crues historiques ne sont alors pas estimés au niveau d'une seule et même section, et la surface drainée n'est pas tout à fait identique dans chaque cas. Afin de limiter l'influence de la surface drainée, l'exploitation statistique a porté sur des valeurs "normées" des débits. La variable normée retenue est un débit pseudo-spécifique ($Q/S^{0.8}$, où Q est le débit en m^3/s et S la surface drainée en km^2 au point d'estimation).

Malgré les difficultés de localisation et de valorisation des sources d'archives, les résultats obtenus dans le cas des quatre cours d'eau audois sont encourageants. En effet, aucune des quatre reconstitutions menées ne s'est soldée par un échec. Dans chaque cas, une chronique de crues historiques, d'une longueur d'un siècle au minimum, et pouvant aller jusqu'à deux siècles, a pu être ajoutée aux chroniques de mesures systématiques issues des stations limnigraphiques. Ces chroniques donnent une idée du débit atteint par les principales crues historiques. Un ou plusieurs seuils de "perception" a pu être défini, au-dessus duquel toutes les crues anciennes ont pu être répertoriées sur la (ou les) période(s) considérée(s). On

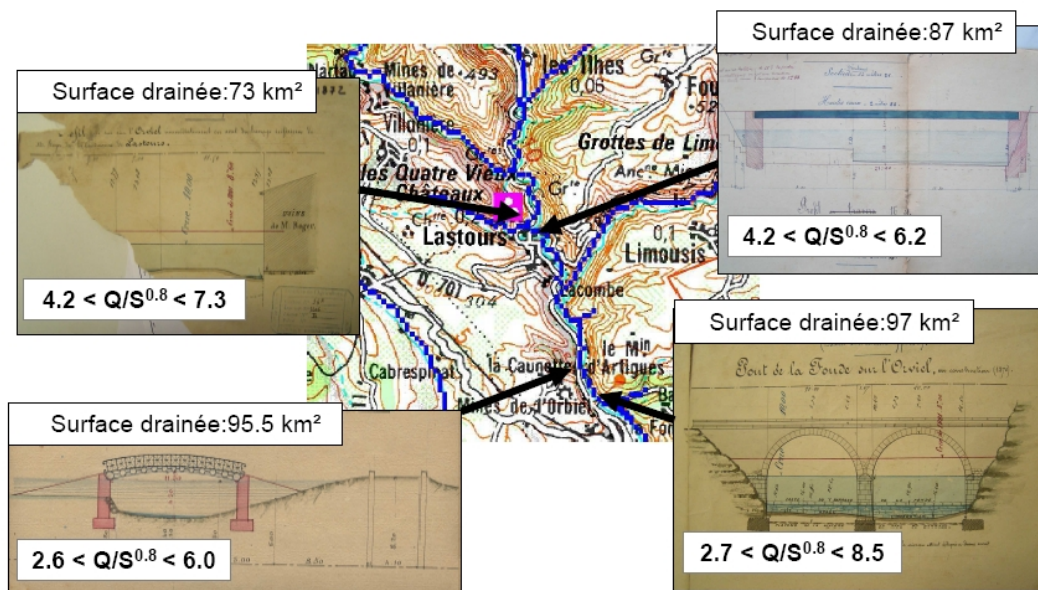


FIG. 12.2 – Exemple de documents d'archives et de débits reconstitués pour la crue de 1874 sur l'Orbiel (Aude).

peut ajouter que, aussi imprécises soient-elles, les estimations de débit réalisées pour les crues historiques supportent tout à fait la comparaison avec les données de débit issues des enregistrements limnigraphiques récents. Pour les crues importantes, compte tenu de la méconnaissance des courbes de tarage, on en est souvent réduit à utiliser les mêmes méthodes d'estimation que pour les crues historiques, avec les mêmes facteurs d'imprécision. L'examen des chroniques finalement obtenues laisse peu de doutes quant à l'apport potentiel des données historiques reconstituées pour la connaissance des crues extrêmes des cours d'eau étudiés (cf. figure 12.3). Sur chacun des cours d'eau, une ou plusieurs crues dont les débits ont atteint les débits maximum estimés lors des crues remarquables de 1992 ou 1999 ont été observées. Deux crues aux débits spécifiques supérieurs à $3 \text{ m}^3/\text{s}/\text{km}^2$ ($Q/S^{0.8} > 7.3$), comparable à celui de la crue de 1999 sur la bassin versant voisin de la Clamoux, ont par exemple touché le bassin versant de l'Orbiel.

On peut enfin noter que la qualité des reconstitutions historiques obtenues est très liée à la présence d'observations organisées sur les cours d'eau. Ainsi La Salz, qui a été intégrée dès le début du XXème siècle au réseau d'annonce des crues, et a donc fait l'objet de relevés hydrométriques, a donné lieu à la reconstitution de loin la plus complète. Un autre contexte favorable a été rencontré dans le cas de l'Orbiel, en raison de la forte activité

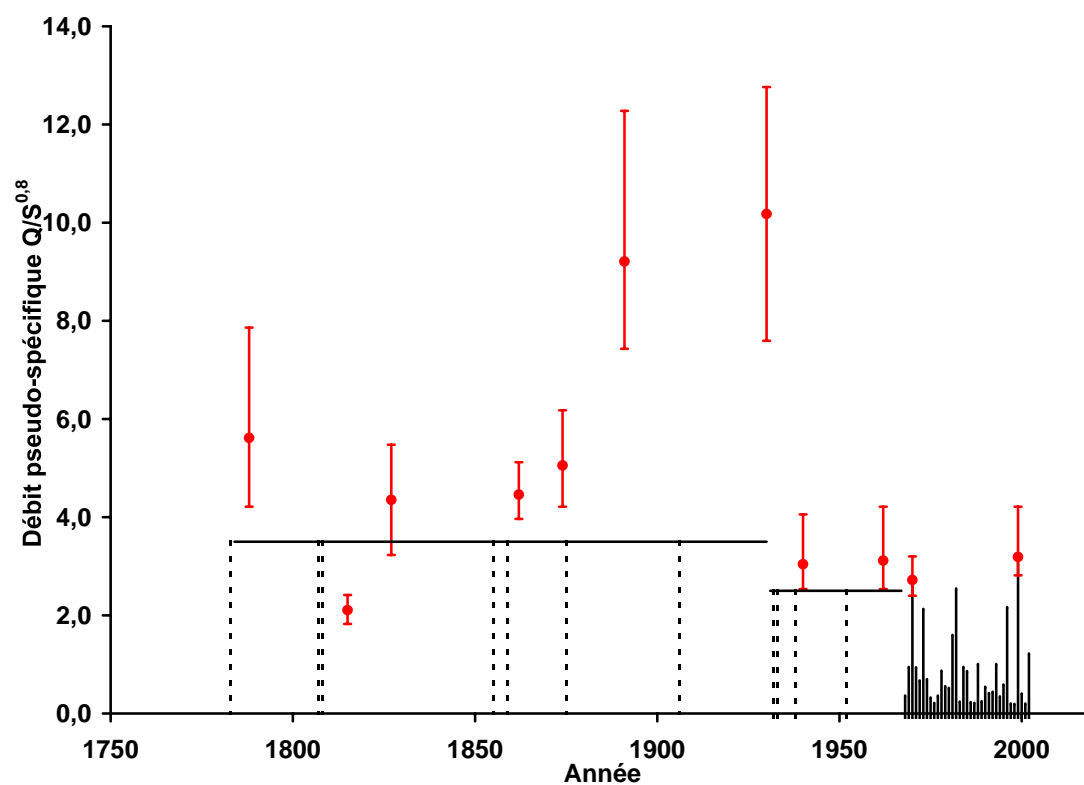


FIG. 12.3 – Résultats de la reconstitution des crues historiques de l'Orbiel. Les crues représentées en trait plein vertical correspondent à la période d'enregistrements systématiques. Les crues historiques dont le débit a été reconstitué sont représentées sous forme d'un point et d'un intervalle d'estimation du débit. Les crues historiques dont le débit n'a pu être estimé sont représentées en trait vertical pointillé (ces crues sont inférieures aux seuils de perception - traits horizontaux).

industrielle et agricole existant au XIXe siècle sur les rives de ce cours d'eau, et donc de la présence de nombreux dossiers de dimensionnement d'ouvrages (notamment des prises d'eau et passerelles).

12.3 Valorisation statistique

Une exploitation statistique plus approfondie permet de mieux quantifier l'apport de ces données relatives aux crues historiques. Cette section ne présentera que les aspects les plus originaux, d'un point de vue méthodologique, de l'approche qui a été suivie, en particulier au cours de la thèse de Payrastra (2005). Replongeons pour quelques pages dans les mathématiques. Elles ne sont jamais très loin. La stationnarité de la série des occurrences de débits supérieurs au seuil de perception a été testée, mais ne sera pas présentée dans ce qui suit. Ce test proposé par Lang *et al.* (1999), certes peu puissant compte tenu des effectifs limités des échantillons de valeurs sup-seuil, ne révèle pas d'évolution flagrante de la fréquence des débits supérieurs au seuil d'occurrence sur chacun des bassins versants (Payrastra, 2005). Les possibles effets du changement climatique ou de modifications d'occupations des sols sur l'aléa hydrologique ne sont ici pas perceptibles. Les données historiques sont incomplètes (données dites censurées) : elles concernent les seuls événements ayant dépassé le(s) seuil(s) de perception, sans que le débit des crues soit systématiquement connu. De plus, les seuils de perception peuvent s'avérer variables dans le temps. Les méthodes d'inférence statistique fondées sur le calcul de la vraisemblance des échantillons sont les mieux adaptées à la mise en valeur de ce type de données (Miquel, 1984). Deux types de lois de probabilité ont servi de support à l'analyse qui suit : la loi de Gumbel dit EVI et la loi de Fréchet dite EVII (cf. chapitre 7).

12.3.1 Calcul de vraisemblance de l'échantillon historique

En s'inspirant des travaux de Naulet (2002) et Frances *et al.* (1994), on a testé cinq méthodes différentes de calcul de vraisemblance de l'échantillon mixte, composé d'enregistrements systématiques et de données sur les crues historiques. Elles correspondent à différents niveaux de précision de l'information historique. Il s'agissait de tester jusqu'à quel point, les informations historiques pouvaient rester informatives d'un point de vue statistique.

- Cas 1 : Les débits des crues historiques sont supposés parfaitement connus. C'est le cas de figure idéal et irréaliste testé entre autre par Leese (1973); Cohn (1986); Stedinger & Cohn (1986); Cohn & Stedinger (1987). L'expression de la vraisemblance de l'échantillon

est alors la suivante

$$\mathcal{L}(X, Y, y_s, N_H) = F(y_s)^{N_H-h} \prod_h^{i=1} f(y_i) \prod_{N_s}^{j=1} f(x_j) \quad (12.1)$$

où X est l'échantillon des N_s années de débits maximums annuels mesurés systématiquement x_j , Y est l'échantillon des h débits historiques reconstitués y_i , y_s le seuil de perception, N_H la durée de la période historique, f la fonction de densité de la loi de probabilité considérée et F sa fonction de répartition.

- Cas 2 : A l'opposé, le niveau d'information minimal sur les crues historiques majeures est que leur débit, sans être connu, a dépassé le seuil de perception. L'information sur les crues passées est alors de type binomiale (dépassement ou non du seuil). Ce cas de figure a été testé par Cohn (1986); Stedinger & Cohn (1986); Cohn & Stedinger (1987). L'expression de la vraisemblance est la suivante :

$$\mathcal{L}(X, Y, y_s, N_H) = F(y_s)^{N_H-h} (1 - F(y_s))^h \prod_{N_s}^{j=1} f(x_j) \quad (12.2)$$

- Cas 3 : Seul le débit de la plus forte crue passée est connu. Cette approche a été testée par Hosking & Wallis (1986a,b). L'expression de la vraisemblance est alors la même que dans le cas 1 mais avec $h = 1$ et le seuil de perception y_s égal au débit de cette plus forte crue connue.
- Cas 4 : Les plus fortes crues historiques ne sont pas connues précisément. Seuls les intervalles des valeurs possibles pour ces débits $[y_i^{inf}, y_i^{sup}]$ peuvent être définis. C'est l'expression de vraisemblance qui rend le mieux compte de la nature des estimations des débits des crues historiques. Seul Sutcliffe (1987) a proposé une approche similaire. La vraisemblance a pour expression :

$$\mathcal{L}(X, Y^{sup}, Y^{inf}, y_s, N_H) = F(y_s)^{N_H-h} \prod_h^{i=1} (F(y_i^{sup}) - F(y_i^{inf})) \prod_{N_s}^{j=1} f(x_j) \quad (12.3)$$

- Cas 5 : C'est le cas de référence : aucune information n'est disponible sur les crues anciennes.

$$\mathcal{L}(X) = \prod_{N_s}^{j=1} f(x_j) \quad (12.4)$$

Ces expressions de vraisemblance étant posées, deux démarches ont été retenues pour mesurer l'apport de l'information historique dans le cadre de l'inférence statistique. La première a consisté à tester si la prise en compte des informations historiques conduisait à remettre en cause, à invalider la loi de probabilité calée par la méthode du maximum de vraisemblance sur l'échantillon des données systématiques. Pour ce faire, un test statistique, fondé sur la valeur des vraisemblances des échantillons, a été élaboré. La seconde démarche

à consisté à mesurer l'impact de l'introduction des informations historiques sur l'intervalle de crédibilité des distributions calés, intervalle évalué en utilisant la méthode MCMC (cf. chapitre 3).

12.3.2 Test d'invalidation de lois de probabilité fondé sur la vraisemblance

La prise en compte des données historiques modifie très sensiblement les ajustements des lois de probabilité et les estimations de quantiles de débits, en particulier la valeur centennale, quelle que soit l'expression de vraisemblance utilisée. A titre d'exemple, le débit centennal de l'Orbiel est estimé à plus de $610 \text{ m}^3/\text{s}$ ($Q/S^{0.8} = 17.2$) lorsqu'une loi de Fréchet est ajustée sur les données systématiques seules (cas 5), alors que cette valeur se situe entre 280 et $380 \text{ m}^3/\text{s}$ ($8.0 < Q/S^{0.8} < 10.5$) lorsque les données sur les crues historiques sont exploitées (cas 1 à 4) : cf. tableau 12.2. Compte tenu des incertitudes de l'inférence statistique, peut-on dire que la prise en compte des données historiques conduit à réviser notablement les ajustements statistiques ? En d'autres termes, la loi de probabilité calée sur l'échantillon systématique reste-t-elle plausible lorsque l'on considère les données historiques ? Ou bien, en appliquant le théorème de Bayes (cf. chapitre 3), l'échantillon historique est-il vraisemblable si l'on suppose que la loi de probabilité des maximums annuels est celle qui a été ajustée sur les données systématiques ?

Il est possible, connaissant la loi de probabilité, de calculer une valeur de vraisemblance d'un échantillon de données. Cette valeur dépend de la loi de probabilité, de l'échantillon et de son effectif. Afin de définir si cette valeur de vraisemblance est "vraisemblable" sachant la loi de probabilité, il suffit de la comparer aux valeurs de vraisemblance d'échantillons comparables (de même effectif) tirés aléatoirement dans cette loi.

Le test proposé repose donc sur la valeur de la vraisemblance des échantillons observés que l'on compare à la distribution statistique des valeurs des vraisemblances d'échantillons comparables tirés aléatoirement dans la loi testée. Pour chaque loi testée, 5000 échantillons ont été générés afin de reconstituer cette distribution statistique.

Les figures 12.4, 12.5 et 12.6 illustrent les résultats de ce test dans le cas de la loi de Gumbel calée sur l'échantillon systématique pour la Clamoux. La première expression de vraisemblance (cas 1) a été utilisée pour prendre en compte les données historiques. La valeur de la vraisemblance des échantillons historiques et globaux disponibles se trouve nettement en dehors des distributions des vraisemblances d'échantillons historiques ou globaux simulés. La loi de Gumbel calée sur l'échantillon systématique est dans ce cas, sans

ambiguïté, incompatible avec l'échantillon historique reconstitué. Elle peut être rejetée.

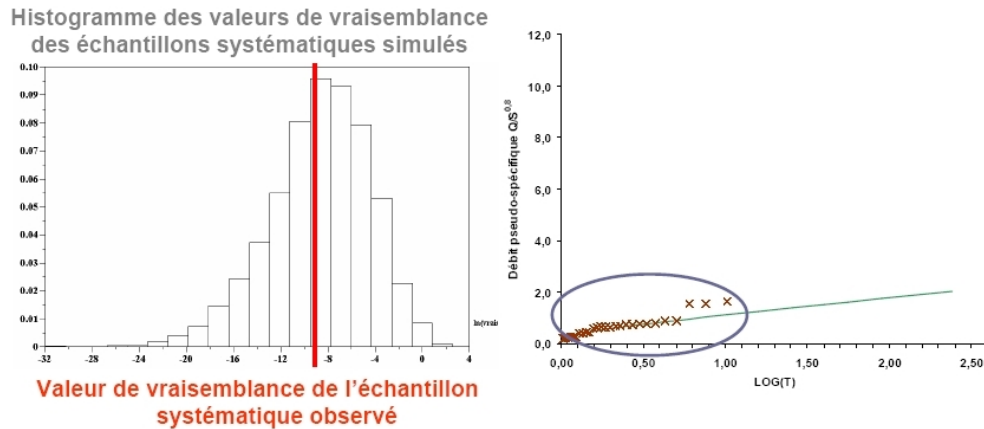


FIG. 12.4 – Test de la loi de Gumbel calée sur l'échantillon systématique des débits de la Clamoux : comparaison des vraisemblances des échantillons systématiques simulés et de l'échantillon systématique observé (trait noir).

Le même test a été conduit sur les quatre bassins versants et sur la loi de Fréchet calée sur les échantillons systématiques. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 12.7. Le test conduit à rejeter quasi systématiquement la loi de probabilité qui avait été calée sur l'échantillon systématique.

Ce résultat confirme l'apport d'information que représentent les données historiques reconstituées. Elles conduisent à réviser notablement les ajustements statistiques fondés sur les séries de quelques dizaines d'années de données observées dans le cas des quatre bassins versants étudiés. Notons que les quantiles de débits de crues sont souvent mais pas toujours revus à la hausse, comme l'illustre le cas de la loi de Fréchet calée sur l'Orbiel citée en introduction de cette section.

12.3.3 Calcul d'intervalles de crédibilité

Un algorithme MCMC (cf. chapitre 3) a été utilisé pour caler les trois paramètres de la loi de Fréchet, loi plus générale que la loi de Gumbel, en utilisant les cinq fonctions de vraisemblance afin de déterminer la loi distribution *a posteriori* - après confrontation avec les observations - de ces paramètres. La valeur du débit centennal de chaque jeu de paramètres échantillonné à l'aide de l'algorithme MCMC a été calculée pour déterminer

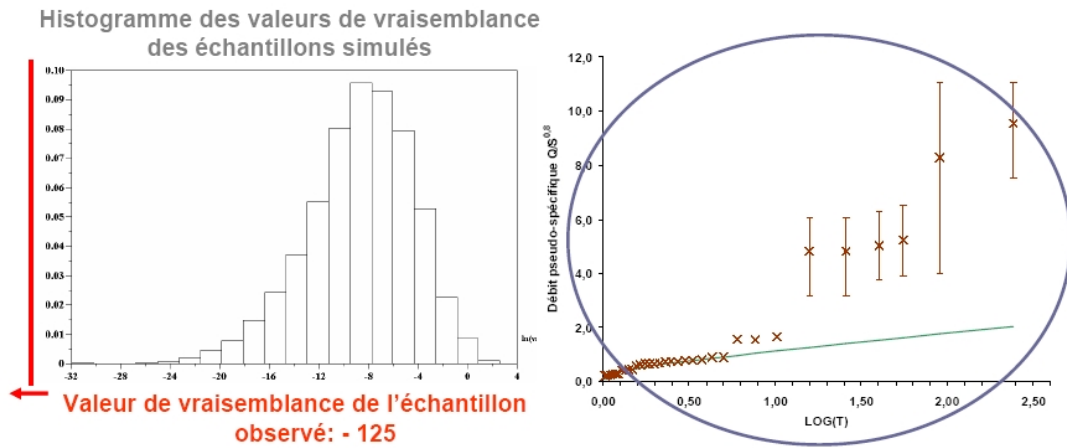


FIG. 12.5 – Test de la loi de Gumbel calée sur l'échantillon systématique des débits de la Clamoux : comparaison des vraisemblances des échantillons historiques simulés et de l'échantillon historique observé (trait noir).

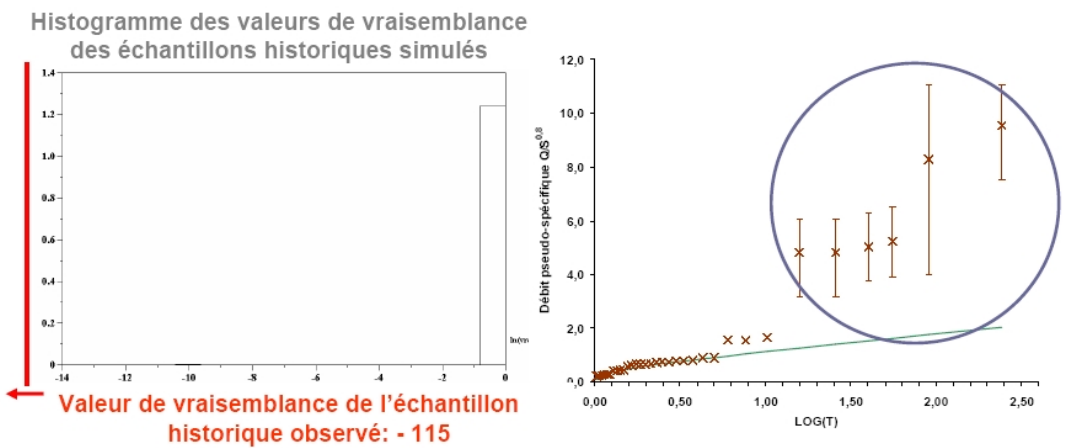


FIG. 12.6 – Test de la loi de Gumbel calée sur l'échantillon systématique des débits de la Clamoux : comparaison des vraisemblances des échantillons globaux simulés et de l'échantillon global observé (trait noir).

