Aridité et sécheresse : heuristique d'une modélisation parétienne et bayésienne de la tension sur la ressource en eau dans le sud-est de la France

Philippe Martin, H. Di Costanzo, Ingrid Canovas

▶ **To cite this version:**

Philippe Martin, H. Di Costanzo, Ingrid Canovas. Aridité et sécheresse : heuristique d'une modélisation parétienne et bayésienne de la tension sur la ressource en eau dans le sud-est de la France. Journal International Sciences et Techniques de l'Eau et de l'Environnement, 2020, 5 (2). hal-03435723

HAL Id: hal-03435723
https://hal.science/hal-03435723

Submitted on 18 Nov 2021

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.

Philippe Martin; Hadrien Di Constanzo; Ingrid Canovas
Aridité et sécheresse : heuristique d'une modélisation parétienne et bayésienne de la tension sur la ressource en eau dans le sud-est de la France
Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement,
Vol.(v), No.2, December 2020, 28-48
ISSN Online: 1737-9350; ISSN Print: 1737-6688, Open Access
www.jiste.org
Scientific Press International Limited

Aridité et sécheresse : heuristique d'une modélisation parétienne et bayésienne de la tension sur la ressource en eau dans le sud-est de la France

Philippe Martin[1] ; Hadrien Di Constanzo[1] ; Ingrid Canovas[2]

[1] Université d'Avignon, UMR ESPACE 7300 du CNRS, 74 Rue L. Pasteur, 84029 Avignon cedex
[2] Université Gustave Eiffel, LATTS (Laboratoire Techniques, Territoires et Sociétés), École des Ponts ParisTech – LATTS, 6 et 8, avenue Blaise Pascal, Cité Descartes, F-77455 Marne-la-Vallée cedex,

Résumé : *La sécheresse est un phénomène récurrent, en particulier, en milieu méditerranéen. Nous proposons dans cet article de la définir comme un phénomène sociétal conjoncturel dépendant localement tant de l'activité anthropique que de la variabilité climatique. En raison du réchauffement climatique, il semble nécessaire de développer une méthodologie adaptée à l'estimation de la tension sur la ressource en eau (écart entre l'offre naturelle et la demande sociétale). Le paradigme bayésien pourrait répondre à un tel besoin et permettre de dépasser les bilans de masse classiques, imprécis et concernant de vastes territoires. Nous proposons donc une réflexion discursive sur la façon dont le théorème de Bayes peut-être mis en œuvre, dans le cadre d'une modélisation de la sécheresse, pour un secteur géographique français, régulièrement affecté. Cette solution présente l'avantage de pouvoir être incrémentale et d'être valide tant pour la sécheresse comme phénomène sociophysique que pour la perception que les populations et les gestionnaires ou décideurs en ont, dans la mesure où le mode de raisonnement du cerveau serait bayésien (S. Dehaenne). La prise en compte des différents volets de la sécheresse (physique, productif et psychologique) se ferait ainsi avec une même base conceptuelle. Pour engager de tels calculs, nous devons d'abord disposer de distributions de probabilité décrivant différentes variables naturelles et anthropiques. Le choix de ces variables ainsi que leur mise en forme, puis le calcul des distributions s'avèrent être une première étape déterminante. Un travail sur les phases de récession de plusieurs stations a ainsi été réalisé à titre illustratif, en mettant en œuvre un modèle parétien discret. À partir de chroniques longues (45 récessions à Générargues ; Gardon d'Anduze) publiques (Banque Hydro) de débits moyens journaliers et de chroniques plus courtes (6 récessions à l'Aube morte ; Galeizon, Gardon d'Alès), mais de haute qualité, des distributions de probabilité discrètes ont été établies. Les effectifs par classe s'ajustent à une loi de Pareto (modèle de puissance). La distribution des paramètres (Constante : C ; et Pente : P) peut être ramenée à une forme gaussienne. Trois types d'information : les valeurs des variables, les effectifs par classe ou les paramètres des modèles parétiens peuvent être introduits dans le réseau bayésien. Un travail en cours permettra de savoir, selon différents points de vue (ergodicité, calculabilité, effectivité, praticité et rapidité de mise en œuvre…), quelle peut être la meilleure information à utiliser.*
Mots clés : Sécheresse – Ressource en eau – Climat méditerranéen – Modélisation bayésienne – Bassin versant du Gardon – Modélisation parétienne – Approche probabiliste

Aridity and drought: heuristics of a Paretian and Bayesian modeling of the stress on water resources in the south-east of France

Abstract: *Drought is a recurrent phenomenon, particularly in the Mediterranean area. In this paper, we propose to define it as a conjectured societal phenomenon locally dependent both on anthropogenic activity and on climate variability. In view of global warming, it seems necessary to develop a methodology adapted to the estimation of the stress on water resources (gap between natural supply and societal demand). The Bayesian paradigm could respond to such a need and make it possible to go beyond the classical mass balances, which are imprecise and concern vast territories. We thus propose a reflection on how the Bayes theorem can be implemented, in the framework of drought modelling, for a French geographical area, regularly affected. This solution has the advantage of being incremental and valid both for drought as a socio-physical phenomenon and for the perception that populations and managers or decision makers have of it, insofar as the brain's mode of reasoning would be Bayesian (S. Dehaenne). Taking into account the different aspects of drought (physical, productive and psychological) would therefore be done with the same conceptual basis. To perform such calculations, we must first have probability distributions describing different natural and anthropogenic variables. The choice of these variables as well as their formatting, and then the calculation of the distributions proves to be a decisive first step. A work on the recession phases of several stations was thus carried out as an illustration. From long chronicles (45 recessions at Générargues; Gardon d'Anduze) public (Hydro Bank) of average daily flows and shorter chronicles (6 recessions at dead dawn; Galeizon, Gardon d'Alès), but of high quality, discrete probability distributions were established. Class sizes fit Pareto's law (power model). The distribution of the parameters (Constant: C; and Slope: P) can be reduced to a Gaussian distribution. Three types of information: the values of the variables, the class sizes or the parameters of the Paretian models can thus be introduced into the Bayesian network. Work in progress will make it possible to know, from different points of view (ergodicity, computability, effectiveness, practicality and speed of implementation…), which information is the best to use.*
Key words: Drougth – Water resources – Mediterranean climate – Bayesian modelisation – Gardon watershed – Paretian modelisation – Probabilistic approach

[1] Corresponding author: philippe.martin@univ-avignon.fr

Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement
ISSN Online: 1737-9350 ISSN Print: 1737-6688, Open Access Volume (V) - Numéro 2 - Décembre 2020

Le sud-est de la France, comme bon nombre de territoires, est affecté par un manque d'eau à certains moments de l'année. Vernaculairement, on parle alors de sécheresse. Ce point demande à être précisé afin de mieux gérer les situations de tension actuelles et à venir, probablement dans le cadre du changement climatique et de l'évolution de la société.

1. IMPLUVIOSITE, ARIDITE ET SECHERESSE

En ces domaines, il faut distinguer entre trois notions :

i — l'absence de pluie, ce que nous nommons : impluviosité (Martin Ph., 2016 ; 2019). Plus communément appelé sécheresse atmosphérique, elle est généralement liée à la persistance de systèmes à haute pression conduisant à des situations de subsidences qui limitent l'ascendance et la condensation de la vapeur d'eau (Şenaut Z., p. 25) ; le concept de sécheresse atmosphérique, abordé scientifiquement pour la première fois par les travaux de Palmer en 1965, connaît de nombreuses variantes au sein même de la communauté scientifique ; elle est souvent considérée dans la littérature comme une période (1) de jours consécutifs sans précipitations (2) de jours consécutifs avec de faibles pluies ou encore (3) peu de précipitations sur un intervalle de temps restreint (Byun H.-R et Wilhite D.-A, 1998) ; l'absence de pluie est initiatrice de l'aridité dans le milieu naturel ; elle implique une situation déficitaire en eau dans un bassin versant ; en milieu méditerranéen français, les situations d'impluviosités sont bien marquées durant la période estivale contrairement au reste de la France (Galloy E. et al., 1982) ; les premiers travaux scientifiques sur l'impluviosité dans le sud-est de la France ont été réalisés par Douguédroit (1980) ; il a été montré une augmentation au cours du XX^{e} siècle des situations d'impluviosité en particulier pendant la période estivale (Douguédroit A., 1980 ; 1983 ; 1987 ; 1990) qui pourrait être liée au changement climatique actuel ; de plus, une diminution probable des précipitations serait attendue sur le secteur méditerranéen d'ici la fin du siècle (Mariotti A. et al., 2015 ; Philandras C.-M et al., 2011) ; ainsi, on pourrait probablement retrouver une augmentation de la fréquence des situations d'impluviosité dans le sud-est de la France à l'avenir ;

ii — une situation d'aridité qui correspond à une absence d'eau (Trzpit J.-P., 1994), à la suite d'une impluviosité et d'un retour à l'atmosphère de pluies sous l'effet de la température, du vent et dans une certaine mesure de la végétation (évapotranspiration) ; au-delà d'un certain niveau d'aridité la vie végétale devenant impossible (Rambal S., 1984), mais pas certaines formes animales de vie ; on trouve ainsi quelques rares animaux dans les déserts les plus arides, mais sans que ceux-ci ne soient marqués par une quelconque sécheresse ; l'aridité sera définie comme un fait de nature correspondant à une faible présence ou une absence d'eau liquide à la surface ou subsurface (sol, etc.) de la Terre ; elle peut être évaluée par des indices (cf. celui historique de De Martonne par exemple) qui associent des variables physiques (précipitation, température…) ; elle se définit comme une présence limitée de disponibilités en eau que peuvent, dans une certaine mesure, corriger les techniques hydrauliques (transformation de réserves en ressources) ;

iii — et la sécheresse qui est une construction sociale. La sécheresse sera définie, dans cette recherche, comme un construit sociétal fortement dépendant de la demande anthropique. L'intensité d'une sécheresse sera ainsi caractérisée par la tension observée entre la disponibilité en eau et les besoins hydriques de la société. Parmi ces besoins en eau se trouvent ceux indispensables à un bon état écologique des hydrosystèmes. Le maintien d'un bon état hydrologique en situation de basses eaux relève d'un choix politique assumé (en particulier européen), mais après satisfaction des besoins humains vitaux (AEP, etc.).

1.1 La sécheresse : une construction sociétale dépendante d'une variabilité naturelle

Généralement, une sécheresse s'initie au cours d'une phase climatique plus aride (Najac J., et al, 2010), mais peut simplement être le fait, toutes choses étant égales par ailleurs, d'un accroissement local des besoins anthropiques en eau (agriculture, tourisme…). Le niveau de la sécheresse correspond donc à un niveau de tension sur la ressource en eau, laquelle croit avec l'aridité, mais ne s'y résume pas.

Le climat méditerranéen se caractérise par une saison sèche d'été récurrente (Levine J., 1922 ; Pardé M., 1946 ; Samson J., 1950) et par une variabilité interannuelle naturelle — comme le montre la chronique des débits de la Fontaine de Vaucluse depuis 1877 (Martin Ph., Kabo R., 2015) — et/ou forcée par le changement climatique (Li L., 2003 ; Gaume E., 2004 ; Vidal J. Ph. et al. 2008).

En partie en raison de leur climat, les Cévennes, et plus largement le sud-est de la France, reçoivent de nombreux touristes (tourisme de plein air, etc.) et bénéficient de soldes démographiques parfois positifs, en particulier dans les plus grandes villes (Martin Ph. et al., 2019). Tout cela conduit, localement, à des tensions dues à des pics de demande en eau auxquels les ressources disponibles ne permettent pas toujours de répondre. La question de la sécheresse est donc une question locale (tel village *vs* telle source ou telle rivière) même si elle peut avoir, et a souvent, une dimension zonale.

Certaines années, suivant les lieux (amont-aval) et suivant les moments (début-fin du tarissement), au cours de l'été, diverses communes cévenoles ou non, gardoises ou non, connaissent des états de sécheresse plus ou moins intenses. Le niveau le plus élevé correspondrait à l'alimentation en eau potable des populations par camions-citernes, la ressource locale étant alors proche de zéro.

Pour réguler un tel système, il convient d'une part de bien connaître la ressource mobilisable (aspect hydrométrique) et d'autre part, de tenter de responsabiliser la population, afin de limiter les gaspillages [Hydrologie participative (Ayral P.-A., 2019 ; Martin Ph. et al., 2019) ; programme HydroPop Agence RMC, EPTB Gardons et AB-Cèze]. Divers aménagements sont aussi envisageables (forage…), mais à condition d'avoir peu d'effets sur d'autres composantes de l'hydrosystème. Il semble effectivement vain de pomper très fortement un aquifère pour, *in fine*, assécher telle ou telle rivière ! Tout doit être sérieusement proportionné et évalué afin d'éviter que des aménagements nouveaux débouchent sur une mal-adaptation, sur plus de problèmes que ceux que l'on se propose de résoudre.

La sécheresse nécessite la présence d'un groupe humain, d'une société qui a besoin, quel que soit son mode d'existence (rural ou pré industriel, industriel ou post industriel, tertiarisé, etc.), d'une quantité d'eau, laquelle varie en fonction de son mode d'existence et de son niveau de technicité (irrigation à la raie, irrigation par goutte à goutte, type de spéculations agricoles, etc.) et en fonction de son effectif. Plus la population est importante, plus les besoins en eau, tous besoins confondus, sont importants. Les gains obtenus par une technicité accrue, par exemple sur les réseaux d'AEP, lorsqu'ils peuvent être financés, ayant beaucoup de mal à compenser les accroissements de consommation que génèrent par exemple les jardins d'agrément, ou les piscines.

