



HAL
open science

Influence sociale et morphogénèse des réseaux sociaux : approche par la simulation multi-agent

Frédéric Amblard

► **To cite this version:**

Frédéric Amblard. Influence sociale et morphogénèse des réseaux sociaux : approche par la simulation multi-agent. Modélisation et simulation. Université de Toulouse, 2016. tel-03209053

HAL Id: tel-03209053

<https://hal.science/tel-03209053>

Submitted on 27 Apr 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.

Influence sociale et morphogénèse des réseaux sociaux : approche par la simulation multi-agent

Habilitation à diriger des recherches de l'Université de Toulouse
Spécialité : Informatique

Présentée par

Frédéric Amblard

Soutenue le 9 Décembre 2016 devant le jury suivant :

Rapporteurs :

Salima Hassas

Nicolas Sabouret

Jaime Sichman

Professeur, Université Claude Bernard Lyon 1

Professeur, Université de Paris-Sud

Professeur, Université de Sao Paulo, Brésil

Examineurs :

Marie-Pierre Gleizes

Chihab Hanachi

Philippe Mathieu

Professeur, Université Paul Sabatier Toulouse 3

Professeur, Université Toulouse 1 Capitole

Professeur, Université de Lille 1

Remerciements

Un premier grand merci à chacun des membres du jury : Salima Hassas, Philippe Mathieu, Nicolas Sabouret, Jaime Sichman pour vous être rendus disponibles à la fois pour relire et évaluer le manuscrit et pour assister à la soutenance de mon habilitation à diriger des recherches. Lorsque nous avons cherché à constituer le jury avec Chihab, il n'a pas fallu très longtemps avant de converger sur vos noms, tant j'apprécie aussi bien les personnes que les travaux.

Merci à Marie-Pierre et Chihab pour m'avoir incité, chacun avec un style qui vous est propre, mais toujours avec bienveillance, à passer cette habilitation. Rétrospectivement, après avoir (trop) longtemps trainé les pieds, vous aviez raison !

Merci à Chihab (à nouveau), à Delphine et Gérard Grancher, pour avoir relu tout ou partie de ce manuscrit, souvent dans l'urgence, je prends bien sûr toute la responsabilité des erreurs, coquilles, qui pourraient subsister.

Si en parcourant rapidement le manuscrit on pourrait avoir l'impression d'une stratégie de recherche anticipée depuis le départ, on n'est bien loin de la réalité. Les vers de Machado décrivent bien mieux l'activité de recherche telle que je l'ai ressentie. « Caminante no hay camino, se hace camino al andar... ». [Toi qui marches, il n'existe pas de chemin, le chemin se fait en marchant...] Ce que ne dit pas Machado, c'est qu'on ne marche pas seul, la recherche est fondamentalement une activité collective. De nombreux compagnons de marche m'ont ainsi accompagné, plus ou moins longtemps, et ont contribué à creuser ce chemin. J'aurais trop peur d'en oublier certains pour commencer à les énumérer tous. Qu'ils en soient ici remerciés.

Parmi ceux-ci, les doctorants qui m'ont accompagné plus longtemps puis ont poursuivi leur propre route ont une place toute particulière : Matthias, Emilie, Rémy, Walter, Thai, je vous suis très reconnaissant du temps passé ensemble.

J'ai une pensée également pour l'ensemble des compagnons avec lesquels je marche ces temps-ci : Benoit, Audren, Carlos, Mehdi, si on n'est pas toujours d'accord sur les directions à prendre, je suis content de randonner avec vous.

Sur les longues randonnées, les refuges tiennent un rôle essentiel, un grand merci à toute l'équipe SMAC, à l'ensemble des collègues de la Faculté d'Informatique d'UTIC, ainsi qu'aux MAPSiens.

Enfin, tout randonneur apprécie le retour chez lui, une pensée affectueuse à mes amis, ma famille, pour préserver de loin en loin ce sentiment au combien rassénérant d'être à la maison quand je suis avec vous. Justin, Victor, comptez sur moi pour tenir le camp de base lorsque vous tenterez vos propres ascensions.

Delphine, merci d'être là, toujours, même quand tu n'y es pas.

Table des Matières

Table des Matières	
1 Introduction.....	1
1.1 Contexte	1
1.2 Les systèmes sociaux comme systèmes complexes.....	2
1.3 Le lien micro-macro dans les systèmes sociaux	3
1.4 La modélisation informatique, une 3ème voie pour l'étude des systèmes sociaux ...	4
1.5 La simulation multi-agents	5
1.5.1 Des usages différents	6
1.5.2 Quelques exemples d'applications.....	6
1.5.3 Principes généraux de l'approche multi-agents	8
1.5.4 Validation des simulations multi-agents.....	10
1.6 Conclusion	12
2 Modélisation de l'influence sociale	15
2.1 Modèles de références et hiérarchies de modèles en simulation sociale	15
2.2 Modèle d'influence sociale et radicalisation.....	16
2.2.1 Modèle de radicalisation.....	19
2.3 Dynamiques d'opinions conjointes.....	22
2.4 Changement d'attitude et dynamique relationnelle	25
2.4.1 Description du modèle	27
2.4.2 Expériences	28
2.5 Conclusion et perspective	31
3 Dynamique des réseaux sociaux	33
3.1 Time-Varying Graphs	33
3.1.1 Le formalisme TVG.....	33
3.1.2 Mesure des TVG.....	34
3.1.3 Application à l'analyse de la dynamique d'un réseau scientifique.....	35

3.1.4	Conclusion	38
3.2	Détection de communautés	38
3.2.1	Description de l'algorithme iLCD	41
3.2.2	Application à la détection de communautés scientifiques	44
3.3	Conclusion	46
4	Morphogénèse des réseaux sociaux	49
4.1	Dynamique d'attitudes et réseaux multiplexes	49
4.1.1	Un modèle de changement de contexte	49
4.1.2	Plan d'expérience.....	50
4.1.3	Résultats et discussion	51
4.2	Auto-organisation des réseaux économiques.....	55
4.2.1	Modèle proposé.....	56
4.2.2	Résultats.....	59
4.2.3	Discussion.....	62
4.3	Conclusion	63
5	Projet de recherche.....	65
5.1	Résumé du document.....	65
5.2	Influence sociale et évolution des réseaux sociaux.....	66
5.3	Résilience des réseaux sociaux	67
5.4	Réseaux sociaux et organisation collective.....	67
6	Références.....	69
7	Dossier	75

1 Introduction

1.1 Contexte

J'ai obtenu mon doctorat en Informatique de l'Université Blaise Pascal de Clermont-Ferrand en décembre 2003 avec une thèse intitulée « Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individus-centrées. Application à des modèles de dynamiques d'opinions ». La thèse s'inscrit dans le domaine de la simulation sociale et propose d'une part des modèles multi-agent de l'influence sociale (dynamique d'opinions, d'attitudes...) entre individus et d'autre part des outils et méthodes permettant de les étudier plus rigoureusement. J'ai ensuite réalisé six mois de post-doctorat à l'École Normale Supérieure de la rue d'Ulm dans le Laboratoire de Physique Statistique avec Gérard Weisbuch, Professeur à l'ENS-Ulm. Ce post-doctorat, réalisé dans le cadre du projet européen COSIN, avait pour objectif d'utiliser les modèles développés au cours de la thèse pour la détection de communautés dans les réseaux sociaux. J'ai ensuite été recruté en septembre 2004 en tant que Maître de Conférences en Informatique à l'Université Toulouse 1 Capitole dans l'équipe Systèmes à Objets Coopératifs de l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT), équipe qui a été par la suite regroupée avec l'équipe Systèmes Multi-Agent Coopératifs (SMAC) à laquelle j'appartiens depuis lors.

Mes travaux de recherche se sont poursuivis dans le domaine de la simulation sociale multi-agents et se sont orientés vers l'analyse et la découverte de structures sociales dynamiques – notamment dans les réseaux sociaux – et leur prise en compte dans la modélisation et la simulation de phénomènes d'influences sociales.

En terme de production scientifique, j'ai publié plus d'une dizaine d'articles dans des journaux internationaux (dont 6 articles récents depuis 2012), 12 chapitres dans des ouvrages collectifs et 35 articles dans des conférences internationales avec comité de lecture et édition d'actes. J'ai été plusieurs fois conférencier invité à des conférences et participe très régulièrement comme relecteur à des comités de programme de conférences et de revues. Je suis par ailleurs membre du comité éditorial de la revue JASSS (Journal of Artificial Societies and Social Simulation), revue de référence en simulation sociale, de PLoS-ONE et je participe au comité de suivi de la série de conférences Artificial Economics et de workshops Multi-Agent Based Simulation (MABS).

En ce qui concerne l'encadrement doctoral, j'ai participé à l'encadrement de la thèse de Matthias Mailliard soutenue en décembre 2008 concernant la formalisation de la Sociologie de l'Action Organisée (non mentionnée dans ce document) ; à celle de Walter Quattrociocchi soutenue en Novembre 2012 autour notamment de l'utilisation des Time Varying Graphs ; à celle de Rémy Cazabet soutenue en mars 2013 concernant la détection de communautés dans les réseaux temporels ; à celle de Thai Minh Truong soutenue en Février 2015 concernant l'utilisation de la Business Intelligence pour la gestion des données de simulations (non mentionnée dans ce document) et deux encadrements sont en cours, celui d'Audren Bouadjio-Boulic concernant la génération de réseaux sociaux pour la simulation sociale et celui de Mehdi Djellabi qui débute cette année au sujet de la prise en compte des parties non-denses des réseaux sociaux. J'ai également participé et coordonné plusieurs projets de recherche dans le domaine, industriels (SIMPAGE), régionaux (MAELIA), nationaux (Genstar) ou européens (QLectives) et dans ce cadre j'ai pu superviser quatre post-doctorants et 11 étudiants de Master.

Ce document ne présente qu'une partie des recherches réalisées au cours des quelques treize années qui se sont écoulées depuis ma soutenance de thèse en se focalisant sur la thématique liée à la modélisation de l'influence sociale et de la dynamique des réseaux sociaux. Ainsi, après une introduction générale du domaine (partie 1), je présenterai les travaux réalisés avec Wander Jager, psychologue social à l'Université de Groningen, dans l'immédiat après-thèse concernant la modélisation et la simulation de la radicalisation qui posait le problème de la prise en compte de la dynamique des réseaux sociaux, de la manière de les formaliser et de l'analyser (partie 2). Ensuite, je présenterai les travaux réalisés autour de l'analyse de réseaux sociaux dynamiques en lien en particulier avec les thèses de Walter Quattrociocchi concernant l'utilisation des Time Varying Graphs dans l'analyse des réseaux sociaux pour prendre en compte la dimension temporelle en définissant une version dynamique d'indicateurs jusque là statiques tels que : la densité, le coefficient de clustering (densité locale), la modularité (qui capture la structure des graphes en communautés), la distribution des degrés, ... Je présenterai également les travaux réalisés dans le cadre de la thèse de Rémy Cazabet concernant la détection de communautés dynamiques dans les réseaux temporels (Partie 3). Dans la partie suivante, j'esquisserai les potentialités en terme de modélisation, de prendre en compte des hypothèses plus élaborées que les graphes statiques pour la modélisation de structures sociales, d'une part concernant la dynamique d'attitudes dans une population avec des réseaux multiplexes permettant de prendre en compte des effets de contexte dans l'influence sociale et d'autre part la possibilité d'investiguer, ici en économie, la morphogénèse des réseaux sociaux en utilisant des hypothèses comportementales individuelles (Partie 4). Je conclurai ce document en présentant mon projet de recherche pour les années à venir.

1.2 Les systèmes sociaux comme systèmes complexes

« *Social Sciences are the really « hard » sciences* ». Cette citation d'Herbert Simon, Prix de la Banque royale de Suède en sciences économiques en mémoire d'Alfred Nobel en 1978, lui permettait de positionner en creux, par comparaison avec les sciences physiques et la science économique orthodoxe, son approche des systèmes sociaux envisagés comme des systèmes complexes. Ainsi parmi les caractéristiques des systèmes sociaux que l'on peut identifier comme des sources de complexité, Herbert Simon en énumère un certain nombre :

- *Hétérogénéité des entités qui les composent* : par comparaison aux systèmes physiques composés de particules homogènes aussi bien que par comparaison à l'*Homo economicus* des économistes orthodoxes, ce point souligne l'existence de rationalités et de comportements différents parmi les acteurs sociaux qui doivent être envisagés comme tels.
- *Rationalité limitée des acteurs* : les acteurs d'un système social ne sont ni omniscients (contrairement à la situation d'information complète de l'*Homo economicus*) ni nécessairement en capacité de calculer quelle pourrait être la solution optimale d'un problème de décision se posant à eux (contrairement à ce que suppose la rationalité optimisatrice de l'*Homo economicus*). Ce qui, pour reprendre la terminologie employée par Russell (1997) correspond à des rationalités limitées par l'information et par le calcul.
- *Les interactions entre acteurs peuvent être aussi bien directes* (échange d'information, argumentation, dialogue), ce qui présente une similarité avec les particules des sciences physiques) *qu'indirectes* (via le marché des économistes ou l'environnement)
- *L'information est principalement locale* et en ce sens contredit les hypothèses d'information complète des agents à rationalité parfaite

- *Les systèmes sociaux sont multi-échelles* qu'il s'agisse des classiques échelles microscopique (celle des individus) et macroscopique (celle du système dans son ensemble) ou d'échelles d'organisations intermédiaires, mésoscopiques, comme des communautés ou des formes plus institutionnalisées aussi bien spatiales (département, région, nation) qu'organisationnelles (service, département, entreprise).
- *L'équilibre est au plus une tendance et rarement réalisé* contrairement aux équilibres de l'économie orthodoxe, la *théorie de l'équilibre général* de Léon Walras en étant l'exemple le plus significatif. Pour reprendre une citation de Stuart Kaufman, biologiste et fondateur du Santa Fe Institute dédié à l'étude des systèmes complexes, « *When you reach an equilibrium in biology, you are dead* ».

Face à ces quelques caractéristiques des systèmes sociaux qui en font une instance paradigmatique des systèmes complexes, les outils classiques dont se sont dotés les chercheurs en sciences sociales se sont récemment enrichis de la modélisation et la simulation multi-agents. Cette dernière proposition, comme nous le détaillerons rapidement dans la suite, est en effet homéomorphe à ce type de système, capable de reproduire synthétiquement, *in silico*, des systèmes artificiels ayant la même structure que les systèmes sociaux que les sciences sociales cherchent à étudier.

1.3 Le lien micro-macro dans les systèmes sociaux

Une autre propriété des systèmes complexes que l'on retrouve en particulier dans les systèmes sociaux concerne le lien entre comportements microscopiques et régularités collectives ou macroscopiques (Schelling, 2006).

Pour le résumer simplement, et qu'il s'agisse de systèmes sociaux réels ou artificiels, les comportements individuels des entités constituant le système et leurs interactions, font apparaître des régularités à l'échelle macroscopique du système (phénomènes de foules, diffusion d'innovations par exemple). Les systèmes sociaux ajoutent, du fait de la nature de leurs entités, les êtres humains, des particularités à cette définition générale que l'on ne retrouve pas systématiquement dans d'autres systèmes complexes. Les acteurs sociaux sont en effet capables de se représenter (plus ou moins justement) l'état macroscopique du système (chacun possède une représentation plus ou moins précise de son groupe d'amis ou de l'entreprise dans laquelle il travaille) et cette représentation influence leur comportement. Là où dans les systèmes complexes en général (biologiques par exemple) les régularités macroscopiques émergent des interactions locales entre entités microscopiques sans que nécessairement celles-ci aient une représentation du niveau macroscopique (la fourmi ne possède pas de représentation de la fourmilière), les systèmes sociaux possèdent cette autre qualité qui peut permettre aux acteurs de se coordonner ou au contraire les en empêcher. On peut mentionner la théorie du point focal de Schelling (1980) à cet effet, qui l'exemplifie en présentant le cas de deux personnes qui se donnent rendez-vous à Paris sans préciser de lieu exact et qui, en raisonnant sur les ressources cognitives partagées par les deux individus, se retrouvent le lendemain au pied de la tour Eiffel. La métaphore de la main invisible d'Adam Smith ou la fable des abeilles de Mandeville, peuvent être également convoquées à titre illustratif sur ce point.

Parmi les effets résultants de cette propriété, les prophéties auto-réalisatrices et leur contraposées révèlent assez bien une partie des dilemmes de l'articulation entre niveau microscopique et niveau macroscopique. Pour exemplifier le cas de la prophétie auto-réalisatrice, prenons l'exemple des agences de notations. Ces dernières, acteurs au niveau microscopique, émettent des évaluations concernant les dettes des pays. Si une de ces agences prédit que la Grèce est au bord de la banqueroute, il est très vraisemblable que les investisseurs

vont se détourner de la Grèce ou lui consentir des prêts à des taux d'intérêts beaucoup plus élevés et ainsi créer les conditions de la banqueroute, la prophétie s'est réalisée, tout comme elle se serait réalisée dans le cas contraire d'une bonne évaluation. Un exemple de prophétie anti-auto-réalisatrice (pas complètement vérifié mais qui possède un bon pouvoir d'illustration du phénomène) est celui de Bison Futé qui prédit un état du trafic routier, en particulier les jours de départ en vacances. Si Bison Futé annonce une journée noire (trafic très ralenti) le samedi, beaucoup d'automobilistes, s'ils ont le choix, décideront de différer leur départ en vacances. Si c'est la solution adoptée par beaucoup d'entre eux, la circulation risque d'être très dégagée le samedi en question. Inversement si Bison Futé prédit une journée verte (trafic fluide) le samedi, beaucoup d'automobilistes pourraient choisir ce jour précis pour partir en vacances et ainsi créer effectivement les conditions d'une journée noire. Dans cet exemple factice, Bison Futé ne peut jamais prédire correctement la situation du trafic et se trompe même systématiquement dans ses prévisions, c'est typiquement une situation de prophétie anti-auto réalisatrice.

1.4 La modélisation informatique, une 3ème voie pour l'étude des systèmes sociaux

Parmi les méthodes et outils classiques mobilisés par les sciences sociales pour étudier les systèmes et phénomènes sociaux, nous pouvons en première instance distinguer deux types d'approches qui ne sont pas réellement opposables mais qui en pratique se retrouvent assez rarement utilisées conjointement.

La première, que j'appellerai approche discursive consiste essentiellement en la production de concepts intelligibles pour rendre compte du phénomène social étudié. On pourrait synthétiser son objectif en disant qu'il s'agit de « parler mieux » du phénomène ou système étudié. La production de concepts, si elle est partiellement ambiguë du fait de l'utilisation du langage naturel pour l'exprimer, permet, en s'appuyant sur l'utilisation de concepts relatifs au corpus étudié, de produire un discours éclairant proche d'une théorie discursive. Cette approche est essentiellement qualitative.

La seconde approche que l'on peut qualifier de quantitative, s'appuie sur la collecte et l'analyse de données empiriques concernant le phénomène étudié. Loin d'être détachée de toute théorie, les données n'étant pas « données » mais bien collectées dans un cadre théorique déterminé, elle se caractérise plus particulièrement par la recherche et la collecte systématique d'information et de données pour informer le phénomène étudié. Parmi les pratiques courantes, on retrouvera la pratique des questionnaires et entretiens, ouverts, semi-ouverts, directifs ou semi-directifs. Si la seconde approche est séduisante dans une perspective d'utilisation d'outils informatiques pour l'étude de systèmes sociaux, elle n'en comporte pas moins certaines limitations, essentiellement liées au caractère humain/social des données collectées et au fait que ce sont précisément assez souvent des informations transmises par des acteurs impliqués dans le système social étudié. Ainsi, concernant les données sociales collectées, y sont souvent associées des problèmes de collectes (les acteurs ne souhaitant pas forcément répondre au questionnaire) ou de fiabilité des données (les acteurs ne répondant pas nécessairement sincèrement). On peut citer à ce titre les problèmes rencontrés par les sociologues en charge de l'enquête *contact* concernant le VIH, chargés de collecter par téléphone des données concernant les pratiques sexuelles des personnes interrogées avec pour effet notable identifié par un test statistique lors du dépouillement des questionnaires, de sous-citation des relations sexuelles de la part des femmes et de sur-citation de la part des hommes. Les réponses orientées stratégiquement de la part de certains acteurs pour faire valoir leur point de vue sur le système dont ils font partie font également partie des problèmes de collectes de données, sommes toutes subjectives que le sociologue affronte sur le terrain.

Cette forme de dichotomie entre approche qualitative/discursive et approche quantitative/empirique peut être rapprochée des approches scientifiques classiques, par exemple en physique où l'on peut distinguer les approches suivantes :

- approches empiriques consistant à mesurer les phénomènes réels dans leur contexte
- approches expérimentales, visant à reproduire les phénomènes dans un contexte et sous des conditions contrôlées (celles qui sont mises en place au laboratoire)
- approches théoriques qui visent de manière plus ou moins formalisées (dans les faits, entre le XIXe siècle et aujourd'hui, de manière de plus en plus formalisée) à généraliser les données recueillies et à en expliquer les mécanismes causaux, génératifs, à l'origine des phénomènes étudiés.