Nature du test :		échantillon systématique	échantillon historique
Gumbel	Clamoux		
	Orbiel		
	Lauquet		
	Salz		
Fréchet	Clamoux		
	Orbiel		
	Lauquet		
	Salz		

FIG. 12.7 – Synthèse des résultats de tests d’invalidation des lois de probabilités calées sur les échantillons de mesures systématiques.

l’intervalle de crédibilité de cette valeur centennale après calage de la loi de probabilité. Le tableau 12.2 et les figures 12.8 et 12.9 illustrent les résultats obtenus pour les cinq expressions de vraisemblance et les quatre bassins versants.

On constate que la prise en compte des données historiques conduit à resserrer très nettement l’intervalle de crédibilité à 90% du débit centennial par rapport au cas où seuls les enregistrements systématiques sont utilisés (vrais. 5), et ce quelle que soit l’expression de vraisemblance utilisée (vrais. 1-4). Mis à part dans le cas de la Clamoux, où la distribution ajustée à partir des données systématiques est très proche d’une loi de Gumbel (paramètre de forme de la loi EVII proche de 0), les intervalles de crédibilité estimés à l’aide des données historiques se situent dans les intervalles estimés avec les seules données systématiques. Les données historiques permettent donc essentiellement de réduire les incertitudes d’estimation des paramètres des distributions et des quantiles (figures 12.8 et 12.9). On mesure là directement l’apport d’information que représentent les données sur les crues historiques. D’autre part, la distribution ajustée (i.e. maximisant la vraisemblance) à partir de l’échantillon systématique se situe souvent en dehors de l’intervalle de crédibilité à 90% de la distribution calée avec les données historiques. C’est un autre regard porté sur les résultats du test précédent : la distribution calée sur les données systématiques ne cadre pas avec l’échantillon comprenant les données historiques. On peut aussi remarquer que les valeurs estimées (maximisant la vraisemblance), mais aussi les intervalles de crédibilité varient peu en fonction de l’expression de vraisemblance utilisée. Compte tenu des effectifs des échantillons historiques et systématiques et des formes des distributions statistiques des débits, le niveau de précision des estimations des débits historiques apparaît avoir très

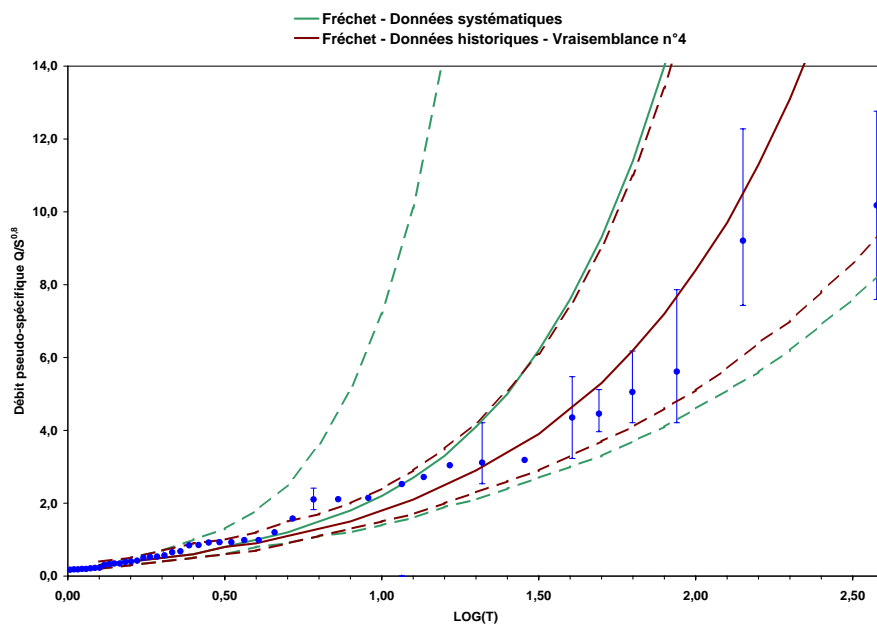


FIG. 12.8 – Intervalles de confiance calculés pour la distribution de Fréchet, ajustée sur la série de crues de l'Orbiel, en utilisant les fonctions de vraisemblance 4 (données historiques avec débits représentés sous forme d'intervalles) et 5 (données systématiques seules)

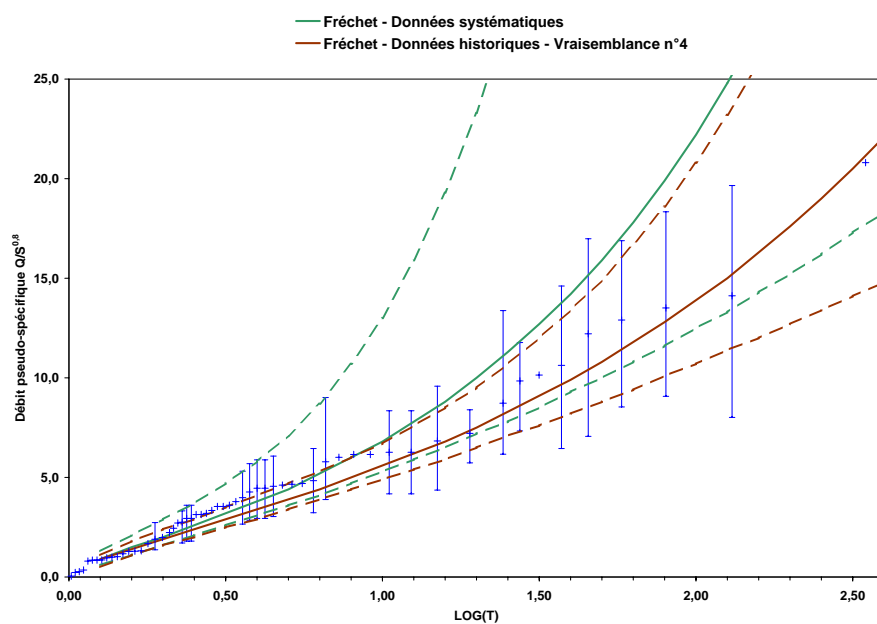


FIG. 12.9 – Intervalles de confiance calculés pour la distribution de Fréchet, ajustée sur la série de crues de la Salz, en utilisant les fonctions de vraisemblance 4 (données historiques avec débits représentés sous forme d'intervalles) et 5 (données systématiques seules)

Cours d'eau étudié	Fonction de vraisemblance utilisée	Estimation de la crue centennale $Q_{100}/S^{0.8}$		
		Borne inférieure de l'IC à 90%	Valeur estimée	Borne supérieure de l'IC à 90%
Clamoux	1	4.8	7.7	16.0
	2	4.7	8.1	18.3
	3	2.9	4.7	12.0
	4	4.4	6.9	14.2
	5	1.8	2.2	8.7
Orbiel	1	5.2	8.5	16.1
	2	5.6	10.5	23.1
	3	4.4	8.0	18.0
	4	5.1	8.4	16.3
	5	4.6	17.2	239.4
Lauquet	1	9.7	14.4	24.5
	2	9.9	16.6	30.2
	3	8.2	12.7	23.4
	4	8.9	13.1	21.9
	5	9.3	22.0	114.9
Salz	1	11.7	15.4	23.4
	2	11.7	16.9	29.2
	3	10.6	14.0	21.8
	4	10.7	13.9	20.8
	5	12.5	22.2	87.2

TAB. 12.2 – Intervalles de confiance à 90% sur le débit centennial, calculés par simulations MCMC, selon la fonction de la vraisemblance utilisée

peu d'influence sur le résultat des ajustements. Les résultats obtenus en utilisant les expressions de vraisemblance 1 (débits parfaitement connus) et 4 (intervalle possible de valeurs pour les débits des crues historiques) sont en particulier très proches. Ce résultat est à la fois surprenant, nous allons tenter de l'expliquer en quelques mots, et très rassurant sur l'utilité des informations sur les crues historiques. Dans certains cas, ces informations sont très utiles même lorsqu'elles ne conduisent qu'à des estimations très imprécises des débits de crues.

Cette sensibilité réduite aux incertitudes sur les estimations des débits historiques est bien entendu un résultat empirique. Il n'est pas certain que d'autres études de cas conduiront

à des conclusions identiques. Remarquons que dans les quatre cas étudiés, le nombre significatif, durant la période historique, de dépassements d'un seuil élevé par rapport aux débits de la période systématique (information valorisée dans la vraisemblance 2), conditionne déjà très largement la loi de probabilité calée. La valeur des débits correspondant à ces dépassements de seuil ne permet pas de contraindre nettement plus l'ajustement, compte tenu du nombre de degrés de liberté de la loi calée (3), et peut-être aussi de son inadéquation pour décrire la distribution des débits observés. On peut remarquer en particulier que sur les quatre bassins versants, le débit décennal calé avec la vraisemblance 2 est systématiquement supérieur à celui qui est calé avec les vraisemblances 1 et 4. Les débits reconstitués semblent plus faibles que ce que prévoit la distribution calée sur le nombre de dépassements de seuil. De même, le débit décennal ajusté à partir du débit maximum de la période historique (vraisemblance 3) est systématiquement inférieur. Le nombre de débits supérieurs au seuil semble plus élevé que ce que la distribution calée sur le débit maximum historique prévoit. La loi EVII semble rendre imparfaitement compte des échantillons observés. Mais ne poussons pas trop loin l'interprétation et méfions-nous en particulier des biais de l'estimateur "maximum de vraisemblance".

12.4 Conclusions

Les résultats obtenus justifient amplement l'effort consenti pour recherches la documentation sur les crues historiques des quatre petits cours d'eau de l'Aude. Ils confirment les réserves émises dans le chapitre 7 concernant la pratique courante de prédétermination des crues. Même s'il s'avérait que les débits de crues suivent une loi EVII, ce qui est cependant peu probable et semble infirmé par les séries reconstituées dans l'Aude (cf. fin de la discussion de la section précédente), les effectifs des séries mesurées disponibles ne permettent pas d'estimer précisément les valeurs de 3 paramètres de cette loi. Les modèles théoriques ne peuvent se substituer à l'observation. Les modèles, modèles statistiques dans le cas présent, doivent être considérés comme des outils de synthèse qui aident à la construction de connaissances à partir des observations. C'est ce que nous avons illustré dans ce chapitre. La plupart des modèles sont des représentations très simplifiées du phénomène observé. Que le modèle donne des résultats satisfaisant pour une gamme de valeurs ou un jeu de données limités ne garantit en rien qu'il sera adapté à un autre jeu de données (autres bassins versants) ou à d'autres gammes de valeurs (périodes de retour plus élevés par exemple). La confrontation à l'observation afin de tester la pertinence des modèles doit être un souci permanent. Lors d'une étude de risque hydrologique, il est par exemple indispensable de se demander comment se situe la valeur de débit centennal théorique calculée par rapport

aux débits observés sur le même cours d'eau ou des cours d'eau voisins par le passé.

On retiendra comme second enseignement de ce travail sur les crues historiques que, comme dans le cas des retours d'expérience hydrologiques suite aux crues éclair, des données même très imprécises peuvent être informatives. La démarche scientifique incite à réduire les sources d'incertitudes d'observation. Il n'en reste pas moins que la connaissance se construit non seulement autour d'expériences bien maîtrisées, bassins versants expérimentaux ou modèles réduits en hydrologie, mais aussi à partir d'observations généralisées et moins précises. Les incertitudes, même très importantes, ne sont pas un obstacle incontournable à la valorisation des données et peuvent être prises en compte dans une démarche scientifique rigoureuse.

Enfin, cette étude sur les crues historiques a apporté un certain nombre d'enseignements pratiques et posé de nouvelles questions scientifiques.

- Les événements de 2002 dans le Gard ou de 1999 dans l'Aude sont remarquables par leur intensité spatiale. Ils ne sont cependant pas isolés. Des crues similaires se sont produites en 1958 ou 1907 dans le Gard ou en 1940 dans les Pyrénées-Orientales. De nombreux orages plus localisés se produisent cependant aussi, provoquant des crues aux débits comparables voire supérieurs à ceux des épisodes de forte extension spatiale sur les bassins versants qui sont touchés. Au final, le recul historique indique que plusieurs crues, aux débits comparables aux débits les plus importants observés en 1999 dans l'Aude, se sont produites depuis un siècle à deux sur tous les cours d'eau étudiés. Ces crues remarquables sont donc relativement fréquentes et doivent être prises en compte dans les études de risques.
- La fréquence des crues de débits de pointe supérieurs au seuil de détection, n'a pas significativement évolué durant le dernier siècle. Si le changement climatique mais aussi les modifications d'occupation des sols ¹ ont certainement une influence sur la fréquence et l'intensité des crues éclair en région méditerranéenne, celle-ci n'est pas perceptible, du moins pour les quatre bassins versants étudiés.
- La comparaison des séries reconstituées fait apparaître une hétérogénéité spatiale de l'aléa hydrologique. Qu'il s'agisse de débits pseudo-spécifiques ou spécifiques, les valeurs reconstituées sur les deux cours d'eau situés dans le massif des Corbières (Lauquet et Salz) sont supérieures à celles des cours d'eau situés dans la Montagne Noire (Orbiel, Clamoux) : cf. figure 12.10. C'était aussi l'une des conclusions du retour d'expérience sur l'épisode de 1999 (Gaume *et al.*, 2004), sans qu'il soit possible de pousser plus loin l'analyse compte tenu des incertitudes de mesure de la pluie sur le secteur de la Montagne

¹Diminution globale des surfaces viticoles au profit de la forêt (Payrastré *et al.*, 2005)

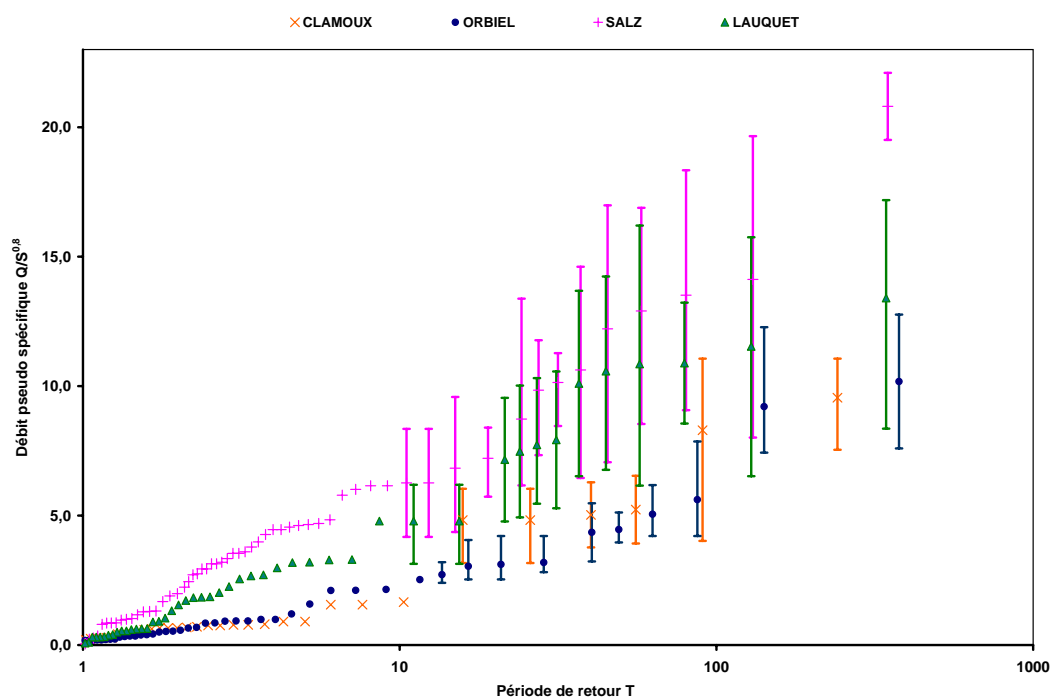


FIG. 12.10 – Graphiques des probabilités empiriques associées aux échantillons de crues reconstituées

Noire.

Cette hétérogénéité ne semble pas pouvoir être expliquée par une variabilité spatiale de l'aléa pluviométrique, mais serait due, au moins en partie, à des différences de dynamique de réponse pluie-débit des bassins versants étudiés liées aux caractéristiques physiques des bassins versants (géologiques, pédologiques). Les pointes de crues apparaissent plus marquées sur les bassins versants des corbières (Payrastré *et al.*, 2005) : rapport entre le débit de pointe et le débit moyen journalier plus élevé pour les crues des bassins versants des Corbières.

L'influence possible des caractéristiques physiques des bassins versants sur leurs réponses pluie-débit a été confirmée par les retours d'expériences (cf. chapitres précédents). La mise en évidence de son impact possible sur l'aléa hydrologique au travers des enquêtes historiques plaide en faveur de la poursuite des retours d'expérience. Une meilleure caractérisation de l'aléa hydrologique passe par la mobilisation des informations sur les crues anciennes et par la compréhension de ses facteurs explicatifs. Etudes sur les crues historiques et retours d'expériences sont deux approches complémentaires.

Chapitre 13

Synthèse : comment aller plus loin ?

L'hydrologie de l'observation et l'hydrologie mathématique peuvent et doivent être complémentaires. Le chapitre 12 en donne une illustration. Cette hydrologie de l'observation, base de l'ingénierie et de la science hydrologiques dans la mesure où elle est source de nouvelles données et ferment de nouveaux paradigmes, m'a semblé quelque peu délaissée ces dernières décennies. C'est pourquoi elle a occupé une place importante dans mes activités de recherche ces dernières années et j'ai plaidé en début de cette seconde partie en faveur de sa renaissance et de son développement.

Elle est cependant soumise aux mêmes limitations que l'hydrologie mathématique. La démarche s'épuise si elle n'est pas nourrie par des progrès dans la compréhension des mécanismes élémentaires de genèse des écoulements et de leur organisation dans le temps et dans l'espace dans un bassin versant. Nous avons pu constater, dans les chapitres précédents, la variabilité des réponses hydrologiques des bassins versants soumis à des épisodes de pluie intenses. Cette variabilité semble liée aux capacités d'infiltration et de rétention d'eau des sols et des sous-sols des bassins, elles-mêmes dépendantes de la géologie et des conditions initiales d'humidité. A partir des observations de grande échelle, il n'est cependant possible que de poser des constats. Peut-on, sur la base des conclusions des retours d'expérience conduits jusqu'à présent, affirmer que tous les bassins ayant des caractéristiques géologiques comparables à ceux qui ont été étudiés se comporteront de façon similaire s'ils sont soumis aux mêmes pluies ? D'autres caractéristiques telles que la pente des versants, la nature et la répartition des formations superficielles, le niveau de fracturation et d'altération des roches n'ont-elles pas une influence majeure ? Le couvert végétal semble avoir joué un rôle modeste lors des crues de 1999. Doit-on pour autant conclure que le couvert végétal a un impact négligeable sur la réponse des bassins versants lors de crues éclair, quelles que soient les caractéristiques du bassin et des pluies ? nous nous en gardons bien, mais il

serait utile de pouvoir préciser dans quel cas le couvert végétal est susceptible de pouvoir jouer un rôle. Peut-on, sur la base des observations réalisées à la suite d'une crue, anticiper le comportement des bassins versants, s'ils sont soumis à des épisodes pluvieux différents, plus intenses par exemple, avec d'autres conditions initiales d'humidité ? Rien n'est moins sûr. En d'autres termes, la compréhension fine des processus est indispensable pour donner du sens aux observations de grande échelle et pouvoir les relier à des facteurs explicatifs éventuels : caractéristiques géologiques, morphologiques, géomorphologiques, pédologiques des bassins versants, intensité et cumul des pluies, antécédent pluviométrique... Elle est aussi absolument nécessaire pour envisager toute extrapolation, i.e. pour dépasser tout simplement l'empirisme de la seule observation.

Ces raisons m'ont naturellement poussé à m'intéresser aux processus de genèse des écoulements et à l'identification des cheminements de l'eau dans les bassins versants. Dans ce domaine, les lacunes de la science hydrologique sont encore bien nombreuses et la poursuite des travaux expérimentaux sur les bassins versants et plus particulièrement sur les versants, à la recherche des chemins de l'eau, est une nécessité absolue. Ce sera le thème de la troisième et dernière partie de ce mémoire.

Troisième partie

Perspectives

Chapitre 14

Perspectives

Les deux premières parties de ce mémoire nous ont permis de parcourir deux approches extrêmes de la discipline hydrologique : l'hydrologie théorique, celle de la nature vue à travers le prisme des modèles mathématiques et des écrans d'ordinateurs et l'hydrologie très empirique du collectionneur d'expériences. Ce dernier chapitre exprime des vœux concernant l'hydrologie expérimentale et l'hydrologie des processus, troisième axe indispensable de la science hydrologique, que je n'ai pu aborder qu'indirectement jusqu'à présent. Ces vœux vont dans trois directions principales :

- L'hydrologie de versant : parce que le versant apparaît aujourd'hui comme une échelle incontournable d'analyse des mécanismes de genèse des écoulements.
- Le fonctionnement des aquifères profonds et le rôle de la dynamique de circulation dans les milieux non saturés et de la recharge des nappes sur le régime des cours d'eau. L'interaction entre hydrologues de surface et hydrogéologues est nécessaire pour aborder certaines questions, notamment la prévision des étiages dans les bassins sédimentaires. Il est temps de dépasser la frontière historique entre ces deux disciplines.
- L'approche pluridisciplinaire pour l'étude des bassins versants parce qu'il faut pouvoir décrire ces objets fortement hétérogènes dont la variabilité interne, notamment spatiale, conditionne en grande partie la réponse. La géologie et la pédologie avec le renfort des nouvelles techniques de prospection géophysique, la géomorphologie et l'écologie fonctionnelle sont chacune source d'informations que l'hydrologue doit pouvoir intégrer et chercher à valoriser.