Si tous les besoins en eau d'un peuplement local sont assurés, il n'y a pas de sécheresse, quel que soit le niveau absolu des besoins (faible ou fort) et celui de l'aridité et/ou de l'impluviosité. C'est le cas par exemple dans le sud-est de la France de l'automne au printemps. La fenêtre temporelle de la tension sur la ressource en eau est donc limitée, mais l'évolution de sa taille, avec le changement climatique, est évidemment posée. Dès lors une société qui a des besoins importants peut ne pas connaître de sécheresse alors même qu'une société qui a des besoins faibles peut connaître un état de sécheresse catastrophique (Dubus N., Dubus J., 2011).

L'eau étant vitale, en particulier pour l'agriculture, les sociétés se sont toujours positionnées au maximum de ce qui pouvait être fait pour produire, quitte à se trouver en difficulté (Jacob-Rousseau N., Astrade L., 2010) lors de certaines phases de la variabilité des apports et des réserves (variation piézométrique).

Ces choix ont entrainé une créativité assez exceptionnelle dès au moins la plus haute antiquité à Babylone, mais aussi dans tout

l'Empire romain (Pont du Gard…). De même, une des solutions a toujours été de disposer le peuplement humain au plus près des ressources en eau, ce dont l'établissement anthropique en zone karstique témoigne particulièrement (village construit au plus près de quelques grosses sources), mais ce dont témoigne aussi l'armature urbaine de la France et de l'Europe. Combien de villes et de capitales sont traversées ou sont à proximité de rivières importantes ou de fleuves ? Si la Seine a pu s'assécher en été, ce n'est plus le cas depuis des dizaines d'années en raison d'aménagements hydrauliques (barrage, réservoir…) majeurs qui y ont fait localement disparaitre, pour des raisons esthétiques, et économiques (tourisme…), etc. la sécheresse limnologique.

1.2 La sécheresse : un phénomène sociétal territorialisé hautement conjoncturel

La sécheresse est liée au niveau de développement d'une société de deux façons. D'une part, plus la société est développée, plus elle consomme d'eau, et cela malgré toute la technicité qu'elle peut mettre en œuvre (économie d'eau…) et, d'autre part, plus une société est développée plus elle peut, par différentes techniques (transfert, pompage, barrage, etc.), accroitre à tout moment la quantité d'eau à sa disposition, à condition de disposer de l'énergie pour le faire, pour couler de l'acier ou du béton ! La sécheresse est donc un état hautement conjoncturel et toutes les évolutions sont possibles : apports de technicités qui augmentent la disponibilité en eau, réduction de la population et/ou du niveau de vie qui diminue les besoins, etc. La sécheresse est ainsi toujours relative, jamais absolue, dans le temps et dans l'espace. Elle correspond à un phénomène multifactoriel de société.

Cet état de tension entre les besoins et les volumes mobilisables doit ainsi, surtout, s'apprécier localement. C'est à l'échelle du lieu de vie que la tension doit être évaluée et, par exemple, une ville comme Avignon située au bord du Rhône, quelle que puisse être la situation climatique qui affecte ce flux, ne connaitra vraisemblablement jamais de sécheresse sur une échelle de temps historique. Le Rhône (et la Durance) permettra toujours d'assurer ses besoins en eau. Inversement, loin des fleuves et des rivières pérennes, dans les espaces drainés temporairement seulement en saison humide (rivière intermittente), la tension sur la ressource en eau peut être récurrente et très forte selon les années. C'est en particulier le cas dans les têtes de bassin en raison de la faible surface qui y est drainée, nonobstant tous les autres facteurs.

Avec comme ordre de grandeur 1 l/s/km^2 à l'étiage *ss* en Cévennes, il apparait très clairement qu'il faut quelques kilomètres carrés pour avoir la possibilité d'observer un petit écoulement d'eau, et cela encore en fonction des lithologies, des niveaux d'altération, des sols, etc. Ceci concerne toutes les têtes de bassin quelles que soient leur localisation ou altitude, et, en particulier aux altitudes moyennes en Cévennes (450 – 550 m) où se déploie la densité maximale de réseau hydrographique, dont les segments de rang 1 (au sens de la classification de Horton) constituent autant de têtes de bassins. Bien évidemment, la lithologie joue un rôle important, et ici pourra être captée une source karstique importante comme

pour Montpellier (source du Lez), alors que là, en Cévennes schisteuses, seuls des sourcins à la productivité très limitée pourront être recueillis, souvent grâce à une galerie drainante.

La sécheresse est un phénomène territorialisé mal décrit à petite échelle, au sens géographique, c'est-à-dire pour de vastes territoires comme la France métropolitaine, mais guère mieux décrite à des niveaux communaux, cantonaux ou d'arrondissement. À une échelle médiane, par exemple celle des bassins versants de rivières, la connaissance est peut-être plus avancée (cf. par exemple les bassins versants en tension définis par l'Agence de l'eau Rhône Méditerranée Corse). Il faut donc penser une géographie très fine de la sécheresse.

Il conviendrait ainsi d'arriver, pour chaque dizaine de kilomètres carrés, à une appréciation de la tension entre l'offre et la demande en eau, et cela pour chaque jour (ou semaine) de l'année, et en tenant compte de tous les correctifs qui peuvent moduler la tension. Ce niveau local de tension, s'il est haut et récurrent, pouvant déboucher sur la recherche et la mise en œuvre d'un équipement local spécifique et limité (ici un forage, là une retenue d'eau…) afin, en outre, de perturber le moins possible le milieu naturel, tout en assurant une sécurité maximale aux populations et aux activités.

Tout cela ne peut être envisagé sans une modélisation qui devra concaténer toutes les informations disponibles, toutes les variables dont les corrélations construisent la sécheresse elle-même. Il sera alors possible d'envisager de caractériser la montée vers un état critique de basses eaux préalable à la sécheresse dont la durée pourrait être longue et les étendues territoriales affectées, importantes, alors même que le phénomène se mettrait en place très progressivement (crise lente).

1.3 Développer une modélisation géographique et incrémentale de la sécheresse

Si les buts sont clairs, la question des moyens d'une telle modélisation se pose donc. Le présent texte se propose de développer une approche heuristique de cette modélisation en cherchant à mettre en œuvre une approche bayésienne et des caractérisations statistiques parétiennes, mais aussi gaussiennes. Autrement dit, il s'agit d'envisager une modélisation à deux niveaux. Le premier serait celui de la recherche de variables à mettre en forme de telle façon que l'information qu'elles portent soit sous une forme optimale pour le but recherché et en fonction des spécificités de l'approche bayésienne (réseau, calculabilité…).

De nombreux travaux (Martin Ph., 2019, à paraitre) nous ont montré que l'approche parétienne de diverses chroniques était une bonne solution pour résumer l'information disponible et la mettre sous la forme de probabilités. Nous proposerons ci-dessous des exemples de modélisations parétiennes discrètes visant d'une part à caractériser des distributions à la fois statistiques et spatialisées, et permettant, d'autre part, une réflexion sur les variables à considérer en priorité. Celles-ci étant identifiées, formalisées il conviendra de les articuler, de les mettre en résonnances afin d'évaluer statistiquement le niveau de la tension. Il semble que pour se faire les réseaux bayésiens soient de bons outils, ce qui constituerait le second niveau et une description structurelle du phénomène. Nous présenterons ici une première modélisation heuristique, préalable aux calculs nécessaires, ainsi que les fondements épistémologiques, voire ontologiques, de ce type d'approche.

Toutefois, avant d'en arriver à ces modèles travaillant sur les distributions de variables, il nous faut envisager l'autre possibilité, très classique, qui est fondée sur l'idée de bilan de masse.

2. LES BILANS DE MASSE

La première idée pour rendre compte de cette tension renvoie à celle de bilan, à un bilan de masse avec des entrées (pluie, neige, etc.) et des sorties (évaporation, évapotranspiration, débit, AEP, etc.). Base sur laquelle on ajoute les stockages (aquifère, barrage) en plus ou en moins. On retrouve ainsi une équation classique des bassins versants : Q + ETR = P +/- R ; avec Q les débits, ETR l'évapotranspiration réelle ; P les précipitations et R les réserves, soit l'eau contenue dans les différents stockages des bassins versants. Q et P pour des raisons différentes (problèmes de mesure et de spatialisation) sont connus avec une précision relative. C'est encore plus vrai de l'ETR qui fait intervenir tout autant le couvert végétal (densité, diversité) que la réserve utile du sol (RU) dans laquelle la végétation herbacée, arbustive, arborée, puise. L'hétérogénéité des sols, la diversité des fronts d'altération et de l'épaisseur des altérites rendent la connaissance de la RU particulièrement difficile. Souvent une valeur un peu totémique de 100 mm est retenue.

2.1 Un bilan très difficile à « boucler »

Vu les inconnues qu'un tel bilan intègre (erreurs de mesure sur chacune des variables, problèmes de spatialisation des mesures, méconnaissances des stockages, etc.), il ne peut être « bouclé », c'est-à-dire plus ou moins réaliste et équilibré, que si la durée prise en compte est assez longue pour moyenner et ramener à zéro la variation des stockages et que si la surface considérée est vaste (bassin versant de fleuve, territoire national, etc.) afin de moyenner les différences locales et de s'affranchir, dans une certaine mesure, des insuffisances du réseau de mesure. Il existe par exemple assez peu de stations hydrométriques sur un territoire comme la France métropolitaine qui, en outre, ont une précision, en toutes eaux, qui n'est pas connue. Celle des basses eaux étant comme nous le verrons ci-dessous parfois assez problématique.

Cette équation pourrait ainsi permettre en théorie de connaître Q connaissant les autres facteurs et de voir dans quelle mesure, jour après jour, ces disponibilités en eau sont compatibles avec le bon état écologique des rivières, ce qui relève d'une logique naturaliste et règlementaire, et avec la demande sociétale, que celle-ci soit agricole, urbaine, ludique ou autre. Les volumes prélevables correspondent en théorie aux flux disponibles pour des activités anthropiques une fois assuré le bon état écologique de la rivière. En pratique, il apparait clairement que toutes les imprécisions de ce bilan vont se retrouver dans la barre d'erreur des volumes prélevables à un tel niveau que la notion en devient inapplicable par exemple en Cévennes. Aller dans ce sens n'est certainement pas une mauvaise chose, mais faire croire que cela représente, actuellement, une solution technique efficiente en est une autre, en particulier sur certains territoires méditerranéens soumis à des types de temps très différents (épisode cévenol d'automne *vs* impluviosité durable en été).

2.2 Ontologie du bilan

Au-delà de ces aspects techniques, il y a dans cette notion de bilan, fondée sur l'idée de bilan de masse, une dimension ontologique. Tout bassin versant conçu, comme un ensemble de facettes, de versants, qui permettent l'acheminement des flux entrés vers un point de sortie implique nécessairement que, mis à part les stockages toujours temporaires, le bilan entrée – sortie, soit équilibré : rien ne se perd, rien ne se crée, tout se transforme.

C'est bien le sens de la notion, en hydrologie, de déficit d'écoulement qui pointe du doigt l'eau que nous aurions aimé voir passer à telle ou telle station hydrométrique, mais qui ne s'est pas écoulée. Le modèle (le bilan) doit être implicitement équilibré, pas en déficit ! Et par suite, la rivière doit au moins potentiellement toujours pouvoir satisfaire aux besoins anthropiques quitte, comme cela a été parfois le cas, de l'assécher ou à en rendre le cours tout à fait indigent. En d'autres termes, si la demande n'est pas totalement satisfaite, il faut trouver les moyens d'augmenter le terme productif, par des pompages, par des barrages, par des apports extérieurs (comme pour l'Ardèche par exemple), etc.

Dans cette perspective, la notion d'équilibre joue le rôle de point de référence. Si le bilan est très déséquilibré entre l'offre naturelle et la demande sociétale, alors nous sommes en situation de sécheresse. Tout écart est alors un accident (climatique, etc.) qui vient perturber la manifestation de l'ordre attendu, comme normalité. Ne parle-t-on pas ainsi de débit « normal », de « normale climatique », de température « normale » pour tel ou tel jour, mais aussi d'écart à la « normale » (définie comme la moyenne) comme quelque chose de « pathologique » ?

Ce fondement, largement métaphysique, ancre la sécheresse dans cette idée matériellement impraticable en fait de bilan hydrologique. On voit dès lors que la logique du bilan, pour des raisons d'échelle (besoin d'informations locales) et pour des raisons méthodologiques, pratiques voire ontologiques (la normalité fait le lit de la variabilité qui elle est bien réelle et documentée) n'est pas très satisfaisante. Ne peut-on imaginer autre chose ?

Nous ferons l'hypothèse qu'il est possible de déterminer le niveau local de sécheresse par des calculs de probabilité dans le cadre du paradigme bayésien et en mettant en œuvre des réseaux bayésiens. Cette solution certes ne permettra pas, dans un premier temps, de calculer des volumes prélevables, mais devrait offrir une évaluation du niveau de la tension entre la ressource et la demande en eau sur laquelle les décideurs politiques devraient pouvoir faire fond et prendre des décisions au plus près du phénomène.