On retrouve ainsi une forme de dichotomie entre approches empiriques et approches théoriques. Cependant une troisième méthode de production de la connaissance, l'approche expérimentale, se distingue clairement de la situation en sciences sociales où elle n'est qu'à quelques exceptions (l'économie expérimentale et la psychologie sociale expérimentale) mise en œuvre. Il est à noter cependant que ces distinctions se retrouvent également lorsque l'on en vient à aborder les pratiques des scientifiques, on distingue ainsi souvent la physique théorique, visant à produire des explications possibles aux phénomènes étudiés, et la physique expérimentale, visant à collecter des données sur les phénomènes et à valider / invalider les théories ou explications proposées, en omettant souvent les pratiques qui se trouvent à l'interface.

C'est cependant à cette interface et en sciences sociales que nous nous proposons de situer les approches de modélisation en général et de simulation multi-agents en particulier. Ainsi, comme défendu par Axelrod (1997), la modélisation peut être vue comme une troisième voie pour les sciences sociales. Permettant d'articuler les approches théoriques discursives en les formalisant de manière non ambiguës (et par là même falsifiables) et les données collectées à propos du phénomène pour alimenter, calibrer, et le cas échéant valider les modèles proposés. De plus, certaines approches de modélisation, dont la simulation multi-agents, peuvent s'apparenter à des approches expérimentales *in silico*, le modèle permettant de répéter sous des conditions contrôlées (valeurs des paramètres, état de la population) et avec les outils de mesures (indicateurs, visualisation) adéquats, des situations expérimentales, l'exécution des modèles de simulation.

1.5 La simulation multi-agents

La simulation multi-agents comme technologie informatique et méthodologie tend à se diffuser assez largement pour rejoindre la boîte à outils des sciences humaines et sociales. Concernant les domaines d'applications de cette approche, une bonne partie reste, il est vrai, cantonnée au monde académique, cette méthodologie permettant d'avoir un point de vue différent (puisque centré sur les entités qui constituent les systèmes considérés) sur les systèmes étudiés. Cependant un certain nombre de projets européens et de réalisations dans des grands groupes (Unilever, France Télécom, Telecom Italia...) permettent de soutenir qu'il existe bel et bien un intérêt pratique à l'utilisation de cette approche. C'est le cas dans le domaine de l'aide à la décision, la simulation multi-agents permettant de tester des scénarios, d'évaluer qualitativement leurs impacts et d'anticiper des biais dans l'implémentation des approches. C'est le cas également dans le domaine du marketing, où l'outil permet d'élaborer des stratégies de diffusion des produits. C'est le cas enfin dans le domaine de l'aide à la conception de politiques publiques, par exemple dans le cadre de l'aménagement du territoire.

1.5.1 Des usages différents

Du point de vue de son utilisation deux courants principaux présentent un positionnement épistémologique relativement différent qui amène à les distinguer malgré de possibles articulations comme nous le montrerons plus loin. Il s'agit d'une part de la simulation multi-agents conçue comme outil d'aide à la décision, la démarche de modélisation visant à la conception d'un produit (le modèle multi-agents) qui permette au décideur d'éclairer sa décision en prenant en compte des éléments (la focalisation sur les entités du système) qui n'étaient pas pris en compte dans les approches de modélisation classiques. On peut alors l'envisager comme un logiciel qui permet de tester des scénarios, que ce soit pour l'aide à la décision, la formation ou l'anticipation. La deuxième approche, la simulation participative se distingue principalement de la première au sens où elle intègre dans le processus de modélisation ou dans le cadre d'utilisation de l'outil des acteurs concernés par le domaine d'application et faisant bien souvent partie du système modélisé. Un des cas d'utilisation éprouvé dans ce cadre, concerne l'aide à l'aménagement du territoire et en particulier l'aide à la gestion collective de ressources renouvelables (en particulier dans le cadre du groupe Comnod (Barreteau et al., 2003)). Les acteurs, qui font en général partie des personnes concernées par le plan d'aménagement peuvent être impliqués dans la démarche, que ce soit au cours de la conception de la simulation, ou comme utilisateurs de l'outil. Dans ce dernier cadre, l'outil sert alors essentiellement soit de substrat pour l'aide à la recherche de solutions collectives (une forme de carte animée permettant de tester collectivement des scénarios de gestion), soit dans une démarche plus académique comme outil permettant l'élicitation des stratégies de gestion individuelles et leurs articulations entre elles (typiquement il faut alors envisager l'acteur comme un utilisateur de la simulation, un joueur, qui peut être questionné ensuite sur la ou les stratégies adoptées au cours du jeu).

L'approche multi-agents ou plus largement l'approche individus-centrée prend sa source dans de nombreuses disciplines (informatique, écologie, physique statistique...) et correspond essentiellement en un changement de paradigme qui consiste à envisager les problèmes ou domaines concernés sous la perspective systémique et d'adopter un point de vue qui se focalise sur les entités constitutives de ces systèmes et leurs interactions, un point de vue microscopique donc, plutôt qu'une approche macroscopique des problèmes. Ce changement de paradigme s'observe avec la naissance du courant systémique dans les sciences (Durand, 1979), avec la naissance de la cybernétique (Dupuy, 1994), des approches distribuées en informatique, des préoccupations d'articulation entre l'étude des individus et l'étude des populations en écologie et fait écho, au moins en sciences sociales, avec un positionnement plutôt classique, l'individualisme méthodologique (Weber, 1968).

1.5.2 Quelques exemples d'applications

Pour établir un panorama qui restera forcément partiel et partial, nous décrirons brièvement un ensemble de projets qui ont débouché sur des réalisations intéressantes suivant cette approche. Ainsi la simulation de comportements de paniques (Fig. 1.1) suite à un incident, ici l'incendie d'une voiture, permet en dotant les individus de comportements qui concernent la fuite, en incluant des effets de type mimétique (tendance à suivre la foule) et des contraintes d'encombrement (les individus occupent un certain espace), de tester des situations de panique collective. L'application d'approches similaires dans le cadre de risques industriels (explosion, incendie de bâtiment) ou de risques naturels (inondation, tremblement de terre, tsunami) permet de concevoir des scénarios d'aménagement de l'espace (signalisation des circuits d'évacuations) et des protocoles d'évacuations en se reposant sur des comportements individuels plausibles.



Figure 1.1 : Simulation de comportements de paniques suite à l'incendie d'une voiture (Torrens, 2004).

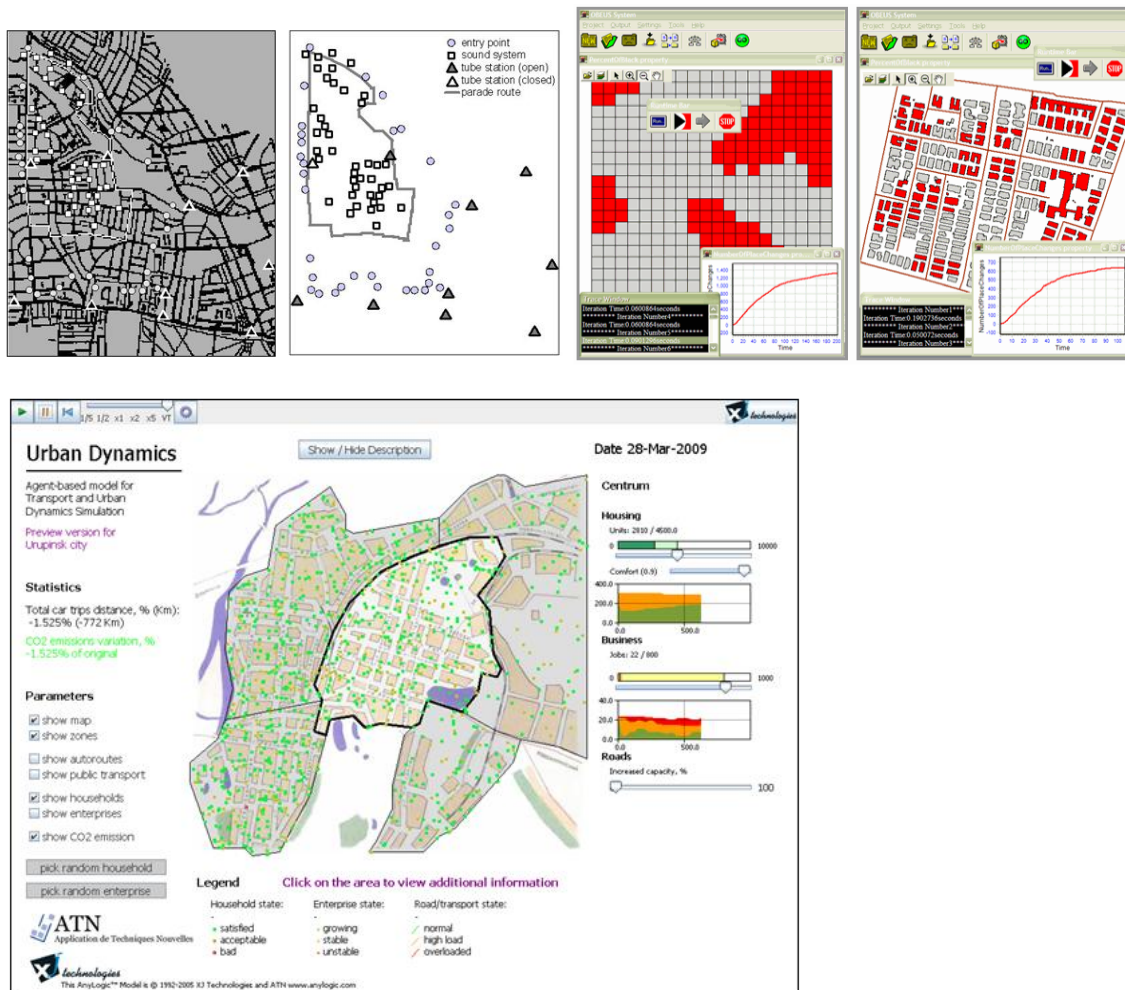
Un autre domaine concerne les phénomènes de diffusion dans une population, il peut s'agir de diffusion d'information, de produit (dans une démarche marketing) comme de diffusion d'épidémie (Fig.1.2), les comportements des individus étant évidemment à adapter au cas étudié. Suivant le cas d'application, l'approche permet d'identifier les éléments qui favorisent ou freinent la diffusion, permettant ainsi d'élaborer des stratégies vis à vis du phénomène de diffusion considéré. Il permet également d'évaluer qualitativement les impacts de scénarios de gestion (campagne de vaccination par exemple).



Figure 1.2 : Diffusion d'une épidémie de grippe aux Etats-Unis (Ferguson, 2006)

L'application de l'approche multi-agents à la simulation de phénomènes spatialisés et de comportements spatialisés des individus dans le cadre de la géographie est également un grand domaine d'application. Que ce soit pour la compréhension de phénomènes spatiaux auto-organisés ou largement émergents, comme l'agrégation de la population progressivement sur un parcours qui varie d'année en année au carnaval de Notting Hill (Fig.1.3a) ; pour des approches plus théoriques concernant la recherche de grandes tendances pour expliquer l'émergence de la ségrégation résidentielle (Fig. 1.3b) avec les travaux précurseurs de Thomas Schelling dans les années 1970 (Schelling, 1971) ; ou encore dans des visées applicatives concernant l'aménagement urbain en incluant la problématique des transports (que ce soit le trafic des véhicules particuliers ou les problématiques liées à l'utilisation des transports en

commun) (Fig. 1.3c), ces domaines utilisent de plus en plus des approches individus-centrées qui permettent de projeter à l'échelle macroscopique un ensemble de comportements individuels.



Source: http://www.xitek.com/anylogic/demo_models/

Figure 1.3 : a) Simulation du carnaval de Notting Hill (Batty et al., 2003). b) Modèle de ségrégation résidentielle de Schelling implémenté sur la plateforme OBEUS (Hatna et Benenson, 2009). c) Un modèle de dynamique urbaine incluant les problématiques liées au transport implémenté sur la plateforme AnyLogic (Borshchev, 2013).

Un autre domaine qui a largement participé à la diffusion de la simulation multi-agents est celui de l'agriculture envisagée dans son sens large comme l'étude de systèmes de cultures à l'échelle de territoire (incluant donc les interactions entre acteurs et les interactions avec un environnement partagé). Dans ce cadre, l'approche de modélisation agent a permis d'agréger pour formaliser dans un même outil des approches et connaissances issues de disciplines différentes (biologie des plantes, écologie, SHS...). C'est notamment le cas de la plateforme FEARLUS (Gotts et Polhill, 2009) utilisée pour le test de scénarios et la prospective dans le domaine de l'agriculture.

1.5.3 Principes généraux de l'approche multi-agents

Les principales caractéristiques que l'on peut associer à cette approche de modélisation et qui la distinguent des approches de modélisation classiques sont les trois suivantes :

1) **l'approche agent**, en se focalisant particulièrement sur le comportement des entités constitutives du système est capable d'interroger les mécanismes microscopiques (i.e. à

l'échelle des individus) générateurs des régularités macroscopiques (i.e. à l'échelle du système) auxquelles s'intéressent le scientifique.

2) **La simulation**, en quittant sa forme précédente qui équivalait à l'exécution itérative d'un schéma de calcul numérique et surtout en remplaçant la sémantique classique de l'itération comme étape dans la résolution d'un schéma numérique (méthode de Simpson pour l'approximation d'une intégrale par exemple) par une représentation de l'écoulement du temps dans le système (une itération correspondra par exemple à une journée) permet dès lors à cette approche de formaliser des hypothèses temporelles qui concernent l'évolution des entités et du système. La simulation c'est le modèle plongé dans le temps (Hill, 2000).

3) Enfin **la formalisation algorithmique** associée à cette approche est souvent plus adéquate aux hypothèses que l'on construit qu'un formalisme mathématique. Ainsi un algorithme est plus proche de la représentation que l'on peut se construire concernant un système social et son évolution, qu'un formalisme mathématique qui implique possiblement un changement de cadre de pensée lorsque l'on passe du raisonnement concernant le système au raisonnement concernant le modèle. La formalisation algorithmique a en effet une expressivité proche de celle que l'on utilise habituellement pour décrire un système et son fonctionnement.

Concernant la méthodologie générale associée à l'approche de simulation orientée-agents (fig. 1.4), elle consiste à partir d'un phénomène collectif que l'on cherche à étudier et comprendre, en définissant une question de modélisation (pourquoi on construit un modèle) et une ou des hypothèses explicatives concernant la production de ce phénomène, puis à décrire formellement les attributs et le comportement des entités qui constituent ce système, ainsi que les interactions qui ont lieu entre ces entités. Il s'agira ensuite de décrire l'organisation de ces entités entre elles (par exemple sous la forme d'un réseau social) et ses règles d'évolution ainsi que celles de l'environnement associé. Une fois ces éléments spécifiés formellement, le scientifique modélisateur a tout ce qu'il lui faut pour faire évoluer *in silico* un état du système donné, correspondant à une situation particulière. Il possède un modèle qui lui permet de faire passer le système d'un état donné au suivant. Il reste donc au scientifique, expérimentateur cette fois, à déterminer les conditions initiales, i.e. l'état du système à partir duquel il veut tester les hypothèses de modélisation qu'il a proposées et formalisées. Le fait est qu'en utilisant cette approche multi-agents le modélisateur reproduit une partie de la complexité du système qu'il cherche à modéliser. En conséquence de quoi, l'évolution de son modèle, i.e. plusieurs milliers d'agents en interaction qui changent d'état au fil du temps, n'est pas immédiatement intelligible. Il lui faut passer par la conception d'indicateurs qu'il va pouvoir suivre et visualiser au cours de la simulation, des observables. Après avoir déterminé les observables de sa simulation, le scientifique possède tous les éléments qui lui permettent de conduire ce que l'on pourrait décrire comme une expérience de simulation. Une fois la simulation exécutée, la remise en question des hypothèses de départ et de la manière dont elles ont été formalisées au regard des résultats produits l'amène à réfléchir d'une part sur le modèle formalisé et la manière dont les résultats sont produits, i.e. le jeu fin de l'association entre les comportements et les interactions entre agents dans le modèle qui produisent les régularités macroscopiques observables et d'autre part à interroger ses hypothèses au regard du phénomène qu'il cherche à étudier et à comprendre.

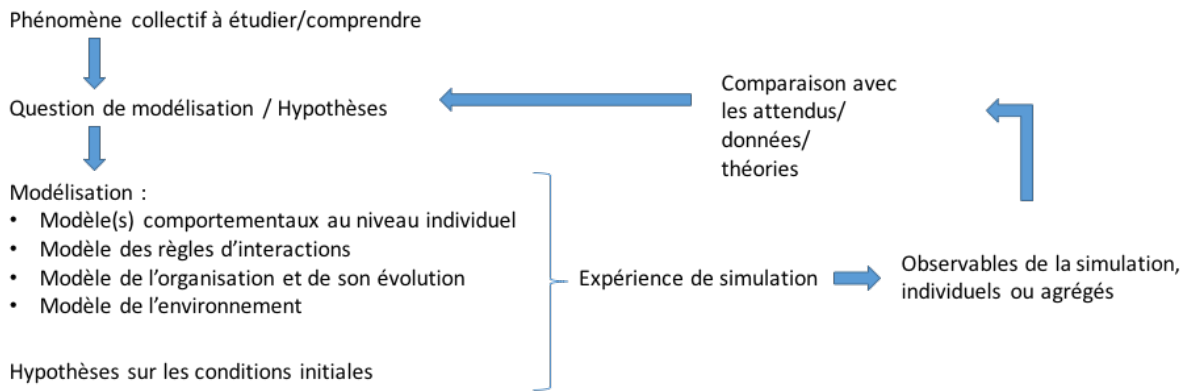


Figure 1.4 : Présentation schématique de la démarche de modélisation et de simulation multi-agents

Du point de vue de l'implémentation du modèle, malgré plusieurs tentatives il n'existe pas à l'heure actuelle de langage de programmation véritablement agent mais il n'est pas essentiel à la démarche. Ainsi, les modélisateurs utilisent généralement les langages orientés-objets (Java, C++, SmallTalk) qui permettent de s'approcher au mieux au niveau logique des structures de données des modèles agents et n'empêchent pas de décrire suffisamment convenablement les comportements de ces agents comme des méthodes des classes qui sont implémentées. Soit ils utilisent des plateformes de simulation multi-agents dont la plupart consistent en des bibliothèques logicielles comportant des briques de base utilisées dans les simulations multi-agents. Parmi les bibliothèques ou plateformes disponibles (Railsback et al., 2006), nous avons retenu majoritairement NetLogo pour la plupart des implémentations, de par sa forte intégration des aspects interface et modèle permet l'implémentation rapide de prototypes. Pour Railsback et al. (2006) NetLogo reflète clairement son héritage comme outil éducatif, car son premier objectif de conception est clairement d'être facile d'utilisation. Son langage de programmation, Logo, inclut beaucoup de structures et de primitives de haut niveau qui réduisent considérablement l'effort de programmation, et une documentation très étendue est disponible. Le langage contient beaucoup mais pas toutes les commandes et structures de données d'un langage de programmation standard. De plus, NetLogo a clairement été conçu avec un type spécifique de modèle à l'esprit : les agents mobiles agissant concurremment sur un espace discret et régulier (une grille) avec un comportement dominé par des interactions locales de courtes durées. Il faut également noter que certaines implémentations ont été réalisées directement en Java et plus récemment en utilisant la plateforme de simulation Gama (Taillandier et al., 2010).

1.5.4 Validation des simulations multi-agents

Enfin, une fois le modèle développé, il s'agit de l'évaluer, c'est à dire estimer la qualité du modèle ou le valider (Amblard et al., 2007). Si la question de la validation est souvent comprise en modélisation comme une comparaison des résultats de simulation à des données empiriques collectées sur le système modélisé, elle revêt en fait une toute autre forme pour les modèles multi-agents, modèles informatiques pour lesquels il s'agit bien davantage de caractériser l'adéquation du modèle à l'utilisation prévue (la raison pour laquelle il a été conçu) que de mesurer l'adéquation aux données.

On peut tout d'abord distinguer deux formes de validation, d'une part la validation interne ou vérification, qui évalue le fait que le programme de simulation ne comporte pas d'erreur et que ce qui a été développé correspond bien aux spécifications ; d'autre part la validation externe qui permet d'évaluer la capacité du modèle à remplir les objectifs pour lesquels il a été conçu. Pour reprendre la définition que Minsky donnait du modèle « *To an observer B, an object A* is a model of an object A to the extent that B can use A* to answer questions that interest him*

about A » (Minsky, 1965), il s'agit alors d'évaluer cette capacité du modèle de répondre aux questions.

Cette approche se distingue clairement d'une approche de la validation des modèles qui serait davantage héritée de la statistique et pour laquelle un certain nombre de propriétés sont essentielles pour que l'on considère que l'on a un *bon* modèle. Il s'agit en particulier de l'adéquation aux données via des procédures de calibration et de validation. Ainsi classiquement lorsque l'on dispose de données empiriques concernant le système modélisé, on nous explique qu'il s'agit d'une part de déterminer les valeurs de paramètres pour lesquelles le modèle donne une bonne réponse (phase de calibration) en utilisant pour ce faire une partie des données disponibles. Une fois le modèle calibré, il s'agit d'évaluer le modèle en mesurant l'écart entre les données prédites par le modèle et les données empiriques qui n'auront pas été utilisées pour la calibration (phase de validation).