14.1 Regarder les choses par la tranche

14.1.1 Que ne sait-on pas sur les chemins de l'eau ?

La compréhension des processus, des différents chemins de l'eau et des temps de parcours qui leur sont associés, de leur organisation dans l'espace et dans le temps au sein d'un bassin versant, constitue le pilier sur lequel doit pouvoir s'appuyer toute connaissance en hydrologie. La compréhension des mécanismes de genèse des écoulements permet de donner un sens aux connaissances empiriques acquises par les observations de terrain (cf. partie précédente), d'orienter le choix des outils de modélisation et de mieux conditionner les extrapolations (cf. la première partie de ce mémoire). L'approfondissement de cette compréhension est une oeuvre de long terme, souvent ingrate car d'une part les investissements expérimentaux mettent du temps à porter leurs fruits et d'autre part, on ne peut étudier les processus qu'à petite échelle : chaque site expérimental est alors un cas particulier. Il faut donc accepter d'observer en détail le particulier et de tenter de tirer progressivement des enseignements généraux à partir de la confrontation des conclusions de l'étude d'une diversité de bassins versants et de versants. Mais quelles que soient les difficultés d'ordre expérimental ou de généralisation des observations, l'étude fine des mécanismes de genèse des écoulements est un passage obligé. La compréhension de ces mécanismes a grandement progressé depuis environ cinquante ans. La reconnaissance de l'importance de l'infiltration et des écoulements souterrains ou sub-superficiels dans la genèse des crues et ce malgré la relative lenteur de la circulation de l'eau dans les sols, et l'introduction de la notion de "zones saturées contributives variables" (Cappus, 1960; Dunne & Black, 1970; Freeze, 1974) ont constitué une avancée majeure. L'existence de ces zones saturées et de leur extension en période de crues a été maintes fois vérifiée sur des bassins versants tempérés depuis l'énoncé de cette théorie (Latron & Gallart, 2007; Freer *et al.*, 2002; Mérot, 1988; Tanaka *et al.*, 1988). De nombreuses expériences de traçage géochimique ont aussi mis en évidence l'importance des contributions souterraines en période de crue (Marc *et al.*, 2001; Joerin, 2000; Buttle & Peters, 1997; Iorgulescu, 1997; Loye-Pilot & Jusserand, 1990; Blavoux, 1978). La théorie des surfaces saturées contributives et le constat de l'importance des apports souterrains ne résolvent cependant pas toutes les énigmes des chemins de l'eau. Loin de là, ils posent de nouvelles questions et poussent en particulier à s'interroger sur les mécanismes de mobilisation rapide des eaux souterraines en période de crue, incompatibles avec les vitesses de circulation de l'eau dans les sols (Beven, 1982) et sur la rapidité des courbes de récession après les crues sur de nombreux bassins versants (McDonnel, 2003; Kirchner, 2003). De nombreux processus ont été envisagés pour tenter d'expliquer ces apparentes incohérences comme les écoulements dans les macropores, des ondes de pression

qui se mettraient en place dans les versants, l'intumescence de nappe, la réponse rapide de la frange capillaire lors des pluies : on peut se référer à Ambroise (1998) ou Gaume (2002) pour une revue complète. Certains de ces processus ont parfois été observés. Mais quel est leur impact réel sur la réponse hydrologique des bassins versants et sont-ils actifs et majeurs sur tous les bassins versants ou pour tous les types d'événements pluvieux ? D'autres mécanismes sont progressivement mis en évidence. Nous en aurons quelques illustrations dans ce qui suit. Les bassins versants sont encore loin d'avoir révélé tous leurs secrets (McDonnell, 2003).

14.1.2 Le versant est la bonne échelle d'analyse

La plupart des sites expérimentaux ont été, par le passé, des bassins versants densément équipés de matériels de mesure : essentiellement des pluviomètres et des limnigraphes situés dans les thalwegs et parfois des piézomètres et des tensiomètres. Avec l'avènement de la théorie des surfaces saturées contributives, le versant s'est imposé comme l'unité pertinente d'analyse des processus de genèse des écoulements. La notion de zones saturées est liée à l'existence de nappes persistantes ou temporaires dans les versants. L'extension des zones saturées, à laquelle semble liée l'évolution des débits des cours d'eau, est contrôlée par le développement de ces nappes de versants, lui-même résultant de l'organisation spatiale des écoulements souterrains dans ces versants. Au-delà des propriétés des sols et du sous-sol, la dimension spatiale, en particulier le long des transects reliant les crêtes aux drains que représentent les thalwegs, apparaît comme l'un des principaux facteurs contrôlant les temps de parcours de l'eau et donc la réponse hydrologique des bassins versants. Les versants ou transects expérimentaux se sont multipliés ces dernières années. Citons pour mémoire ceux qui ont fait l'objet de publications récentes : Akabe au Japon (Katsuyama *et al.*, 2005), Maimai en Nouvelle-Zélande (McGlynn *et al.*, 2002), Panola en Georgie-USA (Peters *et al.*, 2003)... Un groupe de travail, le groupe *Slope Intercomparison experiment* (SLICE) s'est constitué sur ce thème dans le cadre de l'initiative *predictions in ungaged basins* de l'Association internationale des sciences hydrologiques afin d'échanger les expériences acquises sur ces versants expérimentaux.

Parallèlement, différents modèles théoriques plus ou moins simplifiés ont été proposés pour étudier les relations pouvant exister entre la réponse d'un versant aux pluies et ses caractéristiques (propriété et profondeur des sols, pentes). Ogden & Watts (2000) mettent en relation, à l'aide du modèle commercial Hydrus2d, l'extension des zones saturées contributives sur un versant lorsqu'un régime d'équilibre est atteint, l'intensité d'une pluie constante et les propriétés d'un versant théorique : pente, profondeur et conductivité à saturation

du sol. Hilberts *et al.* (2004), Troch *et al.* (2004) et Troch *et al.* (2003) proposent un modèle simplifié d'écoulement dans les versants, modèle HSB (*Hillslope storage Boussinesq*), adapté à l'étude des régimes d'écoulement transitoires et au cas des versants convergents ou divergents et à topographie complexe.

L'expérimentation sur des versants réels ou artificiels, en utilisant des modèles aussi physiques que possible comme outils d'analyse et d'interprétation des mesures, semble être actuellement la voie la plus prometteuse pour progresser dans la connaissance des mécanismes de genèse des écoulements. J'ai commencé à explorer cette voie, en mettant dans un premier temps l'accent sur la modélisation mathématique au travers de la thèse de Thomas Esclaffer, mais dans l'idée d'étudier à terme des versants expérimentaux. Un projet de recherche sur ce thème est en cours de construction sur le site du bassin versant expérimental du Vallescure dans les Cévennes. La section qui suit fait état de quelques résultats préliminaires afin d'illustrer l'intérêt des modèles mathématiques comme outils d'interprétation hydrologique et les questions nouvelles qu'ils permettent de poser. Le modèle numérique dont les résultats sont présentés dans la section suivante a été développé par Thomas Esclaffer dans le cadre de sa thèse à partir du modèle Bil développé au Laboratoire Central des Ponts et Chaussées par P. Dangla. Il s'agit d'un modèle de versant dit "à bases physiques" ou du moins aussi physiques que possible. C'est un modèle tridimensionnel - utilisé ici sur des versants théoriques bidimensionnels - qui résout de manière couplée, par la méthode des éléments finis, le modèle de Richards décrivant les écoulements dans le milieu poreux que constituent le sol et le sous-sol du versant et le modèle de l'onde de crue diffusante pour les écoulements superficiels. Un module d'advection d'un traceur conservatif a été ajouté afin de pouvoir simuler la répartition des contributions respectives d'eau présente initialement dans le versant et d'eau de pluie à l'hydrogramme aval du versant. Nous n'en dirons ici pas plus sur ce modèle qui a été décrit par ailleurs (Beaugendre *et al.*, 2006) et le sera en détail dans la thèse de Th. Esclaffer. Voyons plutôt ce que son utilisation peut apporter.

14.1.3 Le modèle comme guide d'interprétation de résultats d'expérimentation

14.1.3.1 Présentation des données expérimentales

L'une des rares expériences bien documentée visant à comprendre l'organisation des écoulements dans un versant artificiel (modèle réduit) a été conduite par Gillham (1984). Les résultats de cette expérience ont récemment été utilisés pour tester différents modèles

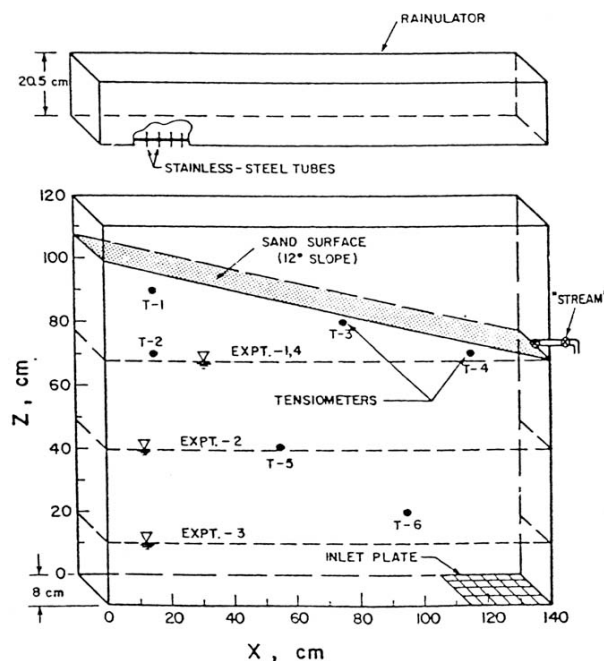


FIG. 14.1 – Schéma de la boîte expérimentale d'Abdul & Gillham (1984).

numériques de versants à bases physiques (Cloke *et al.*, 2006; Kollet & Maxwell, 2006; Vanderkwaak, 1999). Le modèle physique de versant proposé est constitué d'une boîte de plexiglas remplie de sable. Cette boîte mesure 1.2 m de haut, 1.4 m de large et 8 cm d'épaisseur. Le remplissage est tel que la surface du sol présente une pente de 20 %, avec une hauteur de sable au niveau de l'exutoire de 76 cm (figure 14.1). L'exutoire est constitué d'un tube en plexiglas de 1.25 cm de diamètre équipé d'un dispositif de mesure de débit. Pour pouvoir vidanger la maquette et ajuster le niveau initial de la nappe lors des expériences, une ouverture est aménagée au fond de la boîte. La maquette est équipée d'un simulateur de pluie qui s'ajuste sur le haut de la boîte. Ce simulateur est constitué de multiples petits tubes de 0.56 mm de diamètre positionnés selon une grille de 2.6 cm². L'intensité de pluie est contrôlée par le niveau d'eau dans le simulateur de pluie.

La boîte est équipée de 6 tensiomètres, dont trois sont positionnés à proximité de la surface et trois distribués sur toute la hauteur de la maquette (figure 14.1). Dans certaines expériences, l'eau de pluie est chlorée afin de permettre de séparer les contributions de l'eau du sol (eau ancienne) et de l'eau de pluie (eau nouvelle) à l'exutoire.

La maquette est remplie d'un matériau sableux et très drainant (conductivité à saturation comprise entre 5 et 9 10⁻⁵ m/s). La figure 14.2 illustre les propriétés hydrodynamiques de ce sol (courbes d'humidité et de conductivité) déduites par calage d'un modèle de Mualem-van Genuchten sur des données expérimentales de Abdul & Gillham (1984). On

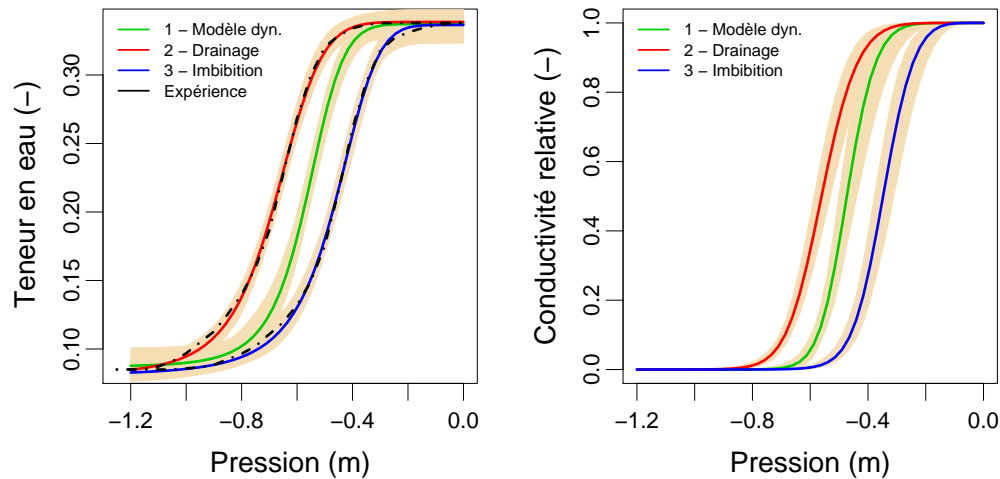


FIG. 14.2 – Fonctions hydrodynamiques utilisées pour réaliser les simulations de l'expérience d'Abdul et Gillham. Les courbes correspondent aux jeux de paramètres moyens, les bandes colorées correspondent à l'intervalle entre les quantiles 5% et 95% obtenus à partir de 2000 échantillons par calage (utilisation d'un algorithme MCMC). Le modèle dynamique (dyn), est un modèle "intermédiaire", calé en tenant compte de l'inertie de réponse du sol.

note l'importante hystérèse de ces relations entre succion, humidité et conductivité : très nette différence entre les courbes calées en phase de drainage ou d'imbibition.

14.1.3.2 Maquette initialement quasi saturée

Les deux premières expériences sur lesquelles sera testé le modèle numérique BilHydro (expériences 4 et 5) ont consisté à imposer une pluie constante sur l'ensemble de la maquette jusqu'à obtention d'un état stationnaire. Dans les deux cas, la nappe était initialement horizontale à une altitude de 76 cm affleurant sur le bord droit (exutoire de la maquette). La répartition initiale des charges est supposée hydrostatique au-dessus de la nappe. La succion maximale initiale dans le sol de la maquette est de 30 cm. Compte tenu des propriétés hydrodynamiques de ce sol (figure 14.2), ceci signifie que la maquette est quasiment totalement saturée au début de ces deux expériences. Le déficit de saturation de la maquette est théoriquement inférieur à 0.5 mm. Les deux expériences 4 et 5 diffèrent par l'intensité de la pluie : 45 mm/h pour l'expérience 4 et 19 mm/h pour l'expérience 5.

La figure 14.3 permet de comparer les observations et les résultats de simulation dans le cas de l'expérience 4. On remarque une très bonne adéquation entre les champs de pression simulés et les pressions mesurées en état stationnaire. Le modèle reproduit aussi assez bien l'évolution des débits à l'exutoire de la maquette, même s'il est un peu en avance sur les

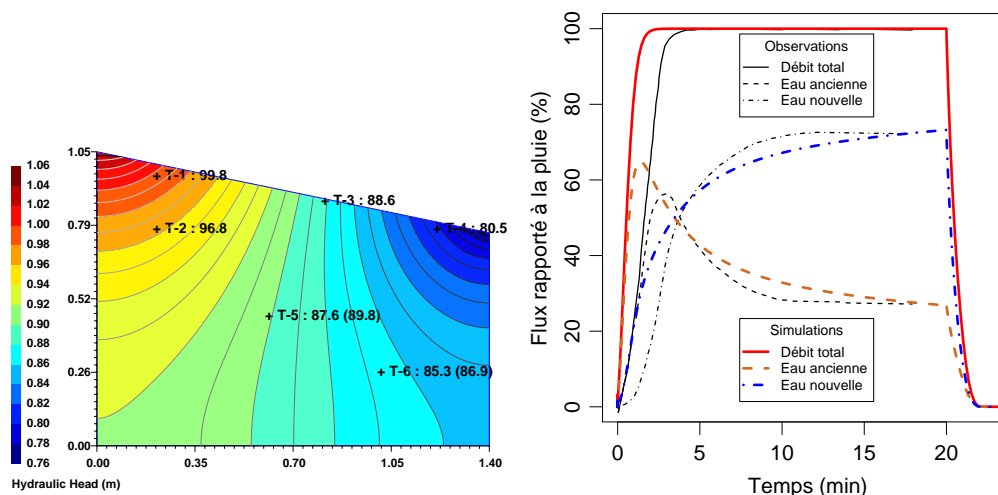


FIG. 14.3 – (a) Charges mesurées et répartition simulée de la charge hydraulique totale à l'équilibre, (b) décomposition simulée et mesurée de l'hydrogramme en eau ancienne et en eau nouvelle lors de l'expérience 4 : $K_S = 5 \cdot 10^{-5}$ m/s.

observations, ainsi que l'évolution des contributions respectives d'eau de pluie et d'eau initialement présente dans le sol (i.e. eau nouvelle et eau ancienne). C'est généralement l'expérience retenue dans la littérature pour la validation des modèles numériques (Cloke *et al.*, 2006; Kollet & Maxwell, 2006).

Les résultats obtenus dans le cas de l'expérience 5 - intensité de pluie plus faible - sont cependant moins satisfaisants (figure 14.4.a). Le modèle numérique est très nettement en avance sur les observations. Une étude de sensibilité menée sur les paramètres du modèle numérique (rugosité de surface, stockage d'eau dans les dépressions de surface, conductivité à saturation du sol ou encore pression d'entrée d'air contrôlant la hauteur de la frange capillaire) et les conditions initiales (altitude de la nappe légèrement inférieure) indique que la cinétique de réaction de la maquette ne peut être expliquée par le modèle numérique retenu. La figure 14.4.b montre les résultats obtenus avec des valeurs extrêmes de paramètres : le modèle numérique réagit plus lentement certes, mais ne peut rendre compte de la forme de relaxation observée, i.e. d'évolution très lente vers l'état stationnaire. Des processus à cinétique plus lente, non pris en compte dans le modèle et concernant essentiellement la zone saturée, puisque la maquette est quasiment saturée, sont à l'oeuvre.

Les bilans de volume réalisés à la suite des expériences 4 et 5 indiquent que la capacité de stockage du sol de la maquette est supérieure à celle que prévoit le modèle. Cette différence est minime : de l'ordre de 1 mm pour une porosité totale de 340 mm par mètre de sol, soit 0.33% des volumes des pores du sol de la maquette compte tenu de la profondeur moyenne

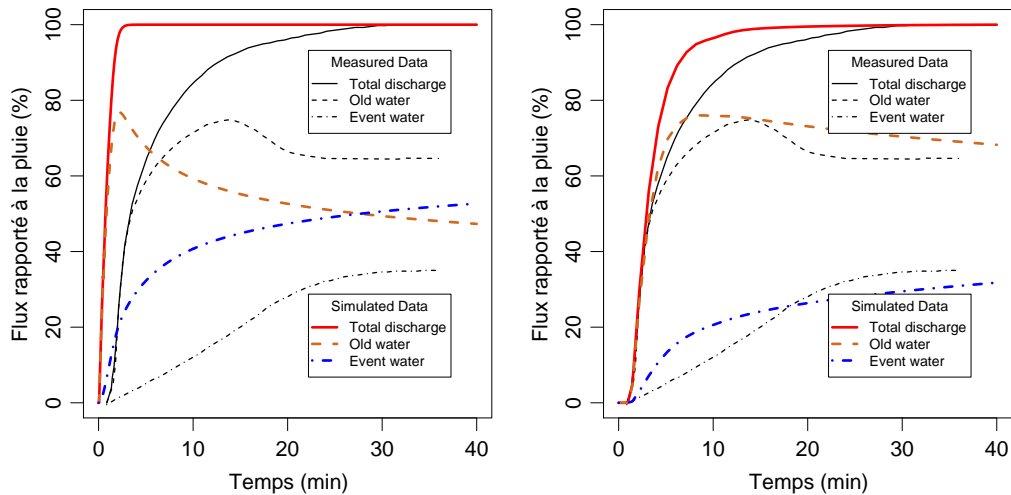


FIG. 14.4 – Comparaison des résultats de décomposition de l’hydrogramme en eau ancienne et en eau nouvelle de l’expérience 5 : a) $K_S = 5 \cdot 10^{-5}$ m/s, b) $K_S = 9 \cdot 10^{-5}$ m/s et hauteur de stockage dans les dépressions de surface de 0.5 mm.

TAB. 14.1 – Volumes d’eau stockés dans le sable de la maquette, déduits du bilan de masse utilisant les hydrogrammes et la valeur théorique d’intensité des précipitations.

Expérience	Précipitations (mm/h)	Volume stocké (mm)	
		Observations	Simulations
4	43	1,17	0,423
5	19	1,51	0,261

du sol (90 cm). Elle est cependant non négligeable compte tenu du niveau de saturation initial de la maquette dans ces deux expériences.

Ce volume résiduel non saturé ne se remplit d’eau qu’avec un certain retard lors de l’élévation du niveau de la nappe. L’air qui s’y trouve n’est donc que progressivement chassé par l’eau. La comparaison du modèle et des données observées met clairement en évidence l’effet du piégeage d’air lors du remplissage de la maquette.

Lors des essais de caractérisation de la conductivité hydraulique du sol, les auteurs des expériences signalent qu’effectivement, en conditions normales de saturation de l’échantillon, de l’air reste piégé dans le sable, altérant ainsi la mesure de conductivité hydraulique (selon que le sol est complètement saturé par l’eau ou par le mélange air-eau).

Initially, the sand in the permeameter was completely saturated by first flushing the permeameter with carbon dioxide, followed by degassed water. After

the initial hydraulic conductivity was determined, the sample was drained and then rewet with water that was in equilibrium with the atmosphere, and the hydraulic conductivity was remeasured. In the latter case the water content would not be at complete saturation because of the presence of isolated gas bubbles that would be entrapped during wetting process.