3. APPROCHE PROBABILISTE

Fort de ce constat, nous proposons d'abandonner l'approche bilancielle afin de développer une appréciation de la sécheresse au travers d'une logique probabiliste. Il est ainsi possible d'attribuer une probabilité à chaque valeur de chaque variable. Cette probabilité peut être comprise comme une proportion au sein d'un ensemble ou d'une population, soit la proportion des éléments d'un ensemble possédant un attribut donné, ou une valeur d'un attribut donné. Cette valeur pouvant être définie comme étant entre deux bornes. Ceci conduit à la notion de classe. La répartition des effectifs par classe permettant de construire un histogramme qui est une représentation graphique d'une distribution de probabilité.

Nous cherchons donc à définir, pour chaque variable constitutive de la construction des niveaux de la sécheresse, une distribution de probabilité qui va receler toute l'information dont on dispose et qui permettra de différencier un état proche de la moyenne, d'un état rare ; cette rareté pouvant être un très fort excès, comme un très important manque d'eau. La distribution intègre toute la variabilité du phénomène.

Cet ensemble de variables devra ensuite être organisé dans un réseau bayésien constitué d'arcs (relations) et de sommets (variables décrites par des distributions de probabilité) constituant un graphe acyclique. Les arcs peuvent se lire comme des corrélations entre une variable A et une variable D et parfois comme des causalités entre une variable B et la variable D. À partir d'une telle structure il est techniquement possible de remonter de la conséquence (la variable D) à la cause A et d'en apprécier l'importance ; les causes pouvant être multiples (A, B, C…) et indépendantes entre elles, ou pas. Aucune restriction dans le champ d'application du théorème de Bayes ne semble limiter cette approche.

3.1 Variables pertinentes

Il convient, dans un premier temps, de définir les variables pertinentes qui ne sont probablement pas accessibles directement au travers des données collectées (pluie, débit, etc.). Nous proposerons ainsi un travail d'inventaire et une réflexion sur les types de distributions (gaussiennes ou non) que l'on peut avoir à traiter. Ce qui conduit à une réflexion sur les anamorphoses possibles, les transformations de variables afin de rendre ces distributions les plus comparables possible, gaussiennes si possible, pour, par exemple, travailler à partir de leurs corrélations. Il semble toutefois clair, comme nous le verrons ci-dessous avec l'exemple des récessions du Gardon et de ses affluents, que certaines variables peuvent être non gaussiennes, parétiennes dans certains cas lorsque la hiérarchie des valeurs est très importante. Il ne semble toutefois pas que ces différences statistiques structurelles soient rédhibitoires pour un modèle bayésien reposant, pour la calculabilité, sur un réseau bayésien. Les règles d'inférence bayésiennes appliquées même approximativement (cf. la calculabilité sous MCMC) semblent suffire à apprendre de, et sur notre monde.

De ce point de vue, l'approche proposée est intrinsèquement probabiliste et vise à être relative à un moment et à un lieu. Il s'agit de partir de la propension des phénomènes eux-mêmes. Ces probabilités dépendent des conditions climatiques, de surface (dans les bassins versants), mais aussi anthropiques… de leur réalisation. Plus les mesures de chaque variable seront nombreuses, plus les distributions seront stables et moins la variance — si elle existe, ce qui n'est pas le cas dans certaines distributions parétiennes — sera connue. C'est alors une stabilité qui est observable au niveau des populations et pas des individus. L'évolution de la variance en fonction des effectifs devra aussi être étudiée. Lorsque celle-ci n'est pas calculable (cas des distributions fortement hiérarchiques, parétiennes) l'exposant de Pareto pourra être pris comme indicateur synthétique.

La différence entre la quantité de données disponibles (et leur qualité), pour différentes variables, est très importante. Les données de pluie sont bien plus nombreuses et s'étendent sur une durée bien plus longue que les données de débit. Les données sur les consommations sont très limitées sauf pour l'adduction d'eau potable (AEP), mais les valeurs disponibles existent avec des pas de temps longs (parfois l'année). Dans certains cas, comme pour les prélèvements dans les forages plus ou moins privés, seuls des dires d'experts pourraient être retenus. La diversité du niveau d'information disponible entre les variables est extrême. Il faut donc disposer d'une modélisation qui puisse accepter ce type de structuration très particulière de l'information, ce que peut faire l'approche bayésienne.

Le climat ou le régime (hydrologique) renvoie à une norme, à un état normal, en moyenne observée de façon répétitive ce qui permet de réaliser une classification. Ainsi, le climat méditerranéen est-il un climat à quatre saisons dont une est très aride, ce qui crée des situations de tension lorsque la demande en eau est forte en été. Pour des précipitations identiques, si l'aridité était hivernale, période où la demande en eau est faible, personne ne parlerait de sécheresse.

Les écarts à ces situations attendues sont conçus comme des accidents « climatiques », d'une certaine façon anormaux, ce qu'ils ne sont pas. Or le développement économique se fonde sur la normalité sur ce qui est habituel, bien plus que sur les situations rares. Mais la survenance de situations rares peut faire dévier ou basculer, par exemple, un système productif, qui ne reviendra jamais à la situation anté (effet mémoire). Les conséquences peuvent être très durables. Par exemple les jours de très grand froid de l'hiver 56 ont détruit, dans le sud de la France, de nombreuses oliveraies qui n'ont jamais été replantées. De même la bactérie *Xylella fastidiosa* qui a ravagé les oliveraies du sud de l'Italie, et qui progresse, pourrait aussi être un évènement de cet ordre, comme le phylloxera en son temps, etc. On peut imaginer que le changement climatique aboutisse à un cygne noir au sens de N. N. Taleb (2008). Dans ces conditions l'objectif est bien de pouvoir comprendre et modéliser les situations rares. Cela étant dans notre perspective appliquée, la question essentielle est celle de l'utilité par exemple prédictive, mais pas seulement (intelligibilité des causalités…) des modèles et pas particulièrement leur véracité.

3.2 Variables et loi de probabilité

Chaque variable doit correspondre à une loi de probabilité. Ces probabilités peuvent être conçues comme des fréquences d'apparition ou comme des niveaux d'incertitude sur notre connaissance de tel ou tel phénomène. Dans la plupart des cas, la probabilité en question est une probabilité conditionnelle : sachant que… quelle est la probabilité de… ? Sachant que le niveau d'impluviosité observé est de fréquence très rare, quelle est la probabilité que le niveau de tension de la sécheresse soit important ? Etc. Dans cette perspective bayésienne, il devient aussi possible de postuler une distribution pour une variable non mesurée à partir de dires d'experts qui évaluent notre connaissance empirique, intuitive de tel ou tel phénomène. Ce faisant il faut rendre nos croyances conformes aux lois de probabilité autant que possible.

Ces distributions peuvent ensuite être comparées, croisées, combinées dans un modèle bayésien — au travers de réseaux bayésiens — qui permettra de caractériser le niveau de la tension. La probabilité ainsi obtenue à partir d'un modèle est subjective, car c'est au fond l'opinion du modèle et il semble que nous soyons toujours conduits à raisonner avec des modèles. Les modalités de combinaison des distributions se font aujourd'hui avec des logiciels qui intègrent des outils de calcul sophistiqués de type MCMC (Markov Chain Monte Carlo), etc., et avec des réseaux bayésiens rendus accessibles aux thématiciens (Robert Ch., 1992 ; Naïm P. et al, 2008 ; Boreux J.J. et al., 2010 ; Albert I. et al. 2015 ; Drouet I., 2017.a).

Ainsi, « au lieu de calculer exactement les intégrales […] les méthodes de Monte Carlo effectuent un échantillonnage qui permet le calcul d'approximations des intégrales » (Hoang L. N., 2018, p. 105), ce qui peut être fait avec le programme BUGs (Bayesian inférence Using Gibbs Sampling).

Dans la mesure, par exemple, où les variables peuvent être actualisées et donc les distributions de probabilité recalculées jour après jour (au pas de temps de la mesure) et dans la mesure où, même des distributions de probabilité inconnues, peuvent être, dans une modélisation bayésienne, dans un premier temps (*a priori*), établies à partir de dires d'experts, il apparait qu'il devient théoriquement possible de caractériser le niveau de tension de la sécheresse dans un bassin versant. Selon cette mécanique, il peut être attendu, qu'au fur et à mesure que les informations seront collectées, le modèle s'affine et se précise, quitte à ajouter des données, voire de nouvelles variables, ou des variables différemment transformées ou d'en supprimer (variables finalement non causales).

On peut envisager ainsi, après la collecte et la mise en forme de toutes les variables disponibles concaténées dans un modèle, de produire un nouveau plan d'acquisition d'informations pour les variables mal connues et peu renseignées. Ces résultats venant s'agréger à ceux déjà entrés dans le modèle dans la mesure où la réflexion se fonde sur des distributions qui sont intemporelles. Il n'est donc pas nécessaire, comme dans un modèle de bilan, d'avoir des informations synchrones, mais seulement de faire l'hypothèse d'une stationnarité relativement raisonnable (peu de modifications structurelles sur les déterminants des variables) des variables mises en jeu ou tout le moins que les évolutions structurelles restent très en-deçà de la variabilité extérieure observée. On peut pour cela, pour des variables évolutives comme la consommation d'eau potable, qui varie avec le nombre de personnes, introduire, d'un côté, non le volume mesuré, mais une consommation par personne, ou par compteur, par habitation, et d'un autre côté la distribution de la population.

Il est d'ailleurs possible d'envisager que certaines de ces variables soient le résultat de calculs ou de modélisations particulières permettant de dégager des informations essentielles pour déterminer le niveau de tension, donc de la sécheresse. L'analyse proposée se développe ainsi à un autre niveau que celui d'une ou de n valeurs de variables (par exemple mensuelles ou annuelles) entrées dans un bilan. Elle saisit, à plus petite échelle, celle de la distribution, l'ensemble de l'information disponible. Il ne s'agit plus de travailler sur des moments (sur des périodes), mais sur une information bien plus large, et bien plus intégrative.

Ceci implique de donner toute sa place à la variabilité observable dans les variables entrant dans la définition de la tension pouvant exister entre les besoins en eau et l'offre naturelle.

3.3 Perception et construction psychologique de la sécheresse

Nous avons indiqué que la sécheresse est un construit sociétal. Cela implique que la perception que nous en avons entre en jeu dans la conception même, dans l'évaluation de son niveau. Ceci a évidemment une grande influence sur les décisions prises ou à prendre. Il existe donc une esthétique de la sécheresse (capacité d'éprouver) qui se fonde, en partie, sur une psychologie de la sécheresse et sur des mécanismes neuropsychologiques, cognitifs qui peuvent être, eux aussi, décrits de façon bayésienne, comme nous allons le voir. « Il nous faut absolument diminuer nos crédences [ce en quoi nous croyons, ce en quoi nous avons foi] en nos intuitions et en nos raisonnements non bayésiens » note Hoang L. N., (2018, p.31) ; plus exactement il faut rendre bayésiennes nos crédences. « Le bayésianisme concernant les hypothèses et le raisonnement scientifique implique que les hypothèses scientifiques peuvent se voir attribuer des probabilités et que le raisonnement scientifique consiste à réviser ces probabilités par conditionnalisation bayésienne à mesure que de nouvelles informations deviennent disponibles. Ainsi, le bayésianisme n'introduit pas de différence entre les hypothèses scientifiques et celles qui ne le sont pas, ou entre raisonnement scientifique et raisonnement ordinaire, mais au contraire les unifie » (Drouet I., 2017.b, p.10).

3.3.1 Rationalisation probabiliste du phénomène

Cette hypothèse de la sécheresse comme construit sociétal permet de sortir de la vision classique qui la réduit à une aridité affrontée à des besoins bien plus fantasmés que rationalisés. Dans un tel cadre très limité, on se trouve confronté à toute une série d'affirmations plus ou moins fondées sur l'absence de pluie, sur le rôle de la température, sur celui de la végétation, sur la nécessité de couper les ripisylves ou pas, etc., et sur la déclinaison de besoins en rapport avec des choix potentiels de productions végétales, de possibilités de développements, de réflexions environnementalistes, de recherche de plaisirs (baignade…), etc. qui sont extrêmement flous.

La gestion des milieux naturels et la régulation de l'offre et de la demande en eau deviennent alors impossibles, et les discussions dans les différentes assemblées parfois, ubuesques. On voit bien par exemple que l'idée, qui n'était peut-être pas mauvaise, d'établir des volumes prélevables (débits disponibles pour des activités humaines, car au-delà des débits nécessaires au bon état écologique des rivières), en climat méditerranéen en particulier, devient presque inapplicable et donc est inappliquée. Comment faire autrement ? Cela se heurte à une difficulté structurelle de la pensée humaine.

Si « on gagne à rendre nos croyances conformes aux lois des probabilités comme l'impose le bayésianisme » (Hoang L. N., 2018, p.18), être rationnel c'est accepter ces lois de probabilité. Ainsi « Une probabilité épistémique considère que le phénomène peut être déterministe, mais que l'influence des facteurs qui le détermine est trop mal connue (même si leur identité est connue) et que seule une vision probabiliste peut en rendre compte (Cozic M., Walliser B., 2017, p.92).