Cependant ce n'est pas la seule dimension par rapport à laquelle un modèle peut être évalué et en fonction de l'usage pressenti du modèle, d'autres dimensions pourraient être plus intéressantes. C'est l'approche de la validation soutenue par Legay (1997) qui nous permet de prendre un peu de recul par rapport à cette question de la validation. Ainsi, pour Legay, la valeur des modèles est relative à leur usage, et la validation est une décision fondée sur des critères de validation, dont aucun pris isolément a une valeur décisive mais dont l'ensemble permet d'obtenir un profil du modèle étudié et de prendre cette décision. Parmi les critères de validation identifiés par Legay, on trouve en particulier :

- L'utilité, relative aux résultats et succès provoqués par le modèle, comme c'est le cas des modèles de croissance exponentiels, qui ne sont pas des modèles précis de phénomènes réels de croissance mais qui permettent de bien communiquer sur ces phénomènes
- La simplicité, sans qu'il s'agisse d'une qualité intrinsèque
- L'universalité/ la généricité, comme la capacité du modèle à rendre compte d'une large gamme de phénomènes
- La non-contradiction, le modèle devant respecter les relations vérifiées expérimentalement
- La fécondité, comme les conséquences non prévues provoquées par le modèle
- La convergence, le fait que le modèle soit utilisé sur de nombreux cas et que les résultats soient congruents.

Ainsi, en fonction des usages prévus pour le modèle, il s'agira de déterminer les dimensions et les critères d'évaluation de celui-ci pour ensuite en réaliser une évaluation et prendre la décision de validation. L'adéquation aux données empirique n'est alors qu'une des dimensions de cette évaluation.

Concernant cette dimension particulière, plusieurs difficultés se posent pour les simulations multi-agent. Tout d'abord concernant l'approche même qui par construction ne cherche pas nécessairement à adapter le modèle pour se rapprocher des données (comme pourraient le faire des solutions de type machine learning par exemple) mais plutôt à respecter une adéquation structurelle entre le phénomène modélisé et le modèle qui prennent la même forme (des entités en interaction). Ensuite, concernant la surdétermination du modèle par rapport aux données (Phan et al., 2007), si l'on prend en compte l'ensemble des attributs des agents et les paramètres du modèle, on a ainsi à disposition un nombre de degré de liberté du modèle qui est bien souvent très supérieur aux données qui sont disponibles, il est ainsi relativement aisé (au moins en théorie) de calibrer le modèle, d'ajuster les différents degrés de liberté pour qu'il y ait correspondance aux données. Enfin, concernant les données elles-mêmes, nous ne disposons bien souvent pas des données qui seraient nécessaires pour bien calibrer (à défaut de valider)

le modèle. En effet, à cette fin il nous faudrait disposer de données individuelles, longitudinales (dans le temps, pour estimer les trajectoires des individus) sur l'ensemble d'une population et sur leurs interactions. Ces données ne sont bien souvent pas disponibles. L'ensemble de ces raisons font que les simulations sociales multi-agents ne sont en générale qu'assez peu évaluées au regard de données empiriques et que l'on se tient souvent à une caractérisation de leurs propriétés, à savoir la détermination des conditions ou valeurs de paramètres pour lesquelles le phénomène modélisé est reproduit qualitativement.

Nous avons détaillé les questions relatives à la validation des simulations multi-agents de phénomènes sociaux avec Pierre Bommel et Juliette Rouchier (Amblard et al., 2007). Un dernier point relatif à ces questions concerne la question de l'usage de ces modèles qui peut être assez large et aller d'applications proches de la prévision ou anticipation qualitative de conséquences sur des approches par scénarios jusqu'à l'utilisation de ces modèles comme artefacts pour la négociation ou la gestion concertée. Dans bien des cas, le modèle n'est ainsi pas le point intéressant dans le processus de recherche, mais plutôt la modélisation qui a amené le modélisateur à passer par différentes étapes pour la construction du modèle, étapes qui lui ont permis de construire et d'acquérir de la connaissance sur le système modélisé.

1.6 Conclusion

Nous avons rapidement introduit dans ce chapitre les principaux concepts relatifs à la simulation multi-agents de phénomènes sociaux, présenté le positionnement de cette approche par rapport aux outils classiques des sciences sociales et esquissé l'approche épistémologique correspondante. Les chapitres suivants rentreront davantage dans le détail concernant des aspects complémentaires de l'approche :

- Le chapitre 2 présentera une orientation méthodologique en simulation sociale concernant la construction de hiérarchies de modèles et l'utilisation de modèles de référence (qui restent pour une bonne part encore à découvrir). Cette approche sera illustrée par différents modèles de l'influence sociale, sur lesquels j'avais travaillé pendant ma thèse et que j'ai étendu, en particulier avec Wander Jager, psychologue social à l'Université de Groningen, Pays-Bas, après celle-ci. Il s'agira notamment d'un modèle d'influence et de radicalisation et d'un modèle d'influence sociale centrale et périphérique, tous les deux soutenus par des théories de psychologie sociale. Je conclurais cette partie par la présentation d'un modèle mêlant influence sociale et dynamique de réseau social, travail réalisé à nouveau avec Wander Jager concernant une approche fréquentiste des réseaux.
- Le chapitre 3 présentera de manière assez orthogonale avec ce qui le précède des travaux que j'ai mené sur les réseaux sociaux dynamiques, dans le cadre des thèses que j'ai encadrées de Rémy Cazabet et Walter Quattrociocchi, sur des aspects plus proches de l'analyse des réseaux sociaux que de leur modélisation ou de la simulation de leur dynamique. Il s'agira en particulier de la mise au point d'indicateurs par les Time Varying Graphs et de méthodes de détection des communautés dans des réseaux temporels.
- Le chapitre 4 présentera une forme d'intersection entre les deux chapitres précédents en s'intéressant à la modélisation et la simulation de dynamiques de réseaux et de dynamiques sur les réseaux. Je présenterai un modèle mêlant influence sociale (suivant les approches présentées dans le chapitre 2) et dynamique de réseau social avec Davide Nunes et Luis Antunes concernant la prise en compte de réseaux multiplexes dans la modélisation de l'influence sociale. Je conclurai cette partie par

la présentation d'un modèle d'auto-organisation de réseaux économiques sujet sur lequel j'ai pu travailler plus récemment avec Joan Crespo et Jérôme Vicente.

2 Modélisation de l'influence sociale

2.1 Modèles de références et hiérarchies de modèles en simulation sociale

La question de la complexité des modèles utilisés en simulation sociale a considérablement évolué ces dix dernières années. Au cours de ma thèse, les débats de la communauté opposaient les tenants d'une parcimonie des modèles (avec les références connues au rasoir d'Occam) regroupés derrière l'acronyme KISS (*Keep it Simple, Stupid !*) et les tenants d'une certaine complexité nécessaire en particulier concernant les modèles internes des agents (représentés assez fréquemment dans cette tendance par des architectures cognitives) et regroupés derrière l'acronyme KIDS (*Keep It Descriptive, Stupid !*). Même si cette opposition est toujours présente, elle oppose maintenant principalement (sans que ce point soit réellement explicite dans les débats) les tenants d'un interactionnisme faible (dont les modèles vont insister davantage sur le modèle interne des agents mais se limiter à l'envoi et au traitement d'information entre agents (les cas des agents cognitifs ou des approches de théorie des jeux rentrent typiquement dans cette catégorie)) et les tenants moins nombreux d'un interactionnisme un peu plus élaboré, si ce n'est sur ce qui est échangé du moins concernant la forme qu'il prend. Une illustration un peu caricaturale de cette opposition permettra sans doute d'éclaircir la dichotomie : sur des modèles de formation de coalition en théorie des jeux, les agents rendent fréquemment publiques leurs performances (charge aux autres agents d'intégrer et de traiter cette information) et leur choix de coalition, ce qui circule donc entre agents correspond à des quanta d'information qui se diffusent sans déformation entre les entités. Dans des modèles d'influence sociale comme par exemple celui d'Axelrod (1997), les individus caractérisés par des vecteurs de traits, comparent la distance de Hamming entre leurs vecteurs pour déterminer leur influence. Ce dernier type d'interaction, s'il est très simple, revêt néanmoins une forme très différente (présence d'un seuil dans ce cas-là) qui n'est simplement pas exploité dans les modèles de la première catégorie.

Un nouveau mouvement a cependant progressivement colonisé le domaine en même temps que le mouvement général de l'Open Big Data, il s'agit d'une modélisation conduite par les données (ou data-driven simulation). Cette question mériterait indéniablement un développement plus argumenté, nous allons cependant en esquisser les principaux éléments ici. Là où quelques années auparavant les critiques adressées aux modèles tournaient autour de leur manque de réalisme, leur manque d'intégration de données ou de comparaison (validation) à des données empiriques, la communauté a progressivement utilisé et intégré dans les modèles proposés de plus en plus de données : Systèmes d'Information Géographique pour représenter un environnement plus riche ou plus réaliste, données météorologiques, données concernant la dynamique des ressources naturelles (eau, populations animales etc...). L'ensemble de ce mouvement a progressivement donné naissance à des types de modèles qui s'ils sont de bons intégrateurs de données souvent hétérogènes, sont particulièrement pauvres en terme de modélisation soit du comportement des agents (fonction d'utilité à maximiser) soit des interactions, comme mentionné précédemment. L'impression générale que laisse ce type d'approche est d'abandonner progressivement ce qui faisait la richesse du domaine (la proposition de modèles nouveaux du comportement individuel ou des interactions) au profit de problématiques mieux adressées par le data-mining et les statistiques en général.

Le retour aux approches KISS peut paraître anachronique en plein courant Big Data, cependant il me semble que proposer de nouveaux modèles simples et enrichir ainsi les modèles de référence de la communauté est essentiel. La physique statistique est riche d'enseignement de ce point de vue, en particulier pour ce qui concerne la communauté de la sociophysique. Depuis plusieurs décennies, les physiciens de physique théorique ont développé un certain nombre de

modèles simples (Modèle d'Ising, modèles de percolation, ...) que les physiciens qui s'intéressent à la modélisation de phénomènes sociaux appliquent naturellement en première instance lorsqu'ils cherchent à rendre compte d'une forme, d'une dynamique (quand on a un marteau tout problème ressemble à un clou pourrait-on dire). Pour faire court, dans leur approche de la modélisation des systèmes sociaux, les physiciens ont à leur disposition un certain nombre de modèles de référence, bien étudiés et bien connus, qu'ils peuvent réutiliser. L'adoption d'une approche KISS en simulation sociale passe indéniablement par cette étape de constitution d'un corpus de modèles de référence, simples, dont les propriétés sont bien étudiées et qui soient réutilisables ou adaptables pour la modélisation du comportement et des interactions dans les simulations multi-agents. Il faut également préciser, que le rapport à la réalité de ces modèles, élément pointé en particulier par les détracteurs des approches KISS, est en fait assez secondaire, le programme général consistant dans ce cadre davantage à se doter d'outils qu'à construire réellement des modélisations finalisées.

Un des éléments qui peuvent nous permettre de structurer cette collection de modèles de références était esquissé dans ma thèse, il s'agissait d'un framework méthodologique permettant de décrire à gros grain un modèle multi-agents M comme composé d'un ensemble de composants $M = \{A, G, E, S, T\}$ à savoir un ensemble d'agents A , un graphe structurant les interactions G , un environnement E , un ensemble de messages exogènes S , et un système de gestion du temps T . Si ce framework est loin d'être opérationnel en termes logiciels pour l'interopérabilité des différents composants, il présente du moins l'intérêt de structurer une collection de modèles entre eux concernant les similarités ou dissimilarités entre composants. C'est sous cette forme hiérarchique que je vais positionner maintenant les modèles de dynamique d'opinions que j'ai pu étudier en thèse et surtout la manière dont j'ai pu étendre la hiérarchie de modèles depuis.

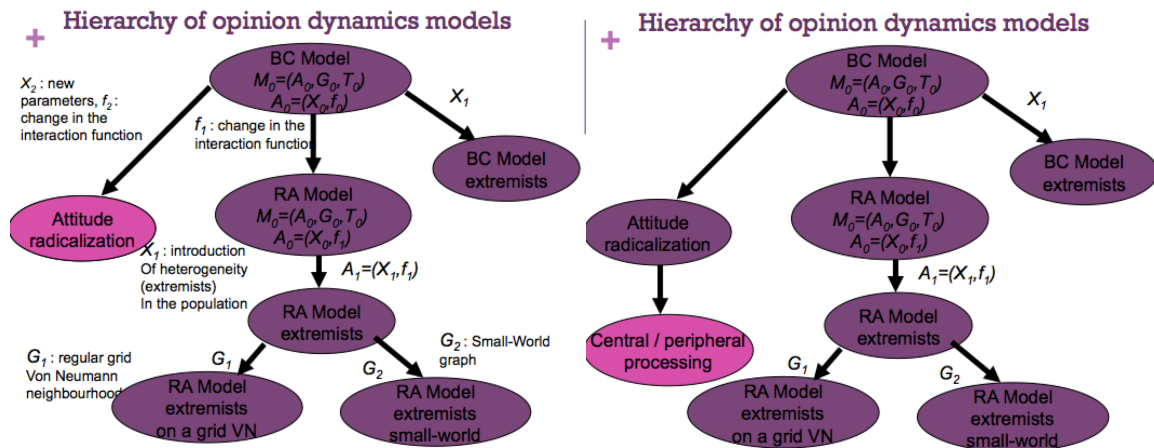


Figure 2.1 : Organisation hiérarchique d'une collection de modèles

2.2 Modèle d'influence sociale et radicalisation

Au cours de ma thèse, j'ai pu travailler en particulier sur deux modèles multi-agents de dynamiques d'opinions, le modèle de confiance limitée ou Bounded Confidence (Deffuant et al., 2001) et celui d'accord relatif ou Relative Agreement (Deffuant et al., 2002). Ces deux modèles, ainsi que ceux sur lesquels j'ai travaillé après ma thèse partagent un ensemble d'hypothèses concernant la représentation des opinions et de l'incertitude associée.

Ainsi, dans ces modèles, l'opinion des agents est représentée sous la forme d'une valeur réelle bornée o (assez souvent entre -1 et 1, de temps en temps entre 0 et 1, ce qui ne change pas

fondamentalement les résultats obtenus). Cette représentation très arbitraire a été source pendant un certain temps de difficultés concernant d'une part la plausibilité de ces modèles, les opinions d'acteurs sociaux étant difficilement représentables sous la forme d'un réel, et concernant leur possible validation empirique, les données empiriques concernant les opinions individuelles étant bien plus souvent disponibles sous forme de choix discrets (votes pour des candidats ou des alternatives par exemples). Cependant, il est apparu assez tardivement dans la communauté de simulation sociale, que les sciences politiques avaient en fait l'habitude de travailler sur des dimensions continues et de déduire en appliquant certaines métriques un positionnement spatial (dans un espace d'opinions) d'acteurs politiques normalisé et continu entre -1 et 1, comme c'est le cas par exemple du spatial voter model (Downs, 1957).

Outre la représentation de l'opinion, chaque agent possède une incertitude u associée à cette opinion, qui est représentée dans la même dimension que l'opinion. Cette incertitude que l'on peut également interpréter suivant les cas comme une capacité à communiquer ou une ouverture d'esprit, conduit à représenter in fine l'opinion d'un agent sous la forme d'un segment [opinion – incertitude, opinion + incertitude], soit $[o - u, o + u]$.

Les mécanismes de mises à jour des opinions et les autres conditions d'exploration des effets des différents modèles (structure d'interaction en particulier, hétérogénéité de la population), diffèrent suivant les modèles.

Le premier modèle proposé, le modèle de confiance limitée, ou Bounded Confidence en anglais (BC) constitue la brique de base de l'ensemble de ces modèles, à la fois par sa simplicité et la portée de ses résultats. Ainsi dans ce modèle, des paires d'agents sont sélectionnées aléatoirement dans la population et si la différence entre leurs opinions est inférieure à leur incertitude, ils se rapprochent en opinion à une certaine vitesse μ (cf. équations ci-dessous).

$$\text{Si } |x - x'| < u$$

$$x \leftarrow x + \mu \cdot (x' - x) \text{ et } x' \leftarrow x' + \mu \cdot (x - x')$$

Cette expression très simple, conduit sous condition d'homogénéité de l'incertitude à la formation de clusters d'opinion au sein de la population (cf. Fig.2.2), dont le nombre dépend linéairement de la valeur de l'incertitude, comme démontré analytiquement par Gérard Weisbuch et Jean-Pierre Nadal (Weisbuch et al., 2002). Sous des conditions hétérogènes, deux sous-populations étant définies avec des incertitudes différentes, la population se structure tout d'abord en suivant les clusters des incertitudes les plus faibles, puis les agents de plus grande incertitude étant en interaction entre les différents clusters, ils permettent à terme, tels des médiateurs, de faire se rapprocher les clusters d'opinions formés pour se ramener au nombre de clusters déterminés par les incertitudes les plus fortes (cf. Fig. 2.3).

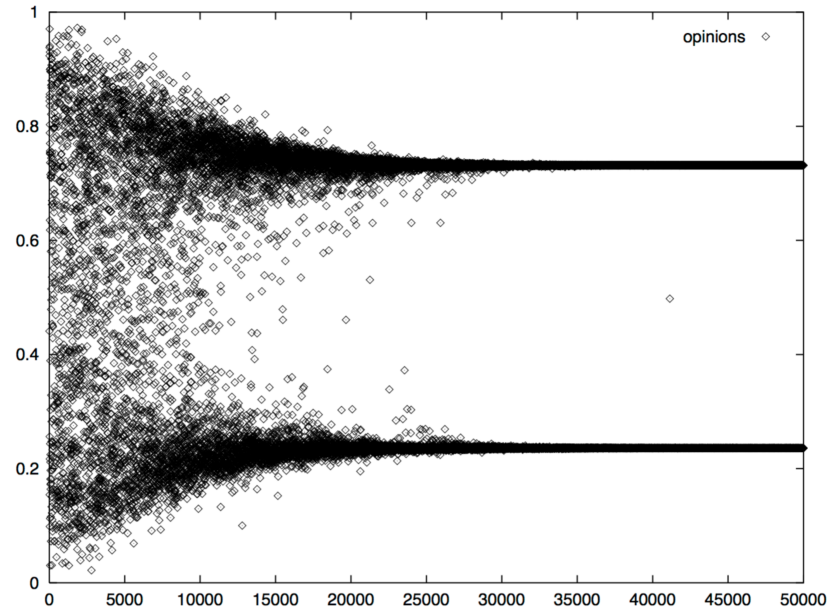


Figure 2.2 : Evolution des opinions du modèle BC conduisant à la formation de clusters ($u=0.2, \mu=0.5, N=1000$)

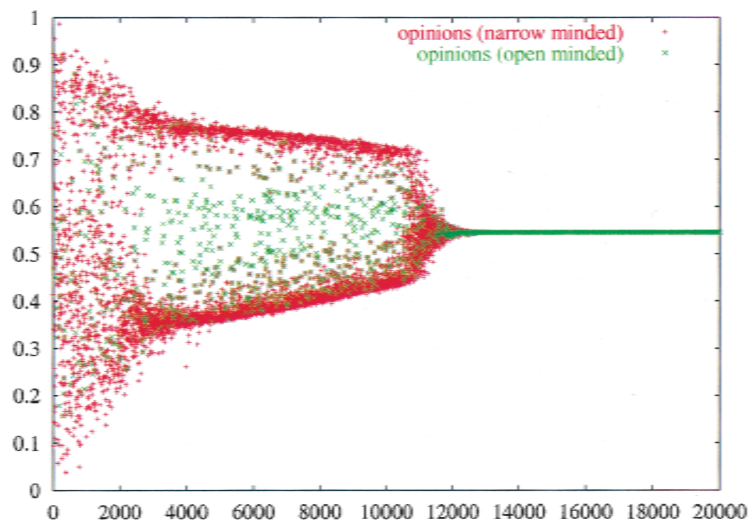


Figure 2.3 : Evolution d'opinions du modèle BC dans une population hétérogène de $N=200$ agents. 192 agents rouges ayant une incertitude de 0.2 et 8 agents verts ayant une incertitude de 0.4.

Le modèle BC présente cependant un biais qui a conduit à proposer le modèle de Relative Agreement (RA). En effet, l'effet de seuil joue très fortement sur la dynamique puisque juste avant le seuil, l'influence (différence entre opinions) est maximale et que juste après le seuil, cette influence est nulle. La motivation à l'origine du modèle RA est principalement de limiter ce biais en modélisant une influence maximale qui ne corresponde pas au seuil et qui diminue progressivement jusqu'au seuil. Ainsi la formulation du modèle RA, prend en compte le recouvrement relatif des deux segments d'opinion des agents i et j (cf. équation ci-dessous) pour déterminer l'influence sociale.

$$h_{ij} = \min(x_i + u_i, x_j + u_j) - \max(x_i - u_i, x_j - u_j)$$

si $h_{ij} > u_j$

$$x_i \leftarrow x_i + \mu \cdot \left(\frac{h_{ij}}{u_j} \right) \cdot (x_j - x_i)$$

$$u_i \leftarrow u_i + \mu \cdot \left(\frac{h_{ij}}{u_j} \right) \cdot (u_j - u_i)$$

Les propriétés de ce modèle restent qualitativement très proches du modèle BC dans le cas homogène, concernant par exemple la formation de clusters. Cependant, en étudiant le modèle sur des populations hétérogènes (présence d'extrémistes (Deffuant et al. 2002)) ou sur des structures d'interactions différentes (Amblard et Deffuant, 2004), les résultats sont sensiblement différents.