Cette première comparaison révèle tout à la fois la qualité des mesures effectuées par Abdul & Gillham (1984) puisqu'elles mettent en évidence un phénomène aussi subtil que le piégeage d'air qui porte sur une proportion minimale du volume de la maquette, mais aussi l'intérêt de modèles numériques tels que BilHydro même lorsque certains mécanismes importants ne sont pas pris en compte dans le modèle. L'analyse détaillée des différences entre observations et simulations permet de conclure que celles-ci ne peuvent être le fait des incertitudes sur les valeurs des paramètres du modèle ou sur l'état initial de la maquette, mais qu'elles sont liées à un processus non pris en compte. Un peu de réflexion (i.e. la maquette continue à stocker de l'eau, c'est donc que de l'air est lentement chassé dans la nappe) a permis d'identifier ce processus.

Une remarque pour conclure sur ce premier jeu d'expériences : la contribution des eaux souterraines (anciennes) augmente avec la conductivité hydraulique à saturation du sol, toutes choses égales par ailleurs (cf. comparaison des figures 14.4.a et 14.4.b). Sans surprise, la contribution souterraine en régime stationnaire croît avec la transmissivité latérale du milieu poreux souterrain ¹. En régime stationnaire, dans un versant idéalisé (profondeur de sol et pente constante), on peut montrer que le flux d'eau exfiltrée sur le versant est même proportionnel à cette transmissivité latérale, calculée en supposant le gradient de charges égal à la pente, à condition que le flux cumulé de pluie sur le versant dépasse cette transmissivité (Ogden & Watts, 2000). Peut-on pour autant ajuster la valeur de la conductivité hydraulique à saturation du versant en se fondant sur la contribution des eaux "anciennes" à l'écoulement ? Non, car un processus non pris en compte dans le modèle numérique entre en jeu. Le modèle numérique de suivi d'un traceur dans le milieu poreux utilisé est un modèle advectif simple : la taille du maillage a été choisie afin de limiter la diffusion numérique. Or la dispersion, liée à la variabilité des vitesses et directions d'écoulement de l'eau dans les différents pores du sol, peut jouer un grand rôle dans la propagation d'un traceur. Cela a été démontré expérimentalement (Abdul & Gillham, 1989) ; la contribution d'eau du sol reste significative sur des versants où compte tenu des conductivités et des pentes, les flux moyens d'écoulement souterrain - i.e. flux macroscopiques calculés par le modèle de Richards - sont négligeables. L'importance possible de la dispersion dans la circulation

¹On appelle ici transmissivité, le produit de la conductivité à saturation du sol, de la profondeur du sol et du gradient de charges.

de traceurs dans des versants a aussi été démontrée numériquement (Jones *et al.*, 2006) : la dispersion tend à augmenter significativement les contributions d'eau ancienne dont une partie est issue d'échanges verticaux entre la surface et le sol sous-jacent qui existent même lorsque le bilan de flux à l'interface est nul. Ce constat permet de s'interroger sur l'interprétation des nombreuses expériences de traçages géochimiques réalisées en hydrologie. La présence de quantités importantes d'un soluté caractéristique de l'eau du sol dans les rivières en crue ne signifie pas nécessairement pour autant que les flux d'écoulements sub-superficiels (hypodermiques) dans les versants on été majeurs. Une vision trop lissée d'un milieu fortement hétérogène peut conduire à des conclusions erronées. Ce constat reviendra à plusieurs reprises dans la suite de ce chapitre.

14.1.3.3 Maquette initialement désaturée

Les expériences précédentes portaient sur un milieu quasi saturé. Elles ne permettaient donc pas de tester réellement la partie du modèle numérique dédiée à la modélisation des écoulements en milieu non saturé. Abdul & Gillham (1984) ont réalisé d'autres expériences sur le même modèle réduit, dont l'expérience 3, comparable à l'expérience 4 précédente (intensité de pluie de 43 mm/h), mais avec un niveau de nappe initial situé à 57 cm en dessous du niveau de l'exutoire. Seules les mesures tensiométriques sont disponibles pour cette expérience. La répartition des pressions est supposée hydrostatique en début de simulation au-dessus de la nappe (état d'équilibre). Cependant, compte tenu de l'hystérésis constaté dans la relation entre teneur en eau et succion dans le sol (cf. figure 14.2), à quel niveau de saturation au-dessus de la nappe cette répartition des pressions peut-elle correspondre ? Par ailleurs, quelles relations hydrodynamique doit-on prendre en compte lors de la simulation sachant que l'équilibre initial a été atteint par abaissement du niveau de la nappe (drainage à l'aide d'un robinet de vidange situé sous la maquette) et que l'infiltration correspond à une phase d'imbibition ? Afin de répondre à ces questions, plusieurs simulations ont été conduites :

- La répartition des pressions dans la maquette est supposée initialement hydrostatique. L'état initial de saturation au-dessus de la nappe est calculé en utilisant la courbe de saturation dite de drainage (cf. figure 14.2). En revanche, on utilise la paramétrisation intermédiaire, dite "dynamique", lors de la simulation de l'infiltration : i.e. la répartition des pressions en début de simulation d'infiltration n'est donc plus hydrostatique au-dessus de la nappe. Ce scénario est appelé **DrDy**.
- La répartition des pressions dans la maquette est supposée initialement hydrostatique. L'état initial de saturation au-dessus de la nappe est calculé en utilisant la courbe de

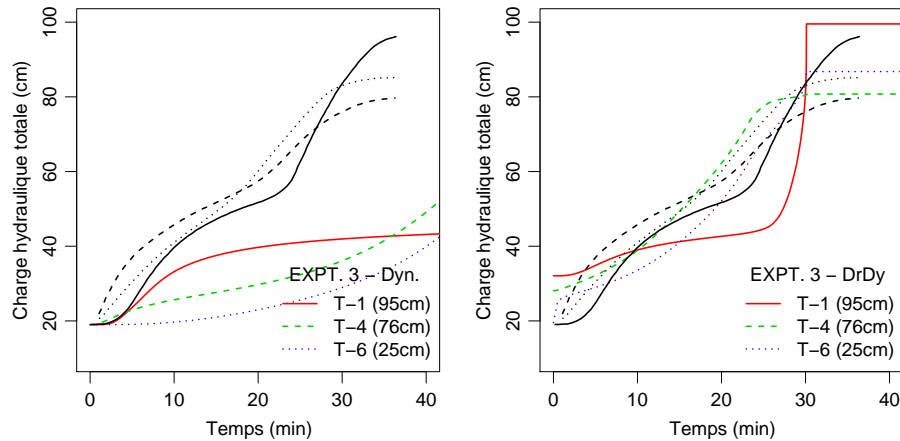


FIG. 14.5 – Comparaison des suivis des tensiomètres pour trois scénarios de représentation de l’expérience 3. Les mesures expérimentales sont en noir et les simulations en couleurs.

saturation dite ”dynamique”. Le contenu initial en eau du milieu non saturé au-dessus de la nappe est donc inférieur à celui du scénario DrDy. On utilise la paramétrisation ”dynamique” lors de la simulation de l’infiltration. Ce scénario est appelé **DyDy**.

- La répartition des pressions dans la maquette est supposée initialement hydrostatique. L’état initial de saturation au-dessus de la nappe est calculé en utilisant la courbe de saturation dite de drainage. En revanche, on utilise la paramétrisation correspondant à l’imbibition lors de la simulation de l’infiltration. Ce scénario est appelé **DrIm**. Le contenu initial en eau du modèle est identique dans les scénarios 1 et 3. La comparaison de ces deux scénarios permet de tester la sensibilité à la paramétrisation du sol, des cinétiques d’humectation du milieu non saturé et de recharge de la nappe.

La réponse simulée beaucoup trop lente des tensiomètres (figure 14.5) et de la hauteur de la nappe (figure 14.6) dans le cas du scénario 2, DyDy, indique clairement que l’état d’humidité initial du milieu non saturé au-dessus de la nappe a été sous-estimé. Compte tenu des courbes de saturations ajustées, la différence de contenu initial en eau de la maquette entre les scénarios DrDy et DrIm d’une part et DyDy d’autre part est importante : de l’ordre de 50 mm, à comparer aux 29 mm d’eau reçus par la maquette après 40 minutes de simulation. Les résultats obtenus dans le cas des deux autres scénarios sont en revanche très satisfaisants, qu’il s’agisse de la dynamique d’évolution des succions dans le milieu non saturé ou d’évolution de la hauteur de la nappe. Ils confirment : 1) que le contenu initial en eau correspond bien à la courbe de drainage (l’état initial a été obtenu par abaissement du niveau de la nappe), 2) que le modèle de Richards est bien pertinent pour reproduire les grands traits de la dynamique des écoulements dans des milieux poreux relativement homogènes (sable) et 3) que l’expérience d’Abdul & Gillham (1984) a été réalisée avec un

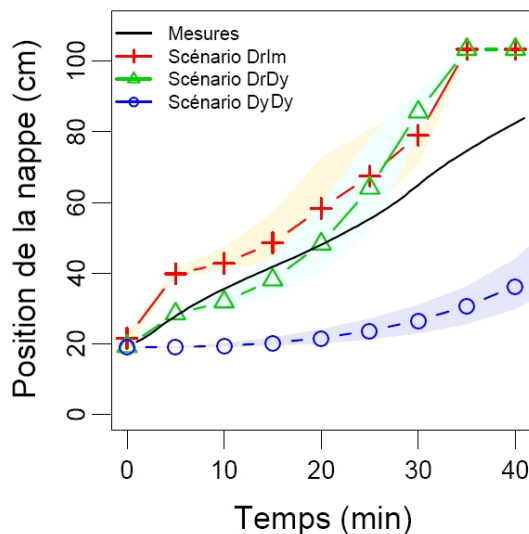


FIG. 14.6 – Comparaison des évolutions de la hauteur de nappe simulée et mesurée pour trois scénarios de représentation de l'expérience 3. Les lignes représentent la valeur médiane de la hauteur de nappe, les zones colorées correspondent aux valeurs minimales et maximales de la position de la nappe.

soin remarquable tant en ce qui concerne la maîtrise des conditions initiales, que la qualité des mesures tensiométriques ou des mesures des propriétés hydrodynamiques du sol utilisé.

On peut finalement noter que les différences entre les succions (non montré ici) et les hauteurs de nappe (figure 14.6) simulées avec les scénarios DrIm et DrDy sont relativement modestes. Dans ce cas, le forçage important (43 mm/h) impose le rythme de propagation du front d'humectation dans l'horizon non saturé, bien plus que les propriétés hydrodynamiques du sol. On remarque aussi que l'on retrouve, comme dans les expériences précédentes, le retard de réponse du niveau de la nappe en fin de simulation probablement attribuable au piégeage d'air dans les horizons saturés.

14.1.3.4 Conclusion

Ce premier test a permis de confronter un modèle numérique théorique à des données expérimentales. Cette confrontation est relativement satisfaisante : le modèle numérique rend bien compte des grands traits de la dynamique de réponse du modèle réduit de versant aux pluies et, s'il ne reproduit pas fidèlement tous les aspects de cette réponse, il s'est avéré être un support intéressant d'interprétation des données expérimentales. Le modèle numérique proposé semble donc simuler de manière réaliste le comportement hydrologique

d'un versant constitué d'un sol très perméable de 1.5 mètres de long. Ce résultat incite à regarder, au moins à l'aide de simulations théoriques, comment peut se comporter un versant d'une centaine de mètres de long, comparable à un versant cévenol par exemple, lorsqu'il est soumis à des cumuls de pluie importants. C'est ce qui est tenté dans la section suivante.

14.1.4 Le modèle comme outil d'expérimentations virtuelles

Le versant théorique retenu mesure 100 mètres de long. Il a une profondeur de sol uniforme de deux mètres, une pente uniforme de 30%, le substratum est supposé totalement imperméable et le sol, un sable, est très drainant (conductivité hydraulique à saturation de 0.5 m/h). On peut le considérer comme un versant cévenol idéalisé, couvert d'un sol relativement profond. La condition sur le bord aval de ce versant théorique est différente de celle de la maquette d'Abdul et Gillham : condition de suintement et non de flux nul. On peut cependant montrer que cette condition n'influence que très localement les écoulements et joue donc peu sur la dynamique de réponse de l'ensemble du versant aux pluies. La répartition initiale des pressions est supposée hydrostatique dans le versant : pression nulle au point le plus bas du versant et donc pression de - 32 mètres au point le plus haut du modèle. Deux sables aux propriétés différentes proposés dans deux publications relatant des résultats de simulations sur des modèles théoriques de versants similaires ont été testés (Paniconi *et al.*, 2003; Ogden & Watts, 2000). Par ailleurs, la réponse du versant aux pluies a été aussi simulée à l'aide du modèle simplifié HSB (Paniconi *et al.*, 2003) afin d'évaluer l'intérêt d'utiliser un modèle résolvant totalement le système des équations de Richards et simulant le fonctionnement du sol non saturé.

Afin d'évaluer l'impact possible de l'intensité de la pluie, la réponse du versant à trois épisodes de pluie successifs de 100 millimètres chacun a été simulée. Le premier épisode ayant une intensité constante de 10 mm/j durant dix jours, le second de 100 mm/j durant une journée et enfin le dernier de 100 mm en une heure.

Le résultat des simulations est instructif et surprenant (figures 14.7 et 14.8). La comparaison entre les résultats obtenus à l'aide du modèle HsB (transferts dans les horizons insaturés négligés) et le modèle BilHydro pour les deux types de sols met clairement en évidence l'impact du milieu non saturé sur la dynamique de réponse du versant. Les différences observées lors du premier épisode sont essentiellement attribuables au choix de la condition initiale (équilibre hydrostatique dans le versant). Visiblement, cet équilibre n'est atteint qu'extrêmement lentement. Ce sont avant tout le drainage vertical de la zone non saturée et le drainage latéral de la nappe temporaire qui se forme dans le versant lors des

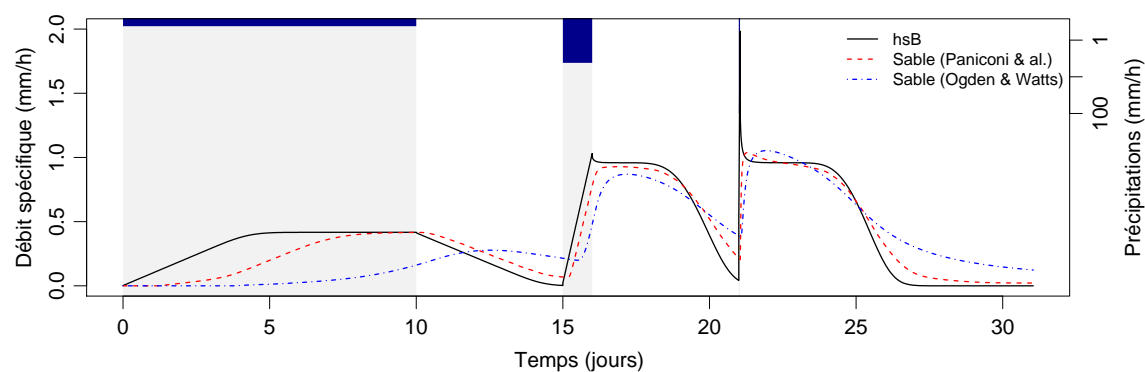


FIG. 14.7 – Comparaison d'hydrogrammes à l'exutoire d'un versant théorique soumis à trois pluies successives de 100 mm simulés à l'aide du modèle simplifié HSB et du modèle BylHydro avec deux types de sols.

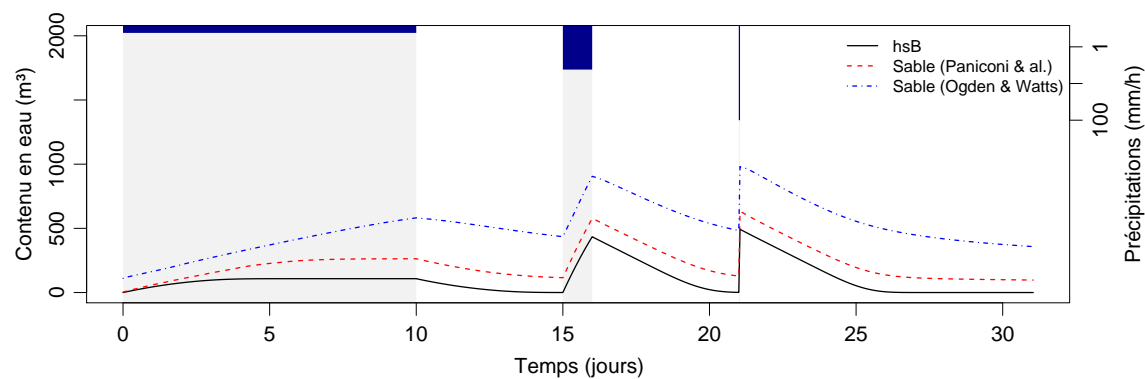


FIG. 14.8 – Comparaison de l'évolution des contenus en eau d'un versant théorique soumis à trois pluies successives de 100 mm simulés à l'aide du modèle simplifié HSB et du modèle BylHydro avec deux types de sols.

pluies qui dominent (cf. figure 14.8). Lors des deux épisodes suivants, on observe que les transferts dans les horizons non saturés du versant conduisent à retarder et à amortir la réponse du versant (cf. comparaison avec le modèle HsB). Selon les propriétés des sols, les temps de parcours de l'eau dans le milieu non saturé peuvent être plus ou moins longs. Un simple bilan de masse révèle que dans le cas du sol d'Ogden & Watts, des volumes d'eau qui s'étaient infiltrés en début de simulation ne sont pas encore restitués après trente jours de simulation (figure 14.7). La cinétique de drainage des horizons non saturés joue certainement un rôle déterminant en période d'étiage. Le second constat important porte sur la forme des hydrogrammes de réponse de ce versant théorique. Quels que soient le modèle et le type de sol, cette forme est très éloignée de celle d'un hydrogramme typique de réponse d'un bassin versant. Elle se caractérise par le maintien d'un débit élevé - stable dans le cas du modèle HsB - durant plusieurs jours après les pluies, ce débit semblant lié au volume de pluie plus qu'à son intensité pour les pluies de relativement courte durée. Un changement de la condition limite aval - condition de flux nul sur le bord droit - ne modifie que marginalement la dynamique de réponse du versant : apparition d'une pointe de crue modérée liée à la réponse de la zone saturée se maintenant en bas de versant. La cinétique de réponse du versant théorique aux pluies est contrôlée par les transferts de masses d'eau. Son temps de concentration est de l'ordre de 4 à 5 jours (cf. figure 14.7 : premier épisode de pluie simulé à l'aide du modèle HsB). Nous renvoyons ici à la thèse de Thomas Esclaffer pour une interprétation détaillée. Avançons cependant quelques explications.

1. Le profil d'équilibre de la nappe d'un versant soumis à une pluie uniforme d'intensité constante se met en place depuis l'amont. Durant la phase transitoire, on peut distinguer trois parties du versant : (a) la partie haute où la nappe a atteint son profil d'équilibre (augmentation de l'épaisseur de la nappe vers l'aval), (b) une partie intermédiaire où l'épaisseur de nappe est uniforme et (c) une partie basse où le profil de la nappe est contrôlé par la condition limite aval. Après l'interruption de la pluie, la vidange de la nappe est de type "piston" au moins pour la partie intermédiaire du versant, expliquant la stabilité des débits observée lorsque l'équilibre n'a pas été atteint (i.e. lorsque la partie intermédiaire existe). L'existence d'un horizon insaturé au-dessus de la nappe conduit à une alimentation de la nappe de versant qui n'est plus constante dans le temps et modifie donc la dynamique de réponse du versant et l'évolution dans le temps du profil de la nappe que nous venons de décrire (cf. comparaison des simulations HsB et BilHydro).
2. C'est dans la partie que nous avons appelée aval que se développent les zones saturées. Leur extension dépend de la condition à la limite aval, de l'intensité des pluies, de la transmissivité du sol (produit de la conductivité à saturation, de la profondeur du sol et de la pente) et de la durée de l'événement pluvieux. Dans le cas présent, la

transmissivité est égale à $0.3 \text{ m}^2/h$, soit le flux reçu par 3 mètres linéaires de versant lorsque l'intensité de pluie est de 100 mm/h et environ 100 mètres de versant lorsque l'intensité de pluie est de 100 mm/j. A l'équilibre, les surfaces saturées couvriraient la quasi-totalité du versant (96 mètres) avec une pluie de 100 mm/h d'intensité. Le troisième épisode de pluie simulé n'était cependant pas suffisamment long pour que ces surfaces apparaissent sauf dans le cas du modèle HsB.

3. Seul le temps de réponse des zones saturées contributives, quand elles peuvent se mettre en place, est en rapport avec les temps de réponse des bassins versants généralement observés. Or, la dynamique d'extension des zones saturées est essentiellement conditionnée par la répartition initiale des déficits de saturation des profils de sol (i.e. la profondeur initiale de la nappe), compte tenu de la lenteur des écoulements latéraux souterrains pour des épisodes de pluie de courte durée. Etant donnée la cinétique de drainage de la nappe dans le cas du versant théorique traité ici (4 à 5 jours), c'est essentiellement la géométrie du versant et du bassin versant qui conditionneront les profondeurs initiales de nappe : répartition des profondeurs de sol, zones de convergence des écoulements souterrains, types de conditions aux limites locales liées à la topographie de surface. Cette géométrie à petite échelle est difficile à décrire et intégrer dans les modèles hydrologiques. Il n'est donc pas étonnant que le processus pluie-débit soit difficile à modéliser.
4. Le manque de réalisme de la réponse du milieu souterrain indique qu'un versant type de 100 mètres de long n'est probablement pas représentatif de la réponse d'un bassin versant dans son ensemble. Des retards de réponse de versants tels que ceux qui sont simulés ne sont pratiquement jamais observés. Ils sont peut-être masqués par la cinétique de réponse des zones contributives qui n'ont pas été actives dans les simulations compte tenu de la géométrie du versant. C'est certainement aussi le signe que les distances de parcours de l'eau souterraine sont en général courtes, du fait, par exemple, de l'activation de réseaux de drainage plus denses avec l'élévation du niveau de la nappe de versant. Tout comme dans le cas des zones saturées, la variabilité spatiale des caractéristiques du sol à petite échelle ont probablement au moins autant d'influence sur la dynamique de réponse d'un versant aux pluies que les propriétés moyennes, seules représentées dans le modèle.