Or nous avons une faible capacité à évaluer intuitivement les résultats de calculs de probabilité. Il faut dès lors bien mieux passer par un outil dédié et une méthode bien définie qui auraient le rôle d'une sorte de prothèse comme la calculette a pu l'être pour le calcul mental. Les réseaux bayésiens peuvent aujourd'hui, en théorie, assurer le traitement probabiliste nécessaire de cette information.

Un des gros avantages du théorème de Bayes est qu'il permet d'actualiser une probabilité à partir d'informations. Cette actualisation peut être faite, et doit être faite, dans un modèle (réseau bayésien) décrivant de façon probabiliste les niveaux de la sécheresse, mais elle se fait aussi dans la tête des personnes qui sont conduites à l'observer (pour des raisons professionnelles : gestionnaires de bassin, agriculteurs…) ou pour des raisons régaliennes (autorités préfectorales, nationales…), mais dans toutes ces situations les informations disponibles sont incertaines.

Il s'agit donc tout autant de mettre en place une modélisation formelle que de comprendre les mécanismes qui conduisent à une compréhension de la situation, ce qui conduira, ou non, à une prise de décision, mais tant le choix de l'action ou celui de l'inaction, suivant les cas, devant être le meilleur. Cela étant, plus les informations dont on dispose sont sophistiquées, plus on aura besoin de données pour en déterminer la structure cachée. Il s'agit au final de découvrir une heuristique qui permette d'avoir une mesure du niveau de la tension, vite et la meilleure possible.

3.3.2 Modèle bayésien du cerveau ?

La recherche poursuivie ici, dans la mesure où ce qui est recherché doit aussi être une aide à la décision, doit tenir compte de ces deux volets : le volet technique construit à partir d'indicateurs plus ou moins incertains (pluie, température, AEP, etc. ; cf. ci-dessous) et le volet humain encore plus mystérieux qui renvoie à notre capacité d'éprouver, à notre capacité de convertir des perceptions sensorielles (la terre sèche et poussiéreuse, les feuilles brulées et racornies, les végétaux jaunes et flétris, les animaux apathiques et somnolents, etc. sans parler des sourcins qui ont toujours coulé, mais qui ne coulent plus cette année, des choses que l'on a jamais vues, etc.) en informations, supports de décisions, de revendications, de projets et donc d'actions. Tout ceci avec une mémoire des phénomènes plus ou moins défaillante ou impossible (qui se souvient de la grande sécheresse de 1920 – 21 dans le sud-est de la France ?) et une variabilité spatiale qui peut être énorme.

« Dès 1983, le psychologue informaticien Geoffrey Hinton, l'un des pères fondateurs du *deep learning*, suggéra, avec ses co-auteurs, que le cerveau se comportait comme une machine à prendre des décisions à partir d'observations faites par les sens. En 1988, Edwin Jaynes suggéra que la manière dont le cerveau y parvient repose sur la formule de Bayes. Dans les années 1990, Hinton et Friston développèrent alors un modèle où une couverture de Markov [c'est un nœud et les arcs et nœuds qui lui sont liés qui comprennent ses parents, ses enfants et les parents de ses enfants ; c'est un lieu structurel d'un réseau bayésien déployé à plus petite échelle lié à un mini réseau] séparait le cerveau du monde extérieur et où le cerveau parvenait malgré tout à reconstruire un modèle de tout le monde extérieur, en utilisant notamment l'inférence bayésienne variationnelle que Friston généralisa à la vie en 2013. L'hypothèse de Friston, Hinton et Jaynes, c'est que nos cerveaux reconstituent tout un modèle du monde extérieur à partir uniquement des données sensorielles » (Hoang L.N., 2018, p.356). Ceci va plus loin que la « simple » la prise en compte de rapports esthétiques liés à la capacité d'éprouver dans la mesure où le cerveau bayésien serait à même de définir la structure causale du monde, ou du moins de l'inférer à partir des ressentis, puis de la faire évoluer en fonction des erreurs de prévisions constatées.

Cela étant, on peut simplifier la situation en faisant, nous aussi, l'hypothèse que notre cerveau soit un générateur d'inférences qui prédirait à chaque instant les informations que ses sens lui rapporteraient plus ou moins, car le niveau de culture intervient ici grandement, certaines perceptions pouvant être, en outre, inconscientes. Autrement dit, le cerveau élaborerait des croyances (je pense que cette journée va être très chaude, je pense que la sécheresse va être sévère cette année, il n'y aura pas de champignon cet automne, etc.), lesquelles seraient ensuite confrontées aux observations, aux informations rapportées par les sens.

Dans le cas des feux, ce type de structure de pensée a même été reconnu si ce n'est investigué. Ainsi, lors de brulages dirigés (essais de mises à feu) tel pompier très expérimenté pouvait dire : « aujourd'hui ça ne brulera pas » et effectivement cela ne brulait pas ! (communication personnelle de S. Sauvagnargues – IMT Mines Alès). Que percevait ce pompier expérimenté et quelle inférence bâtissait-il ? De toute évidence, il avait grand mal à verbaliser ce qu'il pensait, à exprimer rationnellement ce qui le conduisait à cette hypothèse qui se révélait juste.

Il y a ce qui est attendu, considéré comme probable, et le reste. Ceci conduit à mieux formaliser la dimension esthétique du problème. Comprendre ce qui se passe c'est construire puis sélectionner un modèle, fort abstrait, pour partie seulement conscient, qui soit compatible avec les informations reçues au travers d'une perception. Ceci est toutefois

d'autant plus aisé à faire que le système modélisé est linéaire, avec peu de variables et non chaotique (au sens du chaos déterministe, mais qui peut apparaitre dans des systèmes avec très peu de degrés de liberté). Même si la sécheresse est un phénomène fortement multidimensionnel, il reste fortement chaotique et sa prévisibilité à moyen et long terme est très spéculative.

Le cerveau « s'attend » à quelque chose qui se vérifiera ou non, souvent ou pas. Si la croyance se trouve contredite, l'erreur de prédiction sera utilisée pour modifier les croyances, c'est-à-dire ce à quoi l'on doit s'attendre, enrichissant ainsi la base de connaissance, l'expérience. C'est d'ailleurs ainsi qu'une expertise se constitue, expertises d'experts qui peuvent être sollicitées pour la modélisation formelle de variables non évaluées ou mal évaluées. Nous avons ici une justification à l'introduction des dires d'experts, sous la forme de probabilités, dans une modélisation bayésienne.

Dans cette perspective, il faut que le cerveau « internalise » la structure causale du monde tout comme peut le faire, comme nous le verrons, un réseau bayésien articulant un ensemble de distributions de probabilité décrivant des variables porteuses chacune d'une part de la causalité de ce qui peut advenir. Tout le travail est, dans un cas (le cerveau) comme dans l'autre (le modèle bayésien), de réduire l'erreur de prédiction, donc d'avoir suffisamment décrit les causalités essentielles pour en déduire la situation à observer ou observée, conjoncturelle. Cela étant, ces modèles dépendent de nombreux paramètres libres qu'il convient d'imaginer et d'évaluer.

3.3.3 Modèle bayésien formel (réseau)

La recherche du niveau de la sécheresse consiste ainsi à utiliser les signaux du monde extérieur, les mesures, etc. afin de contraindre ces paramètres libres, et à les ramener à des valeurs correspondant à la situation. Cet apport d'information va retentir sur les modèles internes, sur les *a priori* humains, sur le modèle bayésien formel, lesquels vont se trouver modifiés.

Un réseau bayésien est un modèle graphique probabiliste de la forme d'un graphe acyclique qui organise structurellement des objets probabilistes, des distributions de probabilité logées dans les nœuds. Les arcs représentent les dépendances entre variables aléatoires. Ainsi émerge une structure de causalité. C'est donc la base d'un modèle bayésien dont les nouvelles informations, expérimentations et observations viendront tester la validité.

Faisant cela, l'inférence bayésienne devient une façon de déterminer la meilleure hypothèse (rôle, poids et enchaînement des causes) explicative de ce qui est observé. Quelle est donc la probabilité que le modèle construit soit valide au regard des nouvelles acquisitions d'information ? C'est une question de plausibilité du modèle qui peut être tranchée par un écart de prévision.

Sur cette base, il peut être fait une relation entre les observations conjoncturelles et les causes, plus ou moins importantes, qui les explicitent. On pourrait ainsi arriver à montrer que ce n'est pas tant l'importance de l'impluviosité qui est la cause principale d'un niveau de sécheresse observé, mais le retour massif de l'eau à l'atmosphère en raison d'une évapotranspiration majeure liée à une couverture végétale climacique, la présence de vent et une forte chaleur, par exemple. Ceci permettrait de faire le tri entre plusieurs types de causalités majeures et donc d'adapter les réponses, tout en tranchant les débats, qui tournent en rond, de différentes assemblées locales.

Si on accepte cette conception du cerveau comme outil bayésien (Daunizeau J., 2017 ; Dehaene, S., 2018), ce dernier devient comme un « miroir de la nature » (Hohwy J., 2013), ce qui permet de comprendre pourquoi et comment le cerveau comprend la nature. Ce qui reste tout de même un grand mystère, tout comme de savoir pourquoi cette nature nous est compréhensible ? Le cerveau du Pompier bayésien dispose, semble-t-il, d'un bon modèle. Reste à le formaliser pour qu'il puisse être disponible partout et pour tous.

Cette hypothèse forte, dans la perspective qui est la nôtre, simplifie la mise en place d'une modélisation bayésienne des niveaux de sécheresse à partir de connaissances très bien établies. La base statistique formelle serait donc la même, que ce soit pour les décideurs ou les gestionnaires, ou pour les scientifiques construisant une modélisation bayésienne de la sécheresse. Dans les deux cas, le théorème de Bayes permet de faire des projections inverses. Il permet de déterminer la probabilité qu'un modèle interne (dans le cerveau ou dans un ordinateur) soit correct, à partir de l'observation de ses conséquences (Dehaenne S., 2018).

En d'autres termes, il permet de dire si la modélisation réalisée est bonne en fonction des observations acquises postérieurement — qui jouent un rôle de test —, donc des situations conjoncturelles nouvelles. Il y a ainsi une comparaison formalisée possible entre ce qui est su et ce qui est nouveau ; le nouveau étant toutefois, en partie, fonction de ce qui est su (cf. le problème de l'expérience). Si l'adéquation n'est pas bonne, les nouvelles informations devront aller modifier le modèle interne. Ce mécanisme de « calage » incrémental doit fonctionner en boucle jusqu'à un état du modèle interne où l'erreur de prévision devient négligeable ou acceptable.

Dès lors, on voit toute la complexité de la sécheresse si elle n'est pas comprise comme une « simple » question d'aridité et de manque d'eau à combler avec un moyen technique adapté.

3.3.4 Forme du modèle bayésien

La base de la réflexion et de la compréhension est fondée sur la capacité d'éprouver, c'est-à-dire sur la capacité de recevoir une information, un stimulus qui est reçu, parce qu'il peut être perçu en raison des *a priori* existant, lesquels sont en partie liés à l'apprentissage. Cette information va ensuite provoquer une modification des *a priori* eux-mêmes. On est clairement là dans une perspective bayésienne d'incrémentation, d'amélioration des conceptions à partir d'informations pouvant être reconnues comme telles au regard de la question posée et de la connaissance acquise. Comment ceci pourrait être rendu plus formel d'un point de vue général ? La possibilité de faire reposer l'approche de la sécheresse (offre naturelle vs besoins anthropiques vs perceptions des acteurs) sur une même logique, sur le seul théorème de Bayes est conforme au rasoir d'Ockham, à une recherche de simplicité.

Soit deux distributions de probabilité de variables naturelles notées : d(A) et d(B). Il peut être recherché un écart entre ces deux distributions. Plus exactement, les variables que ces distributions peuvent être, ou non, liées, donc dépendantes ou indépendantes ce que mesure un coefficient de corrélation. La combinaison de ces deux distributions permet de générer une troisième distribution dite d(C). Celle-ci exprime par exemple les probabilités des niveaux d'aridité. Cette structure en Y (réseau) peut être considérée comme un modèle interne générique. Il peut être dupliqué pour des variables anthropiques (AEP, etc.) : d(a), d(b) et donc d(c) qui caractérisent le niveau des besoins. Les distributions d(C) et d(c) peuvent être combinées. On arrive ainsi à la caractérisation des niveaux de probabilité de la sécheresse. Imaginons que la situation observable, vécue, après calculs d'actualisation corresponde à un niveau important de l'aridité et, de même, à un niveau important de besoins en eau. Dans ce cas, il est clair que le niveau de sécheresse sera très élevé et ainsi formalisé, si ce n'est quantifié, dans une distribution d(Cc).

De même, il peut être établi un écart entre, ce qui est connu [d(Cc)], et ce qui est logiquement attendu, prévu dans le futur (F) à partir des distributions A, B, a et b, avant actualisation. Si l'écart entre les distributions d(C) et d(c) et F est faible cela signifie que l'information contenue dans les distributions A, B, a et b est déjà très bonne et suffit à inférer ce qui peut arriver (prédiction). On aurait ainsi une description probabiliste qui permettrait de calculer, par exemple, des niveaux de probabilité de bas débits hydrologiques.