Ces modèles ayant été étudiés au cours de ma thèse, j'étais intéressé par des extensions possibles pour étudier les effets de radicalisation dans une population. Je me suis donc rapproché d'un psychologue social, Wander Jager, de l'Université de Groningen, avec qui j'ai pu en particulier travailler sur trois modèles assez différents que je vais présenter rapidement dans la suite. Le premier modèle est une adaptation du modèle BC à la radicalisation d'opinions (Jager et Amblard, 2005), le second concerne la prise en compte et l'influence conjointe de plusieurs opinions (Jager et Amblard, 2007), enfin le dernier modèle présenté ici s'intéresse à la coévolution d'un système d'opinion et d'un réseau social, le réseau social étant le vecteur de l'influence social et évoluant en fonction des opinions des individus connectés (Amblard et Jager, 2008).

2.2.1 *Modèle de radicalisation*

Le premier modèle que nous avons proposé avec Wander Jager s'appuie principalement sur la théorie du jugement social (Sherif and Hovland, 1961) qui décrit de manière synthétique la réaction d'un individu à un message reçu selon trois modalités possibles : l'assimilation si le message est proche de sa latitude d'acceptation, le contraste si le message est au-delà de sa latitude de rejet et l'indifférence ou la non prise en compte du message si celui-ci est entre ces deux latitudes.

La formalisation de cette théorie de la manière la plus simple possible est très compatible avec le modèle BC, en rajoutant un seuil correspondant à la radicalisation. Ainsi, dans une population de N individus, chaque individu i a une opinion (ou une attitude) x_i un seuil correspondant à sa latitude d'acceptation u_i (semblable en ce sens au modèle BC) et un seuil déterminant sa latitude de rejet t_i (sous hypothèse correspondant à la théorie que $t_i > u_i$). Durant la simulation des paires d'agents sont sélectionnées aléatoirement et les règles de mises à jour des opinions (ou attitudes) sont les suivantes (pour l'agent i comme pour l'agent j) :

$$\text{Si } |x_i - x_j| < u_i \text{ alors } dx_i = \mu \cdot (x_j - x_i)$$

$$\text{Si } |x_i - x_j| > t_i \text{ alors } dx_i = \mu \cdot (x_i - x_j)$$

Le paramètre μ contrôlant, comme dans le modèle BC, la vitesse de rapprochement ou la force d'influence entre agents.

Les opinions initiales sont tirées aléatoirement en suivant une distribution uniforme sur $[-1; 1]$ et la population est homogène concernant les seuils considérés U et T .

Qualitativement, le modèle permet de reproduire les faits stylisés prédits par la théorie du jugement social (SJT) (cf. Fig. 2.4), à savoir des cas de polarisation où la dynamique principale

est la radicalisation, des cas de convergence où la dynamique principale est l'assimilation, enfin des cas plus ou moins prononcés correspondant à des situations intermédiaires.

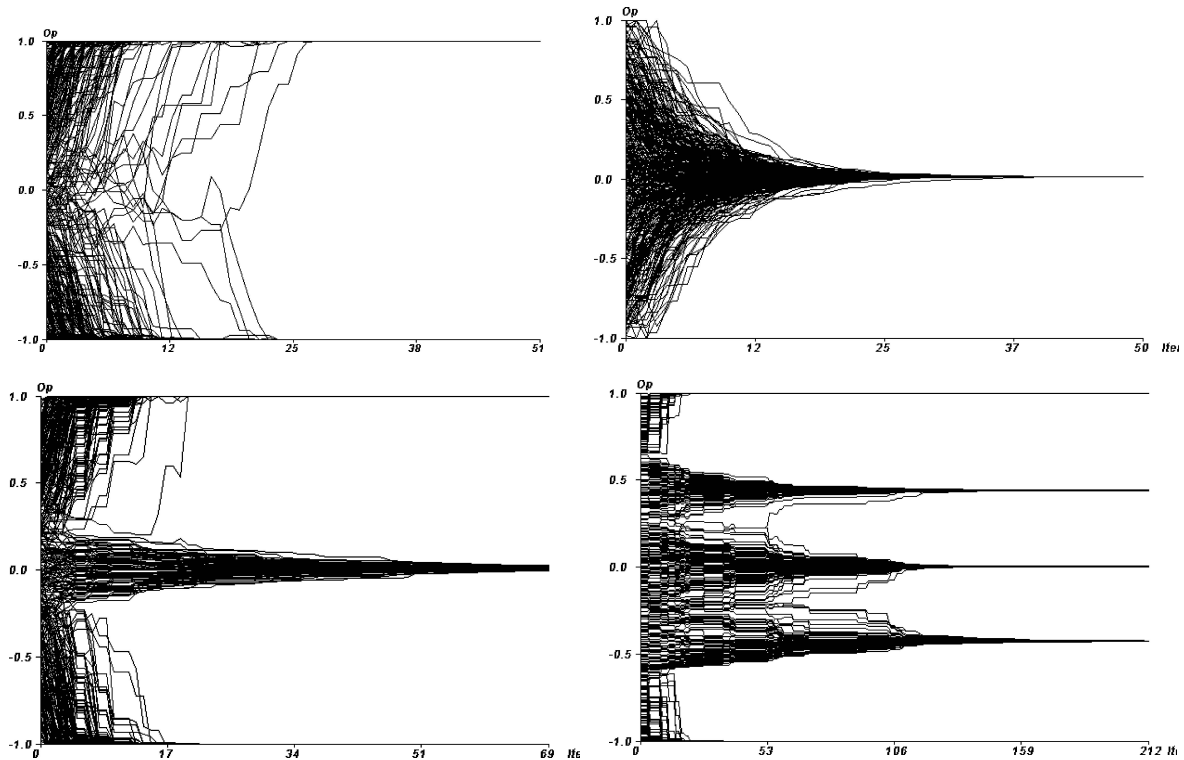


Figure 2.4 : Cas typiques reproduits par le modèle (a, en haut à gauche) polarisation $U = 0.4, T = 0.6$; (b, en haut à droite) convergence $U = 1.2, T = 1.6$; (c, en bas à gauche) clusterisation $U = 0.6, T = 1.2$; (d, en bas à droite) balkanisation $U = 0.2, T = 1.6$.

En faisant varier les valeurs de U et T , et en mesurant le nombre moyen de clusters formés sur 10 répliques, la réponse du modèle dans l'espace des paramètres est la suivante et elle confirme bien les intuitions données par la théorie.

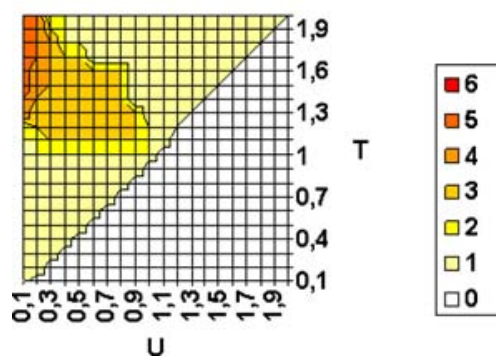


Figure 2.5 : Nombre de clusters moyens produits par le modèle dans l'espace des paramètres (U, T) pour 10 répliques par point. La zone inférieure droite ne faisant pas sens pour le modèle ($U > T$ dans ces cas).

Les expériences précédentes ayant été réalisées sur des graphes complets (sélections aléatoires de paires d'individus dans l'ensemble de la population), il était intéressant de limiter ces interactions à certaines paires d'individus, en d'autres termes d'introduire un réseau social entre les individus de la population. Avec ce type de modèle, et bien que le graphe correspondant ait des propriétés très éloignées d'un réseau social réel, le choix d'une structure régulière (avec

voisinage de Von Neumann ici) permet de visualiser clairement les dynamiques à l'œuvre, ce qui serait très difficilement possible ou de manière beaucoup moins lisible sur d'autres graphes. L'ajout de cette hypothèse, nous a permis de reproduire également les différents faits stylisés recherchés, nous permettant de conclure que le modèle était robuste à la limitation de la connectivité entre individus (cf. Fig.2.6).

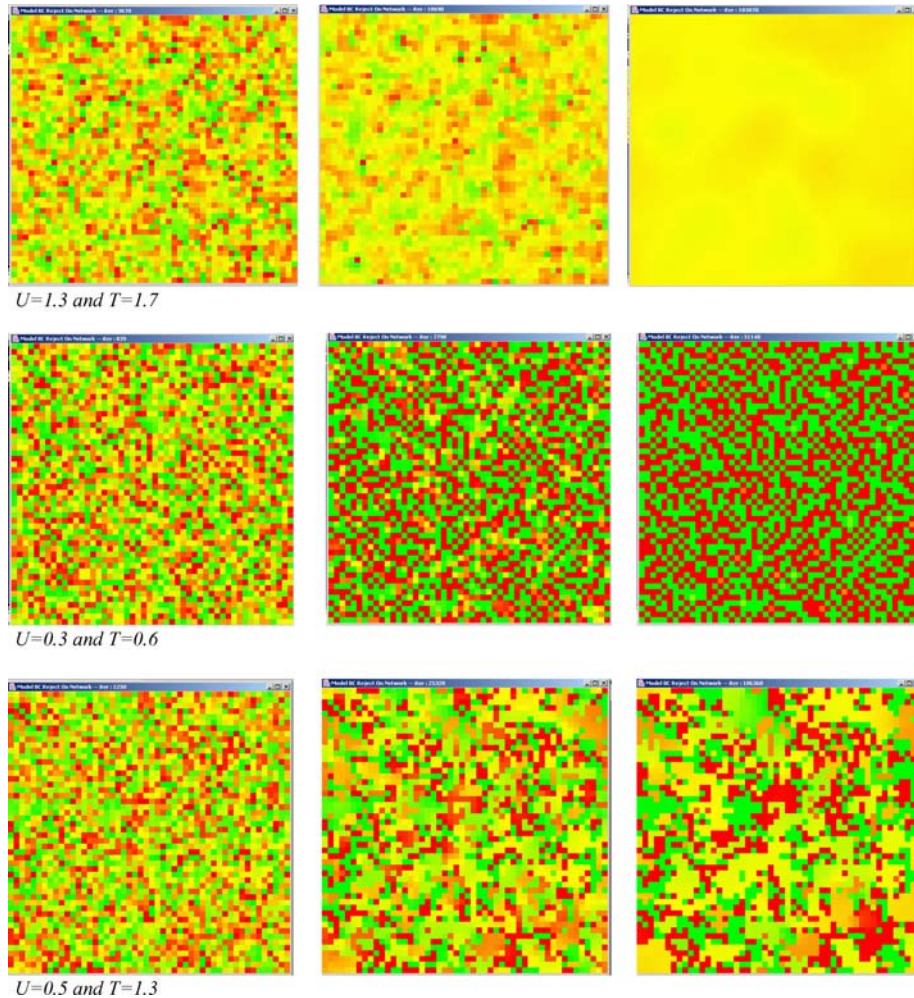


Figure 2.6. Résultats qualitatifs sur un réseau social (grille régulière avec voisinage de Von Neumann), les trois cas qualitatifs étant présentés en ligne avec pour chacun trois états typiques au cours de la simulation : (a en haut) uniformité ou convergence pour $U = 1.3$ et $T = 1.7$ (b au milieu) bipolarisation pour $U = 0.3$ et $T = 0.6$ (c en bas) Pluriformité ou balkanisation pour $U = 0.5$ et $T = 1.3$. Les couleurs codent l'opinion des agents entre -1 (rouge) et $+1$ (vert), le jaune correspondant à des opinions proches de 0.

Ce modèle, à la fois très simple et très robuste, nous a dans l'ensemble, conduits à travailler sur différentes autres pistes. En particulier, le fait de n'avoir ici présent (comme c'était le cas pour les modèles BC et RA) qu'une seule opinion, était assez limitant d'autant que dans le cas de plusieurs opinions ou attitudes pour lesquelles on envisagerait des dépendances entre opinions (le cas d'opinions indépendantes n'étant que l'application triviale des modèles précédents) promettait une grande richesse en terme de modèles et de processus possibles. Le modèle que nous avons proposé constitue la section suivante. Une autre extension concerne la prise en compte du réseau social qui était ici réalisée de manière assez abstraite et pour des raisons plutôt opératoires de test qualitatif de sensibilité du modèle à la connectivité. Nous avons ainsi l'idée d'explorer les comportements du modèle sur des types de graphe assez différents, comme nous l'avons fait avec Guillaume Deffuant sur le modèle RA (Amblard et Deffuant, 2004) et

d'envisager au-delà des coévolutions possibles entre dynamique de la structure et dynamiques des opinions, cette extension sera présentée dans la suite.

2.3 Dynamiques d'opinions conjointes

Une des extensions possibles des différents modèles présentés précédemment (BC, RA, radicalisation) ou issus de la littérature (voir Lorenz, 2007 pour une revue) consistaient à étendre les mécanismes d'influence pour qu'ils prennent en compte plusieurs opinions. Axelrod (1997) dans son modèle de dynamique culturelle abordait ce point avec un profil culturel constitué de traits culturels binaires (l'ensemble étant formalisé sous la forme d'un vecteur binaire) et une influence entre agents déterminée par la distance de Hamming entre ces vecteurs, mais cela revient à sortir du cadre d'opinions continues sur lequel nous avons travaillé jusqu'à présent. Une autre manière triviale d'aborder cette formalisation aurait pu consister à considérer des influences indépendantes sur différentes opinions, mais plusieurs théories de psychologie sociale ne vont pas dans ce sens et soulignent des dépendances conjointes sur les différentes dimensions, comme c'est le cas de l'Elaboration Likelihood Model (ELM) de Petty and Cacioppo (1986). Ainsi, toujours dans le cadre du travail avec Wander Jager, nous avons considéré une formalisation de cette dernière théorie ELM. L'intuition essentielle de la théorie dans le cas de deux opinions consiste à considérer qu'il existe une opinion principale (celle qui abordée principalement au cours de l'interaction entre deux individus) et une opinion plus secondaire. L'opinion principale étant débattue, le processus central d'influence en résultant (assimilation, indifférence ou contraste) est appliqué à l'identique sur la deuxième dimension (processus périphérique), quelles que soient les opinions des deux agents sur cette deuxième dimension. Pour paraphraser rapidement, si nous parvenons à trouver un accord sur l'opinion la plus saillante, nous trouverons également un accord sur la seconde.

De manière un peu plus formelle, nos agents ont cette fois des opinions sur deux sujets A et B, initialisées aléatoirement. Concernant l'influence entre agents sur la dimension A, nous avons repris le processus présenté dans le paragraphe précédent, et nous appliquons le même mouvement sur la dimension B. A savoir :

$$\text{Si } |x^A_i - x^A_j| < u_i \quad dx^A_i = \mu \cdot (x^A_j - x^A_i) \text{ et } dx^B_i = \mu \cdot (x^B_j - x^B_i)$$

$$\text{Si } |x^A_i - x^A_j| > t_i \quad dx^A_i = \mu \cdot (x^A_j - x^A_i) \text{ et } dx^B_i = \mu \cdot (x^B_i - x^B_j)$$

μ contrôlant comme précédemment la vitesse d'influence.

De manière à vérifier l'effectivité de ces processus, nous avons conduit deux expériences, l'une servant de modèle de référence dans laquelle l'influence est calculée de manière indépendante sur les deux dimensions en appliquant les règles du modèle précédent. La seconde expérience mettant en œuvre l'influence périphérique telle que décrite dans les règles de mises à jour ci-dessus.

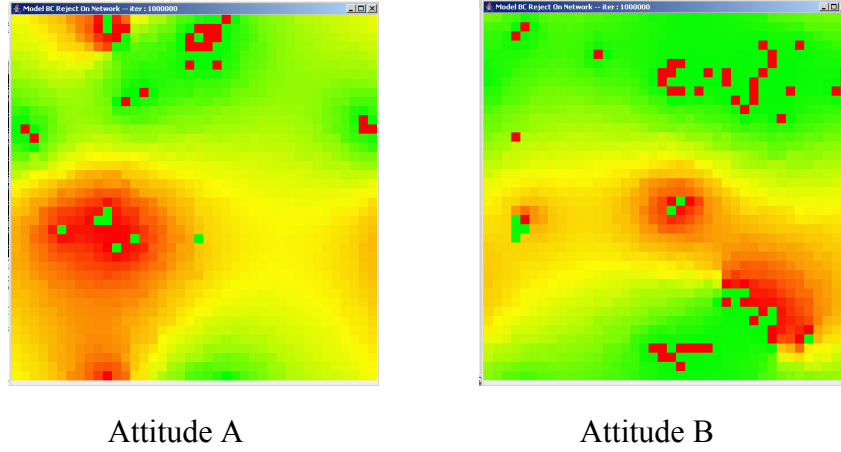


Figure 2.7. : Attitudes du modèle de référence dans lequel les opinions sont mises à jour indépendamment sur A et B, à l'itération 500.000 sur une simulation particulière

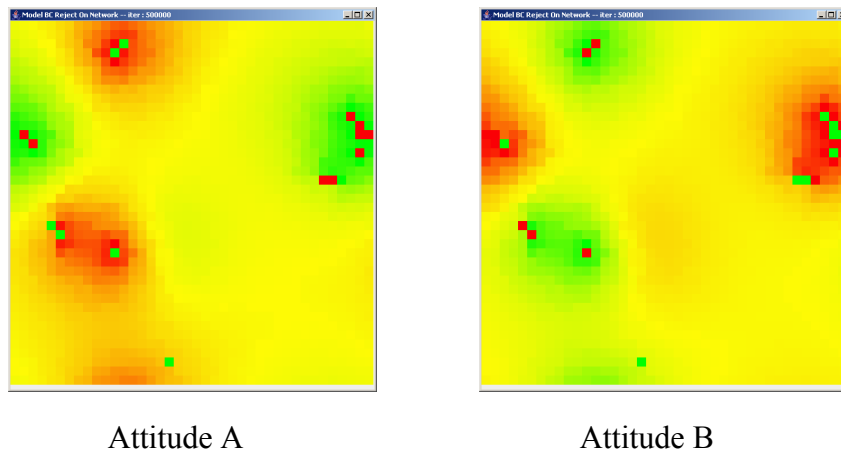


Figure 2.8. : Attitudes avec une influence centrale sur la dimension A et une influence périphérique sur la dimension B ; itération 500.000 pour $U = 1.0$ et $T = 1.5$ sur une simulation particulière

Même si visuellement sur la Fig.2.8 les attitudes A et B semblent fortement corrélées, on aperçoit des cas de corrélations négatives (sur l'ensemble des zones vertes et rouges) et des corrélations positives (zones jaunes ainsi que le point vert en bas au milieu) entre attitudes sur les deux dimensions. Ces différences conduisent à des mesures de corrélation qui, sans cette illustration typique, seraient difficiles à interpréter. Ainsi nous avons mesuré un indice de corrélation et un indice d'hétérogénéité H (calculé à partir de la différence entre l'attitude d'un agent et celle de son voisinage), calculé comme suit :

$$H = \frac{\sum_{i=1}^n \left| x_i^A - \frac{\sum_{j \in \text{Neighb}(i)} x_j^A}{\text{Card}(\text{Neighb}(i))} \right| + \sum_{i=1}^n \left| x_i^B - \frac{\sum_{j \in \text{Neighb}(i)} x_j^B}{\text{Card}(\text{Neighb}(i))} \right|}{2}$$

x_i^A étant l'attitude de l'agent i sur la dimension A

$\frac{\sum_{j \in \text{Neighb}(i)} x_j^A}{\text{Card}(\text{Neighb}(i))}$ étant l'attitude moyenne des voisins (4 dans nos expériences) de i sur la dimension A

Une valeur de H proche de 0 indique qu'il n'y a pas de différence entre un agent et la position moyenne de ses voisins. Une distribution aléatoire uniforme des attitudes conduit à des valeurs de H proches de 0.75. Dans la situation paradigmatique de l'échiquier, H vaut 1.

Dans le cas de référence (indépendance des attitudes), nous obtenons les résultats suivants, à savoir une absence de corrélation entre les deux attitudes (avec un écart-type très faible) et un indice d'hétérogénéité relativement faible (autour de 0,1).

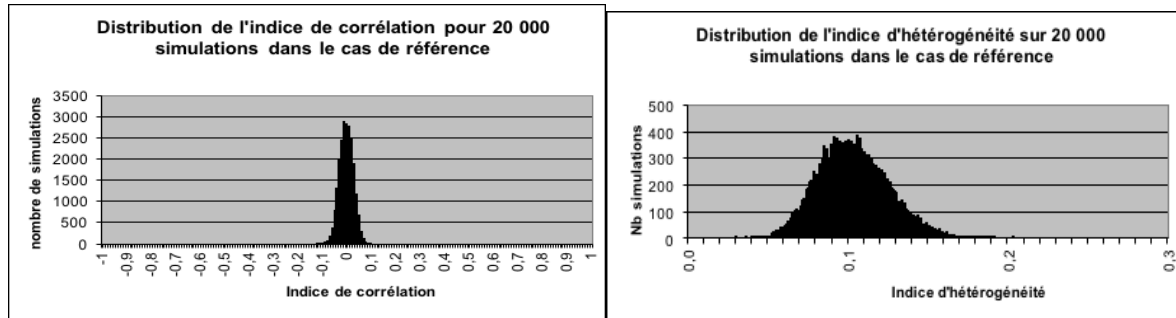


Figure 2.9. : Indices de corrélation et d'hétérogénéité pour le cas de référence sur 20 000 simulations pour des valeurs de paramètres correspondant à des cas de convergence ($U = 1.0$, $T = 1.5$)

Pour d'autres valeurs des seuils d'assimilation et de contraste, nous observons systématiquement une décorrélation sur les deux dimensions et un indice d'hétérogénéité qui traduit le résultat qualitatif correspondant.