14.1.5 Conclusions

Nous n'en dirons pas plus même si de nombreux autres commentaires pourraient être faits sur la simple base de ces quelques simulations (influence possible des caractéristiques moyennes du versant comme la pente, la profondeur et la conductivité des sols, rôle possible

des macropores...). Mais il ressort clairement de ces essais que les modèles numériques dits "à base physique", s'ils ne sont bien évidemment pas exactement fidèles à la réalité complexe des écoulements souterrains, sont de formidables outils de support de réflexion, de test d'hypothèses, "d'expérimentation virtuelle" pour reprendre la formule proposée récemment (Weiler & McDonnell, 2004). Ces modèles "à base physique" ont encore été assez peu utilisés comme outils d'interprétation d'expérimentations sur modèle réduit ou de terrain en hydrologie, des modèles conceptuels à réservoirs leur ayant souvent été préférés pour la simplicité de leur mise en oeuvre (Weiler & McDonnell, 2006). Le modèle numérique étant prêt, il reste à le confronter au terrain pour lever en particulier l'énigme posée par la simulation de la section précédente sur l'incompatibilité entre les temps de séjour de l'eau infiltrée dans un versant théorique simplifié et les temps de réponse effectifs assez courts des versants par temps de pluie : i.e. poursuivre l'identification des chemins de l'eau. C'est à cette fin que je prépare actuellement un sujet de thèse de doctorat sur le site expérimental du Vallescure dans les Cévennes avec la collaboration de l'équipe de Claude Martin de l'UMR ESPACE et Christophe Bouvier de l'IRD. Cette thèse combinera la modélisation numérique et la mesure des écoulements souterrains et superficiels sur des versants à sols peu profonds à l'aide, entre autres, de réseaux denses de piézographes. Elle devrait débiter à l'automne 2007 si tout va bien.

14.2 Dépasser le mètre de profondeur

Au-delà de l'hydrologie de versants à sols peu profonds et substratums imperméables, je souhaitais aussi évoquer quelques perspectives plus lointaines reliées aux chemins de l'eau et à la modélisation des écoulements souterrains, qui me sont apparues lors d'études réalisées sur les crues et les étiages en marge de mes activités de recherche. Le modèle de bassin versant idéal sur lequel raisonne en général l'hydrologue des processus possède un substratum imperméable recouvert d'un sol plus ou moins profond mais ne dépassant pas quelques mètres. C'est le bassin versant représenté dans le très populaire modèle hydrologique TOPMODEL (Beven *et al.*, 1995). Cela correspond aussi aux schémas types de versants ou de bassins versants que l'on trouve dans de nombreux manuels d'hydrologie (Musy & Higy, 2004) ou articles de synthèse sur les processus pluie-débit (Ambroise, 1998). Or de nombreux bassins versants possèdent des substratums plus ou moins perméables. C'est le cas en particulier dans les grands bassins sédimentaires en France (bassins parisien, aquitain, et Limagne). Dans ce cas, les circulations souterraines des eaux et l'alimentation des cours d'eau par les aquifères peuvent jouer un rôle majeur en période d'étiage, c'est évident, mais aussi lors des crues. A titre d'exemple, la concomitance de l'évolution des

niveaux d'eau dans le fleuve Charente et dans différents aquifères du bassin versant de la Charente lors de la crue de l'hiver 2000 (figure 14.9) indique sans ambiguïté qu'une partie importante des débits de crues de la Charente si ce n'est la majorité ont transité par ces aquifères.

On peut noter l'étonnante rapidité de la réponse de ces aquifères souterrains qui renvoie à la même question que celle soulevée dans la section précédente sur les chemins de l'eau et les éventuels chemins préférentiels et courts-circuits des écoulements souterrains. Le drainage des aquifères par le réseau hydrographique, la relation nappes-rivières, est une composante des modèles couplés souterrain-rivières comme la chaîne SAFRAN-ISBA-MODCOU, qui repose sur des approches très empiriques (Rousset *et al.*, 2004). Comme pour les modèles hydrologiques de surface, il s'agit d'un maillon du cycle de l'eau sur lequel des progrès importants peuvent être réalisés sur la compréhension fine des processus. Les hydrologues doivent pouvoir intégrer les eaux souterraines s'ils veulent traiter de la question de la genèse des crues sur de nombreux bassins versants. Ils partagent aussi avec les hydrogéologues des problématiques sur lesquelles des échanges pourraient s'avérer fructueux.

Un autre point de rencontre et de collaboration possible entre hydrologues et hydrogéologues concerne l'étude et la prévision des étiages, sujet qui émerge à nouveau suite aux sécheresses qu'ont subies certaines régions françaises ces dernières années et aux prévisions inquiétantes de changement du climat, en particulier de la pluviométrie en Europe occidentale (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2007). Or sur ce sujet aussi, l'état des connaissances peut encore notablement progresser. Appuyons-nous sur une illustration : celle de l'étude des étiages de l'Oise à Creil (Tassin & Gaume, 2000)². Lorsque l'on regarde et que l'on compare les courbes de tarissement de l'Oise à Creil au cours de séquences d'étiages relativement longues (figure 14.10), on observe une décroissance des débits dans les premiers mois, éventuellement interrompue par des crues de printemps qui ne semblent cependant pas modifier ou retarder le tarissement qui suit sa propre dynamique.

Cette dynamique correspond à ce que reproduisent de nombreux modèles conceptuels de tarissement ou de récession de nappes (modèles à réservoirs, modèle exponentiel ou de Maillet). En revanche, dans un second temps, les débits décroissent beaucoup plus lentement, voire se stabilisent autour d'une valeur assez faible si on la compare aux écoulements totaux annuels : i.e. l'équivalent de quelques millimètres par mois si le débit est rapporté à la surface du bassin versant. Ce débit minimum d'étiage semble assez peu corrélé avec

²La station limnimétrique de Creil, située à l'amont immédiat du seuil mobile d'un barrage de la navigation n'est pas d'une fiabilité irréprochable. Les conclusions tirées de l'analyse des débits reconstitués disponibles sont cependant suffisamment tranchées et concordent parfaitement avec les observations réalisées en leur temps par Belgrand & Lemoine (1870) sur divers cours d'eau du bassin de la Seine.

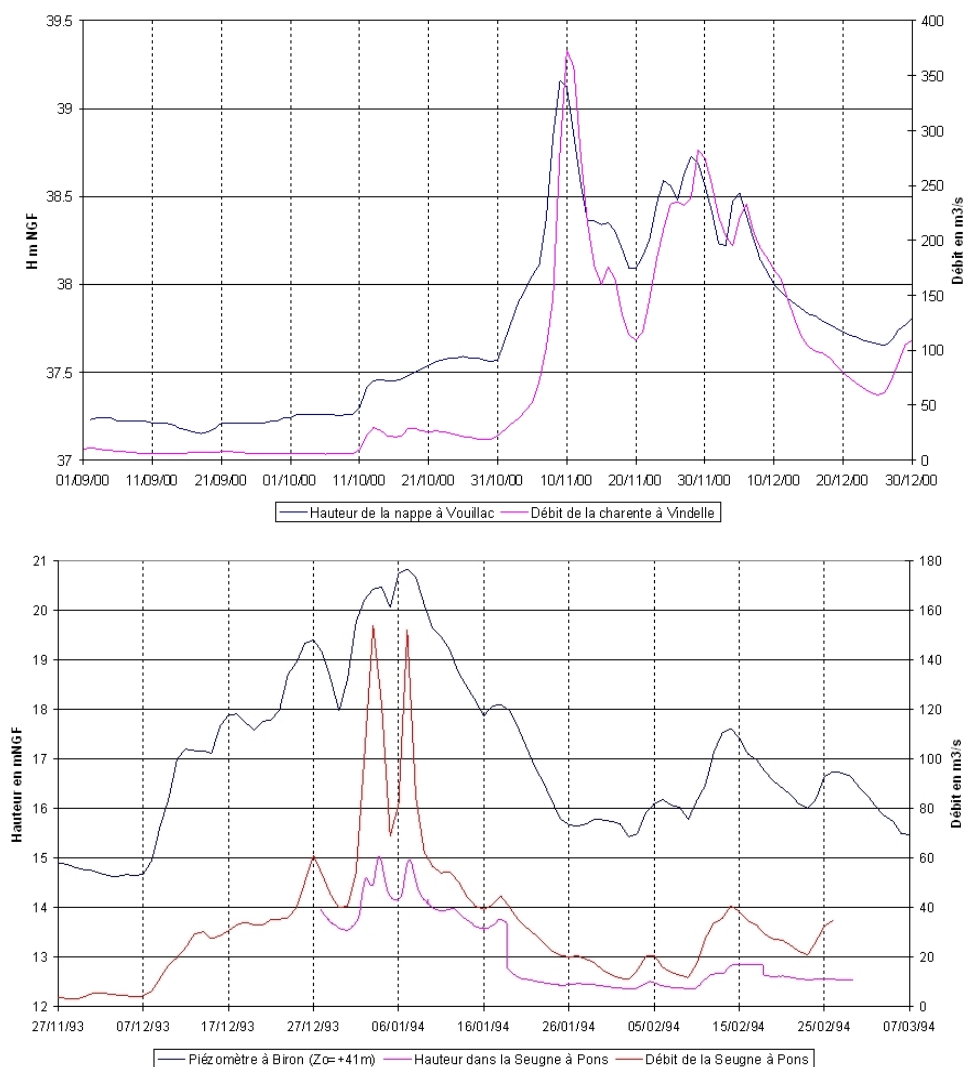


FIG. 14.9 – Comparaison de l'évolution du niveau des aquifères et des débits des cours d'eau les drainant dans le bassin de la Charente lors de la crue de l'hiver 2000 : a) Charente à Vindelle et aquifère de la Charente amont, b) Seugne à Pons et aquifère Turo-Cogniacien (Hydratec, 2005).

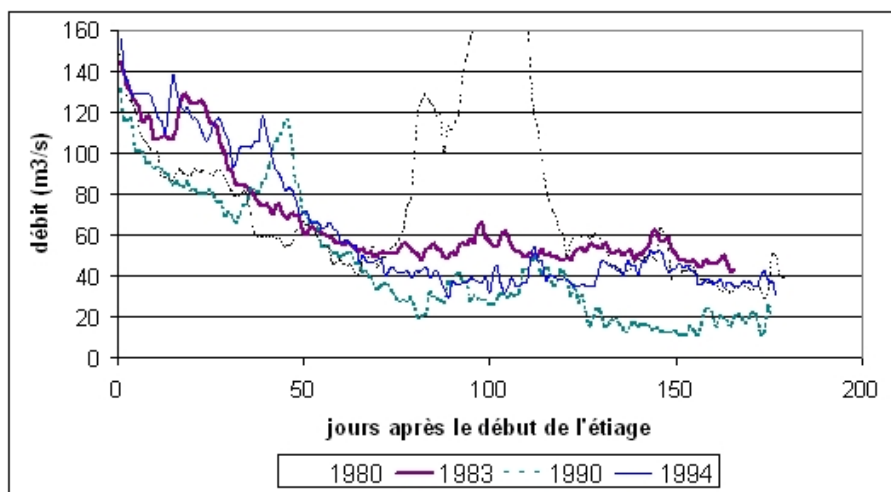


FIG. 14.10 – Comparaison des courbes de tarissement de l'Oise à Creil pour différentes années.

le débit de début de période d'étiage lui-même lié au niveau des aquifères qui alimentent l'Oise à l'étiage (nappes de la craie et des sables Bracheux). Il semble en revanche assez bien corrélé à la recharge hivernale des nappes dont un indicateur est l'écoulement total mesuré durant les mois de janvier à mars (figure 14.11). La corrélation n'est pas parfaite mais le débit minimum augmente clairement lorsque l'écoulement total de janvier à mars croît.

D'un point de vue pratique, il semble possible de prévoir dès la fin du mois de mars, i.e. dès la fin de la période de pluies efficaces, quel sera l'ordre de grandeur du débit minimum d'étiage si un étiage significatif se produit sur l'Oise à Creil à partir d'un indicateur de recharge des aquifères. Belgrand & Lemoine (1870) étaient arrivés à une conclusion identique pour différents cours d'eau du bassin de la Seine en amont de Paris et avaient proposé un modèle de prévision de débit minimum d'étiage basé sur les cumuls de pluie hivernaux. En ce qui concerne les processus, deux dynamiques semblent se superposer à l'étiage. La première avec un temps de réponse de quelques mois contrôle la récession de printemps. Sa cinétique est relativement reproductible d'une année sur l'autre (figure 14.10) et correspond probablement au drainage de la partie saturée des aquifères souterrains. Le second processus, avec une inertie beaucoup plus grande comme en témoigne la lente décroissance des débits en seconde partie d'étiage, pourrait être contrôlé, c'est une hypothèse, par le flux de réalimentation des nappes par percolation de l'eau depuis la surface dans les horizons non saturés situés au-dessus des nappes. Cette percolation lente et le comportement du milieu non saturé pourraient expliquer l'effet mémoire annuel voire pluri-annuel des aquifères souterrains. Le rôle majeur de cette zone non saturée dans la

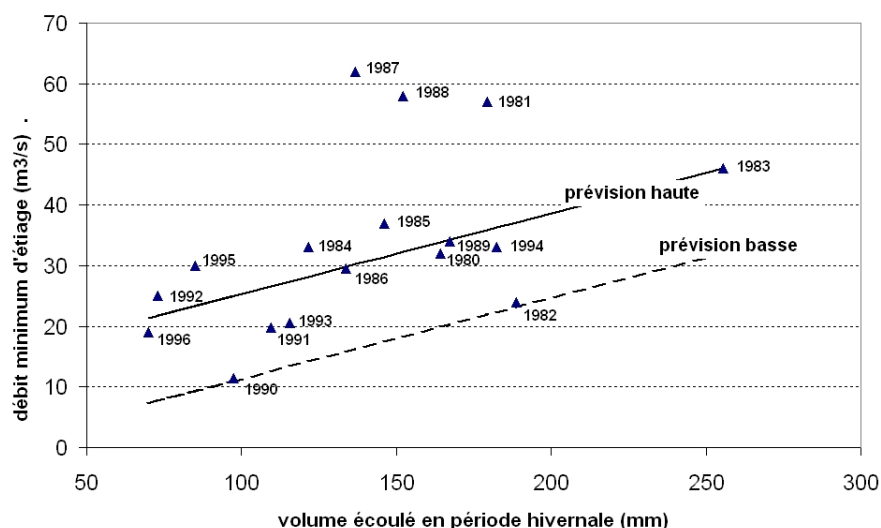


FIG. 14.11 – Lien entre le volume total écoulé entre le début du mois de janvier et le début de la période d'étiage (débit inférieur à $150 \text{ m}^3/\text{s}$) et le débit minimum de l'étiage de l'été suivant de l'Oise à Creil.

dynamique hydrologique est progressivement reconnu qu'il s'agisse des étiages ³ ou dans certains cas particulier des crues ou inondations par remontées de nappes (Pinault *et al.*, 2005). Or cette zone non-saturée a été pour le moment assez peu étudiée. Il s'agit d'une sorte de *terra incognita* : puits ou perte pour les hydrologues de surface et source pour les hydrogéologues. L'hydrogéologie s'est surtout intéressée au milieu saturé (De Marsilly, 1981; Castany, 1982). Le milieu insaturé a été généralement étudié de manière indirecte afin d'évaluer des flux de recharge des aquifères, généralement des flux moyens inter-annuels ou annuels (Nolan *et al.*, 2007; Houston, 2007; Arnold *et al.*, 2000). D'un point de vue dynamique, cette zone est représentée par des modèles conceptuels de type réservoirs très simplifiés dans les modèles hydrogéologiques : modèle Gardenia du BRGM (Roche, 2004), chaîne SAFRAN-ISBA-MODCOU (Rousset *et al.*, 2004). Il s'agit là d'une interface entre les deux disciplines, dont le fonctionnement est encore assez mal connu et dont l'étude pourrait permettre d'améliorer la compréhension et la prévision de l'alimentation des cours d'eau et des aquifères souterrains, en particulier lors des périodes d'étiages. Les conclusions sur les conséquences des changements climatiques sur les débits d'étiages de certains cours d'eau peuvent en particulier être diamétralement opposées selon que la variable explicative du modèle de prévision utilisé est la durée de la période d'étiage (cas des modèles classiques de récession) ou la recharge hivernale.

³cf. Résultats préliminaires de l'étude du BRGM sur l'influence des prélèvements en nappes sur les débits d'étiage des petits cours d'eau du bassin de la Seine réalisée pour la Diren Ile-de-France.

L'hydrologie est la science qui s'intéresse au cycle de l'eau. Dans de nombreux cas de figure, une hydrologie complète ne peut faire abstraction des aquifères souterrains et de leurs relations avec les cours d'eau. De plus, d'un point de vue scientifique, le croisement des approches hydrogéologiques et hydrologiques peut s'avérer très fructueux pour l'étude des cheminements de l'eau, des relations nappes-rivières ou encore de la dynamique de réponse de la zone non-saturée. L'hydrologie et l'hydrogéologie sont deux disciplines scientifiques aux origines très différentes : la géographie pour l'une et la géologie et la prospection pétrolière pour l'autre. A quelques exceptions près, les deux communautés scientifiques sont restées jusqu'à présent relativement séparées. Elles commencent cependant à partager les mêmes problématiques (étiages) et les mêmes outils (modélisation numérique "à base physique"). Le temps d'un rapprochement est venu.

14.3 L'hydrologie est une science de la nature

J'ai eu l'occasion de l'illustrer à plusieurs reprises dans ce mémoire : il n'existe pas de modèle clé en main de bassins versants. Le bassin versant n'est pas réductible à une série d'équations. La modélisation systémique empirique a rendu bien des services aux ingénieurs et continuera d'en rendre. Elle souffre cependant d'un défaut majeur : elle mime les situations observées mais ne permet pas d'extrapoler. L'extrapolation ne peut se fonder que sur une compréhension fine des processus générateurs du signal observé (signal pluie-débit en l'occurrence) et de leur dynamique. De même, la compétence hydrologique ne peut se résumer à un savoir académique et à la maîtrise de quelques d'outils mathématiques. Cette compétence doit reposer aussi sur l'expérience, la compréhension intime des processus de genèse des écoulements née de l'observation : une expertise.

Les bassins versants sont en effet des objets fortement hétérogènes dont la variabilité interne, notamment spatiale, conditionne probablement en grande partie la réponse. Afin de pouvoir les décrire et tenter de les comprendre, il est nécessaire de combiner les approches. Ce constat justifie mon parcours qui m'a conduit des mathématiques jusqu'à l'analyse des processus à petite échelle en passant par l'observation de terrain. J'irai plus loin encore en conclusion de ce mémoire. L'observation et la description de ces objets naturels fortement hétérogènes que sont les bassins versants nécessite d'exploiter tous les indices possibles témoins de leur structure et de leur fonctionnement et donc de dépasser le cadre disciplinaire de l'hydrologie. La géologie, la géomorphologie, le couvert végétal et donc la phyto-écologie, la pédologie sont autant de disciplines portant un regard sur le bassin versant et dont l'hydrologue doit pouvoir nourrir sa réflexion. En ce sens, l'hydrologie, comme l'écologie, est avant tout une science qui doit être fondée sur l'observation :

une science de la nature comme l'ont si justement souligné Musy & Higy (2004). Franchir les frontières disciplinaires n'est dans ce cas pas le signe d'une inconstance scientifique, c'est une nécessité si le but de la recherche que l'on s'assigne est de percer les mystères du fonctionnement des bassins versants. Et dans ce domaine, il reste encore beaucoup à chercher et à trouver.

Bibliographie

- Abdul, A.S. & Gillham, R.W. (1984). Laboratory studies of the effects of the capillary fringe on streamflow generation. *Water Resources Research*, 20(6) :691–698.
- Abdul, A.S. & Gillham, R.W. (1989). Field studies of the effect of the capillary fringe on streamflow generation. *Journal of hydrology*, 112 :1–18.
- Abrahart, R.J., See, L. & Kneale, P.E. (1999). Using pruning algorithms and genetic algorithms to optimise network architectures and forecasting inputs in a neural network rainfall-runoff model. *Journal of Hydroinformatics*, 1/2 :103–114.
- Ahyerre, M. (1999). *Bilan et mécanismes de migration de la pollution de la pollution organique en réseau d'assainissement unitaire*. PhD thesis, Université Paris VI.
- Ahyerre, M., Chebbo, G., Tassin, B. & Gaume, E. (1998). Storm water quality modelling, an ambitious objective? *Water Science and Technology*, 37(1) :205–213.
- Akaike, H. (1973). Information theory as an extension of the maximum likelihood principle. In Petrov, B. & Csaki, F., editors, *Second international conference on Information Theory*, pages 267–281, Budapest.
- Alcoverro, J., Corominas, J. & Gomez, M. (1999). The barranco de Aras flood of 7 August 1996 (Biescas, Central Pyrenees, Spain). *Engineering Geology*, 51 :237–255.
- Amari, S-I., Murata, N., Muller, K-R., Finke, M. & Yang, H.H. (1997). Asymptotic statistical theory of overtraining and cross-validation. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(5) :985–996.
- Ambroise, B. (1998). Genèse des débits dans les petits bassins versants ruraux en milieu tempéré : 1- processus et facteurs. *Revue des Sciences de l'Eau*, 4 :471–495.
- Anctil, F., Perrin, Ch. & Andreassian, V. (2004). Impact of the length of observed records on the performance of ann and of conceptual parsimonious rainfall-runoff forecasting models. *Environmental Modelling and Software*, 19 :357–368.