Si l'écart est fort, cela implique que le modèle interne est encore très imparfait et bénéficiera grandement des nouvelles informations acquises sur les variables A, B, a et b.

Il est donc possible d'avoir un test sur la connaissance suffisante d'un phénomène, résumé par sa distribution, en fixant un écart maximal entre d(Cc) et F. De même, il est possible d'avoir un test sur la qualité de la corrélation entre d(A) et d(B) et entre d(A) et d(C) et entre d(B) et d(C). Entre d(A) et d(B) cela revient à caractériser l'indépendance des variables et dans un tel cas, cela simplifie le réseau bayésien. Entre d(A) et d(C) cela revient à mesurer le poids de d(A) dans d(C) [pareillement avec d(B)]. Si le réseau n'a pas deux variables, mais six ou huit, on peut faire un graphe des corrélations entre toutes ces variables et ainsi caractériser un élément de la causalité du niveau de tension de la sécheresse. Ceci sous exigence de calculabilité rapide.

De même, il est possible de voir le poids respectif de chaque variable dans la formation de d(C) et donc de déterminer si le paramètre essentiel c'est l'absence de pluie ou l'importance de l'évapotranspiration réelle. Il devient possible, théoriquement, de graduer les causes. Dans le cas où une variable serait très faiblement liée aux autres et peu causale dans la définition de d(C), ou de d(c), cette variable pourrait être supprimée. On peut même ainsi envisager un modèle « noyau » regroupant seulement les variables essentielles, qui serait le cœur d'une modélisation plus large, mais bien plus rapide à mettre en œuvre pour une première approximation. Ce modèle interne pouvant ensuite être étendu, complexifié, etc. afin d'accéder à la part d'information, de prévision qui manque.

En fonction de n boucles de rétroactions, d'expérience, d'années de mesures et d'observations la caractérisation du niveau de tension [d(C,c)] devrait s'améliorer. La question étant alors de savoir quels nombres d'épreuves recouvrent n. Est-ce un nombre de l'ordre de 3, 7, 10, 30 ? Plus ? Moins ? En d'autres termes, en combien de temps une base suffisante, c'est-dire produisant des résultats satisfaisants peut être constituée ? Ceci conduit à définir un seuil minimal à partir duquel le système de traitement de données commence à être opérationnel, et gérable en routine par des services. On peut même imaginer que ce temps ne soit pas le même pour toutes les variables. Les variables d'essence parétienne surtout sans moyenne et écart type doivent certainement être décrites par des séries longues d'épreuves. Il faut garder à l'esprit dans leur cas qu'un évènement exceptionnel est toujours possible (cygne noir de N.N. Taleb, 2008). L'absence de pluies est probablement de cet ordre. Mais inversement, à un pas de temps relativement large (valeurs journalières) la température doit être bien plus décrite par une distribution de forme subgaussienne. Il en est probablement de même pour l'ETR, etc. Dans ces cas de phénomènes relativement réguliers et bornés, une information plus limitée est probablement suffisante. Ainsi des variables anthropiques comme la consommation d'eau potable (AEP) semblent très stables et quelques années de données devraient suffire.

« L'approche bayésienne ne laisse pas l'expression d'un résultat à la fantaisie de l'expérimentateur, mais vise à ce qu'il exploite de la meilleure façon possible l'ensemble des informations dont il dispose en lui permettant de toutes les intégrer à une évaluation probabiliste de son état de connaissance » (Grégy F., Courtenay N. de, 2017, 368).

3.3.5 Modélisation, prévision, actualisation et décision

La sécheresse est un phénomène complexe qu'il convient d'aborder, tant du côté physique que du côté humain, par un ensemble et une cascade de distributions. Chaque apport d'information, général ou parcellaire, conduisant à préciser la statistique du système de variables décrivant le niveau de sécheresse. Par cascade, nous entendons une suite de distributions qui structurellement ne s'organiseraient pas seulement comme un Y, mais comme un arbre depuis ses feuilles (les distributions des variables) jusqu'au pied du tronc qui représenterait la distribution des probabilités des niveaux de sécheresse ; chaque nœud (sommet) étant une distribution combinée, soit de distributions combinées de variables sus-jacentes, soit intégrant en plus la distribution d'une variable originelle pensée comme n'intervenant qu'à un niveau particulier du modèle.

Cette structure interne, que l'on peut imaginer fractale (organisée en échelle) renvoie aussi à une logique d'emboitement de certaines variables tant dans l'étendue, que dans les échelles. Tel phénomène zonal (un aquifère par exemple) sera connu par une variable de portée zonale (la piézométrie) alors que telle variable (la couverture végétale par exemple) sera très différente ici ou là, au-dessus de l'aquifère, donc à bien plus grande échelle. De même, la relation entre les distributions de stations amont et aval, sur une même rivière, sera forte et très redondante.

Une des questions pratiques est donc de savoir comment construire cet arbre, ce réseau bayésien afin qu'il rende compte du mieux possible des niveaux de sécheresse ? Il y a là un vrai chantier qui doit s'initier avec la caractérisation d'un premier noyau sur la base de la littérature et des perceptions ou expertises disponibles. Celui-ci devra ensuite évoluer, se déployer, se transformer afin de saisir le plus possible les causalités internes des niveaux de sécheresse.

Dans la mesure où il serait possible d'arriver à une modélisation des niveaux de la sécheresse, il devient possible de comparer ce qui est attendu par ce qui est éprouvé par tel ou tel expert, mais aussi de tester les décisions régaliennes transcrites dans des arrêtés de sécheresse. Ces décisions sont-elles, comme les prédictions faites et tel ou tel « cerveau », proches ou non de la réalité modélisée ? Si oui, le système régalien de gestion correspond à une réelle prise en compte et en charge du phénomène. Sinon cela signifie que ce processus de décision doit être amélioré par apport de nouvelles informations, ou d'informations traitées de façon nouvelle dans un modèle bayésien.

Tous ces éléments conduisent à penser que l'approche bayésienne se développe et/ou peut être envisagée à deux niveaux, ce qui est satisfaisant du point de vue de la compréhension du phénomène et de sa possible gestion. Elle peut être utilisée pour décrire les modalités de fonctionnement du cerveau lui-même et, au-delà, en faisant l'hypothèse que l'agrégation des cerveaux (donc d'un groupe) suit le même type de fonctionnement, elle peut être utilisée pour rendre compte des perceptions et des modifications potentielles des conceptions ou des connaissances d'une population locale citoyennes ou d'acteurs administratifs ou politiques. D'une certaine façon, le travail sous le mode participatif cherche, dans un échange fondant la science impliquée, à débattre sur des crédences bayésiennes.

Par ailleurs, sur un autre plan, l'approche bayésienne peut être utilisée pour modéliser la caractérisation d'un état de tension relatif à la sécheresse en permettant l'intégration progressive d'informations qui vont venir modifier, puis préciser les descripteurs de cet état de tension. « Le bayésianisme se présente [alors] comme la meilleure façon de représenter l'incertitude dans un contexte décisionnel » (Drouet I., 2017.b, p.16).

Mais dans les deux cas, la question initiale est celle du choix des variables, de leur mise en forme, de leur caractérisation statistique (parétienne, gaussienne, etc.) et, au final, de leur articulation dans un réseau bayésien, dont la structure est globalement celle d'un arbre.

3.4 Heuristique du modèle bayésien de la sécheresse

L'approche bayésienne se fonde sur des probabilités *a priori* subjectives puis utilise les retours d'expérience pour les actualiser. À l'issue de chaque cycle, ou de n cycles d'actualisation qui précisent la distribution *a posteriori*, une décision peut être prise sur cette base probabiliste en relation avec les perceptions du phénomène. Dans cette optique, les fréquences d'occurrences peuvent être comprises comme un degré de croyance.

Cela étant l'approche bayésienne est basée sur des probabilités conditionnelles qui permettent de déterminer quelle est la probabilité d'une situation, d'une valeur… sachant, connaissant une information qui est liée à la probabilité recherchée. Si la connaissance disponible évolue, la probabilité recherchée se transformera selon le théorème de Bayes. La probabilité est ici un état de connaissance. La probabilité pouvant être considérée comme une mesure particulière d'un phénomène, de x phénomènes dont les distributions de probabilité peuvent être comparées et croisées.

Au final, un processus de décision consiste à estimer un état qui est par nature incertain. Le choix qui est fait doit s'appuyer sur une information (une distribution) qui résume au mieux l'état observé et qui précise le niveau d'incertitude que porte cette information.

3.4.1 Types d'approches

Classiquement, l'approche fréquentielle nécessite beaucoup d'informations afin d'assurer une approximation valable d'une loi de probabilité (mais laquelle ?) et donc le calcul de temps de retour ou le niveau de rareté d'un phénomène. Ceci n'est pas un problème important si on considère les variables rendant compte d'un ou de phénomènes naturels. Ainsi la pluie, ou son absence, est bien connue, au moins en France, depuis la fin de la Seconde guerre mondiale au pas journalier. Il en est de même globalement pour les débits, pour les niveaux piézométriques, la température de l'air, la vitesse du vent, etc.

Par contre, curieusement, les variables anthropiques qui structurent la demande en eau d'un territoire, ce qui co-définit (avec les variables naturelles) la tension sur la ressource en eau, sont bien moins connues. Il est par exemple très difficile de savoir quels sont les prélèvements, les besoins des agriculteurs, etc. Ceux-ci sont « déterminés », plus ou moins localement, à partir des surfaces de productions identifiées lors du recensement général agricole, mais pas chaque année. De même, tous les prélèvements faits grâce à des forages par de nombreux acteurs agricoles ou non (piscine…) ne sont guère comptabilisés. Les consommations d'eau potable sont certes mieux connues en volume pour des raisons évidentes de facturation, mais avec des pas de temps souvent très lâches (mois, année). Enfin la végétation, pour partie anthropique (produits de bouche, matières premières, etc.), pour partie choisie comme composante essentielle du paysage (reboisement, absence de coupes…) et pour partie naturelle (remontée biologique dans des friches agricoles…) est par définition un gros consommateur peu connu d'eau.

Dans tous ces cas, il est presque impossible d'avoir des séries statistiques conséquentes et qui correspondraient aux nécessités d'une approche fréquentiste. Or l'approche bayésienne peut se déployer et garder sa validité lorsque les informations issues de mesures sont limitées, voire nulles et, dans ce cas, il peut être fait appel, en première approximation (prior), à des dires d'experts.

Cela étant dans une approche bayésienne toute quantité inconnue est considérée comme une variable aléatoire et il faut autant que possible préciser une distribution de probabilité, fut-elle seulement représentée par un histogramme, fondée sur toutes les valeurs possibles de cette variable (Procaccia H., 2008). Ceci conduit à l'idée de variabilité des observations successives (par exemple chaque été…) qui peut être grande, mais qui aboutit progressivement, par agrégation successive d'informations, à une distribution dont la forme devient robuste. En d'autres termes, l'apport d'informations conduit progressivement à une distribution dont la forme, et donc les paramètres, s'ils sont déterminables, sont de plus en plus stables.

Inversement, cette distribution stable étant établie au bout de 10, 20 30 ans par exemple pour la sécheresse, toute nouvelle collection d'informations pourra lui être opposée. L'écart entre les deux distributions montre alors la particularité (ou non) de la situation conjoncturelle.

3.4.2 Quelles variables, quelles distributions ?

Dans les développements numériques proposés ci-dessous, nous chercherons d'abord à établir de telles distributions robustes (dans ces cas parétiennes) et envisagerons en écart des situations observationnelles particulières (annuelles). Il est donc possible de quantifier de cette façon le degré d'étrangeté, ou de normalité, d'une situation conjoncturelle avant que cette information ne soit jointe à l'apriori disponible — c'est-à-dire à la connaissance antérieure du phénomène — pour définir le nouveau niveau de croyance caractérisé par la distribution *a posteriori*. Ceci est une première façon d'évaluer une situation perçue comme indésirable ou problématique. Mais l'accumulation de l'information nous fait progressivement passer de l'incertitude la plus forte, et dans ce cas la probabilité est égale à 0, à la certitude la plus assurée, et dans ce cas la probabilité, est égale à 1. Tout écart à 1 mesure l'incertitude qui est la nôtre et la probabilité l'information dont nous disposons.

Cela étant, lorsqu'un phénomène, comme un niveau de sécheresse, doit être quantifié à partir de plusieurs variables aléatoires, il est nécessaire de pouvoir les conjoindre afin de caractériser un phénomène complexe en usant de lois de probabilités déterminées à partir de phénomènes concourants. Cela peut rarement être fait par le calcul direct, ce qui handicapait beaucoup l'approche bayésienne. Cela peut être envisagé aujourd'hui, et depuis quelques années, grâce à des algorithmes de type MCMC, ce qui lève un frein majeur.

Il faut en outre ajouter qu'une information venant compléter une connaissance *a priori* sera d'autant plus disruptive (ou non) en fonction de la connaissance, de l'expertise dont dispose le praticien, le décideur, voire l'expert, en fonction de sa culture et de son expérience. C'est en cela que ces probabilités sont aussi subjectives. Certes il y a la rareté de l'information qui en fait son prix, mais il y a aussi la compréhension que l'on peut en avoir. Globalement, on sait implicitement qu'il y aura toujours une personne qui percevra l'intérêt majeur d'une information. À l'échelle planétaire, la

chose est peut-être vraie si on considère les sept milliards d'humains. Localement, dans un cadre restreint, cela est bien moins évident. Seule l'expérience, année après année, apportera alors une certaine sécurité d'interprétation aux autres acteurs. Ceux-ci ont donc tout intérêt à être épaulés par un modèle.