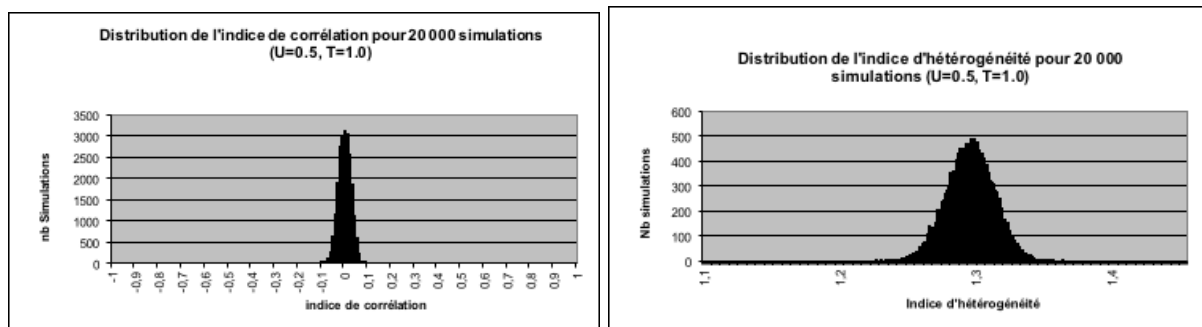


Figure 2.10.: indices de corrélation et d'hétérogénéité pour le cas de référence pour des valeurs de paramètres correspondant à des cas de radicalisation ($U = 0.5$, $T = 1.0$)

Dans le cas d'influence périphérique, les résultats sont assez différents, avec un indice de corrélation dont la variance est significativement plus élevée quand l'indice d'hétérogénéité correspond aux cas typiques. Cette forte variance de la corrélation correspond à l'agrégation sous forme de moyenne à la fois de cas de corrélations positives et de cas de corrélations négatives, comme illustré précédemment.

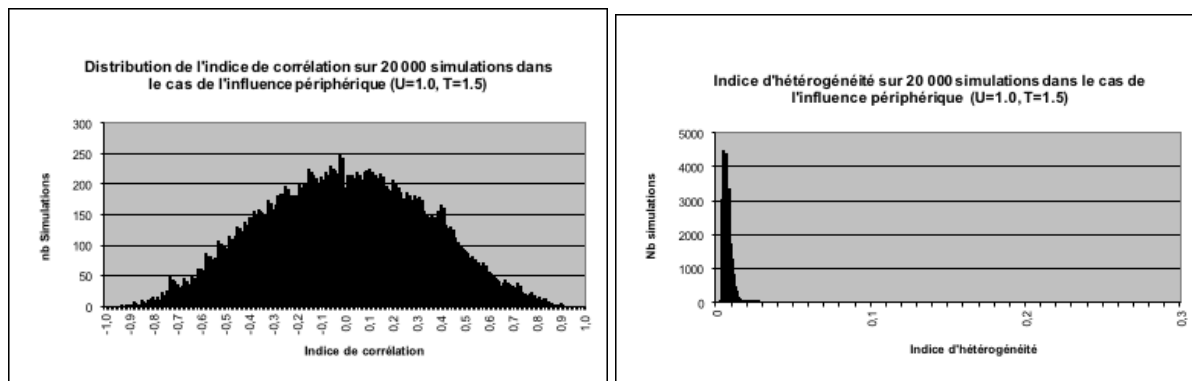


Figure 2.11. : Indices de corrélation et d'hétérogénéité pour le cas d'influence périphérique pour des valeurs de paramètres correspondant à des cas de convergence ($U = 1.0, T = 1.5$)

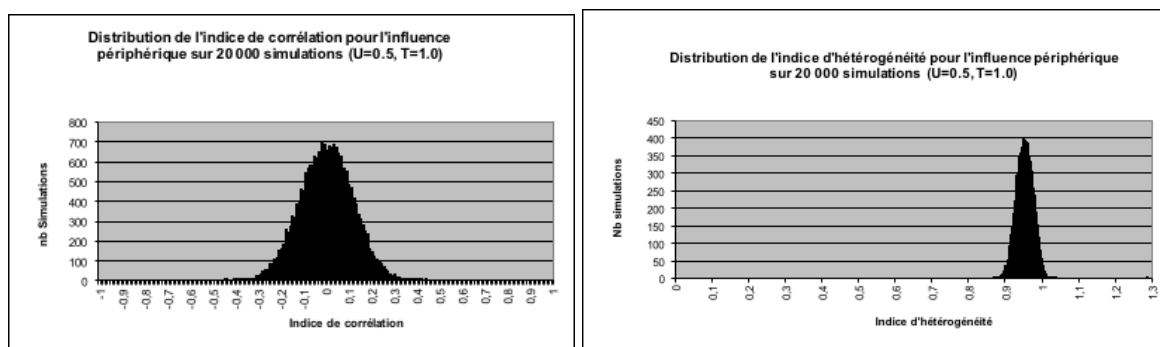


Figure 2.12. : Indices de corrélation et d'hétérogénéité pour le cas d'influence périphérique pour des valeurs de paramètres correspondant à des cas de radicalisation ($U = 0.5, T = 1.0$)

Malgré la simplicité de ce modèle et le manque de données empiriques qui permettraient d'envisager son évaluation, il reste à ce jour l'un des seuls modèles dans lequel on aborde des attitudes ou des opinions sur plusieurs dimensions et dans lequel on couple les influences entre ces dimensions, autrement que par une agrégation de l'ensemble (comme dans le modèle d'Axelrod (1997) par exemple). A ce titre, il est particulièrement intéressant. A titre purement métaphorique, nous avons élaboré ce modèle avec Wander Jager, à l'époque du référendum de Maastricht. Une des sources d'inspiration de ce type de mécanisme venait d'une situation similaire aux Pays-Bas et en France, pays dans lesquels la discussion a davantage porté (dimension A) sur une forme de contestation des gouvernants (Chirac en France, Balkenende aux Pays-Bas) que véritablement sur le contenu du traité de Maastricht lui-même (dimension B). Malheureusement le manque de données disponibles ne nous a pas permis d'établir un lien autre que métaphorique entre le modèle et cette situation.

2.4 Changement d'attitude et dynamique relationnelle

Toujours dans le cadre de la collaboration avec Wander Jager, nous avons ensuite été amenés à nous interroger sur les dynamiques relationnelles liées aux dynamiques d'attitudes que nous avons étudiées jusqu'alors. En effet, nous avons considéré jusqu'alors les relations entre individus comme des supports de l'interaction et des dynamiques d'attitudes qui en découlaient et nous avons mis sciemment de côté une seconde dynamique qui découlait naturellement de cette approche. Un individu qui interagit avec son voisinage social à propos de telle ou telle opinion, a dans ce contexte deux possibilités d'adaptation qui viennent immédiatement à l'esprit, a) la possibilité de modifier sa propre opinion ou sa propre attitude de manière à se conformer ou à se distinguer de son voisinage, dans ce sens son changement d'opinion pourrait correspondre à une réduction de la dissonance cognitive (Festinger, 1954) appliquée sur son

voisinage social et cette dimension nous l'avons étudiée jusqu'alors ; b) la possibilité de modifier les relations avec son voisinage, pourquoi en effet rester en relation avec des individus avec lesquels on tend à se distinguer au-delà de motivations qui consisteraient à garder ses meilleurs ennemis à proximité dans des soucis par exemple de construction identitaire.

Cette stratégie relationnelle que nous avons volontairement mis de côté dans un premier temps pour des raisons de simplicité, nous avons donc décidé de l'aborder dans un deuxième temps en proposant un modèle couplant dynamique attitudinale et dynamique relationnelle. En terme de modélisation de ce type de système, une première difficulté se présentait à nous, la représentation traditionnelle binaire des relations telle qu'elle était jusqu'à présent envisagée dans le domaine de la simulation sociale ainsi que dans beaucoup d'autres approches. Il nous faut ici détailler un peu cette problématique. La première confusion qu'il nous fallait clarifier concernait la distinction entre relation et interaction. Nous l'aborderons à nouveau un peu plus loin dans ce document quand nous aborderons les réseaux temporels, mais la plupart des approches en analyse de réseaux sociaux ou concernant les réseaux complexes amalgament les deux notions pour une raison très pragmatique liée aux données collectées, qui correspondent le plus souvent (au moins dans le champ des réseaux complexes) à des interactions entre individus (échanges de messages, transactions, ...) plutôt qu'à des relations (endogénéisation et personnalisation de l'autre individu avec lequel on interagit). Cette distinction n'était que très partiellement un problème dans notre cas puisque dans le cas des modèles précédents nous avons clairement distingué les aspects relationnels (le graphe social des relations) des interactions et de leurs effets (la dynamique attitudinale). Le second problème qui se posait à nous dans un contexte dynamique, en particulier en assumant des relations binaires (on ou off) concernait la question de la disparition des relations. Le séminaire du groupe ResTo (Réseaux sociaux Toulouse) des 5 et 6 avril 2012 a été consacré à cette question (liens négatifs, liens perdus, liens latents) et elle peut se synthétiser comme suit : le fait que vous ayez une relation (quel que ce soit son contenu) à un moment donné avec quelqu'un ne peut que très difficilement être supprimé, pensez à ce camarade de lycée que vous recroisez sur une aire d'autoroute trente ans plus tard, vous l'avez reconnu et même si vous décidez de l'ignorer et de ne pas lui adresser la parole, il n'est pas non plus quelqu'un que vous n'avez jamais connu, la relation est toujours là... Cet exemple un peu exagéré synthétise le fait que dans notre modélisation, nous ne pouvions pas réellement prendre en compte des relations binaires dont l'état changeait trop rapidement et trop fréquemment (relation activée, relation supprimée et vice-versa) au fil de la simulation. Cette réflexion nous a amené à introduire un attribut relationnel nous permettant de jouer plus finement sur la modélisation des relations et sur l'impact que la dynamique d'attitude pouvait avoir sur la dynamique relationnelle, la fréquence d'interaction. Ainsi, dans notre approche, le contexte relationnel (l'ensemble des relations présentes dans le réseau social) reste un substrat et la dynamique relationnelle est synthétisée par la fréquence d'activation de ces relations.

Restait à proposer une dynamique intéressante mêlant les deux aspects. La première dynamique de ce type, assez triviale et in fine relativement décevante concernant la dynamique du modèle, consiste assez naturellement à avoir deux dynamiques qui ont les mêmes effets, à savoir une dynamique relationnelle homophile sur les attitudes, « j'ai davantage d'interactions avec les individus qui me ressemblent » et « je réduis mon nombre d'interactions avec les individus qui sont différents ». Cette approche détaillée par Holme (2005) si elle reçoit l'appui de nombreux travaux plus théoriques relatifs à l'homophilie relationnelle (qui se ressemble s'assemble) (e.g., Festinger, 1954 ; Lazarsfeld et Merton, 1954 ; Infante et al., 1997), ne produit au final que ce que produirait le même modèle sans dynamique relationnelle, cette dernière agissant uniquement comme un accélérateur de la dynamique d'attitudes. L'intuition que nous avons eue et que nous avons posé comme hypothèse du modèle était que plus les individus ont des

éléments (information, opinions, ...) à échanger, plus ils interagissent fréquemment. La quantité d'éléments à échanger se traduisant dans le modèle (nous avons pour ce faire repris le modèle précédent à deux opinions et influence périphérique) en quantité de changement d'opinions de la part des individus. Cela revenait alors à considérer dans ce modèle que les individus interagissent davantage avec ceux qui sont susceptibles de les faire changer davantage d'opinions. Il faut reconnaître un aspect très factice à cette hypothèse au moins de deux points de vue a) cette hypothèse n'est soutenue par aucun travail théorique ou expérimental, qui auraient tous plutôt tendance à soutenir le contraire b) elle souffre du même défaut que le modèle mentionné précédemment (Holme, 2005) à savoir qu'en favorisant les interactions qui amènent à de plus grands changements d'attitudes, elle conduit à une facilitation de la dynamique attitudinale déjà présente dans le modèle. Néanmoins, ce modèle avait l'extrême avantage de poser les blocs principaux permettant d'étudier les effets conjoints des deux dynamiques.

2.4.1 Description du modèle

Comme précédemment, chaque agent i possède deux opinions x_i^A et x_i^B , comprises entre -1 et +1. Les agents attachent des importances différentes à chacune des dimensions. Ainsi, l'agent i pondère chacune des dimensions avec une valeur $\beta_i \in [0,1]$: $\beta_i * x_i^A$ et $(1 - \beta_i) * x_i^B$, en considérant que l'intérêt total est normalisé à 1. En supposant que l'attitude d'un agent est plus facilement observable que son intérêt pour l'un ou l'autre des dimensions, on formalise la similarité perçue de l'agent i avec l'agent j comme :

$$F_{ij} = \frac{(\beta_i + \beta_j)}{2} * |x_i^A - x_j^A| + \left(1 - \frac{(\beta_i + \beta_j)}{2}\right) * |x_i^B - x_j^B|$$

Ce paramètre F_{ij} correspond exactement en première instance à la fréquence d'interaction des deux agents qui est *in fine* implémentée dans le modèle sous la forme de la probabilité d'interaction des agents i et j à chaque itération. Lorsque les agents interagissent ils peuvent aborder la dimension A ou B en fonction de l'importance relative de la dimension A à nouveau formalisée comme une probabilité

$$p_{discussA} = \frac{(\beta_i + \beta_j)}{2}$$

En conséquence de quoi, les agents peuvent changer d'opinions. La dynamique correspondante est celle présentée dans (Jager et Amblard 2004 ; 2007) et dans la partie précédente. Les caractéristiques essentielles de ces modèles sont que les individus partageant des positions proches (une différence en attitude inférieure du seuil d'assimilation) se rapprochent alors que des individus très différents (différence en attitude au-dessus du seuil de dissimilarité) se distinguent encore plus (effet de contraste). Nous avons également implémenté les effets de traitement central/traitement périphérique discutés dans la partie précédente. Pour résumer les principaux éléments, les opinions des agents en relation ainsi que leur importance relative sont pris en compte non seulement dans la mise à jour des opinions mais également dans la mise à jour de la fréquence de leur relation qui en retour influe sur la probabilité d'interagir.

Le gros intérêt de ce modèle ne réside pas réellement dans ce qu'il modélise mais davantage dans le type de système ou de phénomène couplé qu'il amène à caractériser. Ainsi on se trouve typiquement dans le cas où l'on veut caractériser la coévolution d'un ensemble d'entités qui changent d'états et qui sont connectées par un réseau en évolution lui aussi. Il nous faut rappeler que dans notre cas particulier, la structure du réseau n'est pas modifiée, il s'agit uniquement de la modification de l'état de ce réseau (l'attribut fréquence des relations) qui joue sur les

interactions entre agents. De manière à appréhender la dynamique de ce système dans son ensemble, nous avons mis en place deux types de caractérisation. La première est une visualisation du réseau (avec un algorithme de visualisation de type force-ressort déjà implémenté sous Netlogo) l'état des individus étant visualisé par la couleur associée aux nœuds et l'état des relations (la fréquence d'interaction) étant représenté par la couleur associée aux liens. Le deuxième type de visualisation fait abstraction du réseau en tant que structure et visualise l'évolution au cours du temps de la distribution des fréquences d'interaction, permettant essentiellement d'identifier des régimes unimodaux ou bimodaux comme illustrés dans la partie suivante.

2.4.2 Expériences

Dans les expériences réalisées nous nous sommes focalisés sur le type de réseau qui émerge en terme d'ensemble de liens stabilisés (liens qui ont une fréquence de 1), que nous avons appelé réseau-noyau ou réseau-coeur. De manière exploratoire et prototypique nous avons illustré les types de réseaux obtenus dans 4 configurations particulières :

	Latitude d'acceptation 0,5 Latitude de rejet 1,5 (polarisation)	Latitude d'acceptation 0,25 Latitude de rejet 1,75 (pluriformité)
Influence centrale uniquement	A	B
Influence centrale et périphérique	C	D

Nous avons ainsi croisé deux valeurs possibles pour les seuils (en colonne) correspondant respectivement à des cas de polarisation et de pluriformité dans les expériences précédentes, avec deux valeurs possibles concernant les mécanismes de mises à jour entre opinions à savoir le mécanisme par influence centrale (les deux opinions sont indépendantes) et le mécanisme d'influence périphérique.

Dans chacun des cas on utilise une population de 160 agents qui discutent sur deux dimensions d'attitudes. Les attitudes des agents sur chaque dimension sont initialisées aléatoirement entre -1 et +1. L'importance relative de la première dimension par rapport à l'autre β , est également tirée aléatoirement. La densité des liens est fixée à 0.05 (5%), le réseau sous-jacent initialement étant un réseau aléatoire de type Erdős-Rényi.

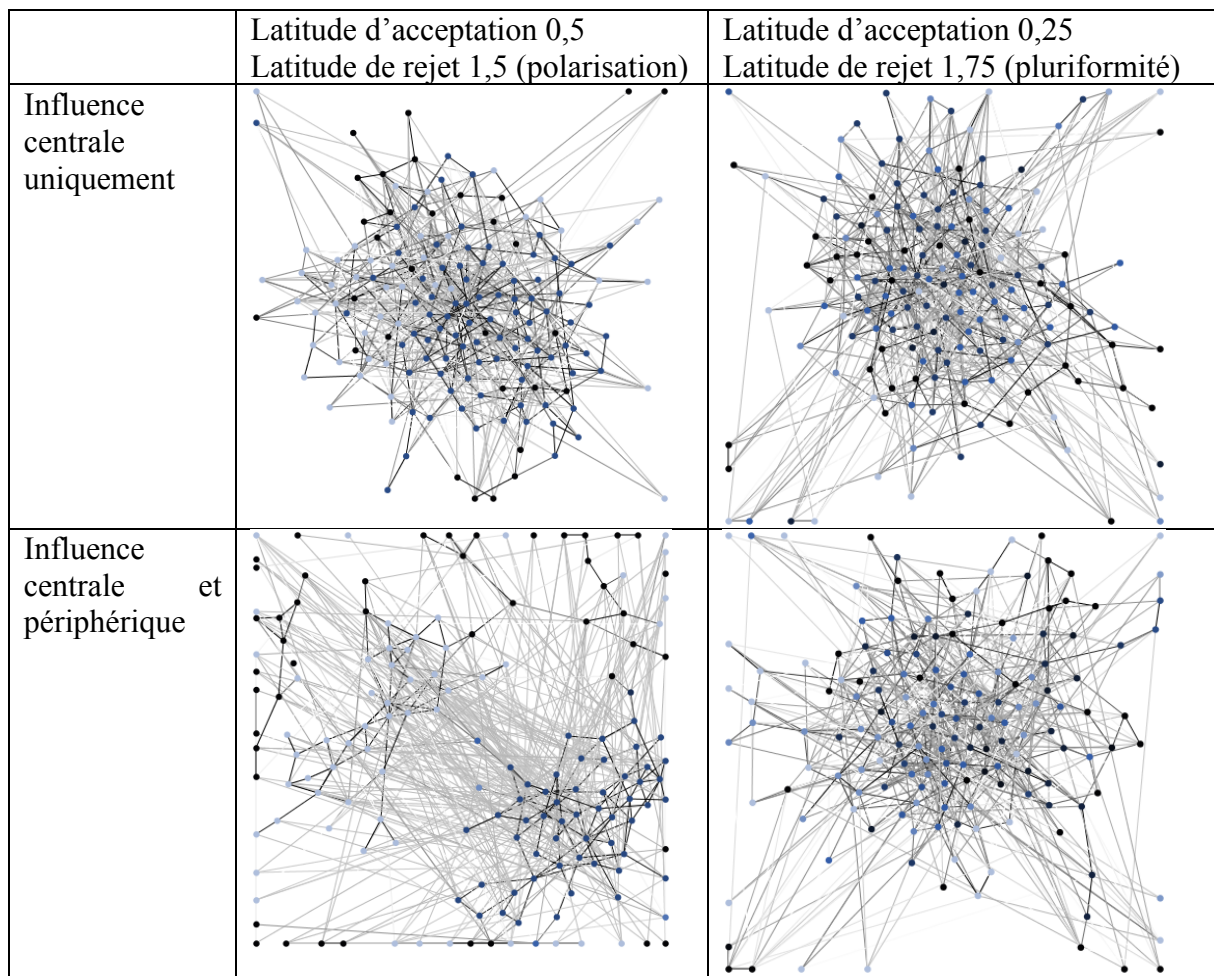


Figure 2.13. : Réseau obtenu à convergence (de l'ordre de 400 itérations) dans les quatre cas avec un taux de liens stabilisés de respectivement 0.217 (A), 0.094 (B), 0.319 (C), 0.075 (D)