- Antoine, J.M. (1992). *La catastrophe oubliée. Les avatars de l'inondation, du risque, et de l'aménagement de la vallée de l'Ariège*. PhD thesis, Université de Toulouse-Le Mirail. 495p.
- Antoine, J.M., Desailly, B. & Métaillié, J.P. (1993). La chronologie des crues et phénomènes torrentiels dans les pyrénées (xviiiie-xxe siècles). premiers résultats et problèmes d'interprétation. *Les Cahiers de l'Isard, Risques et Aménagement dans les Pyrénées* :31–58.
- Arnaud, P. & Lavabre, J. (1999). Using a stochastic model for generating hourly hyetographs to study extreme rainfalls. *Hydrological Sciences Journal*, 44(3) :433–446.
- Arnaud, P. & Lavabre, J. (2002). Coupled rainfall model and discharge model for flood frequency estimation. *Water Resources Research*, 38(6) :1075. doi 10.029/2001WR000474.
- Arnold, J.G., Muttiah, R.S., Srinivasan, R. & Allen, P.M. (2000). Regional estimation of base flow and groundwater recharge in the upper mississippi river basin. *Journal of hydrology*, 227 :21–40.
- ASCE (2000a). Artificial neural networks in hydrology. I : preliminary concepts. *Journal of hydrologic engineering*, 5(2) :115–123.
- ASCE (2000b). Artificial neural networks in hydrology. II : hydrologic applications. *Journal of hydrologic engineering*, 5(2) :124–137.
- Ayral, P.A. (2005). *Contribution à la spatialisation du modèle opérationnel de prévision des crues éclair ALHTAÏR - Approches spatiale et expérimentale - Application au bassin versant du Gardon d'Anduze (Gard - France)*. PhD thesis, Université d'Aix-Marseille I.
- Bardossy, A (1998). Generating precipitation time series using simulated annealing. *Water Resources Research*, 34(7) :1734–1744.
- Barriendos, M. & Coeur, D. (2004). Flood data reconstruction in historical times from non-instrumental sources in spain and france. In G.Benito & V.R.Thorndycraft, editors, *Systematic, Palaeoflood and Historical Data for the Improvement of Flood Risk Estimation : Methodological guidelines.*, pages 29–42.
- Barriendos, M., Llasat, M.C., Barrera, A. & Rigo, T. (2002). The study of flood events from documentary sources : methodological guidelines for historical source identification and flood characterization in the iberian peninsula. In V.R.Thorndycraft, G.Benito, M.Barriendos & M.C.Llasat, editors, *Palaeofloods, Historical data and Climatic variability : applications in Flood Risk Assessment.*, pages 87–92. Proceedings of the PHEFRA international workshop, Barcelona, 16-19th October 2002.

- Beaugendre, H., Ern, A., Esclaffer, T., Gaume, E., Ginzburg, I. & Kao, C. (2006). A seepage face model for the interaction of shallow water tables with the ground surface : Application of the obstacle-type method. *Journal of Hydrology*, 329(1-2) :258–273.
- Beck, M.B. (1987). Water quality modeling : a review of the analysis uncertainty. *Water Resources Research*, 23(8) :1393–1442.
- Belgrand, E. & Lemoine, G. (1870). Sur l'état probable des eaux courantes du bassin de la Seine dans l'été et l'automne 1870. *Annales des ponts et chaussées*, 4^{me} série, note 255, pages 532–546.
- Belmonte, A.C. & Beltran, F.S. (2001). Flood events in Mediterranean ephemeral streams (ramblas) in Valencia region, Spain. *Catena*, 45 :229–249.
- Benson, M.A. & Dalrymple, T. (1967). *General field and office procedures for indirect discharge measurements. Tech. Water Ressour. Invest., Book 3, Chapter A-1*. U.S. Geological Survey.
- Berne, A., Delrieu, G., Creutin, J-D. & Obled, C. (2004). Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology. *Journal of Hydrology*, 299 :166–179.
- Berthier, E., Auzizeau, J., Fasquel, M, Flahaut, B., Rouaud, J.M. & Andrieu, H. (1998). Le suivi hydrologique de bassins versants expérimentaux en milieu urbanisé. Rapport technique, Laboratoire Central des Ponts et Chaussées.
- Beven, K. (1982). On subsurface stormflow : an analysis of response times. *Hydrological sciences journal*, 4(12) :505–521.
- Beven, K. (2006). A manifesto for equifinality. *Journal of Hydrology*, 320 :18–36.
- Beven, K., Lamb, R., Quinn, P., Romanowicz, R. & Freer, J. (1995). *Computer models of watershed hydrology*, chapitre Topmodel, pages 627–668. Water Ressources Publications, Highlands Ranch, USA.
- Beven, K.J. & Binley, A.M. (1992). The future of distributed models : model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6 :279–298.
- Beven, K.J. & Freer, J. (2001). Equifinality, data assimilation and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *Journal of Hydrology*, 249 :11–29.
- Biaou, A.C. (2004). *De la méso-échelle à la micro-échelle : désagrégation spatio-temporelle multifractale des précipitations*. PhD thesis, Ecole des Mines de Paris.

- Blaskova, S. & Beven, K. (2002). Flood frequency estimation by continuous simulation of a catchment treated as ungauged (with uncertainty). *Water Resources Research*, 38(8) :1139.
- Blaskova, S. & Beven, K. (2004). Flood frequency estimation by continuous simulation of subcatchment rainfalls and discharges with the aim of improving dam safety assessment in a large basin in the czech republic. *Journal of Hydrology*, 292(1-4) :153–172.
- Blavoux, B. (1978). *Etude du cycle de l'eau au moyen de l'O18 et du tritium. Possibilités et limites de la méthode isotopique du milieu en hydrologie de la zone tempérée*. PhD thesis, Université Paris VI.
- Borga, M. & Gaume, E. (2007). Hydrological processes and flash flood generation : new observations and concepts. In *Proceedings of the 32nd IARH congress, Venice*.
- Bouveau, N. (1991). Splendeurs et misères des lois des valeurs extrêmes. *Risques*, 3 :85–92.
- Box, G.E.P. & Jenkins, G.M. (1970). *Time series analysis, forecasting and control*. Holden Day, San Francisco.
- Bras, R.L. (1990). *Hydrology - an introduction to hydrologic science*. Addison-Wesley publishing company.
- Bundesamt für Wasserwirtschaft (1991). Ursachenanalyse der hochwasser 1987, ergebnisse der untersuchungen. Rapport technique, Bundesamt für Wasserwirtschaft, Bern, Switzerland.
- Burian, S.J. & Durrans, S.R. (2002). Evaluation of an artificial neural network rainfall disaggregation model. *Water Science and Technology*, 45(2) :99–104.
- Burlando, P. & Rosso, R. (1996). Scaling and multiscaling models of depth-duration-frequency curves for storm precipitation. *Journal of Hydrology*, 187 :45–64.
- Burlando, P., Rosso, R., Schertzer, D. & Veneziano, D. (2006). Hydrofractals 03, preface to the special issue of the journal of hydrology. *Journal of Hydrology*, 322(1-4) :1.
- Buttle, J.M. & Peters, D.L. (1997). Inferring hydrological processes in a temperate basin using isotopic and geochemical hydrograph separation : a re-evaluation. *Hydrological Processes*, 11(557-573).
- Cameron, D., Beven, K. & J., Tawn (2001). Modelling extreme rainfalls using a modified random pulse Bartlett-Lewis stochastic rainfall model (with uncertainty). *Advances in Water Resources*, 24 :203–211.

- Cameron, D., Beven, K. & Tawn, J. (2000a). An evaluation of three stochastic rainfall models. *Journal of Hydrology*, 228 :130–149.
- Cameron, D.S., Beven, K.J. & Naden, P. (2000b). Flood frequency estimation by continuous simulation under climate change (with uncertainty). *Hydrology and Earth System Science*, 4 :393–405.
- Cappus, P. (1960). Bassin expérimental d'Alrance, étude des lois d'écoulement, application au calcul de la prévision des débits. *La Houille Blanche*, A :493–520.
- Caredio, F., D'Amato Avanzi, G., Puccinelli, A., Trivellini, A., Venetutelli, M. & Verani, M. (1998). La catastrophe idrogeologica del 19/6/1996 in versilia e garfagnana (toscana, italia) : aspetti geomorfologici e valutazioni idrauliche. *Alba*, 2 :75–88.
- Casdagli, M. (1987). Nonlinear prediction of chaotic time series. *Physica D*, 35 :335–356.
- Casdagli, M. (1992). *Nonlinear Modelling and forecasting*, chapitre A dynamical systems approach to modelling input-output systems. Addison-Wesley, Redwood City.
- Castany, G. (1982). *Principes et méthodes de l'hydrogéologie*. Dunod, Paris, France.
- CEMAGREF (1980). Synthèse nationale sur les crues des petits bassins versants : Fascicule 3 - la méthode crupedix. Rapport technique, Ministère de l'Agriculture. Méthode d'estimation du débit de crue de fréquence décennale sur un bassin versant non jaugé à partir des précipitations et d'un parapêtre régional.
- Cernesson, F., Lavabre, J. & Masson, J-M. (1996). Stochastic model for generating hourly hyetographs. *Atmospheric Research*, 42 :149–161.
- Champion, M. (1858). Les inondations en France depuis le VIème siècle. Paris.
- Chaouche, A. & Bacro, J-N. (2004). A statistical test procedure for the shape parameter of a generalized pareto distribution. *Computational statistics and data analysis*, 45(4) :787–803.
- Charreteur, V. (1988). Les inondations dans les pyrénées orientales à travers la presse et les écrits locaux : à la fin du xixème et au début du xxème siècle. Master's thesis, Université Paris X.
- Cheng-Zheng, L. (1987). Investigation and regionalisation of historical floods in china. *Journal of Hydrology*, 96 :41–51.
- Chocat, B., editor (1997). *Encyclopédie de l'hydrologie urbaine et de l'assainissement*. Lavoisier, Tec Doc, Paris.

- Chow, V.T. (1959). *Open-channel hydraulics*. McGraw-Hill Book Compagny.
- Cloke, H.L., Anderson, M.G., McDonnell, J.J. & Renaud, J.-P. (2006). Using numerical modelling to evaluate the capillary fringe groundwater ridging hypothesis of streamflow generation. *Journal of Hydrology*, 316(1-4) :141–162.
- Coeur, D. (2003). *La maîtrise des inondations dans la plaine de Grenoble (XVIIe-XVIIIe siècles) : enjeux techniques, politiques et urbains*. PhD thesis, Université Pierre Mendès France/Grenoble 2.
- Coeur, D. & Lang, M. (2000). L'information historique des inondations : l'histoire ne donne-t-elle que des leçons? *La Houille Blanche - Revue Internationale de l'Eau*, 2 :79–84. Colloque de la Société Hydrotechnique de France : "La gestion des risques associés aux inondations rapides et lentes".
- Coeur, D. & Lang, M. (2002). L'enquête en archives et la connaissance des inondations. In France, Cemagref-Université Pierre Mendès, editor, *Avalanches et Risques. Regards Croisés d'ingénieurs et d'historiens.*, pages 133–144, Grenoble. MSH-Alpes. Actes du séminaire du programme Histoval.
- Coeur, D., Lang, M. & Paquier, M. (2002). L'historien, l'hydraulicien et l'hydrologue et la connaissance des inondations. *La Houille Blanche - Revue Internationale de l'Eau*, 4/5 :61–66. Actes de la 171ème session des congrès SHF : "L'hydraulique des millénaires. Les leçons de l'histoire pour construire le XXIème siècle".
- Cohn, T.A. (1986). *Flood frequency analysis with historical information*. PhD thesis, Faculty of the Graduate School of Cornell University.
- Cohn, T.A., Lane, W.L. & Baier, W.G. (1997). An algorithm for computing moments-based flood quantile estimates when historical flood information is available. *Water Resources Research*, 33(9) :2089–2096.
- Cohn, T.A. & Stedinger, J.R. (1987). Use of historical information in a maximum likelihood framework. *Journal of Hydrology*, 96(1) :215–223.
- Connolly, R.D., Schirmer, J. & Dunn, P.K. (1998). A daily rainfall disaggregation model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 92 :105–117.
- Cosandey, C. (1993). La crue du 22 septembre 1992 sur le Mont Lozère. *Revue de géomorphologie dynamique*, (2) :49–56.
- Costa, J.E. (1987a). A comparison of the largest rainfall-runoff floods in the united states with those of the people's republic of China and the world. *Journal of Hydrology*, 96 :101–115.

- Costa, J.E. (1987b). Hydraulics and basin morphometry of the largest flash floods in the conterminous United States. *Journal of Hydrology*, 93 :313–338.
- Coulibaly, P., Anctil, F. & Bobée, B. (2000). Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. *Journal of Hydrology*, 230 :244–257.
- Coulibaly, P., Anctil, F. & Bobée, B. (1999). Prévision hydrologique par réseaux de neurones artificiels : état de l'art. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 26 :293–304.
- Cowpertwait, P.S.P & O'Connell, E (1997). A regionalised Neymann-Scott model of rainfall with convective and stratiform cells. *Hydrology and Earth System Sciences*, 1 :71–80.
- Cowpertwait, P.S.P, O'Connell, P, Metcalf, A & Mawdsley, J (1991). Developments of the Neyman-Scott Clustered point process for modelling rainfall. *Water Resources Research*, 27(7) :1431–1438.
- Croley, T.E., Eli, R.N. & Cryer, J.D. (1978). Ralston creek hourly precipitation model. *Water Resources Research*, 14(3) :485–490.
- Dacharry, M. (1988). Averse et crue du 1er septembre 1987 en Brie (bassin du Petit-Morin). *Hydrologie Continentale*, 3(1) :3–17.
- De Lima, M.I.P. (1998). *Multifractals and the temporal structure of rainfall*. Ph D Thesis. Wageningen Agricultural University.
- De Lima, M.I.P. & Grasman, J. (1999). Multifractal analysis of 15-min and daily rainfall from a semi-arid region in Portugal. *Journal of Hydrology*, 220 :1–11.
- De Marsilly, G. (1981). *Hydrogéologie quantitative*. Masson, Paris, France.
- Deidda, R. (2000). Rainfall downscaling in a space-time multifractal framework. *Water Resources Research*, 36(7) :1779–1794.
- Delrieu, G., Ducrocq, V., Gaume, E., Nicol, J., Payrastre, O., Yates, E., Andrieu, H., Ayrat, P-A., Bouvier, C., Creutin, J-D., Livet, M., Anquetin, S., Lang, M., Neppel, L., Obled, C., du Châtelet, J. Parent, Saulnier, G-M., Walpersdorf, A. & Wobrock, W. (2004). The catastrophic flash-flood event of 8-9 september 2002 in the gard region, france : a first case study for the cévennes-vivarais mediterranean hydro-meteorological observatory. *Journal of Hydrometeorology*, (6) :34–52.
- DeMichele, C. & Salvadori, G. (2002). On the derived flood frequency distribution : analytical formulation and the influence of the antecedent soil moisture condition. *Journal of Hydrology*, 262 :245–258.

- Denlinger, R.P., O'Connell, D.R.H. & House, K.P. (2002). *Ancient Floods modern hazards, Principles and application of paleoflood hydrology*, chapitre Robust determination of stage and discharge : an example from an extreme flood on the Verde River, Arizona, pages 127–146. Water science and application volume 5. American geophysical union.
- Desailly, B. (1990). *Crues et inondations en Roussillon. Le risque et l'aménagement. Fin du XVII^e - milieu du XX^e siècle*. PhD thesis, Université de Paris X - Nanterre. 295p.
- Diaz-Granados, M.A., Valdes, J.B. & Bras, R.L. (1984). A physical based flood frequency distribution. *Water Resources Research*, 20(7) :995–1002.
- Dimopoulos, I., Lek, S. & Lauga, J. (1996). Modélisation de la relation pluie-débit par les réseaux connexionnistes et le filtre de kalman. *Hydrological Sciences - Journal des Sciences hydrologiques*, 41(2) :179–193.
- Duan, Q., Sorooshian, S. & Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimisation for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 28 :1015–1031.
- Dunne, T. & Black, R.D. (1970). Partial area contributions to storm runoff in a small New England watershed. *Water Resources Research*, 6(5) :1296–1311.
- Eagleson, P. (1972). Dynamics of flood frequency. *Water Resources Research*, 14(5) :878–898.
- Edijatno, Nascimento, N.O., Yang, X., Makhlouf, Z. & Michel, C. (1999). Gr3j : a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences - Journal des Sciences hydrologiques*, 44(2) :263–277.
- Embrechts, P., Kluppelberg, C. & Mikosch, T. (2001). *Modelling extremal events for insurance and finance*. Springer, third printing edition.
- Entekhabi, D., Rodriguez-Iturbe, I. & Eagleson, P.S. (1989). Probabilistic representation of temporal rainfall process by a modified neyman-scott regular pulses model : parameter estimation and validation. *Water Resources Research*, 25(2) :295–302.
- Falconer, K (1995). *Fractal geometry : Mathematical foundations and application*. John Wiley and Sons.
- Farmer, D.J. & Sidorowich, J.J. (1987). Predicting chaotic time series. *Phys. Rev. Lett.*, 59 :845–848.
- Fisher, R.A. & Tippett, L.H.C. (1928). Limiting forms of frequency distribution of the largest or smallest member of a sample. *Proc. Camb. Phil. Soc.*, 24 :180–190.

- Fourquet, G. (2005). *Développement d'un système hydrométrique par analyse d'images numériques. Evaluation d'une année de fonctionnement continu sur l'Isère à Saint Martin d'Hères*. PhD thesis, INPG, Grenoble, France.
- Frances, F., Salas, J.D. & Boes, D.C. (1994). Flood frequency analysis with systematic and historical or paleoflood data based on the two parameter general extreme value models. *Water Resources Research*, 30(6) :1653–1664.
- Fréchet, M. (1927). Sur la loi de probabilité de l'écart maximum. *Ann. Soc. Math. Polon.*, 6 :93–126.
- Freer, J., McDonnell, J.J., Beven, K., Burns, D., Hooper, R., Aulenbach, B., Kendall, C. & Peters, N. (2002). Understanding the spatial and temporal dynamic contributions of subsurface storm runoff at hillslope scale. *Water Resources Research*, 38(12) :51–516.
- Freeze, R.A. (1974). Streamflow generation. *Reviews of Geophysics and Space Physics*, 12(4) :627–647.
- Garçon, R., Gaume, E. & Gendreau, N. (2003). L'hydrologie, le plaisir d'observer pour mieux comprendre. *La Houille Blanche*, (6) :1–2.
- Gaume, E. (1999). Programme doctoral, travail dirigé application de l'algorithme métropolis pour l'analyse de sensibilité d'un modèle stochastique de pluie. Rapport technique, INRS-Eau.
- Gaume, E. (2001a). Analyse du comportement hydrologique du bassin versant de l'Herbasse (Drôme) lors de la crue des 25 et 26 septembre 1999. Rapport technique, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, CERREVE, Champs-sur-Marne, France.
- Gaume, E. (2001b). Analyse hydrologique des crues de Bretagne de décembre 2000 et janvier 2001. Rapport technique, Ministère de l'aménagement du territoire et de l'environnement.
- Gaume, E. (2002). *Elements d'analyse sur les crues éclair*. PhD thesis, Ecole Nationale du Génie Rural des Eaux et des Forêts.
- Gaume, E. (2004). Synthèse et critique des données hydrologiques disponibles sur les crues du Gard et du Vidourle des 8, 9 et 10 septembre 2002. Rapport technique, Direction régionale de l'Environnement Languedoc-Roussillon.
- Gaume, E. (2005). Analyse préliminaire des données historiques sur les crues de la Bruche et de l'Ill à Strasbourg. Etude réalisée pour le compte de DHI France et du Cemagref. Rapport technique, CERREVE.

- Gaume, E. (2006a). On the asymptotic behavior of flood peak distributions. *Hydrology and Earth System Sciences*, 10(2) :233–243.
- Gaume, E. (2006b). Post flash-flood investigations, methodological note. Report D23.2, Floodsite European research project n. GOCE-CT-2004-505420.
- Gaume, E., Ayral, P-A., Bouvier, C., Creutin, J-D., Delrieu, G., Livet, M. & Payrastre, O. (2003a). Hydrological analysis of the gard river (france) extraordinary flood, 8 and 9 september 2002, proceedings of the 5rd egs plinius conference, ajaccio, france. In Editrice, editor, *Proceedings of the 5rd EGS Plinius Conference, Ajaccio, France*.
- Gaume, E. & Bouvier, Ch. (2004). Analyse hydro-pluviométrique des crues du gard et du vidourle des 8 et 9 septembre 2002. *La Houille Blanche*, (6) :99–106.
- Gaume, E., Desbordes, M. & Villeneuve, J-P. (1999). Back to the dynamics of flood frequency. In Musy, A., pereira, L. Santos & Fritsch, M., editors, *Proceedings of the 2nd Inter-Regional conference on Environment-Water, September 1-3, 1999, Lausanne, Switzerland*. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes.
- Gaume, E. & Gosset, R. (2003). Overparametrization a major obstacle to the use of neural networks in hydrology. *Hydrology and Earth System Sciences*, 7(5) :693–706.
- Gaume, E. & Livet, M. (1999). La crue de l'avène des 6 et 7 octobre 1997, compte rendu d'enquête. Rapport technique, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, CERREVE.
- Gaume, E., Livet, M. & Desbordes, M. (2003b). Study of the hydrological processes during the Avene river extraordinary flood (south of France) : 6-7 october 1997. *Physics and Chemistry of the Earth*, 28 :263–267.
- Gaume, E., Livet, M., Desbordes, M. & Villeneuve, J-P. (2004). Hydrological analysis of the river Aude, France, flash flood on 12 and 13 november 1999. *jo*, 286 :135–154.
- Gaume, E., Livet, M. & Pons, M. (2000). Analyse du comportement hydrologique des parties amont des bassins versants lors des crues des 12 et 13 novembre 1999 dans l'Aude, les Pyrénées orientales et le Tarn, Rapport de synthèse. Rapport technique, Ministère de l'aménagement du territoire et de l'environnement, DPPR, Paris.
- Gaume, E., Mouhous, N. & Andrieu, H. (2006a). Rainfall stochastic disaggregation models : calibration and validation of a multiplicative cascade model. *Advances in Water Resources*, Submitted.
- Gaume, E., Payrastre, O. & Rosa da Silva, B. (2003c). Analyse hydrologique des crues des 8 et 9 septembre 2002 dans le gard. Rapport technique, Ministère de l'écologie et du développement durable, convention 02000246.