Soulignons aussi que deux évènements indépendants ne sont pas en mesure d'apporter de l'information l'un par rapport à l'autre. Inversement, si deux évènements sont dépendants cela implique que l'un renseigne, en partie, sur l'autre. En d'autres termes, si on fait l'hypothèse de l'existence d'une distribution de probabilité qui rendrait compte des niveaux de sécheresses, les distributions des variables qui auront permis de l'établir montreront nécessairement un certain degré de dépendance ; lesquelles corrélations contribueront pour partie à construire la distribution des niveaux de sécheresse.

On voit réapparaitre ici une structure arborescente de relations, de corrélations, en capacité de définir, dans un cadre bayésien, la distribution recherchée des niveaux de sécheresse. Ces niveaux de corrélation dont peut rendre compte un coefficient de détermination mesurant le poids de tel ou tel phénomène dans la définition de la distribution des niveaux de sécheresse.

Inversement toute variable qui se trouverait, après calcul, en situation d'indépendance statistique n'apporterait rien à la caractérisation recherchée et pourrait être ignorée, comme indiqué ci-dessus. Il y a là la possibilité de faire un tri objectivé entre les variables indispensables, celles qui sont nécessaires, celles qui pourraient être importantes et celles qui n'ont aucune conséquence.

Dans la mesure où nous ne savons exactement quelles sont les variables qui sont déterminantes et encore moins sous quelle forme elles doivent être introduites (distribution des pluies journalières, hebdomadaires… ; distribution des périodes sans pluies avec un seuil à 1 mm, 3 mm, 6 mm, etc. [Martin Ph. 2016, 2019] ; etc.), il y a là un vrai terrain de recherche, de construction de l'arbre portant les distributions unitaires de variables plus ou moins brutes. Mesurer ce degré de dépendance reviendra à établir le niveau d'information d'une distribution par rapport à une autre. Cette structure de niveaux d'information pourra ensuite être étudiée en elle-même et comparée à d'autres, obtenues sous des climats différents (plus humide, plus sec, avec un effet orographique ou non, etc.) dans d'autres situations.

Ce processus d'estimation pourra ainsi être considéré comme un cheminement particulier vers une prise de décision en régime « contrôlé » d'incertitude, en ayant les moyens de quantifier l'information disponible et donc d'avoir conscience de ce qui n'est pas connu et des risques pris lors de la décision qui restera un pari plus ou moins risqué. Il sera alors intéressant de comparer la décision qui aurait dû être prise après un tel cheminement à celle qui a été prise, par exemple année après année, par la promulgation d'arrêtés de sécheresse. On pourra alors voir s'il y a un écart significatif entre une évaluation inductive telle que pratiquée actuellement et un choix qui serait fait après la mise en œuvre d'un processus bayésien et si, d'année en année, les deux évaluations convergent ou divergent.

La construction de ce modèle bayésien vise ainsi à optimiser la décision sur une base rationnelle afin de minimiser les pertes possibles (être trop précautionneux alors que ce n'est pas nécessaire ou au contraire décider des restrictions trop limitées alors que cela aurait été indispensable).

3.4.3 Combinaison des distributions

Il faut ajouter encore un point. Nous avons vu ci-dessus qu'une absence d'incertitude correspond à une probabilité de 1. Ceci peut se réaliser quasiment sous la forme d'un histogramme possédant une seule classe aussi étroite que l'on veut, c'est-à-dire sous la forme d'une densité de probabilité très « piquée », très étroite, élancée comme une pointe de sagaie. La variable correspondant à une telle forme serait très bien connue et décrite, et la distribution de probabilité très informative. *A contrario*, une distribution de probabilité ressemblant au profil de sommets arrondis de « vieilles » montagnes serait bien moins informative. En d'autres termes, si la distribution est gaussienne, ou peut y être ramenée, son écart type sera important dans ce second cas, donc la connaissance de la variable plus faible.

Cette différence de niveau d'information aura pour conséquence que l'influence de la distribution « piquée » sera majeure dans la définition de la distribution recherchée des niveaux de la sécheresse. Une distribution avec un faible écart type (si celui-ci existe) sera déterminante dans la définition de la distribution recherchée, ce qui se traduira par une corrélation forte. La quantité d'information apportée par une distribution peut être mesurée en calculant l'inverse de la variance (information de Fischer ; Procaccia H., 2008). Si l'écart type est très faible, l'information de Fischer sera importante et inversement. Au fur et à mesure que l'on ajoute de l'information, il est alors possible de mettre en évidence l'enrichissement de la connaissance que l'on obtient. La variation de cet enrichissement au fil du temps peut être étudiée et il sera peut-être possible de montrer que cette information de Fischer tend vers une limite à partir de laquelle les ajouts ne seront plus informatifs ou de façon extrêmement limitée. Cela devrait permettre de définir un moment où toutes les distributions de base sont robustes, ou la distribution cible l'est aussi et donc l'état d'information du modèle à partir duquel une évaluation la plus assurée de tel ou tel niveau de sécheresse peut être faite.

4. VARIABLES DESCRIPTEURS DU PHENOMENE

Il faut arriver à une liste de variables descriptrices de différents aspects logiquement emboités du phénomène de la sécheresse. La première question est de savoir si ces variables sont celles correspondant à des mesures (volume de pluie, débit…) ou si ce sont des variables construites dans la perspective de mieux caractériser le phénomène à partir des mesures faites.

Nous retiendrons plutôt la seconde idée dans la mesure où, n'ayant pas le besoin de boucler des bilans, nous pouvons nous éloigner de variables massiques et rechercher l'extraction et la quantification d'informations spécifiques plus déterminantes, dans la construction de la sécheresse.

On peut envisager de retenir comme variables construites dans le domaine physique :

- ✓ $V(\phi_1)$ — L'impluviosité sous un seuil x et la loi reliant les paramètres des distributions (une par seuil) et le seuil (Martin Ph., 2019) ; et/ou
- ✓ $V(\phi_2)$ — L'impluviosité, mais pondéré en fonction du temps ; et la loi reliant les paramètres des distributions (une par seuil) et le seuil ; et/ou
- ✓ $V(\phi_3)$ — L'impluviosité pondérée maximisée par l'ETR ; soit la distribution des durées maximisées après soustraction de l'ETR et en fonction d'un moment, donc pondérées ;
- ✓ $V(\phi_4)$ — Les niveaux piézométriques abordés soit par une statistique discrète (Pareto discrète), soit par une statistique des indices de remplissage (Iv) calculés sur le cycle, sur la récession de fin de cycle ou sur le tarissement (Martin Ph., 2020, soumis) ;
- ✓ $V(\phi_5)$ — Les niveaux de débit abordés soit par la statistique discrète (Pareto discrète ; cf. ci-dessous), soit par la statistique d'indices de débit (Iv) calculés sur le cycle, sur la récession de fin de cycle ou sur le tarissement (Canovas I., 2016) ;
- ✓ $V(\phi_6)$ — Les niveaux dits GraviSec (de gravité de la sécheresse) qui intègrent le temps très probablement par un écart à la loi générale GraviSec définie sur le plus possible de phases finales de cycles (Martin Ph. et al., 2019) ;
- ✓ $V(\phi_7)$ — La statistique des coefficients de tarissement (α de Maillet ; paramètres d'un modèle de Horton — Gompertz ; etc.) ;
- ✓ $V(\phi_8)$ — La statistique de la température de l'air ; de l'eau ;
- ✓ $V(\phi_n)$ — Etc.

Cette liste n'est évidemment pas exhaustive. D'autres variables peuvent être retenues. Il convient d'abord d'en proposer un maximum, puis de les mettre en forme, pour *in fine* retenir celles qui sont les plus utiles pour le but recherché.

De même on peut retenir comme variables construites dans le domaine humain :

- ✓ $V(\eta_1)$ — La statistique des AEP ;
- ✓ $V(\eta_2)$ — La consommation d'eau agricole ;
- ✓ $V(\eta_3)$ — Les débits réservés nécessaires au bon état écologique des rivières ;
- ✓ $V(\eta_4)$ — Les indicateurs de canicule, dont la température nocturne ;
- ✓ $V(\eta_5)$ — L'importance de la population et/ou des entreprises en un lieu ;
- ✓ $V(\eta_n)$ — Etc.

On voit très clairement que la liste des variables humaines est bien plus difficile à établir et probablement bien plus limitée. Quand on essayera de mettre des chiffres sur ces variables, cela s'avèrera vraisemblablement problématique. On débouchera ainsi d'une part, sur un recours possible à des dires d'experts et sur, d'autre part, une recommandation de nouvelles collectes des données anthropiques. De plus, il conviendra de définir l'aire géographique permettant d'établir ces données ou sur laquelle il serait intéressant de mesurer chacune des variables.

Il faut ensuite mettre en place une combinaison bayésienne (structure du réseau) de ces variables physiques [$V(\phi_x)$ *vs* $V(\phi_{x+1})$; etc.] et humaines [$V(\eta_y)$ *vs* $V(\eta_{y+1})$; etc.], puis entre la distribution résultante physique et la distribution résultante humaine. On a probablement une structure arborescente avec deux branches qui devraient pouvoir se rejoindre.

- Soit on évalue la probabilité de la situation observée du côté physique et celle observée du côté humain et de cet écart on déduit le niveau de tension, lequel sera d'autant plus fort que les deux probabilités seront faibles ; en cas de différences notables, c'est la probabilité physique qui primera, soit celle de l'offre.

- Soit on calcule une distribution combinée des distributions résultantes physique et humaine afin d'obtenir une distribution des niveaux de sécheresse ; la situation sera alors évaluée par rapport à la probabilité conjoncturellement observée de cette distribution. C'est à cette information qu'en termes de probabilité les décisions prises pourraient être rapportées. De même, en fonction du niveau de faiblesse de la probabilité synthétique, des recommandations pourraient être faites, selon des seuils à établir.

Il convient maintenant d'essayer de montrer comment à partir d'une variable x, une distribution de probabilité peut être établie et quelle est la variabilité du phénomène d'année en année. Pour ce faire nous avons choisi, dans ce texte prospectif, d'aborder les phases de fin de cycles (récession) qui semblent les plus significatives dans la perspective qui est la nôtre.

5. APPROCHE PARETIENNE DISCRETE DES RECESSIONS DE FIN DE CYCLE

Nous avons ainsi choisi non pas de rechercher particulièrement une quantification du tarissement (souvent une ou des décroissances exponentielles), ni de nous fonder sur les valeurs de l'étiage au sens strict (dernier jour du cycle défini comme le débit le plus bas du dit cycle), ni encore d'envisager le calcul de quelques paramètres statistiques descriptifs (moyenne des débits…), mais d'étudier la chronique des cent vingt-neuf débits moyens journaliers observés avant l'étiage. Pour cela nous nous sommes fondés sur des chroniques issues de la Banque Hydro qui offrent quasiment un demi-siècle de données, mais qui sont peu précises en fin de cycle et des chroniques que nous avons construites à haute résolution (5 min) à partir de l'un de nos sites expérimentaux, mais avec une profondeur historique bien plus faible. Seulement six périodes de fin de cycle sont alors disponibles. L'idée est de voir si la qualité des données a une importance majeure ou si c'est au contraire le nombre de cycles qui est déterminant.

5.1 Choix statistiques et méthodologie

Les chroniques disponibles dans la Banque Hydro présentant une incertitude forte pour les basses eaux (ces stations sont surtout exploitées pour prévoir et gérer les phénomènes de crues éclair faisant suite à des épisodes cévenols), nous avons préféré développer d'abord une approche discrète de cette information (par classe de débits). Cette solution conduit à une appréciation statistique des données et non à une évaluation fonctionnelle de la vidange des aquifères (régime non influencé) comme avec l'étude des phases de tarissement (modèle de Maillet, etc.), car les ajustements auraient été très spéculatifs. Toutefois la fréquence de ces classes de débits renseigne sur la probabilité d'occurrence de ces basses eaux.

De même rechercher la phase de tarissement stricte (décroissance exponentielle en situation non influencée) aurait conduit à des difficultés en raison de perturbations de ce phénomène par des apports d'eau (orage…). On peut envisager de reconstruire un tarissement générique (Lang C., 2007, 2011) à partir de n phases et donc de n cycles, mais cela ne nous apporterait pas grand-chose dans la mesure où notre objectif n'est pas fonctionnel, mais statistique. Nous ne cherchons pas à reconstruire une loi moyenne de vidange de l'ensemble des aquifères drainés vers une station de mesure.

Empiriquement, à dires d'expert, la période des basses eaux en Cévennes, en gros, se termine vers le 15 août et débute environ cent à cent-vingt jours avant, soit vers le 1er mai. Cela étant l'étiage peut se placer entre le 15 juillet (cas de précocité marquée) et le 30 septembre (cas de tardiveté remarquable). Cette fluctuation qui fait varier la longueur des cycles, ne permet pas de fixer une période étudiée à partir de deux dates toujours les mêmes. En conséquence, nous avons retenu l'étiage *ss* comme point de départ et sélectionné les cent vingt-neuf jours qui sont avant, dans une première approche. Ce qui correspond à presque un tiers d'année hydrologique. Très souvent cette période correspond à une phase de récession (décrue puis tarissement) qui se développe après les pluies relativement fréquentes et parfois marquées du printemps qui est la seconde saison humide en climat méditerranéen.