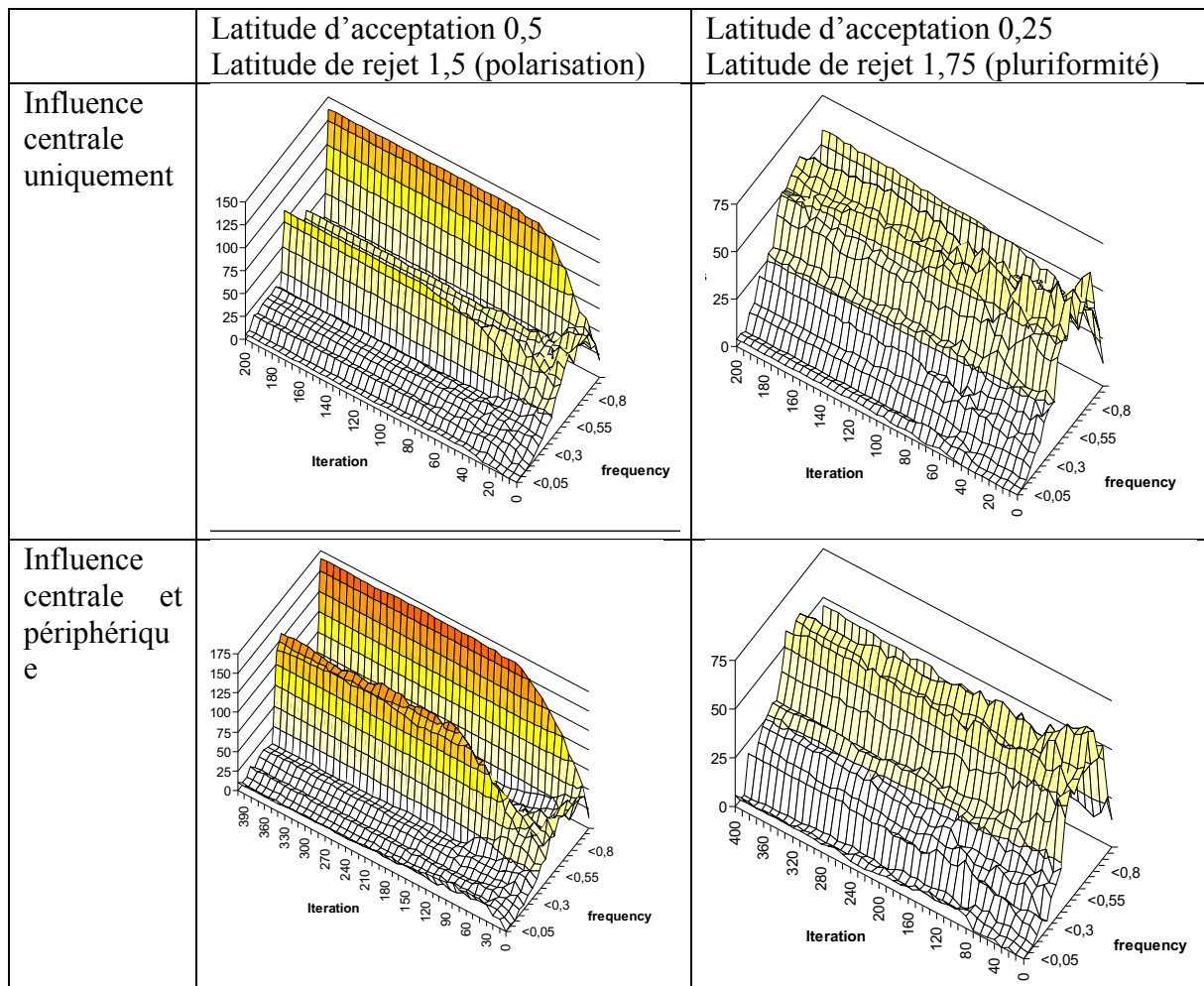


Figure 2.14. : Evolution de la distribution des fréquences d'interactions au cours du temps dans le réseau

Ainsi la première visualisation sous forme de graphe « coloré » permet d'identifier dans certains cas très particuliers (ici essentiellement le cas de polarisation avec mise à jour centrale et périphérique) des corrélations entre forme de la structure et état des entités (typiquement le cas de clusters d'individus homophiles). Sorti de ce cas précis, ce type de visualisation n'amène au final que peu d'information sur l'état du système. Dans tous les cas il n'amène aucune information sur l'évolution de ce système, le graphe représenté étant le graphe obtenu à convergence.

Concernant la visualisation des distributions de fréquences, nous obtenons quelques informations dans le cas polarisé (colonne de gauche) qui exhibe l'émergence au cours de la simulation de deux modes, chacun correspondant à un des extrêmes du spectre d'attitude. Cependant la distribution dans le cas de la pluriformité qui conduit à la construction de plusieurs clusters n'est pas directement interprétable.

Au-delà de l'étude de ce modèle particulier qui est développée davantage dans (Jager et Amblard, 2008), ce travail nous a surtout posé la question difficile de la caractérisation de ce type de système d'entités connectées par un réseau en évolution. Autant nous avons des outils et indicateurs disponibles pour caractériser l'évolution d'une population d'individus, autant nous nous retrouvons un peu démunis dès lors que la structure évoluait, elle aussi. Ceci nous a amené à aborder la question de la caractérisation de réseaux en évolution, les time-varying graphs avec la thèse de Walter Quattrociocchi (2012) et la caractérisation d'organisations

mésoscopiques, les communautés, dans des graphes temporels, dans le cadre de la thèse de Rémy Cazabet (2013). Ces travaux sont présentés un peu plus en détail dans la partie suivante.

2.5 Conclusion et perspective

Dans cette deuxième partie nous avons abordé les modèles orientés agents de l'influence sociale que j'ai pu développer dans le prolongement de ma thèse. Il s'agissait essentiellement de trois modèles construits avec Wander Jager, concernant a) le processus de radicalisation, a) l'influence périphérique et c) la coévolution des attitudes et de la structure sociale. Ce type de modèles, relativement simples, peuvent être utilisés à différentes fins.

En tant que modèles descriptifs d'une situation réelle, ils sont sans doute relativement mauvais, la principale des difficultés concernant ce type d'usage résidant dans l'évaluation même de la qualité de ces modèles. En effet, pas ou peu de données empiriques (longitudinales, sur un sous-ensemble de population connectée) sont disponibles pour évaluer ces modèles. L'espoir que peuvent mettre certains dans les réseaux sociaux et les Big data, c'est à dire notamment les masses de données personnelles disponibles sur Internet (Facebook ou Twitter par exemple) est en fait assez rapidement déçu par le peu d'information utilisable à partir de ces données concernant les comportements individuels, problème que nous avons rencontré lors de l'analyse de réseaux de collaborations en ligne suite à des catastrophes naturelles (Tamine et al., 2015). Il demeure néanmoins que ces modèles présentent une dimension heuristique intéressante à plusieurs titres :

- Pour la didactique des systèmes complexes, la compréhension de type de mécanismes qui peuvent être en place au sein d'un groupe de personne et de l'émergence non triviale de régularités à l'échelle macroscopique. Ce type de modèle peut ainsi être envisagé comme une des source d'apprentissage de l'effet de mécanismes sociaux à l'échelle collective.
- Comme brique de base de modèles plus élaborés. C'est de plus en plus le cas du modèle BC par exemple, dont les propriétés ont été bien identifiées et qui en vient à être réutilisé ou instancié sur des cas particuliers lorsqu'il s'agit de réaliser un modèle plus réaliste d'une situation incluant une part d'influence sociale entre individus.
- Comme mécanisme pour l'ingénierie de systèmes complexes artificiels. Ce type de modèle peut être utilisé, il l'a été, pour la conception de solutions informatiques socio-inspirées (à l'image des solutions bio-inspirées construites sur les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques par exemple). Cela a été le cas pour la réalisation de filtres graphiques (Salzarulo, 2006) où chaque pixel possède une couleur qui peut être assimilée à une opinion et qui peut subir l'influence de l'état des pixels voisins. Cela a également été le cas dans des réseaux P2P pour construire des groupes de pairs émergents (Josung et Quattrocchi, 2009).

En termes de perspectives cette partie en ouvre plusieurs, la première d'entre elles concerne la recherche de nouveaux modèles paradigmatiques simples d'influence sociale et c'est par exemple la ligne suivie par la thèse d'Audren Bouadjio-Boulic débutée en 2014 dans le cadre du projet ANR Genstar concernant la propagation de règles sociales de construction et d'évolution des relations sociales au sein même d'un réseau social. Thèse qui recouvre également la deuxième perspective, davantage méthodologique concernant la manière de concevoir et d'étudier des systèmes complexes dont les entités changent d'état en fonction d'une structure (réseau social) que les entités sont amenées à faire évoluer également. Il s'agit alors à la fois de gérer et d'organiser des collections de modèles qui, dans un cadre donné, rendent compte différemment du même type de processus et de mettre en place les

outils et indicateurs qui permettent de caractériser et donc de travailler avec ce type de systèmes.

Quelques pistes concernant en particulier la caractérisation de dynamique des réseaux temporels sont présentées dans la partie suivante, il s'agit :

- Des travaux engagés au cours de la thèse de Walter Quattrociocchi (2012) sur les *time-varying networks* concernant en particulier la manière de redéfinir les concepts et mesures classiques de la théorie des graphes dans un cadre dynamique.
- La caractérisation de structures mésoscopiques (les communautés) au sein de réseaux temporels en utilisant la dynamique de la structure seule, travaux qui ont été réalisés au cours de la thèse de Rémy Cazabet (2013).

3 Dynamique des réseaux sociaux

3.1 Time-Varying Graphs

Quand nous avons avec Wander Jager commencé à travailler sur la double influence entre la structure (du réseau) et l'état de la population (Jager et Amblard, 2008), nous avons buté sur la difficulté de caractériser que ce soit visuellement ou par des indicateurs pertinents, l'évolution d'un réseau social et *a fortiori* d'un réseau social dont les nœuds peuvent changer d'état. Alors, en 2010, quand Walter Quattrociocchi alors inscrit en thèse avec Elena Lodi, Professeur de mathématiques à l'Université de Sienne en Italie m'a contacté pour travailler sur la dynamique des réseaux avec Nicolas Santoro, Professeur à l'Université Carlton au Canada, j'ai profité de l'opportunité pour construire avec eux des indicateurs qui pourraient être utilisés pour caractériser des évolutions de réseaux.

Le problème était saillant en 2010 (Leskovec et al., 2010) et parmi les solutions existantes alors, beaucoup correspondaient à des versions temporelles de mesures déjà existantes comme l'évolution dans le temps des différentes formes de distance (diamètre du graphe, distance moyenne entre nœuds) ou des mesures relatives à la connectivité (densité moyenne, distribution de la connectivité). L'idée de Walter était plutôt de travailler à une reformulation de la dynamique de réseaux pour exprimer leur évolution et d'appliquer à partir de ce nouveau formalisme des indicateurs permettant de caractériser ces Time-Varying Graphs (Amblard et al., 2011).

3.1.1 Le formalisme TVG

Le formalisme des Time-Varying Graph permet ainsi de modéliser les graphes en prenant en compte le temps. Si ce formalisme existait déjà, son application aux réseaux sociaux dynamiques et à leur analyse n'avait pas encore été envisagée.

Soit un ensemble de nœuds V , un ensemble de liens E entre ces nœuds et un ensemble de labels L permettant de rendre compte de n'importe quelle propriété qu'un lien pourrait avoir (un label), $E \subseteq V \times V \times L$. L pouvant contenir des éléments multi-valués.

Les interactions entre entités représentées par les nœuds ont lieu sur une dimension temporelle \mathbb{T} , la ligne du temps du système qui est généralement un sous-ensemble de \mathbb{N} (systèmes à temps discret) ou \mathbb{R} (systèmes à temps continu). La dynamique du système peut alors être représentée sous la forme d'un time-varying graph, ou TVG, $\mathcal{G} = (V, E, \mathbb{T}, \rho, \zeta)$, où :

- $\rho : E \times \mathbb{T} \rightarrow \{0,1\}$, appelée *fonction présence*, indique si un lien ou un nœud est présent à un temps donné.
- $\zeta : E \times \mathbb{T} \rightarrow \mathbb{T}$, appelée *fonction de latence*, indique le temps pris pour traverser un lien donné à partir d'une certaine date (la latence d'un lien pouvant varier dans le temps). Il est à noter que cette fonction de latence est plus particulièrement adaptée pour traiter les graphes spatialisés, pour représenter un réseau de transport par exemple.

Dans ce cadre, il est possible de définir un sous-graphe temporel \mathcal{G}' en restreignant le temps de vie \mathbb{T} de \mathcal{G} , pour construire le graphe $\mathcal{G}' = (V, E', \mathbb{T}', \rho', \zeta')$ tel que :

- $\mathbb{T}' \subseteq \mathbb{T}$
- $E' = \{e \in E : \exists t \in \mathbb{T}' : \rho(e, t) = 1 \wedge t + \zeta(e, t) \in \mathbb{T}'\}$
- $\rho'(e, t) = \rho(e, t), \forall e \in E', \forall t \in \mathbb{T}'$

$$- \zeta'(e, t) = \zeta(e, t), \forall e \in E', \forall t \in \mathbb{T}'$$

Du point de vue des liens, l'évolution de ceux-ci dérive des variations des fonctions de présence et de latence dans le temps. Le formalisme TVG définit les dates disponibles d'un lien e , notées $i(e)$, comme l'union des dates auxquelles le lien est présent, c'est à dire $i(e) = \{t \in \mathbb{T} : \rho(e, t) = 1\}$. Soit un intervalle multiple de disponibilité $i(e) = \{[t_1, t_2) \cup [t_3, t_4) \dots\}$, la séquence des dates t_1, t_3, \dots est appelée dates d'apparition de e , notée $App(e)$, et la séquence des dates t_2, t_4, \dots est appelée dates de disparition de e , notée $Dis(e)$. La séquence t_1, t_2, t_3, \dots est appelée dates caractéristiques de e , notée $S_{\mathbb{T}}(e)$.

Soit un TVG $\mathcal{G} = (V, E, \mathbb{T}, \rho, \zeta)$, le graphe $G=(V, E)$ est appelé *graphe sous-jacent* (underlying graph) de \mathcal{G} . Ce graphe statique peut être vu comme une empreinte de \mathcal{G} , qui applatit la dimension temps et considère uniquement les paires de nœuds qui sont en interactions à un moment dans un intervalle de temps donné \mathbb{T} . Nous le verrons rapidement par la suite, les graphes sous-jacents nous permettent de travailler sur des captures temporelles de graphes dynamiques et d'en extraire des séries de graphes statiques sur lesquels les indicateurs classiques de l'analyse de réseaux et de la théorie des graphes sont applicables.

D'un point de vue global, l'évolution du système peut être définie par la séquence de graphes statiques $\mathcal{S}_{\mathcal{G}} = G_1, G_2, \dots$ où chaque G_i correspond à une capture statique de \mathcal{G} tel que $e \in E_{G_i} \Leftrightarrow \rho_{[t_i, t_{i+1})}(e) = 1$ avec deux interprétations possibles des t_i : soit la séquence des t_i correspond à une discrétisation du temps ou il peut correspondre à l'ensemble des dates auxquelles des événements topologiques interviennent dans le graphe. Dans ce dernier cas, la séquence est appelée *dates caractéristiques* de \mathcal{G} et notée $S_{\mathbb{T}}(\mathcal{G})$.

3.1.2 Mesure des TVG

Il faut noter que certains concepts de théorie des graphes largement utilisés sur des graphes statiques, revêtent une signification un peu différente dans le cas dynamique. C'est le cas de la connectivité. La plupart du temps, lorsque l'on analyse un réseau social, on considère uniquement la composante connexe principale, ce qui permet de travailler sur un sous-graphe connexe dans lequel il existe un chemin entre toute paire de nœuds. Cela permet notamment de calculer facilement des distances moyennes entre nœuds ou de réaliser des calculs de centralité (centralité de proximité notamment), qui ne seraient pas possibles dans le cadre d'un graphe non connexe (à moins de traiter de manière un peu ad hoc, le cas de chemins infinis entre certaines paires de nœuds).

Dans notre cas, le fait que le graphe sous-jacent G soit connexe, n'implique pas nécessairement que le TVG \mathcal{G} , soit temporellement connexe (cf. Fig.3.1 par exemple).

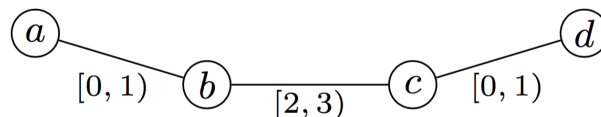


Figure 3.1. : Un exemple de TVG qui n'est pas temporellement connexe, malgré la connectivité du graphe sous-jacent G . Ici les nœuds a et d n'ont pas moyen de s'atteindre par une succession d'interactions.

D'autres concepts, tels que celui de chemin, peuvent être redéfini dans un cadre dynamique, comme c'est le cas pour le concept de *voyage*. En particulier, les premiers travaux autour du transport et des réseaux tolérants aux délais (caractérisés par l'absence d'une connectivité permanente) ont conduit au concept de *voyage* (Bui-Xuan et al., 2003) aussi appelé chemin

conforme à une horloge (Berman, 1996), chemin respectant le temps (Holme, 2005 ; Kempe et al., 2000) ou chemin temporel (Chaintreau et al., 2008 ; Habiba et al., 2008 ; Tang et al., 2010). Les voyages peuvent être vus comme des chemins particuliers dont les liens ne se suivent pas forcément instantanément mais qui peuvent induire des temps d'attente aux nœuds intermédiaires.

Considérer les voyages plutôt que les chemins induit que tous les concepts construits à partir des chemins peuvent prendre une signification temporelle. C'est le cas de la distance temporelle (Bui-Xuan et al., 2003), aussi appelé temps d'atteignabilité (Holme, 2005), la latence de l'information (Kossinets et al., 2008) ou la proximité temporelle (Kostakos, 2009) qui prend en compte le temps de propagation minimum de l'information entre deux nœuds et le concept de connectivité temporelle (Bahdra and Ferreira, 2003) basé sur l'existence de voyages.

Du point de vue des réseaux sociaux, des études récentes se sont focalisées sur la mesure des distances temporelles entre individus à partir de données sur les emails (Kossinets et al., 2008 ; Kostakos, 2009) ou des temps d'inter-rencontres (Tang et al., 2010). Récemment, une reformulation temporelle des concepts de centralité de proximité et d'intermédiation ont également été proposée dans le contexte des réseaux sociaux (Habiba et al., 2007 ; Tang et al., 2010). Ces indicateurs temporels complètent l'ensemble des indicateurs atemporels considérés habituellement en analyse des réseaux sociaux et en théorie des graphes comme la distance, le diamètre, la densité, le coefficient de clustering ou la modularité.

Plus formellement, une séquence de couples $J = \{(e_1, t_1), (e_2, t_2) \dots, (e_k, t_k)\}$, tel que $\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ est un chemin de G , est un *voyage* dans \mathcal{G} si et seulement si $\forall i, 1 \leq i < k, \rho(e_i, t_i) = 1$ et $t_{i+1} \geq t_i$. Nous notons *départ*(J) et *arrivée*(J), les dates t_1 et t_k respectivement de début et de fin d'un voyage J . Les voyages peuvent être considérés comme des chemins temporels et ont ainsi à la fois une longueur topologique (celle du chemin sous-jacent) et temporelle (sa durée). Le longueur topologique de J est ainsi le nombre $|J| = k$ de couples dans J . Sa durée est ainsi $\|J\| = \text{arrivee}(J) - \text{depart}(J)$.

Soit J^* l'ensemble des voyages possibles d'un TVG \mathcal{G} et $J^*(u, v) \subseteq J^*$ les voyages commençant au nœud u et finissant au nœud v . Dans un Time-Varying Graph il y a deux mesures particulières de distance qui donnent deux définitions de voyages minimaux :

- La distance la plus courte d'un nœud u à un nœud v au temps t est simplement $d^t(u, v) = \text{Min}\{|J| : J \in J^*(u, v) \wedge \text{depart}(J) \geq t\}$ et correspond à la minimisation du nombre d'étapes
- La distance la plus rapide de u à v au temps t que l'on peut exprimer $\delta^t(u, v) = \text{Min}\{\text{arrivee}(J) - t : J \in J^*(u, v) \wedge \text{depart}(J) \geq t\} = \text{Min}\{\|J\| : J \in J^*(u, v) \wedge \text{depart}(J) \geq t\}$.

Un voyage $J \in J^*$ dont $\text{depart}(J) \geq t$ sera donc le plus court si $|J| = d^t(u, v)$ et le plus rapide si $\|J\| = \delta^t(u, v)$. A partir de ces définitions, un certain nombre de concepts plus haut niveau ont été définis dans le contexte des réseaux sociaux, par exemple concernant la connectivité et les composantes connexes (Bahdra et Ferreira, 2003), l'excentricité temporelle et le diamètre temporel (Bui-Xuan et al., 2003) ou l'intermédiation temporelle et la proximité temporelle (Tang et al., 2010).

3.1.3 Application à l'analyse de la dynamique d'un réseau scientifique

Nous allons maintenant illustrer l'application de certaines des mesures présentées pour l'analyse d'un réseau de collaboration scientifique. Les données proviennent de la partie hep-

th (High Energy Physics Theory) du site d'archives ouvertes arXiv. Les données regroupent un ensemble d'articles et les citations associées sur une période allant de Janvier 1992 à Mai 2003. Pour chaque article, nous avons accès à l'ensemble des auteurs, la date de dépôt en ligne et les références à autres articles. Le jeu de données comprend un total de 29 555 articles écrits par 59 439 auteurs et 352 807 citations. Nous avons extrait du jeu de données uniquement les auteurs qui ont reçu plus de 150 citations, les liens correspondant aux citations entre auteurs. Dans tous les exemples qui suivent une fenêtre temporelle d'un an est utilisée.