- Gaume, E., Sivakumar, B., Kolasinski, M. & Hazoumé, L. (2006b). Identification of chaos in rainfall disaggregation : application to a 5-minute point rainfall series. *Journal of hydrology*, in Press.
- Gaume, E., Villeneuve, J-P. & Desbordes, M. (1998). Uncertainty assessment and analysis of the calibrated parameter values of an urban storm water quality model. *Journal of Hydrology*, 210(4) :38–50.
- Gillham, R.W. (1984). The capillary fringe and its effects on water-table response. *Journal of Hydrology*, 67 :307–324.
- Glaser, R. & Stangl, H. (2003). Historical floods in the dutch rhine delta. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 3 :1–9.
- Gnedenko, B.V. (1943). Sur la distribution limite du terme maximum d'une série aléatoire. *Ann. Math.*, 44 :423–453.
- Godfrey, K.R. & Distephano, J.J. (1985). *Identification and system parameter estimation*, chapitre Identifiability of model parameters. IFAC, York, UK.
- Goel, N.K., Kurothe, R.S., Mathur, B.S. & Vogel, R.M. (2000). A derived flood frequency distribution for correlated rainfall intensity and duration. *Journal of Hydrology*, 228 :56–67.
- Gosset, R. (2000). Utilité des réseaux de neurones pour la prévision hydrologiaue. Master's thesis, DEA sciences et techniques de l'environnement, Paris.
- Grassberger, P. & Procaccia, I. (1983a). Characterization of strange attractors. *Physical Review Letters*, 50(5) :346–349.
- Grassberger, P. & Procaccia, I. (1983b). Measuring the strangeness of strange attractors. *Physica*, 9D :189–208.
- Guegan, D. (1992). *Notion de chaos - Approche dynamique et problèmes d'identification*. INRIA.
- Guillot, P. & Duband, D. (1967). *La méthode du GRADEX pour le calcul de probabilités des crues à partir des pluies*. IAHS. Publication 84.
- Gumbel, E.J. (1941). The return period of flood flows. *Annals of mathematics and statistics*, 12(2) :163–190.
- Gumbel, E.J. (1958). *Statistics of extremes*. Columbia University Press, New York.

- Güntner, A., Olsson, J., Calver, A. & Gannon, B. (2001). Cascade-based disaggregation of continuous rainfall time series : the influence of climate. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(2) :145–164.
- Gupta, V.K., Castro, S.L. & Over, T.M. (1996). On scaling exponents of spatial peak flows from rainfall and river network geometry. *Journal of Hydrology*, 187 :81–104.
- Gupta, V.K. & Sorooshian, S. (1985). The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 81 :57–77.
- Gutknecht, D. (1994). Extremhochwasser in kleinen Einzugsgebieten. *Osterreichische Wasser und Abfallwirtschaft*, 46(3/4) :50–57.
- Guzzetti, F., Cardinali, M. & Reichenbach, P. (1994). The AVI project : a bibliographical and archive inventory of landslides and floods in italy. *Environmental Management*, 18(4) :623–633.
- Hagan, M.T. & Menhaj, M. (1994). Training feedforward networks with the marquardt algorithm. *IEEE transactions on Neural Networks*, 5(6) :989–993.
- Hallegouet, C. (1995). Risque inondation : la perte de mémoire. cas de l'agglomération clermontoise. Master's thesis, Université Paris 8.
- Harte, D. S. (1997). *Multifractals (Theory and Applications)*. PhD thesis, Victoria University of Wellington.
- Hashemi, A., Franchini, M. & O'Connell, P. (2000). Climatic and basin factors affecting the flood frequency curve : Part I - a simple sensitivity analysis based on the continuous simulation approach. *Hydrology and Earth System Science*, 4(3) :463–482.
- Hassoun, M.H. (1995). *Fundamentals of artificial neural networks*. MIT Press, Cambridge.
- Hebb, D.O. (1949). *The Organization of Behavior : A Neuropsychological Theory*. Wiley, New York.
- Hemain, J-C. & Dourlens, C. (1989). A propos des inondations catastrophiques de Nîmes. *La Houille Blanche*, (6) :421–433.
- Hershfield, D.M. & Kohler, M.A. (1960). An empirical Appraisal of the Gumbel extreme-value procedure. *Journal of Geophysical Research*, 65(6) :1737–1746.
- Hilberts, A. G. J., Van Loon, E. E., Troch, P. A. & Paniconi, C. (2004). The hillslope-storage boussinesq model for non-constant bedrock slope. *Journal of Hydrology*, 291(3-4) :160–173. lu.

- Hooper, R.P., Stone, A., Christophersen, N., de Grobois, E. & Seip, H.M. (1988). Assessing the birkenes model of stream acidification using multisignal calibration methodology. *Water Resources Research*, 24(1308-1316).
- Hopfield, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 9 :2554.
- Hornberger, G.M., Beven, K.J., Cosby, B.J. & Sappington, D.E. (1985). Shenandoah watershed study : calibration of a topography-based, variable contributing area hydrological model to a small forested catchment. *Water Resources Research*, 21(12) :1841–1850.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. & White, H. (1989). Multilayer feed forward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2 :359–366.
- Hosking, J.R.M. & Wallis, J.R. (1986a). Paleoflood hydrology and flood frequency analysis. *Water Resources Research*, 22(4) :543–550.
- Hosking, J.R.M. & Wallis, J.R. (1986b). The value of historical data in flood frequency analysis. *Water Resources Research*, 22(11) :1606–1612.
- House, P.K. & Pearthree, P.A. (1995). A geomorphologic and hydrologic evaluation of an extraordinary flood discharge estimate : Bronco Creek, Arizona. *Water Resources Research*, 31(12) :3059–3073.
- Houston, J. (2007). Recharge to groundwater in the Turi Basin, northern Chile : an evaluation based on tritium and chloride mass balance techniques. *Journal of hydrology*, 334 :534–544.
- Hsu, K.L., Gupta, H.V. & Sorooshian, S. (1995). Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process. *Water Resources Research*, 31(10) :2517–2530.
- Huard, D. & Mailhot, A. (2006). A bayesian perspective on input uncertainty in model calibration : Application to hydrological model abc. *Water Resources Research*, 42. W07416, doi :10.1029/2005WR004661.
- Huber, W.C. & Dickinson, R.E. (1988). *SWMM version 4 user's manual*. US-EPA, Athens, Georgia.
- Hubert, P., Bendjoudi, H., Schertzer, D. & Lovejoy, S. (2002). *The Extremes of the Extremes (Proceedings of a Symposium on extraordinary floods held at Reykjavik, Iceland, July 2000)*, volume 271, chapitre Multifractal taming of extreme hydrometeorological events, pages 51–56. IAHS.

- Hubert, P., Tessier, Y., Lovejoy, S., Schertzer, D., Schmitt, F., Ladoy, P., Carbonnel, J.P., Violette, S. & Desurosne, I. (1993). Multifractals and extreme rainfall events. *Geophysical Research Letters*, 20(10) :931–934.
- Huet, Ph. (2005). La méthodologie des retours d'expériences après les accidents naturels, première tentative de codification, rapport de l'inspection générale de l'environnement. Rapport technique, Ministère de l'écologie et du développement durable, Paris, France.
- Huet, Ph., Martin, X., Prime, J-L., Foin, P., Laurain, C. & Cannard, Ph. (2003). Retour d'expérience des crues de septembre 2002 dans les départements du gard, de l'hérault, du vaucluse, des bouches-du-rhône, de l'ardèche et de la drôme, rapport de l'inspection générale de l'environnement. Rapport technique, Ministère de l'écologie et du développement durable, Paris, France.
- Hydratec (2005). Plan de prévention des inondations du bassin versant de la charente, définition d'un programme pluriannuel d'aménagements. phase 1 : Etat des lieux, analyse détaillée et diagnostic de la situation. Rapport technique, Institution interdépartementale pour l'aménagement du fleuve Charente et de ses affluents.
- Iacobellis, V. & Fiorentino, M. (2000). Derived distribution of floods based on the concept of partial area coverage with a climatic appeal. *Water Resources Research*, 36(2) :469–482.
- Imrie, C.E., Durucan, S. & Korre, A. (2000). River flow prediction using artificial neural networks : generalisation beyond the calibration range. *Journal of Hydrology*, 233 :138–153.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (2007). Contribution of working group I to the fourth assessment report of the IPCC. summary for policymakers. Rapport technique, Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Iorgulescu, I. (1997). *Analyse du comportement hydrologique par une approche intégrée à l'échelle du bassin versant, application au bassin de la Haute Mentue*. PhD thesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- Isabel, D. & Villeneuve, J-P. (1986). Importance of the convergence criterion in the automatic calibration of hydrological models. *Water Resources Research*, 22(10) :1367–1370.
- Jain, S.K., Das, A. & Srivastava, D.K. (1999). Application of ann for reservoir inflow prediction and operation. *Journal of water resources planning and management*, 125(5) :263–271.

- Jakeman, A.J. & Hornberger, G.M. (1993). How much complexity warranted in a rainfall-runoff model? *Water Resources Research*, 29(8) :2637–2649.
- Jarrett, R.D. (1987). Errors in slope-area computations of peak discharges in mountain streams. *Journal of Hydrology*, 96 :53–67.
- Jayawardena, A.W. & Lai, F. (1994). Analysis and prediction of chaos in rainfall and stream flow time series. *Journal of Hydrology*, 153 :23–52.
- Jenkinson, A.F. (1955). The frequency distribution of the annual maximum (or minimum) values of meteorological elements. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 81 :158–171.
- Joerin, Ch. (2000). *Etude des processus hydrologiques par l'application du tracage environnemental. Association à des mesures effectuées à l'échelle locale et analyse d'incertitudes*. PhD thesis, Ecole Polytechnique fédérale de Lausanne.
- Jones, J. P., Sudicky, E. A., Brookfield, A. E. & Park, Y. J. (2006). An assessment of the tracer-based approach to quantifying groundwater contributions to streamflow. *Water Resources Research*, 42(2) :W02407.
- Jorgensen, S.E. (1988). *Fundamentals of ecological modeling : developments in environmental modeling*, volume 9. Elsevier.
- Kahane, J.-P. & Peyrière, J. (1976). Sur certaines martingales de Benoit Mandelbrot. *Advances in Mathematics*, 22 :131–145.
- Kanso, A. (2004). *Evaluation des modèles de calcul des flux de polluants des rejets urbains par temps de pluie, apport de l'approche bayésienne*. PhD thesis, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Kanso, A., Gromaire, M.-C., Gaume, E., Tassin, B. & Chebbo, G. (2003). Bayesian approach for the calibration of models : application to an urban stormwater pollution model. *Water Science and Technology*, 47(4) :77–84.
- Karunanithi, N., Grenney, W. J., Whitley, Darrell & Bovee, Ken (1994). Neural network for river flow prediction. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 8(2) :201–220.
- Katsuyama, M., Ohte, N. & Kabeya, N. (2005). Effects of bedrock permeability on hillslope and riparian groundwater dynamics in a weathered granite catchment. *Water resources research*, 41(W01010).

- Kauark-Leite, L.A. (1990). *Réflexion sur l'utilité des modèles mathématiques dans la gestion de la pollution diffuse d'origine agricole*. PhD thesis, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Kavetski, D., Kuczera, G. & Franks, S.W. (2006). Calibration of conceptual hydrological models revisited : 1. overcoming numerical artefacts. *Journal of Hydrology*, 320 :173–186.
- Kirchner, J. (2003). A double paradox in catchment hydrology and geochemistry. *Hydrological Processes*, 17 :871–874.
- Kirstetter, P-E. (2004). Retour d'expérience sur l'événement du 8-9 septembre 2002 dans le gard : analyse des champs de pluie et réponse hydrologique. Master's thesis, INPG, Grenoble, France.
- Klemes, V. (1988). The improbable probabilities of extreme floods and droughts. In Starosolszky, O. & Melder, O.M., editors, *Hydrology of disasters*, pages 43–51, London, UK. OMM, James and James.
- Klemes, V. (2000a). Tall tales about tails of hydrological distributions. I. *Journal of hydrologic engineering*, 5(3) :227–231.
- Klemes, V. (2000b). Tall tales about tails of hydrological distributions. II. *Journal of hydrologic engineering*, 5(3) :232–239.
- Kolasinski, M. (2001). Modélisation des séries de pluie à faible pas de temps, les séries temporelles sont-elles déterministes. Master's thesis, DEA sciences et techniques de l'environnement, Paris.
- Kollet, S. J. & Maxwell, R. M. (2006). Integrated surface-groundwater flow modeling : A free-surface overland flow boundary condition in a parallel groundwater flow model. *Advances in Water Resources*, 29(7) :945–958.
- Koutsoyiannis, D. (2004a). Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall. i. theoretical investigation. *Hydrological sciences journal*, 49(4) :575–590.
- Koutsoyiannis, D. (2004b). Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall. ii. empirical investigation of long rainfall records. *Hydrological sciences journal*, 49(4) :591–610.
- Koutsoyiannis, D. (2006). Nonstationarity versus scaling in hydrology. *Journal of Hydrology*, 324 :239–254.
- Koutsoyiannis, D. & Onof, Ch. (2001). Rainfall disaggregation using adjusting procedures on a Poisson cluster model. *Journal of Hydrology*, 246 :109–122.

- Kuczera, G. (1983). Improved parameter inference in catchment models, i. evaluating parameter uncertainty. *Water Resources Research*, 19(5) :1151–1162.
- Kuczera, G. (1988). On the validity of first-order prediction limits for conceptual hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 103 :229–247.
- Kuczera, G. (1990). Assessing hydrologic model nonlinearity using response surface plots. *Journal of Hydrology*, 118 :143–161.
- Kuczera, G. (1997). Efficient subsurface probabilistic parameter optimisation for catchment models. *Water Resources Research*, 33(1) :177–185.
- Kuczera, G., Kavetski, D., Franks, S. & Thyer, M. (2006). Towards a bayesian total error analysis of conceptual rainfall-runoff models : characterising model error using storm-dependent parameters. *Journal of Hydrology*, 331x :161–177.
- Kuczera, G. & Parent, E. (1998). Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models : the Metropolis algorithm. *Journal of Hydrology*, (211) :69–85.
- Kwok, T.-Y. & Yeung, D.-Y. (1997). Constructive algorithms for structure learning in feedforward neural networks for regression problems. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(3) :630–645.
- La Recherche (2006). Les dossiers de la recherche n.22 : la mémoire.
- Lajournade, C., Beaufrère, C., Lalanne-Berdouticq, G. & Martignac, F. (1998). La catastrophe de Biescas du 7 août 1996 : analyse de la crue torrentielle du Rio Aras dans les Pyrénées aragonaises. *La Houille Blanche*, (5/6) :128–137.
- Lamb, R. & Kay, A.L. (2004). Confidence intervals for a spatially generalised continuous simulation flood frequency model for great britain. *Water Resources Research*, 40(7).
- Lang, M., Coeur, D., Lallement, C. & Naulet, R (1998). Valorisation de l'information historique pour la prédétermination du risque d'inondation : application au bassin du guiers. *Ingénieries EAT*, (16) :3–13.
- Lang, M., Naulet, R., Recking, A., Coeur, D. & Gigon, C. (2002). Etude de cas : l'analyse des pluies et crues extrêmes observées depuis 200 ans dans un bassin cévenol, l'ardèche. *La Houille Blanche - Revue Internationale de l'Eau*, (6/7) :131–138. Colloque de la Société Hydrotechnique de France : "Variations climatiques et hydrologie".
- Lang, M., Ouarda, T.B.M.J. & Bobee, B. (1999). Towards operational guidelines for over-threshold modelling. *Journal of Hydrology*, 225 :103–117.

- Lardet, P. & Obled, C. (1994). Real-time forecasting using rainfall generator. *Journal of Hydrology*, 162 :391–408.
- Latron, J. & Gallart, F. (2007). Seasonal dynamics of runoff-contributing areas in a small mediterranean research catchment (vallcebre, eastern pyrenees). *Journal of Hydrology*, 335 :194–206.
- Leadbetter, M.R., Lindgren, G. & Rootzen, H. (1983). *Extremes and related properties of random sequences and processes*. Springer series in statistics. Springer-Verlag.
- Lebel, T., Bastin, G., Obled, C. & Creutin, J.D. (1987). On the accuracy of areal rainfall estimation : a case study. *Water Resources Research*, 23(11) :2123–2134.
- Lebel, Th., Braud, I. & Creutin, J-D. (1998). A space-time rainfall disaggregation model adapted to Sahelian mesoscale convective complexes. *Water Resources Research*, 34(7) :1711–1726.
- Leese, M.N. (1973). Use of censored data in the estimation of gumbel distribution parameters for annual maximum flood series. *Water Resources Research*, 9(6) :1534–1542.
- Lefrou, C., Martin, X., Labarthe, J-P., Varret, J., Mazière, B., Tordjeman, R. & Feunteun, R. (2000). Les crues des 12, 13 et 14 novembre 1999 dans les départements de l’Aude, de l’Hérault, des Pyrénées-Orientales et du Tarn, rapport de l’inspection générale de l’environnement. Rapport technique, Ministère de l’écologie et du développement durable, Paris, France.
- Lencastre, A. (1999). *Hydraulique générale*. Eyrolles, Paris.
- Lepelletier, T. & Gaume, E. (2000). Recherche de bases pluviométriques adaptées au dimensionnement et au diagnostic de bassins de rétention de pollution, note de synthèse. Rapport technique, Agence de l’Eau Seine-Normandie.
- Lippmann, R.P. (1987). An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, pages 4–22.
- Livet, M. (1994). Apport de l’information historique à l’appréciation du risque hydrologique extrême - cas de l’agglomération clermontoise. Rapport technique, Centre d’Etudes Techniques de l’Equipement de Lyon - Laboratoire régional de Clermont-Ferrand.
- Livet, M. (1997). Approche historique du risque inondation - cas des petits bassins versants urbains et plus particulièrement des bassins versants périurbains. Rapport technique, Centre d’Etudes Techniques de l’Equipement de Lyon - Laboratoire régional de Clermont-Ferrand.

- Llasat, M.C. & Barriendos, M. (2001). Availability and potential of historical flood series in the iberian peninsula (14th-20th centuries). In T.Glade, P.Albini & F.Frances, editors, *The Use of Historical Data in Natural Hazard Assessments*, pages 131–140. Kluwer Academic Publishers.
- Llasat, M.C., Barriendos, M., Barrera, A. & Rigo, T. (2005). Floods in catalonia (ne spain) since the 14th century. climatological and meteorological aspects from historical documentary sources and old instruments records. *Journal of Hydrology*. in press.
- Loukas, A. (2002). Flood frequency estimation by a derived distribution procedure. *Journal of Hydrology*, 255 :69–89.
- Loye-Pilot, M-D. & Jusserand, C. (1990). Décomposition chimique et isotopique d'un hydrogramme de crue d'un torrent méditerranéen montagnard. Réflexions méthodologiques. *Revue des Sciences de l'Eau*, 3 :211–231.
- Lurça, F. (1999). *Le chaos*. Presse Universitaire de France.
- Maier, H.R. & Dandy, G.C. (1996). The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters. *Water Resources Research*, 32(4) :1013–1022.
- Maier, H.R. & Dandy, G.C. (2000). Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables : a review of modelling issues and applications. *Environmental Modelling and Software*, 15 :101–124.
- Mailhot, A., Gaume, E. & Villeneuve, J-P. (1997). Uncertainty analysis of calibrated parameter values of an urban storm water quality model using metropolis Monte Carlo algorithm. *Water Science and Technology*, 36(5) :141–148.
- Malamud, D. & Turcotte, D.L. (2006). The applicability of power-law frequency statistics to floods. *Journal of Hydrology*, 322(1-4) :168–180.
- Mandelbrot, B. (1967). How long is the coast of britain? statistical self-similarity and fractional dimension. *Science*, 156 :636–638.
- Mandelbrot, B. (1974a). Intermittent turbulence in self-similar cascades : divergence of high moments and dimension of the carrier. *Journal of fluid Mechanics*, 62(2) :331–358.
- Mandelbrot, B. (1974b). Multiplications aléatoires itérées et distributions invariantes par moyenne pondérée aléatoire. *Comptes Rendus de Recherche à l'académie des sciences de Paris*, 278 :289–292.