Dans un second temps (travaux en cours) il sera possible, à partir d'une détermination automatique de la phase de tarissement (décroissance exponentielle du débit en régime non influencé) de déterminer expressément la date de début du tarissement (et le Qo des hydrologues) et donc de réviser ce premier calcul en nous fondant sur cette phase correspondant à la vidange des aquifères. Ceci pourrait avoir un double avantage : d'abord aboutir à des distributions moins hiérarchisées et d'autre part de ne concerner que la vidange du volume dynamique des aquifères qui déterminent le flux passant, et donc fournir un indicateur sur l'état global ou moyen d'imbibition de ces réserves d'eau.

Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement
ISSN Online: 1737-9350 ISSN Print: 1737-6688, Open Access Volume (V) - Numéro 2 - Décembre 2020

5.2 Méthode discrète suivie

Les bases de données étant constituées dans un cas (Générargues) de 45 fois 130 valeurs de débits et dans l'autre (Aube morte – Galeizon) de 6 fois 130 valeurs de débits, nous avons procédé à un ajustement parétien discret.

L'ajustement d'un modèle de puissance sur les effectifs des classes (E_c) est réalisé de la façon suivante :

- En déterminant un point de référence (P_R) pour chaque classe (avec B_i la valeur de la borne inférieure et B_s la valeur de la borne supérieure) en posant :
  - $B = (B_i \times B_s)^{0,5}$
- et en calculant (B_{max} étant la valeur maximale de la série des B) :
  - $P_R = B / B_{max}$
- puis en normant l'effectif (E_c) de chaque classe par P_R :
  - $E_{cn} = E_c / P_R$
- et en calculant le logarithme de E_{cn} :
  - $Y_{cn} = \ln (E_{cn})$
- pour enfin déterminer des densités de rang (avec R le rang : 1, 2, 3, etc. de chaque classe ordonnée de façon croissant) avec :
  - ${}_DR_{cn} = R / E_{cn}$
- dont on prend le logarithme :
  - $X_{cn} = \ln ({}_DR_{cn})$

Cette solution revient à normer les informations de façon à ne comparer que leurs variations relatives. Le point de référence (centre géométrique des classes) est ainsi la racine carrée du produit des bornes des classes rapporté à la valeur maximale obtenue avec la classe aux bornes les plus élevées. Mais c'est ensuite l'effectif de chaque classe qui est rapporté à P_R. C'est un effectif exprimé en fonction de la valeur normée de référence (P_R) de chaque classe. Ceci définit la série expérimentale relative à tester.

De même, la série de référence qui permet de tester, est-elle définie comme des fractions de rangs en fonction de l'effectif normé (E_{cn}). C'est fondamentalement une série de densités, mais de rangs.

Nous avons deux informations : l'effectif normé en proportion de l'étendue des classes et de l'étendue de la série des classes, et la proportion de rang par unité d'effectif normé. Il n'y a plus de valeurs brutes (borne, rang, effectif), mais deux proportions qui sont mises en regard. On teste en fait la relation pouvant exister entre une hiérarchie de référence basée sur les rangs et une hiérarchie expérimentale basée sur la fréquence des débits.

Ces couples de valeurs dans un graphique bi logarithmique donnent un alignement de points (Fig.1 et 4). Cet alignement de points correspond à une fonction de puissance qu'il est alors possible d'estimer par régression. La droite ainsi tracée à une pente (P), une constante (C) et un coefficient de détermination très élevé généralement, mais calculé sur peu de points. Tout écart fort à un alignement traduit un problème de biais, de mesure, ou de situation très spéciale. Le nombre de points a été choisi afin d'avoir la meilleure linéarité. La multiplication des points, donc des classes, conduit souvent à faire apparaitre une légère courbure dans l'alignement. Ceci indique que la pente n'est pas totalement unitaire, mais varie en fonction des bornes des classes, donc des échelles (covariance d'échelle). Dans cette première approche, nous négligerons la possibilité de prendre en compte un P variable.

La première application de la méthode ci-dessus décrite a été faite sur la chronique extraite de la Banque Hydro de la station de Générargues située sur le Gardon un peu en amont de la ville d'Anduze. Cette station a été choisie comme test, car c'est une des plus longues chroniques disponibles. La meilleure station est actuellement celle de Ners qui dispose d'un seuil en béton adapté à tous les débits (Martin Ph., 2019), mais qui est récent. Cette chronique de bonne qualité est courte (8 années). Elle sera toutefois très utile lors d'études plus générales à l'échelle du bassin versant.

5.3 Les récessions à la station de Générargues

Certaines récessions de fin de cycle à Générargues ont dû être supprimées en raison de données manifestement trop problématiques (hydrogrammes plus que curieux !). Il s'agit des années 2006, 2012, 2017. À cela s'ajoutent les années pour lesquelles il n'y a pas de données : 1965, 1983, 1990, 1995, 2008, 2009, 2014, 2016. Au total, la base statistique comporte 45 récessions de cent trente jours, soit 5850 valeurs de débits moyens journaliers.

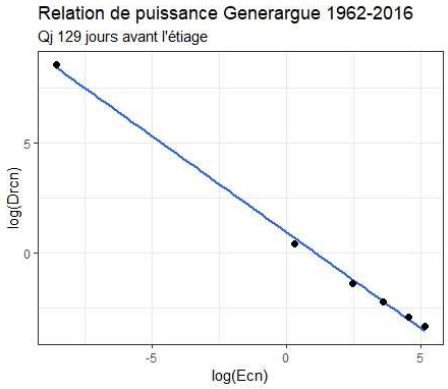

Fig. 1 Relation entre l'effectif des classes de débit et la valeur du centre de ces classes (moyenne géométrique) à la station de Générargues (Gardon)

Ces valeurs de débits moyens journaliers ayant été réparties en 5 classes d'amplitude égale, leurs effectifs permettent *in fine* de construire une relation de puissance (Fig. 1). De toute évidence, celle-ci est de très grande qualité, ce qui valide ce type d'approche (r^2 = 0,997). L'exposant P de cette relation puissance traduit la hiérarchie des données.

Cette première analyse statistique nous donne une relation de puissance traduisant une structuration hiérarchique moyenne des débits moyens journaliers de récessions à la station de Générargues.

Sur cette base méthodologique, il est possible de réitérer l'analyse, mais cette fois pour chaque récession sélectionnée pour la statistique générale, donc sur 130 valeurs. Nous obtenons ainsi 45 modèles de puissance, dont les valeurs de P° constituent en eux même une statistique qui décrit la variabilité des situations à partir de la valeur centrale fournie par l'ajustement sur l'ensemble des données.

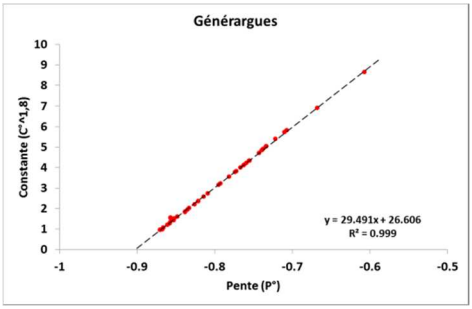

Fig. 2 Relation entre l'exposant P° du modèle de puissance et la constante C° du même modèle pour la station de Générargues (Gardon)

L'exposant P° peut être combiné avec la constante du modèle (C°) dans la mesure où il existe une relation fonctionnelle entre P° et C° de type linéaire après avoir élevé les valeurs de la constante à la puissance 1,8 (r^2 = 0,999) (Fig. 2). Soit : $C° = (30{,}23\ P° + 27{,}24)^{\left(\frac{1}{1{,}8}\right)}$. P° et C° sont au final très redondants. Considérer l'un revient assez largement à considérer l'autre.

Comme on pouvait s'y attendre, cette série de valeurs de P° est globalement gaussienne (Fig.3). Cela étant, il apparait 2 situations hydrologiques différentes. Dans un cas (points rouges), la valeur de la pente est presque quasiment constante (proche de -0,85). Cela correspond aux valeurs très faibles de la constante C° qui est proche de 1 (1,27 > C° > 0,98).

Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement
ISSN Online: 1737-9350 ISSN Print: 1737-6688, Open Access Volume (V) - Numéro 2 - Décembre 2020

Dans le reste de la statistique (carrés jaunes), la pente et la constante évoluent ensemble. Dans le premier cas, on a une hiérarchie des effectifs des débits qui est relativement faible, alors qu'elle est plus forte dans le second et croissante avec la diminution de P° (de -0,85 à -0,60).

Il est ainsi possible de partitionner l'ensemble de la distribution en deux et de chercher pour chacune de ces parties sa moyenne et son écart type. Dans le premier cas nous obtenons : moy = -0.861 et σ = 0,0065. Et dans le second : moy = 0,769 et σ = 0,0538.

Le fait de trouver que les valeurs de P° s'ajustent à deux lois normales indique que les situations très extrêmes (dans un sens comme dans l'autre) sont relativement rares. En d'autres termes, les situations hydrologiques qui sont observées sont très souvent assez semblables. Il y a donc une certaine variabilité, mais limitée. Ceci est très certainement à mettre en rapport avec la taille du bassin versant drainé.

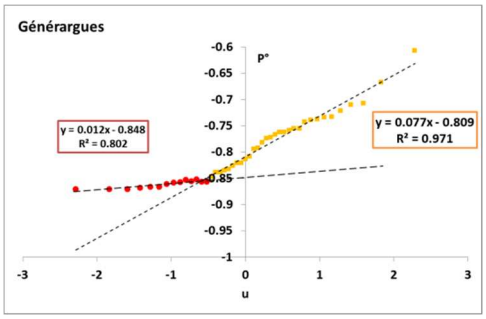

Fig. 3 Statistiques gaussiennes des exposants de Pareto discret (P°) calculés sur les récessions de la station de Généragues

Pour que la hiérarchie soit faible, il faut que les débits aient peu changé au cours de la récession, donc par exemple qu'il y ait eu peu d'orages et/ou que les valeurs aient été déjà basses 130 jours avant l'étiage. Si la récession intègre une forte décrue, la hiérarchie des débits sera plus importante. Avec une faible valeur de P° et une forte valeur de C° nous avons des situations inverses. Les cas où les valeurs de P° sont relativement basses ($\approx$ -0,85) sont donc, du point de vue de la sécheresse, des situations à plus grand risque. Elles semblent assez peu nombreuses.

5.4 Les récessions à la station de l'Aube morte sur le Galeizon (Gardon d'Alès)

Il devient dès lors possible d'appliquer cette méthode sur d'autres stations dont la qualité des mesures est très largement supérieure. Nous avons choisi pour ce faire l'une de nos stations de référence sur un affluent du Gardon d'Alès qui draine un bassin versant de taille limité (61 km^2).

Le calcul fait, avec six classes, sur les six récessions disponibles conduit à la figure 4 qui est très semblable à la figure 1. Le coefficient de détermination est d'ailleurs meilleur (r^2 = 0,999), mais l'effectif des débits utilisé est bien plus faible, ce qui limite sa significativité.

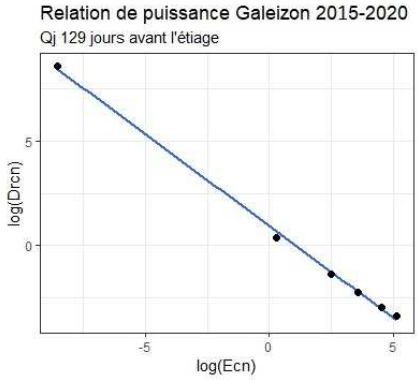

Fig. 4 Relation entre l'effectif des classes de débit et la valeur centrale de ces classes à la station de l'Aube morte (Galeizon, Gardon d'Alès).

Dans ce cas, il sera possible (travail en cours ; Di Costanzo H.) de faire le même traitement avec des pas de temps plus courts que la journée, puisque l'information de base est à 5 min. Cela étant fait, il deviendra alors possible de voir comment les paramètres du modèle évoluent en fonction des échelles de temps. Il est possible que l'on retrouve alors une structure fracatale comme avec les accroissements de débit (Martin Ph., à paraitre).

De même, nous retrouvons le même type de structuration pour la statistique des P° (Fig.5). L'échantillon est certes limité, mais on retrouve globalement ce que nous avons pu identifier sur le Gardon à la station de Générargues. Sur aussi peu de points, il est toutefois difficile de juger de leur dispersion autour de la droite de Henri et de la possibilité d'avoir une distribution duale.

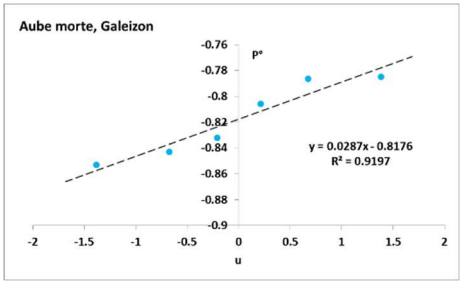

Fig. 5 Statistique gaussienne des exposants de Pareto discret (P°) calculés sur les récessions de la station de l'Aube morte (Galeizon, Gardon d'Alès).