Pour analyser ce jeu de données, nous pouvons utiliser d'une part des indicateurs atemporels classiques sur des graphes sous-jacents (statiques donc) du TVG ou bien des indicateurs temporels sur l'ensemble du TVG défini ou sur des sous-graphes de celui-ci. L'utilisation d'indicateurs atemporels peut ainsi être réalisée sur des graphes statiques et leur évolution peut être mesurée sur une séquence de graphes statiques où chaque graphe correspond à l'agrégation des interactions qui ont lieu dans un certain intervalle de temps (graphes sous-jacents ou empreintes du TVG).

Formellement, il nous faut tout d'abord transformer le TVG en une séquence d'empreintes (graphes statiques). Soit le TVG $\mathcal{G} = (V, E, \mathbb{T}, \rho)$ (ζ la fonction de latence étant mise de côté pour l'instant par manque d'intérêt immédiat pour les réseaux sociaux), on peut définir une *empreinte* de ce graphe entre t_1 et t_2 comme le graphe statique $G^{[t_1, t_2]} = (V^{[t_1, t_2]}, E^{[t_1, t_2]})$ tel que $\forall e \in E, e \in E^{[t_1, t_2]} \Leftrightarrow \exists t \in [t_1, t_2), \rho(e, t) = 1$ et $\forall v \in V, v \in V^{[t_1, t_2]} \Leftrightarrow \exists t \in [t_1, t_2), \rho(v, t) = 1$. En d'autres termes, l'empreinte agrège les interactions qui ont lieu sur une fenêtre temporelle donnée sous la forme d'un graphe statique. Soit \mathbb{T} le temps de vie d'un TVG, on peut la partitionner en sous-intervalles $\tau = [t_0, t_1), [t_1, t_2) \dots [t_i, t_{i+1}) \dots$ où chaque intervalle $[t_k, t_{k+1})$ peut être noté τ_k . Nous appellerons séquence d'empreintes de \mathcal{G} selon τ , la séquence $SF(\tau) = G^{\tau_0}, G^{\tau_1} \dots$. Cette approche, même si elle perd de l'information, permet de gommer des effets temporels ponctuels (période de vacances pour les publications par exemple) pour ne conserver que les phénomènes temporels de fond.

En considérant la séquence d'empreintes du TVG on peut facilement et classiquement regarder l'évolution d'indicateurs utilisés sur des graphes statiques. L'intérêt des TVG dans ce cadre est plutôt de gérer de manière formelle la génération de la séquence des graphes statiques et de changer éventuellement la granularité temporelle (ici une fenêtre régulière d'un an, sans recouvrement). A titre d'illustration on peut donner ici l'évolution de la densité du graphe, du coefficient de clustering moyen, du degré de la loi de puissance de la modularité et de la distribution des degrés.

Formellement la densité est défini par $D = \frac{|E|}{|V|*(|V|-1)}$ on peut observer (cf. Fig.3.2a) une diminution flagrante de la densité du réseau qui peut être expliquée par une augmentation du nombre d'auteurs dans le réseau.

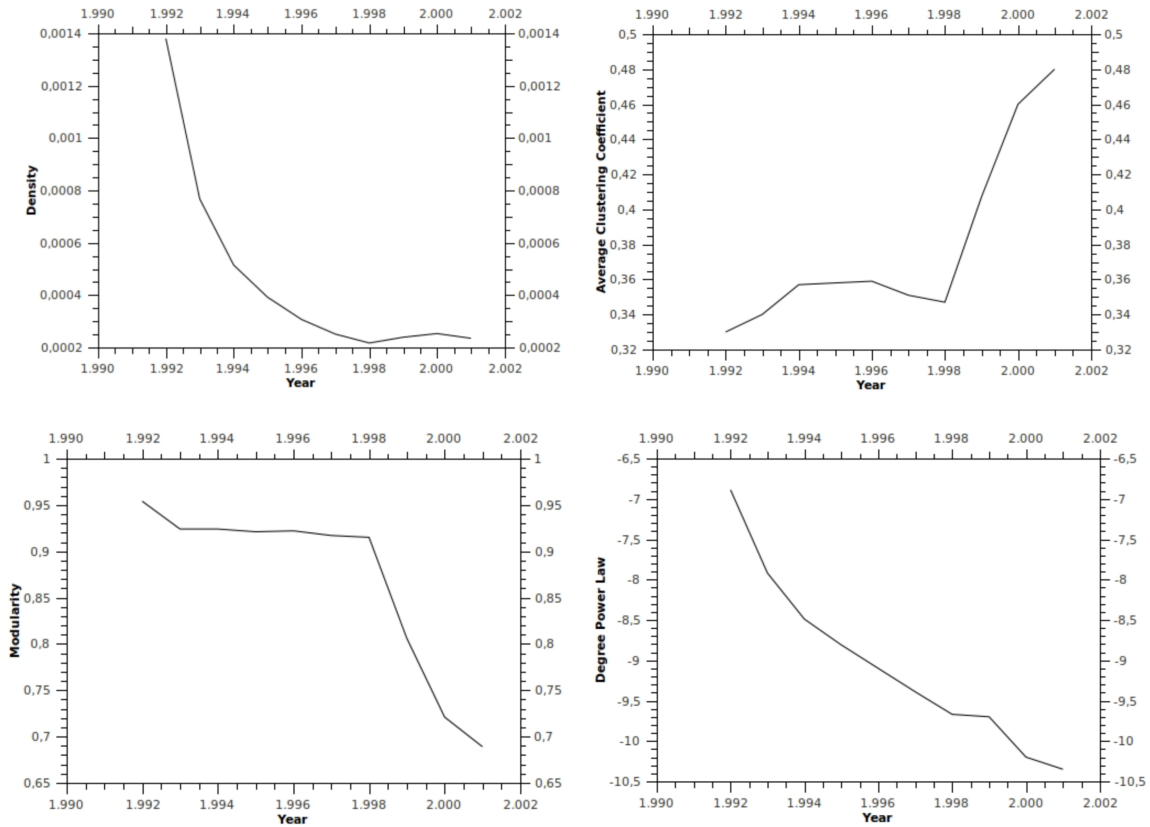


Figure 3.2. : Quelques mesures statiques réalisées sur la séquence des empreintes du TVG. A) en haut à gauche, la densité, B) en haut à droite, le coefficient de clustering moyen, C) en bas à gauche, la modularité, D) en bas à droite, le degré de la loi de puissance de la distribution des degrés pour les publications du domaine hep-th de ArXiv.

Le coefficient de clustering capture, lui, une densité locale des liens, il est défini pour un nœud x comme

$$C(x) = \frac{|\{(u, v) : u, v \in N(x)\}|}{\deg(x)(\deg(x) - 1)}$$

on s'intéresse ici à des mesures globales, la moyenne de ces coefficients permettant de rendre compte de la plus ou moins grande hétérogénéité de la distribution des liens dans le réseau

$$AC = \frac{1}{|V|} \sum_{x \in V} C(x)$$

L'évolution de cet indicateur (cf. Fig 3.2B) permet d'identifier un réseau tout d'abord clairsemé localement qui s'organise à partir de 1999 sous la forme de communautés locales plus denses.

La modularité mesure la capacité d'un réseau à se décomposer en sous-parties et par extension mesure sa capacité à être découpé en communautés. Les réseaux ayant des valeurs de modularité importantes sont caractérisés par des connections intra-communautaires denses et des connections inter-communautaires plus rares. Formellement la modularité d'une paire de nœuds u et v est définie par

$$M(u, v) = \frac{\deg(u) * \deg(v)}{2|E|}$$

L'observation de l'évolution de la modularité (Fig.3.2C) permet d'identifier le même phénomène précédemment identifié par le coefficient de clustering sous un angle différent avec une transition de phase en 1999. On peut l'interpréter en disant que les nœuds tendent à former tout d'abord des groupes séparés qui s'interconnectent au fur et à mesure pour former des groupes plus larges. En combinant les informations données par le coefficient de clustering et la modularité on identifie ainsi la tendance à la formation de groupe (densification locale) ainsi qu'une tendance à la structuration sous la forme de communautés plus larges.

Beaucoup de réseaux réels sont « scale-free », dans le sens où la distribution des degrés des nœuds suit une loi de puissance qui n'est pas affectée par la taille du réseau. Une telle loi de puissance indique que la fraction F des nœuds qui ont un degré k décroît comme $F(k) \sim k^{-\gamma}$, où $\gamma \in \mathbb{R}$ est un paramètre qui varie d'un type de réseau à l'autre mais dont la valeur est généralement dans l'intervalle [2, 3]. L'évolution de la loi de puissance dans le temps peut ainsi refléter l'arrivée ou le départ de hubs qui interconnectent plusieurs groupes. La Fig. 3.2D montre l'évolution de l'exposant de la loi de puissance au fil de la séquence des empreintes du réseau. Comme notre exemple ne concerne, nous le rappelons, que le sous-ensemble des auteurs qui ont plus de 150 citations, les valeurs du coefficient de la figure sont légèrement différentes des valeurs de référence. En particulier, le graphique indique la proximité de la distribution de degré d'une distribution en loi de puissance et rend compte de l'hétérogénéité de cette distribution : plus les valeurs sont élevées plus la distribution des liens par nœuds est inégalitaire. La courbe fournit des détails supplémentaires à propos de l'évolution des patterns d'interaction du réseau. Comme le coefficient de clustering montre une augmentation de la clusterisation du réseau et que la modularité indique qu'une telle augmentation est caractérisée par la connexion entre des groupes séparés, la décroissance du degré de la loi de puissance montre que le processus d'interconnexion est conduit par des nœuds avec un relativement faible degré agissant comme des hubs au sein des groupes.

3.1.4 Conclusion

Si les indicateurs n'ont pas encore été complètement développés et s'ils n'ont pas été testé effectivement sur des simulations agents pour en étudier les propriétés, la formalisation mathématique des TVGs permet néanmoins de s'appuyer sur une base solide pour modéliser les réseaux dynamiques et leur évolution au cours du temps. Comme on a pu le voir dans cette partie, le formalisme et les mesures proposées peuvent à la fois être développées au niveau microscopique (les nœuds et liens, par exemple pour des calculs de centralités au niveau des nœuds) et macroscopique (à l'échelle du réseau dans son ensemble). Néanmoins, la partie intermédiaire, mésoscopique, à l'échelle des groupes et des communautés n'a été que peu abordée et pose des problématiques un peu différentes lorsque l'on veut aborder leur dynamique. C'est l'objet de la partie suivante qui constitue le travail effectué autour de la thèse de Rémy Cazabet.

3.2 Détection de communautés

Sur les réseaux sociaux, la prise en compte d'un niveau microscopique (l'individu) et d'un niveau macroscopique (le réseau dans son ensemble), ne suffisent souvent pas pour bien rendre compte de la structuration du réseau. En effet, on observe dans beaucoup d'organisations sociales en réseaux, l'existence d'un niveau mésoscopique intermédiaire qui structure le réseau en groupes sociaux relativement denses par rapport au reste du réseau, aussi appelés communautés (malgré la polysémie du terme). Ainsi la détection de communautés au sein des réseaux est un des problèmes classiques (bien que sans solution définitive) fréquemment abordé dans le domaine de la science des réseaux. Il n'était tout d'abord qu'une reformulation du problème de partitionnement de graphe dont l'objectif consiste à diviser un graphe en un

nombre arbitraire de parties en minimisant le nombre de liens entre ces groupes. Cependant dans le cadre d'une approche analytique on ne connaît pas nécessairement le nombre ou la taille des groupes que l'on cherche à obtenir, ce qui réduit l'efficacité d'un tel outil pour la détection de communautés dans une situation réelle. Dans ces circonstances on s'attendrait effectivement à ce que l'algorithme puisse nous proposer un partitionnement sans connaître initialement les caractéristiques précises de ces partitions en particulier leur nombre et leurs tailles respectives.

La détection de communautés dans son acception actuelle commence en 2002 avec l'algorithme de Girvan et Newman (Girvan et Newman, 2002). Depuis, un grand nombre de solutions ont été proposées, parfois avec de grandes améliorations en temps de calcul ou en qualité. Dans Lancichinetti et al. (2008), les auteurs confrontent les meilleurs algorithmes connus en proposant un banc d'essai (le benchmark LFR) qui génère des graphes avec des communautés bien définies. D'après les comparaisons des différents algorithmes aux résultats attendus, les deux meilleurs algorithmes à l'heure actuelle sont Infomap (Rosvall et Bergstrom, 2007) et l'optimisation rapide de la modularité (Blondel et al., 2008). En observant les résultats d'Infomap, on peut en conclure que la détection de communautés dans le cas de problèmes « idéaux » est résolu. Cependant les réseaux réels ont des propriétés particulières (enchassement des communautés, fortes variations de densités d'un réseau à l'autre, activation peu fréquente de liens très importants) qui peuvent réduire sérieusement l'efficacité de ces algorithmes.

La détection de communautés s'affranchit véritablement du problème de partitionnement lorsque des algorithmes permettant de détecter des communautés recouvrantes sont proposés, comme CPM (Palla et al., 2005). Le fait de pouvoir effectivement prendre en compte des recouvrements possibles entre communautés est crucial, dans le sens où les algorithmes permettent maintenant de se rapprocher de la détection de groupes sociaux qui ne sont naturellement pas isolés les uns des autres, ou de moins qui n'ont aucune raison de l'être. D'autre part, ils permettent de prendre en compte explicitement des individus particuliers au sein des réseaux sociaux, qui appartiennent à plusieurs communautés à la fois. Ces individus étaient au mieux mal positionnés dans une des communautés par les approches classiques mais leur rôle crucial de pivot au sein des réseaux (permettant de faire le pont entre les communautés) était tout simplement impossible à prendre en compte. Pour prendre rapidement l'exemple des réseaux scientifiques, les approches précédentes permettaient par exemple de détecter les communautés correspondant à l'informatique et à la biologie mais étaient complètement inefficaces à classer les chercheurs travaillant en bio-informatique.

Il était donc important dans la solution proposée avec Rémy Cazabet de prendre en compte effectivement au cœur de l'algorithme la possibilité d'avoir des communautés recouvrantes. Un autre choix important a consisté à ne pas s'appuyer sur une mesure macroscopique du graphe à optimiser (comme c'est le cas des approches basées sur une optimisation de la modularité) mais plutôt de se rapprocher de comportements locaux plausibles des individus concernant leur appartenance aux communautés. L'avantage de ce type d'approche locale étant la scalabilité des solutions proposées. Enfin, le fait de se placer dans un cadre dynamique pour détecter sur un réseau social dynamique des communautés qui émergent, évoluent et éventuellement se dissolvent (cf. Fig. 3.3) était à l'époque de la publication de la thèse une approche originale et très prometteuse comme l'aura démontré le nombre important de publications à ce sujet dans les quelques années qui ont suivi la thèse de Rémy Cazabet (2013).

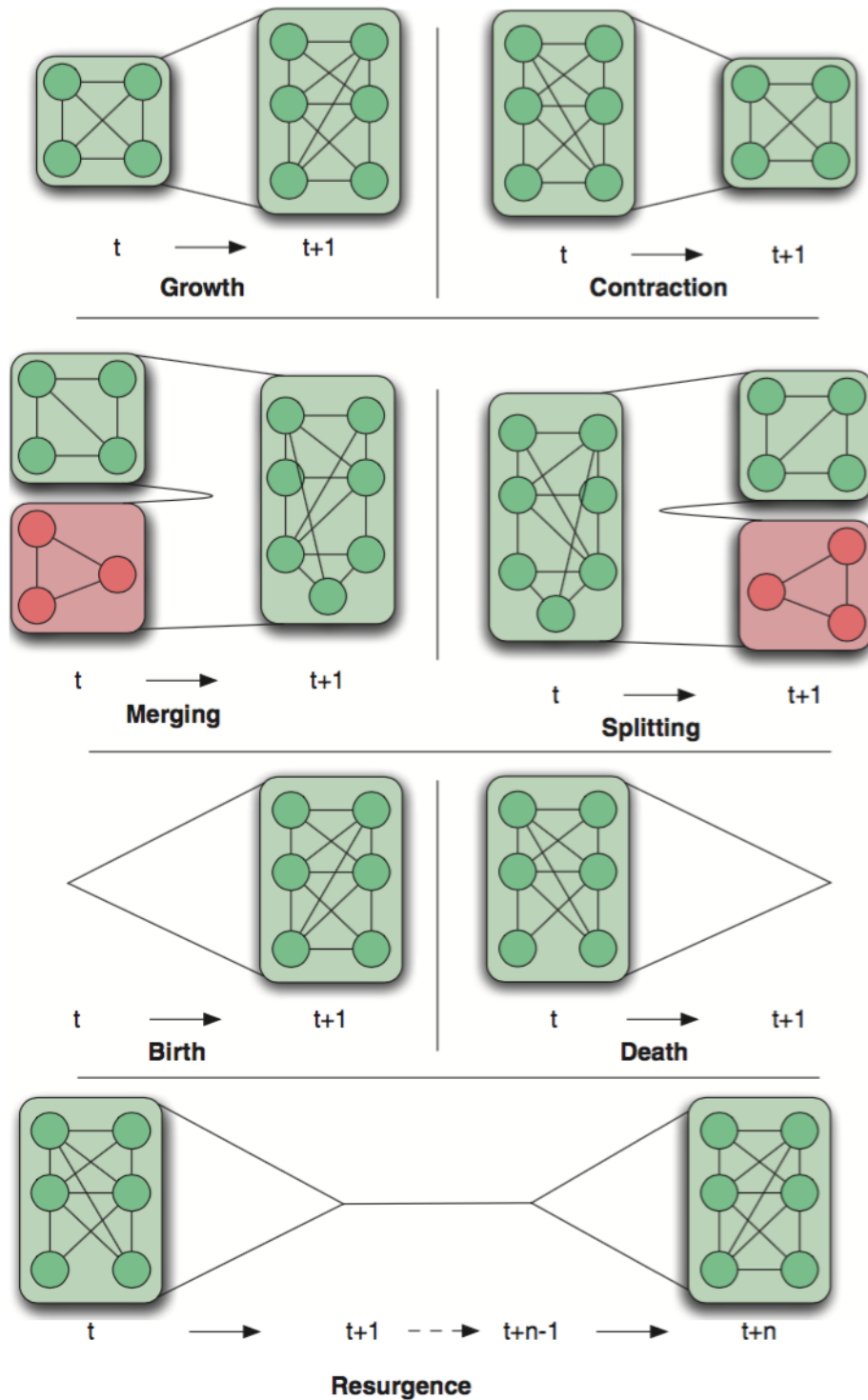


Figure 3.3. : grammaire des évolutions possibles de communautés.

La manière dont la dynamique était prise en compte dans l'analyse de réseaux sociaux (au-delà même de la détection de communautés) consistait à prendre en compte des images, formellement des graphes statiques, successives du réseau. La dynamique résidait alors dans la succession de ces graphes statiques. L'approche choisie avec Rémy Cazabet a été radicalement différente, dans le sens où, comme dans le cadre des TVG, elle allait considérer davantage la dynamique du graphe comme une succession d'événements topologiques (ajout/retrait de

nœuds, ajout/retrait de liens) à partir d'une image ou graphe statique de départ. Cette approche a permis en particulier de désambigüiser certaines détections de communautés par rapport à l'approche qui considère la dynamique comme une succession de graphes statiques. Pour donner l'idée générale, en utilisant l'approche succession d'événements, on garde la trace de relations causales entre création ou destruction de relations alors que l'approche graphes statiques ne nous donnera que l'image avant et après la dynamique réelle. Il faut cependant noter que cette approche n'est possible que si l'on a les données appropriées pour pouvoir l'appliquer (l'approche longitudinale en sociologie n'étant pas toujours possible). Heureusement, d'un point de vue technique, ce sont des informations qui sont en général disponibles lorsque l'on s'intéresse aux réseaux sociaux en ligne (ou 2.0).

3.2.1 Description de l'algorithme *iLCD*

L'objectif de cet algorithme est de construire un ensemble de communautés (éventuellement recouvrantes) à partir d'un graphe temporel. Comme précisé précédemment l'algorithme *iLCD* prendra donc en entrée une liste d'événements topologiques (création/destruction de nœuds, création/destruction de liens) sur le graphe classé par ordre chronologique. Certains événements pouvant être simultanés, il s'agira formellement d'une liste ordonnée d'ensemble d'événements topologiques. Soit $G=(V,E)$ le graphe construit dynamiquement et $C=<C_k>$ l'ensemble des communautés construit dynamiquement. Initialement, G et C sont vides. Nous définissons E_{in} l'ensemble des liens en entrée comme $E_{in} = <E_t>$ i.e. composé d'ensembles de liens ordonnés et estampillés. $E_t = <(u,v)>$ est l'ensemble des liens (u,v) entre les nœuds u et v , créés au temps t .

L'algorithme est le suivant :

Pour chaque ensemble E_t de E_{in}

Pour chaque lien (u,v) de l'ensemble E_t

Ajouter (u,v) à E .