- Mandelbrot, B. (1974c). Multiplications aléatoires itérées et distributions invariantes par moyenne pondérée aléatoire : quelques extensions. *Comptes Rendus de Recherche à l'académie des sciences de Paris*, 278 :355–358.
- Mandelbrot, B. & Wallis, J.R. (1968). Noah, Joseph and operationnal hydrology. *Water Resources Research*, 4 :909–918.
- Mantovan, P. & Todini, E. (2006). Hydrological forecasting uncertainty assessment : incoherence of the glue methodology. *Journal of Hydrology*, 330 :368–381.
- Marc, V., Didon-Lescot, J-F. & Michael, C. (2001). Investigation of the hydrological processes using chemical and isotopic tracers in a small Mediterranean forested catchment during autumn recharge. *Journal of Hydrology*, 247 :215–229.
- Marchandise, A. (2007). *Caractérisation des processus de formation des crues éclair en région méditerranéenne, application à la prévision des crues*. PhD thesis, Hydrosociences Montpellier.
- Marchi, L., Cavalli, M., Grisotto, S., Mazzorana, B., Trevisani, S. & Zannoni, A. (2005). Interreg project alpine space dis-alp, work package 7 - innovative tools for information collection. Rapport technique, Istituto di Ricerca per la Protezione Idrogeologica, Padova, Italy.
- Marien, J.L. & Vandewiele, G.L. (1986). A point rainfall generator with internal storm structure. *Water Resources Research*, 22(4) :475–485.
- McCulloch, W. & Pitts, W. (1943). Logical calculus of ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 :115–133.
- McDonnell, J.J. (2003). Where does water go when it rains? moving beyond the variable source area concept of rainfall-runoff response. *Hydrological Processes*, 17 :1869–1875.
- McDonnell, J.J. (2003). Where does water go when it rains? moving beyond the variable source area concept of rainfall-runoff response. *Hydrological Processes*, 17 :1869–1875.
- McGlynn, B.L., McDonnell, J.J. & Brammer, D.D. (2002). A review of the evolving perceptual model of hillslope flowpaths at the maimai catchments, new zealand. *Journal of hydrology*, 257(1-4) :1–26.
- Mein, R.G. & Brown, B.M. (1978). Sensitivity of optimized parameters in watershed models. *Water Resources Research*, 14(2) :299–303.
- Menabde, M., Harris, D., Seed, A., Austin, G. & Stow, D. (1997). Multiscaling properties of rainfall and bounded random cascades. *Water Resources Research*, 33(12) :2823–2830.

- Mérot, P. (1988). Les zones source à surface variable et la question de leur localisation. *Hydrologie Continentale*, 3(2) :105–115.
- Meschinet de Richemond, N. (1997). *Les inondations catastrophiques sur la bordure montagneuse du Roussillon : dégâts et sinistrés*. PhD thesis, Université PARIS X - Nanterre.
- Metropolis, N., Rosenbluth, N., Rosenbluth, A.W., Teller, A.H. & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *Journal of chemical physics*, 21 :1087–.
- Meunier, M. (1990). *Etude montagne n.1, éléments d'hydraulique torrentielle*. Paris.
- Ministère de l'Intérieur (1981). *Instruction technique relative aux réseaux d'assainissement des agglomérations*. Paris, France, imprimerie nationale edition.
- Minns, A.W. & Hall, M.J. (1996). Artificial neural networks as rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences - Journal des Sciences hydrologiques*, 41(3) :399–417.
- Miquel, J. (1984). *Guide pratique d'estimation des probabilités de crues*, volume 53 of *Collection de la Direction des Etudes et Recherches d'Electricité de France*. Eyrolles, Paris.
- Mouhous, N. (2003). *Intérêt des modèles de cascades multiplicatives pour la simulation de séries chronologiques de pluies ponctuelles adaptées à l'hydrologie urbaine*. PhD thesis, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Mouhous, N., Gaume, E. & Andrieu, H. (2001). Influence of the highest values on the choice of log-poisson cascade model parameters. *Physics and Chemistry of the Earth*, 26(9) :701–704.
- Musy, A. & Higy, C. (2004). *Hydrologie, une science de la nature*. Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Naggettini, M., Potter, K.W. & Illangasekare, T. (1996). Estimating the upper tail of flood-peak frequency distributions using hydrometeorological information. *Water Resources Research*, 32(6) :1729–1740.
- Naulet, R. (2002). *Utilisation de l'information des crues historiques pour une meilleure prédétermination du risque d'inondation. Application au bassin de l'Ardèche à Vallon Pont-d'Arc et Saint Martin d'Ardèche*. PhD thesis, Université Joseph Fourier - Grenoble 1 (France) et INRS Eau Terre Environnement (Québec).

- Naulet, R., Lang, M., Coeur, D. & Gigon, C. (2001). Collaboration between historians and hydrologists on the ardèche river (france). first step : Inventory of historical flood information. In Thomas Glade, Paola Albini & Frances, Félix, editors, *Advances in Natural and Technological Research : "The use of Historical Data in Natural Hazard Assessments*, volume 17, pages 113–129. Kluwer Academic Publishers.
- Nolan, B.T., Healy, R.W., Taber, P.E., Perkins, K., Hitt, K.J. & Wolock, D.M. (2007). Factors influencing ground-water recharge in the eastern united states. *Journal of hydrology*, 332 :187–205.
- O' Connor, J.E. & Costa, J.E. (2003). Large floods in the united states : where they happen and why. Rapport technique, U.S. geological survey.
- Ogden, F. L. & Watts, B. A. (2000). Saturated area formation on nonconvergent hillslope topography with shallow soils : A numerical investigation. *Water Ressources Research*, 36(7) :1795–1804.
- Ogden, F.L., Sharif, H.O., Senarath, S.U.S., Smith, J.A., Baeck, M.L. & Richardson, J.R. (2000). Hydrologic analysis of the Fort Collins, Colorado flash flood of 1997. *Journal of Hydrology*, 228 :82–100.
- Olsson, J. (1996). Validity and applicability of a scale-independent, multifractal relationship for rainfall. *Atmospheric Research*, 42 :53–65.
- Olsson, J. (1998). Evaluation of a scaling cascade model for temporal rainfall disaggregation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2(1) :19–30.
- Olsson, J. & Niemczynowicz, J. (1996). Multifractal analysis of daily spatial rainfall distributions. *Journal of Hydrology*, 187 :29–43.
- Olsson, J., Niemczynowicz, J. & Berndtsson, R. (1993). Fractal analysis if high-resolution rainfall time series. *Journal of Geophysical Research*, 98(D12) :23,265–23,274.
- Onof, Ch. & Wheater, H.S. (1994). Improvements to the modelling of British rainfall using a modified random parameter Bartlett-Lewis rectangular pulse model. *Journal of Hydrology*, 157 :177–195.
- Onof, Ch., Wheather, H. & Mackay, N.G. (1998). An improved disaggregation technique for GCMs. *Journal of Geophysical research*, 103(D16) :19577–19586.
- Ouarda, T., Rasmussen, P.F., Bobée, B. & Bernier, J. (1998). Utilisation de l'information historique en analyse hydrologique fréquentielle. *Revue des Sciences de l'Eau*, numéro spécial :41–49.

- Oudin, L., Perrin, Ch., Mathevet, Th., Andreassian, V. & Michel, C. (2006). Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology*.
- Over, T. & Gupta, V. K. (1996). A space-time theory of mesoscale rainfall using random cascades. *Journal of Geophysical Research*, 101(D21) :26319–26331.
- Paniconi, C., Marrocu, M., Putti, M. & Verbunt, M. (2003). Newtonian nudging for a richards equation-based distributed hydrological model. *Advances in Water Resources*, 26(2) :161–178.
- Pardé, M. (1961). Sur la puissance des crues en diverses parties du monde. *Geographica*, 8 :1–293.
- Payrastre, O. (2005). *Faisabilité et utilité du recueil de données historiques pour l'étude des crues extrêmes de petits cours d'eau : étude du cas de quatre bassins versants affluents de l'Aude*. PhD thesis, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Payrastre, O. & Gaume, E. (2003). Etude des crues historiques des petits cours d'eau de la ville de Nice. Etude réalisée pour le compte de la SAFEGE. Rapport technique, CERREVE.
- Payrastre, O., Gaume, E. & Andrieu, H. (2005). Use of historical data to assess the occurrence of floods in small watersheds in the french mediterranean area. *Advances in Geosciences*, (2) :313–320.
- Payrastre, O., Gaume, E. & Andrieu, H. (2006). Apport du recueil de données historiques pour l'étude des crues extrêmes de petits cours d'eau, étude du cas de quatre bassins versants affluents de l'Aude. *La Houille Blanche*, (6) :79–86.
- Payraudeau, S. (2002). *Modélisation distribuée des flux d'azote sur des petits bassins versants méditerranéens*. PhD thesis, Ecole Nationale du Génie Rural des Eaux et des Forêts.
- Perrin, C., Michel, C. & Andreassian, V. (2001). Does a large number of parameters enhance model performance? comparative assessment of common catchment model structures on 429 catchments. *Journal of Hydrology*, 242 :275–301.
- Perry, Ch. A. (2000). Significant floods in the united states during the 20th century - usgs measures a century of floods. Rapport technique, U.S. Geological survey.
- Peters, N.E., Freer, J.E. & Aulenbach, B. (2003). Hydrological dynamics of the panola mountain research watershed, georgia, usa. *Groundwater*, 41 :973–988.

- Pinault, J-L., Amraoui, N. & Golaz, C. (2005). Groundwater-induced flooding in macropore-dominated hydrological system in the context of climate change. *Water resources research*, 41 :W05001.
- Poincaré, H. (1908). *Science et Méthodes*.
- Popper, K.R. (1973). *La logique de la découverte scientifique*. Editions Payot, édition en langue française edition.
- Porporato, A. & Ridolfi, L. (1996). Clues to the existence of deterministic chaos in river flows. *International Journal of Modern Physics*, 10(15) :1821–1862.
- Porporato, A. & Ridolfi, L. (1997). Nonlinear analysis of river flow time sequences. *Water Resources Research*, Vol. 33(6), p. 1353-1367.
- Porporato, A. & Ridolfi, L. (2001). Multivariate nonlinear prediction of river flow. *Journal of Hydrology*, 248 :109–122.
- Puente, C. E. & Obregon, N. (1996). A deterministic geometric representation of temporal rainfall : results for a storm in boston. *Water Resources Research*, Vol. 32, no. 9, p. 2825-2839.
- Raines, T. & Valdes, J.B. (1993). Estimation of flood frequency for ungaged catchments. *Journal of Hydraulic Engineering*, 119(10) :1138–1154.
- Rakem, Y. (1999). *Analyse critique et reformulation mathématique d'un modèle pluie-débit empirique (GR4J)*. PhD thesis, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Recouvreur, R. (2005). Etude de la réduction de la vulnérabilité du massif de la bouzareah aux catastrophes naturelles. Master's thesis, ENGREF, Paris.
- Reed, R. (1993). Pruning algorithms - a survey. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 4(5) :740–747.
- Rey, J-M. & Rouiller, J-D. (2001). Intempéries du haut-valais, les précipitations des 22-25 septembre 1993 sur le massif du simplon. Rapport technique, Crealp.
- Rico, M., Benito, G. & Barnolas, A. (2001). Combined paleoflood and rainfall-runoff assessment of mountain floods (Spanish Pyrenees). *Journal of Hydrology*, 245 :59–72.
- Robert, Ch. P. (2006). *Le choix bayésien, principes et pratique*. Springer.
- Roche, P.A. (2004). Supports du cours d'hydrologie de l'école nationale des ponts et chaussées : chapitre 6, hydrogéologie. ENPC, Champs-sur-Marne, France.

- Rodier, J.A. & Roche, M. (1984). *World catalogue of maximum observed floods, IASH publication No. 143*. IASH Press.
- Rodriguez-Iturbe, I., De Power, F.B., Sharifi, M.B. & Georgakakos, K.P. (1989a). Chaos in rainfall. *Water Resources Research*, 25(7) :1667–1675.
- Rodriguez-Iturbe, I., De Power, F.B., Sharifi, M.B. & Georgakakos, K.P. (1989b). Chaos in rainfall. *Water Resources Research*, 25(7) :1667–1675.
- Rodriguez-Iturbe, I. & Eagleson, P.S. (1987). Mathematical models of rainstorm events in space and time. *Water Resources Research*, 23(1) :181–190.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65 :386–408.
- Rousset, F., Habets, F., Gomez, E., Lemoigne, P., Morel, S., Noilhan, J. & Ledoux, E. (2004). Hydrometeorological modelling of the seine basin using the safran-isba-modcou system. *Journal of geophysical research*, 109 :D14105.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. & Williams, R.J. (1986). Learning representations by backpropagating errors. *Nature*, 32 :533–536.
- Sajikumar, N. & Thandaveswara, B.S. (1999). A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 216 :32–55.
- Saporta, G. (1990). *Probabilités, analyse des données et statistique*. ed. Technip.
- Sauer, T., Yorke, J. & Casdagli, M. (1991). Embedology. *Journal of statistical physics*, 65 :579–616.
- Schertzer, D. & Lovejoy, S. (1987). Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic, multiplicative turbulent cascades. *Journal of Geophysical Research*, 92(D8) :9693–9714.
- Schertzer, D., Lovejoy, S. & Hubert, P. (2002a). An introduction to stochastic multifractal fields. In Ern, A., editor, *IFSMA Symposium on environmental science and engineering with related mathematical problems*, pages 106–179, Beijing. High Education Press.
- Schertzer, D., Tchiguirinskaia, I., Lovejoy, S., Hubert, P. & Bendjoudi, H. (2002b). Which chaos in the rainfall-runoff process? a discussion on "evidence of chaos in the rainfall-runoff process" by B. Sivakumar *et. al.* *Hydrological Science Journal*, 47(1) :139–147.
- Sächsisches Landesamt für Umwelt und Geologie (2004). Hochwasser august 2002 in den osterzgebirgsflüssen, ereignisanalyse. Rapport technique, Sächsisches Landesamt für Umwelt und Geologie, Dresden, Germany.

- Shamseldin, A.Y. (1997). Application of neural network technique to rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 199 :272–294.
- SIEE (2003). Validation des relevés hydrométriques de l'événement des 8 et 9 septembre 2002. Rapport technique, DDE du Gard.
- Sivakumar, B. (2000). Chaos theory in hydrology : important issues and interpretations. *Journal of Hydrology*, Vol. 227, p. 1-20.
- Sivakumar, B., Liang, S.Y. and Liaw, C.Y. & Phoon, K.K. (1999a). Singapore rainfall behavior : chaotic ? *Journal of Hydrologic Engineering, ASCE*, Vol. 4(1), p. 38-48.
- Sivakumar, B., Phoon, K.K., Liang, S.Y. & Liaw, C.Y. (1999b). A systematic approach to noise reduction in observed chaotic time series. *Journal of Hydrology*, Vol. 219(3,4), p. 103-135.
- Sivakumar, B., Sorooshian, S., Gupta, H.V. & Gao, X. (2001). A chaotic approach to rainfall disaggregation. *Water Resources Research*, 37(1) :61–72.
- Sivapalan, M., Wood, E.F. & Beven, K.J. (1990). On hydrologic similarity 3. A dimensionless flood frequency model using a generalized geomorphologic unit hydrograph and partial area runoff generation. *Water Resources Research*, 26(1) :43–58.
- Smith, J.A. (1992). Representation of basin scale in flood peak distributions. *Water Resources Research*, 28(11) :2993–2999.
- Smith, J.A., Baeck, M.L., Steiner, Matthias & Miller, A.J. (1996). Catastrophic rainfall from an upslope thunderstorm in the central Appalachians : the Rapidan storm of June 27, 1995. *Water Resources Research*, 32(10) :3099–3113.
- SOGREAH (2003). Validation des relevés hydrométriques de l'événement des 8 et 9 septembre 2002. Rapport technique, DDE du Gard.
- Sorooshian, S. (1981). Parameter estimation on rainfall-runoff models with heteroscedastic streamflow errors - the noninformative case. *Journal of Hydrology*, 52 :127–138.
- Sorooshian, S. & Dracup, J.A. (1980). Stochastic parameter estimation procedures for hydrologic rainfall-runoff models : correlated and heteroscedastic error cases. *Water Resources Research*, 16(2) :430–442.
- Sorooshian, S. & Gupta, V.K. (1983). Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models : the question of parameter observability and uniqueness. *Water Resources Research*, 19(1) :260–268.

- Sorooshian, S., Gupta, V.K. & Fulton, J.L. (1983). Evaluation of maximum likelihood parameter estimation techniques for conceptual rainfall-runoff models : influence of calibration data variability and length on model credibility. *Water Resources Research*, 19(1) :251–259.
- Spear, R.C. & Hornberger, G.M. (1980). Eutrophication in peel inlet. II identification of critical uncertainties via generalized sensitivity analysis. *Water Research*, 14 :43–49.
- Stedinger, J.R. & Cohn, T.A. (1986). Flood frequency analysis with historical and paleoflood information. *Water Resources Research*, 22(5) :785–793.
- Sutcliffe, J.V. (1987). The use of historical records in flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 96(1) :159–171.
- Svensson, C., Olsson, J. & Berndtsson, R. (1996). Multifractal properties of daily rainfall in two different climates. *Water Resources Research*, 32(8) :2463–2472.
- Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in turbulence. *Lecture Notes in Mathematics*, 898(1) :366–381.
- Tanaka, T., Yasuhara, M., Sakai, H. & Marui, A. (1988). The Hachioji experimental bassin study - storm runoff processes and the mechanisms of its generation. *Journal of Hydrology*, 102 :139–164.
- Tanner, M.A. (1996). *Tools for statistical inference : methods for exploration of posterior distributions and likelihood functions*. Springer, third edition edition edition.
- Tarcy, I. (1987). Inventaire des documents sur les inondations dans les pyrénées orientales : la côte vermeille. Master's thesis, Université Paris X.
- Tassin, B. & Gaume, E. (2000). Prévission du débit et de la température de l'eau aux prises d'eau du syndicat des eaux d'Ile de France, Rapport ded synthèse. Rapport technique, SEDIF, CEREVERE, Ecole nationale des ponts et Chaussées, Champs-sur-Marne.
- Tessier, Y., Lovejoy, S. & Schertzer, D. (1993). Universal multifractals : Theory and observations for rain and clouds. *Journal of Applied Meteorology*, 32 :223–250.
- Tessier, Y., Lovejoy, S., Schertzer, D. & Pecknold, S. (1996). Multifractal analysis and modelling of rainfall and river flows and scaling, causal transfer functions. *Journal of Geophysical Research*, 101(D21) :26,427–26,440.
- Thauvin, V., Gaume, E. & Roux, C. (1998). A short time-step point rainfall stochastic model. *Water Science and Technology*, 37(11) :37–45.

- Tokar, A.S. & Markus, M. (2000). Precipitation-runoff modelling using artificial neural networks and conceptual models. *Journal of hydrologic engineering*.
- Toma, C.A., P., Hubert, Schertzer, D., Lovejoy, S., Schmitt, F. & Ladoy, P. (1992). *Introduction aux Fractals et Multifractals*. Cahier du GANG, l'Ura-CNRS 1367, Paris.
- Troch, P.A., Paniconi, C. & Van Loon, E. (2003). Hillslope-storage boussinesq model for subsurface flow and variable source areas along complex hillslopes : 1. formulation and characteristic response. *Water Resources Research*, 39(11) :3-1.
- Troch, P.A., Van Loon, E. & Hilberts, A.G.J. (2004). Analytical solution of the linearized hillslope-storage boussinesq equation for exponential hillslope width functions. *Water Resources Research*, 40 :W08601.
- Unesco, editor (1976). *World catalogue of very large floods*. The Unesco Press.
- Valleix, J.F. (1994). Les risques hydrologiques dans l'agglomération clermontoise - méthodologie d'exploitation des documents historiques. Rapport technique, Centre d'Etudes Techniques de l'Equipement de Lyon - Laboratoire régional de Clermont-Ferrand.
- Vanderkwaak, Joel E (1999). *Numerical simulation of flow and chemical transport in integrated surface-subsurface hydrologic systems*. PhD thesis, University of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada.
- Velghe, T., Troch, P.A., De Troch, F.P. & Van de Velde, J. (1994). Evaluation of cluster-based rectangular pulses point process models for rainfall. *Water Resources Research*, 30(10) :2847-2857.
- Verhoest, N., Troch, P.A. & DeTroch, F.P. (1997). On the applicability of Bartlett-Lewis rectangular pulses models in the modeling of design storms at a point. *Journal of Hydrology*, 202(1-4) :108-120.
- Vrugt, J.A. & Bouten, W. (2002). Toward improved identifiability of hydrologic model parameters : the information content of experimental data. *Water Resources Research*, 38(12) :1312. doi :10.1029/2001WR001118.
- Vrugt, J.A., Diks, C.G.H., Gupta, H.V., Bouten, W. & Verstraten, J.M. (2005). Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling : combining the strengths of global optimization and data assimilation. *Water Resources Research*, 41 :W01017. doi :10.1029/2004WR003059.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bouten, W. & Sorooshian, S. (2002). A shuffled complex evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Ressources Research*, 39(8) :1201. doi :10.1029/2002WR001642.

- Webb, R.H. & Jarrett, R.D. (2002). *Ancient Floods modern hazards, Principles and application of paleoflood hydrology*, chapitre One-dimensional estimation techniques for discharges of paleoflood and historical floods. Water science and application volume 5. American geophysical union.
- Weiler, M. & McDonnell, J. (2004). Virtual experiments : a new approach for improving process conceptualization in hillslope hydrology. *Journal of Hydrology*, 285(1-4) :3–18.
- Weiler, M. & McDonnell, J. (2006). Testing nutrient flushing hypotheses at the hillslope scale : A virtual experiment approach. *Journal of Hydrology*, 319(1-4) :339–356.
- Williams, A. & Archer, D. (2002). The use of historical information in the english midlands to improve risk assessment. *Hydrological Sciences Journal*, 47(1) :67–76.
- Yaglom, A.M. (1966). The influence of fluctuation in energy dissipation on the shape of turbulent characteristics in the inertial interval. *Sov. Phys. Dokl.*, 2 :26–30.
- Yang, X. & Michel, C. (2000). Flood forecasting with a watershed model : a new method of parameter updating. *Hydrological Sciences Journal*, 45(4) :537–546.
- Yourcenar, M. (1951). *L'oeuvre au noir*. librairie Plon.
- Zealand, Cameron M., Burn, Donald H. & Simonovic, Slobodan P. (1999a). Short term streamflow forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 214 :32–48.
- Zealand, C.M., Burn, D.H. & Simonovic, S.P. (1999b). Short term streamflow forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 214 :32–48.
- Zin, I. (2002). *Incertitudes et ambiguïté dans la modélisation hydrologique*. PhD thesis, Institut de mécanique des fluides de Grenoble.