Cet exemple, au-delà de la question de la qualité minimale des données, pose la question de l'effectif minimal de récessions nécessaires pour avoir une mesure suffisante de la variabilité des situations. En d'autres termes, quel est l'effectif indispensable pour avoir, dans ce cas, une bonne appréciation de la variabilité hydrologique sachant que les situations qui nous intéressent sont certaines situations relativement extrêmes ? D'autres travaux avec des chroniques de différentes longueurs permettront de répondre à cette question.

6. CONCLUSION

Considérer la sécheresse non plus uniquement comme une situation physique, mais comme un phénomène sociophysique, sociétal, ouvre de nombreuses possibilités. La difficulté est alors de formaliser le niveau de tension entre l'offre du milieu et la demande anthropique. Cette dernière, pour différentes raisons (disponibilité des données, aires concernées, etc.) ne peut guère entrer dans une logique de bilan de masse. Ainsi, observe-t-on de grandes difficultés dans le sud-est de la France, et en particulier en Cévennes, à mettre en œuvre la philosophie des volumes prélévables.

Ceci conduit à proposer une approche probabiliste de la sécheresse. Dans cette logique, l'outil le plus général et le plus profond est le théorème de Bayle, mais sa mise en œuvre formelle (résolution des équations) est très complexe et souvent infaisable. Toutefois, le développement de réseaux bayésiens fondés sur des algorithmes de type MCMC et de logiciels ergonomiques permettent aujourd'hui d'accéder à une détermination relativement aisée des distributions ; lesquelles peuvent évoluer incrémentalement au fur et à mesure que des informations sont acquises. De plus, les réseaux bayésiens permettent de croiser des variables concourant à la définition des niveaux de la sécheresse. Il est donc possible de définir l'arbre (la structure) des causalités qui conduisent à une distribution synthétique des niveaux d'aridité d'une part et d'autre part à une distribution des niveaux de demande.

En croisant ces deux distributions, il devrait être possible (travail en cours : Di Costanzo H.) d'arriver à une caractérisation probabiliste des niveaux de la sécheresse. Par ailleurs, le cerveau étant de plus en plus décrit comme fonctionnant sur un mode bayésien, il vient que l'ensemble des perceptions et décisions peut être décrit en usant de la même logique statistique. Il devient ainsi théoriquement possible, non seulement d'aider à la décision, mais aussi d'évaluer les décisions prises.

Bibliographie

1. Albert I., Ancelet S., David O., Denis J.B., Makowski D., Parent E., Rau A., Soubeyrand S., 2015, Initiation à la statistique bayésienne. Ellipse éditeur, Paris, coll. BioBayes, 333 p.
2. Ayral P.-A., Pottier B., Sauvagnargues S., Martin Ph., Brachet N., Cicille P., Didon-Lescot J-F., Domergue J-M., Douguédroit A., Grard N., Lopez C., Mvoula S., Spinelli R., 2019, Mise en œuvre d'une plateforme cartographique participative pour le suivi des basses eaux dans les Cévennes (France). Geo-Eco-Trop., Volume 43, n° 4, p.489–502.
3. Bernier J., Parent E., Boreux J.-J., 2000, Statistique pour l'environnement. Traitement bayésien de l'incertitude. Editions Tec & Doc Lavoisier, Paris, 363 p.

4. Boreux J.-J., Parent E., Bernier J., 2010, Pratique du calcul bayésien. Springer, Berlin, 333 p.
5. Byun H.R., Wilhite D.-A, 1999, Objective Quantification of Drought Severity and Duration. Journal of climate, Volume 12, p.2747-2756.
6. Canovas I., 2016. Modélisation de la montée vers un état critique de la situation de basses eaux sous forçages naturel et anthropique en région méditerranéenne. Thèse de doctorat, Avignon, 387 p.
7. Canovas I., Martin Ph, Sauvagnargues S., 2016, Modélisation heuristique de la criticité des basses eaux en régions méditerranéennes, PhysioGéo, Volume 10, p.191-210. https://physio-geo.revues.org/4994
8. Cozic M., Walliser B., 2017, Les probabilités en théorie des jeux. In : Le bayésianisme aujourd'hui ; Fondements et pratiques, sous la direction de I. Drouet, Éditions Matériologiques, p. 89-114.
9. Daunizeau J., 2017, Le cerveau bayésien : une approche évolutionniste de la cognition. In : Le bayésianisme aujourd'hui ; Fondements et pratiques, sous la direction de I. Drouet, Éditions Matériologiques, p. 419-467.
10. Dehaene S., 2018, Apprendre ! Les talents du cerveau, le défi des machines. Odile Jacob éditeur, Paris, 380 p.
11. Di Costanzo H., en préparation. De l'impluviosité à la sécheresse dans le sud-est de la France : entre aridité et tension sur la ressource en eau. Thèse de doctorat, Avignon université.
12. Douguédroit A., 1980, La sécheresse estivale dans la région Provence — Alpes — Côte d'Azur. Méditerranée, Volume 39, n° 39, p.13-21.
13. Douguédroit A., 1983, Un siècle de sécheresse estivale à Marseille. Hommes et Terres du Nord, Volume 3, n° 1, p.34-38.
14. Douguédroit A., 1990, The variations of dry spells in Marseille from 1865 to 1984. Journal of Climatology, Volume 7, n°6, p.541-551.
15. Drouet I., 2017.a (sous la direction de), Le bayésianisme aujourd'hui. Fondements et pratiques. Coll. Sciences & Philosophie, Éditions Matériologiques, Paris, 498 p.
16. Drouet I., 2017.b, Le bayésianisme : éléments de définition et mutations récentes. In : Le bayésianisme aujourd'hui. Fondements et pratiques (sous la direction d'I. Drouet), Coll. Sciences & Philosophie, Editions Matériologiques, Paris, 5-27.
17. Dubus N., Dubus J., 2011, La sécheresse au Sahel. Vers une gestion concertée. Coll. Territoire, Hermes — Lavoisier éditeur, Paris, 318 p.
18. Galloy E., Lebreton M., 1982, Analyse des séquences de jours secs consécutifs. Application à 31 postes du réseau météorologique français. La Météorologie Paris, Volume 6, n° 28, p.5-24
19. Gaume É., 2004, Sécheresse et étiages : quelques réflexions. La houille blanche. Revue internationale de l'eau, n° 4, p.77-83.
20. Grégis F. Courtenay N. de, 2017, Incertitude de mesure et probabilités : la confrontation des approches fréquentiste et bayésienne en métrologie. In : Le bayésianisme aujourd'hui ; Fondements et pratiques, sous la direction de I. Drouet, Éditions Matériologiques, p. 319-391.
21. Hoang Lê N., 2018, La formule du savoir. Une philosophie unifiée du savoir fondée sur le théorème de Bayes. EDP Sciences éditeur, Paris, 400 p.
22. Hohwy J., 2013, The predictive mind. Oxford university press, Oxford, 292 p.
23. Jacob-Rousseau N., Astrade L., 2010, Sécheresse et pénurie d'eau dans la France méridionale entre 1815 et 1840. La houille blanche, n° 4, p.43-50.
24. Lang C., 2007, Étiages et tarissements : vers quelle modélisation ? L'approche conceptuelle et l'analyse statistique en réponse à la diversité spatiale des écoulements en étiage de cours d'eau de l'Est de la France. Thèse, J. Corbonnois directeur, Université de Metz, 292 p.
25. Lang C., 2011, Les étiages : définitions hydrologique, statistique et seuils règlementaires. Cybergéo, en ligne : environnement, nature, paysage, article 571, mis en ligne le 30 novembre 2011, consulté le 24 février 2012, http://cybergeo.revues.org/24827 ; DOI : 10.4000/cybergeo.24827
26. Levine J., 1922, la sécheresse de 1921. La Nature, n° 2492, p.20-22.
27. Li L., 2003, Évolution future du climat en Méditerranée : vers un état de sécheresse accru ? Rapport quadriennal du CNFGG, 3 p.
28. Mariotti A., Pan Y., Zeng N., Alessandri A., 2015, Long-term climate change in the Mediterranean region in the midst of decadal variability. Climate Dynamics, Volume 44, n°5–6, p.1437-1456.
29. Martin Ph., Kabo R., 2015, Variations du débit de la Fontaine de Vaucluse entre 1877 et 2014. Évolutions tendancielles. Karstologia n° 66, p.37-47.
30. Martin Ph., 2016, Modélisation des longueurs des périodes sans pluies supérieures à différents seuils de la chronique de Marseille (1864-2008), Physio-Géo, Volume 10, 1, 81-104. https://physio-geo.revues.org/4805
31. Martin Ph., à paraitre, Analyse statistique, multiscalaire et fractale des débits des phases de montée de crue d'épisodes cévenols (Gardon, France). Geo-Eco-Trop.
32. Martin Ph, Ayral P.-A., Canovas I., Cicille P., Didon-Lescot J.-F., Domergue J.-M., Douguédroit A., Grard N., Kamara S., Lopez Ch., Morardet S., Sauvagnargues S., 2017, HydroPop : une nouvelle façon d'aborder la question du partage de l'eau en situation de basses eaux en France métropolitaine méridionale. Journal International Sciences et

Technique de l'Eau et de l'Environnement, n° 2, p.29-32. http://jistee.org/wp-content/uploads/2019/01/Journal-ISTEE-Volume-2-Numéro-1-–-Février-2017-3.pdf

33. Martin Ph., 2018, Esthétique des phénomènes extrêmes et construction sociale de la sécheresse. Communication sous forme de poster et de résumé étendu, 3 p, ISRiver 2018, Lyon 4-8 juin. http://www.graie.org/ISRivers/docs/papers/2018/2P249-366MAR.pdf
34. Martin Ph., 2019, Modélisations parétiennes des longueurs des périodes sans pluies. Mise en œuvre avec des chroniques méditerranéennes. XXXIIe Colloque international de l'AIC : Le changement climatique, la variabilité et les risques climatiques. Thessalonique, Grèce, Université Aristote, Département de météorologie et climatologie éditeurs, p. 499-504.
35. Martin Ph., Ayral P-A., Cicille P., Didon-Lescot J-F., Douguédroit A., Sauvagnargues S., 2019, « HydroPop : De l'hydrologie populaire et participative ? », ZABR, Agence de l'eau, action B28, rapport final, 152 p. DOI : 10.13140/RG.2.2.10035.58400 https://www.researchgate.net/publication/339200485_HydroPop1_De_l%27hydrologie_populaire_et_participative_Responsable_scientifique_Ont_contribue_a_la_redaction_de_ce_rapport?showFulltext=1&linkId=5e43a792458515072d933e68
36. Martin Ph., soumis, Le Modèle Hydrologique Différentiel (MHD. Application d'une nouvelle méthode d'analyse aux cycles et récessions : exemple de ceux de la Fontaine de Vaucluse mesurés entre 1966 et 2014. Physio Géo.
37. Naïm P., Wuillemin P.-H., Leray P., Pourret O., Becker A., 2008, Réseaux bayésiens, Eyrolles, Paris, 423 p.
38. Najac J., Kitowa N., Vidal J.-P., Soubeyroux J.M., Martin E., 2010, Caractérisation des sécheresses en France au cours du XXIe siècle. 23e colloque de l'association internationale de climatologie, Risques et changements climatiques, sept 2010, rennes, France, association internationale de climatologie éditeur, p. 433-438, <hal-00536859>
39. Pardé M., 1946, La sécheresse des années 1941 – 1946 [résumé de la conférence de M. Pardé]. Annales de l'université de Grenoble, t.22, p.99-103.
40. Philandras C.M., Nastos P.T., Kapsomenakis J., Douvis K.-C, Tselioudis G., Zerefos C.-S, 2011, Long term precipitation trends and variability within the Mediterranean region. Natural Hazards and Earth System Sciences, Volume 11, n°12, p.3235-3250.
41. Procaccia H., 2008, Les fondements des approches fréquentielle et bayésienne. Application à la maîtrise du risque industriel. Lavoisier éditeur, 248 p.
42. Rambal S., 1984, Sécheresse réelle et sécheresse calculée. Bulletin de la société botanique de France. Actualités botaniques, 131, 2-4, p.295-301. DOI : 10.1080/01811789.1984.10826669
43. Robert Ch., 1992, L'analyse statistique bayésienne. Économica éditeur, Paris, 393 p.
44. Sanson J., 1950, La sécheresse remarquable de la période 1941 – 1950 en France. *La Nature*, n° 3183, p.216-220.
45. Şenaut Z., 2015, Applied drought modeling, prediction, and mitigation. Elsevier, Amsterdam, 472 p.
46. Spagnou P., 2012, Raisonnez probabilités sans vous faire piéger ! Editions Ellipse, Paris, 206 p.
47. Taleb N.N., 2008, Le cygne noir. La puissance de l'imprévisible. Les belles lettres éditeur, Paris, 496 p.
48. Trzpit J.-P., 1994, Désert… vous avez dit aride ? De la nécessité de se fonder sur le principe de la balance hydrique pour raisonner le concept d'aridité. Géographie physisque et environnement, n° 2, p.9-32.
49. Vidal J.-Ph., Moisselin J.-M., 2008, Impact du changement climatique sur les sécheresses en France. XXIe colloque de l'association Internationale de Climatologie, Montpellier, P.655-660.