Si u ou v n'est pas dans V , l'ajouter à V

Déterminer les mises à jour des communautés existantes

(1) pour chaque communauté C_k à laquelle appartient u (respectivement v), essayer d'intégrer v (respectivement u) à C_k

Fin pour

Mettre à jour les communautés existantes

Si u et v ne participent pas déjà à la même communauté

Essayer de créer une nouvelle communauté (2)

Fusionner les communautés similaires (3)

Fin pour

Il faut noter que chaque nœud peut effectivement appartenir à plusieurs communautés et que nous ajoutons simultanément tous les liens appartenant au même ensemble E_t , nous calculons tout d'abord les changements potentiels induits par l'ajout des liens puis nous procédons ensuite à la mise à jour. Nous allons maintenant décrire rapidement les trois sous-algorithmes

respectivement pour la mise à jour des communautés existantes, la création de nouvelles communautés et la fusion de communautés similaires.

3.2.1.1 Mise à jour des communautés existantes

Il s'agit ici de déterminer si un ou des nouveaux nœuds doivent être ajoutés à une ou plusieurs communautés existantes. Dans notre approche un nœud peut être intégré à une communauté donnée s'il satisfait deux conditions. Pour chaque communauté, nous estimons le nombre moyen de voisins à rang 2 (EMSN pour *Estimated Mean of Second Neighbours*) et le nombre moyen de voisins dits robustes à rang 2 (EMRSN pour *Estimated Mean of Robust Second Neighbours*). Il s'agit de calculer pour l'ensemble des nœuds le nombre moyen :

- de voisins dans la communauté auquel le nœud peut accéder par un chemin de longueur au plus 2 (EMSN).
- de voisins dans la communauté auquel le nœud peut accéder par au moins deux chemins de longueur au plus 2 (donc robuste) (EMRSN).

Nous travaillons en fait sur des approximations de ces valeurs à partir d'un réseau aléatoire de même taille (nœuds et liens) que la communauté considérée :

Soit d le degré moyen des nœuds de la communauté,

$$d = \left\lfloor \frac{2l}{n} \right\rfloor$$

avec l le nombre de liens internes à la communauté et n le nombre de nœuds de la communauté.

Nous calculons récursivement EMSN pour un réseau aléatoire équivalent à la communauté $f(d)$ avec :

$$f: [0; d] \rightarrow \mathbb{R}$$

$$f(i) = \begin{cases} i = 0 \rightarrow d \\ i > 0 \rightarrow f(i-1) + (d-1) * \frac{n - f(i-1)}{n} \end{cases}$$

L'idée est de compter successivement le nombre de voisins rencontrés une seule fois à rang deux. Partant d'un nœud donné ($i=0$), on a en moyenne d voisins à rang 1, auxquels on peut ajouter pour chacun en moyenne $d-1$ nouveaux voisins. La probabilité que ces nouveaux voisins n'aient pas déjà été comptés correspond au nombre de nœuds non comptés comme voisins $n - f(i-1)$ sur le nombre de nœuds n .

L'estimation de EMRSN est réalisée de manière similaire.

Une fois ces deux indices calculés, nous ajoutons un nouveau nœud si :

- Le nombre de ses voisins à rang 2 dans la communauté est supérieur à EMSN. Cela garanti que la communauté présente des chemins courts entre ses nœuds et permet une diffusion rapide de l'information au sein de la communauté.
- Le nombre de voisins robustes à rang 2 est supérieur à EMRSN. Cela assure que le nœud n'est pas connecté à ses seconds voisins qu'au travers de quelques hubs. Cela assure la robustesse de la communauté. La suppression d'un lien ou d'un nœud en change pas drastiquement la communauté ou la diffusion de l'information en son sein.

Le principal avantage de ces seuils adaptatifs est qu'ils permettent l'existence dans le même graphe de communautés hétérogènes en taille et en densité chacune ayant ses valeurs caractéristiques que nous utilisons pour les mettre à jour.

3.2.1.2 Création d'une nouvelle communauté

Nous détaillons maintenant la procédure concernant la création potentielle d'une nouvelle communauté quand de nouveaux liens sont ajoutés au réseau à un pas de temps donné. Chaque fois qu'un nouveau lien est ajouté au réseau, nous déterminons s'il permet de former une communauté minimale ou pas. La communauté minimale correspond à une forme prédéfinie que l'on fixe comme étant la plus petite communauté que nous voulons détecter. Une forme simple correspond à des k -cliques. Typiquement nous avons choisi sur la plupart des analyses des cliques minimales de 3 ou 4 nœuds, mais si l'on ne veut que détecter des communautés plus grosses et plus denses, ou si l'on travaille sur des réseaux très denses, on peut choisir de plus grandes cliques.

Ainsi, si une forme minimale est détectée, nous créons une nouvelle communauté. Nous ajoutons alors à la communauté créée tous les nœuds composant la forme. Après quoi nous essayons d'intégrer à la communauté tous les voisins de chacun des nœuds de la forme.

3.2.1.3 Fusion des communautés similaires

Suite à l'addition de nouveaux nœuds ou liens au réseau, après avoir déterminés s'ils rejoignent des communautés existantes ou s'ils en créent de nouvelles, nous fusionnons les communautés qui sont proches. Pour ce faire, à chaque étape, nous fusionnons toutes les communautés qui ont plus d'un certain ratio de nœuds en commun. C'est en fait assez naturel que des communautés qui sont au départ détectées comme différentes et ayant quelques nœuds en commun se rapprochent jusqu'à devenir très similaires. La définition du seuil à utiliser dans ce cas dépend du type de résultat que l'on souhaite obtenir. Si l'on souhaite obtenir des communautés très distinctes, il s'agira alors de favoriser la fusion et de prendre des valeurs de seuil de l'ordre de 0,2 ou 0,3. Au contraire si l'on souhaite conserver des communautés même très intriquées, on peut augmenter ce seuil à des valeurs de 0,7 ou 0,9. En fonction du seuil retenu, quand deux communautés sont détectées comme similaires on supprime simplement la plus récente.

3.2.1.4 Paramètres de l'algorithme

L'algorithme iLCD n'utilise *in fine* que deux paramètres qui ne jouent pas réellement sur le processus de détection mais plutôt sur la granularité désirée pour les résultats :

- La taille de la clique minimale Mk qui affecte la création des nouvelles communautés.
- Le seuil de fusion des communautés Tm qui joue sur le seuil de recouvrement maximum toléré entre communautés avant de considérer qu'elles n'en forment qu'une.

3.2.1.5 Complexité

Il est difficile de déterminer réellement la complexité de cet algorithme car elle dépend fortement de la taille et du nombre de communautés, le nombre de cliques, des paramètres, etc... La complexité sera au moins proportionnelle au nombre de liens comme nous devons réaliser les calculs pour chaque ajout de lien. D'autre part, ces calculs dépendent uniquement d'information locale : voisinage au rang 2, et communautés présentes dans ce voisinage. On peut assurer que la complexité ne croit pas exponentiellement mais elle peut augmenter de

manière significative pour des degrés élevés et de grosses communautés. En terme de mémoire, on a uniquement besoin de mémoriser à chaque étape le réseau courant (liens et nœuds) et les communautés courantes. Nous avons procédé à une évaluation empirique de la complexité de l'algorithme. Sur les graphes générés par le benchmark LFR (Lancichinetti et al., 2008) avec plus de 5 000 nœuds, l'algorithme se termine en une poignée de secondes. Le calcul sur des réseaux réels plus grands (le réseau de citation de la section "High Energy Physics – Theory" de Arxiv de 1992 à 2003 (cf. partie 3.a.2), composée d'environ 27.000 nœuds et de 350.000 liens) met moins de 10 minutes sur un ordinateur personnel. Sur le même ordinateur l'algorithme CPM (Palla et al., 2005) s'arrête après 5 minutes suite à un débordement de mémoire.

3.2.2 Application à la détection de communautés scientifiques

Le Journal of Artificial Societies and Social Simulation (JASSS) est un journal de référence depuis 1998 pour la communauté scientifique qui travaille sur la simulation sociale, il est disponible en intégralité sur le web, gratuitement. Il a déjà été étudié dans une perspective de détection et d'évolution des communautés scientifiques (Meyer et al., 2009) qui ont eu l'amabilité de nous faire profiter de leur jeu de données nettoyées, mais en utilisant une approche statique sur deux périodes de 5 ans. Nous avons décidé d'appliquer notre propre algorithme pour permettre une comparaison qualitative de nos résultats. Le jeu de données JASSS considéré est constitué de tous les articles publiés dans JASSS entre 1998 (date de la création du journal) et 2008 et citant au moins un autre article publié dans la revue (on élimine les nœuds isolés autrement dit). Les nœuds correspondent aux articles et les liens aux citations entre articles. Il faut noter que Meyer et al. (2009) travaillaient en fait sur le graphe des co-citations (les nœuds correspondent toujours aux articles mais deux articles ne sont reliés que s'ils ont suffisamment de citations (donc de références) en commun). Comme notre algorithme ne prend pas en compte le sens des relations, nous ne l'avons pas pris en compte ici.

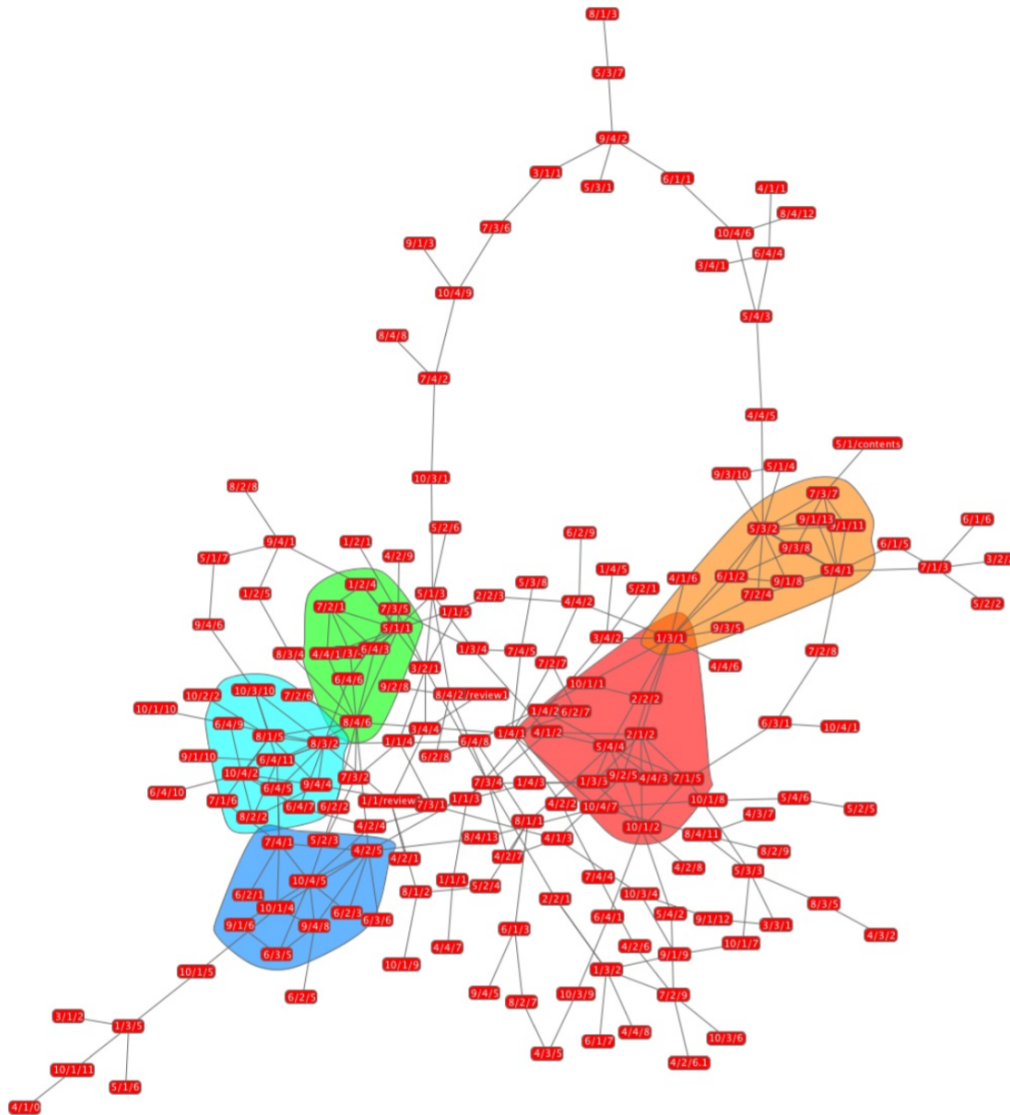


Figure 3.4. : Visualisation du graphe de citation de JASSS avec les principales communautés détectées en 2008, une fois déroulées l'ensemble des changements temporels.

Comme on peut le vérifier sur la fig.3.4 on peut constater que le graphe est peu dense avec beaucoup de nœuds qui n'ont qu'un ou deux liens avec d'autres articles de JASSS. Nous avons visualisé tous les communautés détectées comportant plus de 3 nœuds. L'algorithme détecte 5 communautés. Visuellement on peut observer quelques recouvrements entre des communautés. De plus, on peut noter que certaines communautés même sans recouvrement sont plus proches que d'autres. En regardant les mots-clés associés aux publications, on peut assez facilement attribuer des thèmes de recherche à ces communautés qui sont relativement homogènes d'un point de vue qualitatif. Les 3 communautés qui sont sur la gauche de la figure 3.4 concernant la simulation multi-agents (SMA et zone industrielle ; réplication des SMA ; SMA et jeux de rôles). Les deux autres communautés sur la droite concernent les normes et la réputation (en bas) et dynamique d'opinions (en haut).

Même si le jeu de données et les techniques sont assez différentes de ceux utilisés par Meyer et al. (2009) (ils s'intéressaient au réseau de co-citations et non pas au réseau de citations), les principales communautés détectées sont les mêmes.

De plus, notre approche, peut permettre de faire des analyses longitudinales. Par exemple en regardant la communauté *normes et réputation*, on peut suivre son évolution (Fig.3.5) : elle était détectée tout d'abord avec une clique de trois nœuds liés ensemble en 2001. Un article, publié en 2002 a étendu la communauté de trois nœuds (lui-même et deux autres articles plus anciens qui étaient faiblement liés à la communauté). Un nouvel article a été ajouté en 2004 et un dernier en 2007.

Nous pouvons également réaliser des analyses comparées dans le temps entre des communautés. Comparée à la communauté *normes et réputation*, la communauté qui concerne la réplification des modèles a été détectée seulement en 2006 et elle est principalement composée d'articles récents. Enfin, un article, qui appartient aux deux communautés a été ajouté à une des communautés en 2002 et à l'autre en 2005 (il faut rappeler que la date d'ajout à une communauté n'est pas nécessairement celle de sa publication).

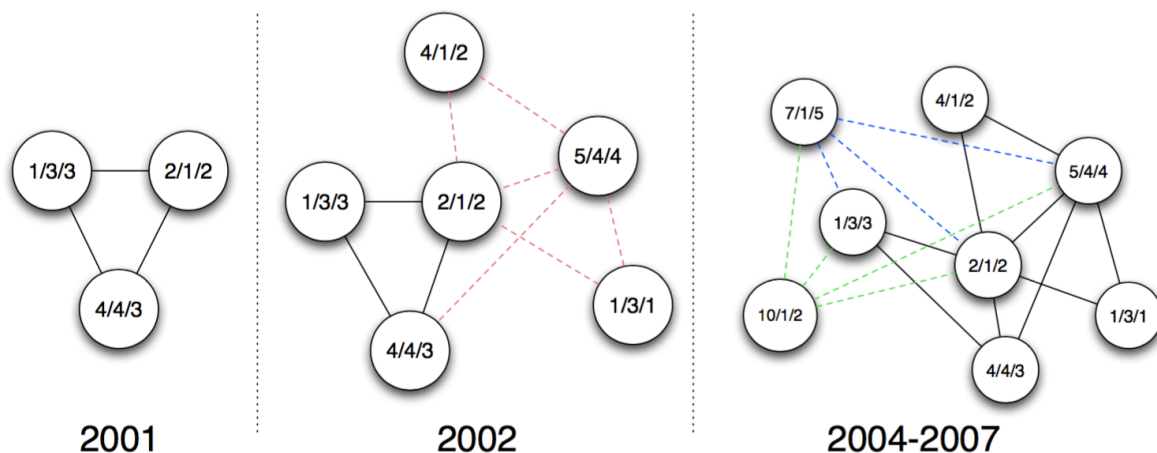


Figure 3.5. : Croissance de la communauté normes et réputation.

Un dernier résultat intéressant sur cet exemple concerne le nœud (1/3/1). L'article correspondant, "Understanding Complex Social Dynamics: A Plea For Cellular Automata Based Modelling", d'Hegselmann et Flache (1998), est un article général concernant l'usage des automates cellulaires pour la simulation de dynamiques sociales. En regardant les résultats fournis par notre algorithme, on peut observer que cet article se situe à la périphérie des deux communautés *normes et réputation* et *dynamique d'opinions*. Il appartient également à une petite communauté de 3 articles dédiés aux approches de type automate cellulaire. Nous pensons que c'est un bon exemple de recouvrement et qu'un algorithme de partitionnement classique aurait bien du mal à affecter ce nœud à une communauté en particulier.

3.3 Conclusion

Les travaux présentés dans cette partie et réalisés dans le cadre des thèses de Walter Quattrociocchi et de Rémy Cazabet, ont permis d'avancer solidement pour ce qui concerne la modélisation et l'analyse de la morphogénèse de réseaux. Les travaux entamés avec Walter et l'équipe de Nicolas Santoro à l'Université Carlton au Canada sur les Time Varying Graph ont en effet permis de poser un cadre solide de formalisation de l'évolution de réseaux ainsi que d'adapter à un contexte dynamique un certain nombre d'indicateurs utilisés jusque-là pour l'analyse de graphes statiques que ce soit en théorie des graphes ou dans le domaine de l'analyse des réseaux sociaux. Les travaux réalisés avec Rémy se sont attachés à travailler au niveau mésoscopique pour la caractérisation de communautés dynamiques. La thèse de Rémy Cazabet déborde les travaux strictement présentés ici que ce soit en terme d'applications (iLCD et ses

extensions ont été appliqués sur d'autres corpus comme la détection de communautés d'isards avec des biologistes ou la détection de communautés de tags sur la plateforme NicoNicoDouga lors de l'expérience japonaise de Rémy) ou d'outils implémentés et utilisés. En particulier, un gros effort a été réalisé par Rémy pour évaluer et valider les communautés détectées par iLCD (que ce soit expérimentalement avec Maude Leguistin doctorante en sociologie ou en proposant des mesures originales permettant de caractériser finement les communautés et leur dynamique). Je ne peux qu'inviter le lecteur intéressé à se reporter à la thèse de Rémy (Cazabet, 2013).

4 Morphogénèse des réseaux sociaux

En parallèle des travaux sur une formalisation plus complète de la dynamique des réseaux sociaux présentés dans la partie précédente, nous avons également avancé sur des modèles de simulation sociale mettant en jeu les réseaux, leur dynamique et une dynamique des entités situées sur le réseau lui-même. Dans cette partie sont présentés à titre d'exemple deux travaux particuliers. Le premier concerne une collaboration entamée en 2010 dans le cadre d'un projet Hubert Curien avec le laboratoire LabMAG de l'Université de Lisbonne au Portugal et s'intéresse aux dynamiques d'attitudes dans des réseaux multiplexes (point que nous n'avons pas encore abordé dans ce document). Le deuxième concerne une dynamique de réseau économique dans laquelle on s'intéresse également à une dynamique de population (des nœuds entrant et sortant régulièrement au cours de la population) et a été réalisé en 2015 dans le cadre d'une collaboration avec des collègues économistes du LEREPS de Toulouse.

4.1 Dynamique d'attitudes et réseaux multiplexes

Dans la deuxième partie, nous avons présenté quelques extensions des modèles de dynamiques d'opinions sur lesquels j'avais travaillé directement après la thèse. En 2010 nous avons obtenu un financement du programme Hubert Curien pour travailler avec Luis Antunes et Davide Nunes du laboratoire LabMAG de l'Université de Lisbonne. Au cours des échanges qui avaient eu lieu au sein de ce projet, on en était venu à constater que si beaucoup d'extensions avaient été proposées concernant le mécanisme d'interactions entre les agents, les relations sociales étaient restées aussi simples qu'au départ, à savoir il y a une relation sociale qui conduit à l'interaction ou pas... Davide Nunes commençait alors sa thèse sur les contextes sociaux et comment les individus changeaient de comportements en fonction du contexte. C'est donc assez naturellement que nous nous sommes dirigés vers l'idée d'explorer un modèle de dynamiques d'attitudes dans lequel les contextes sociaux seraient multiples en représentant assez classiquement ces différents contextes sous la forme d'un réseau multiplexe (objet que j'avais déjà manipulé avec Nils Ferrand au cours de mon stage de Maîtrise en Informatique (Amblard et Ferrand, 1998)).

Dans les systèmes sociaux réels, les acteurs sont engagés dans une multitude de relations sociales, de différents types et de différentes qualités. Or, la plupart des modèles de simulation multi-agents n'explorent pas des espaces sociaux ou des réseaux sociaux qui prennent en compte la coexistence de différents mondes sociaux. Nous pensons cependant que modéliser des relations sociales multiples et concomitantes permettrait la compréhension d'une variété de dynamiques réelles comme l'impact de campagnes politiques en ligne ou la signification sociale d'une perte d'emploi. De plus, ces structures sociales complexes sont à la base de la formation de l'identité sociale (Albin, 1975) et jouent un rôle décisif dans les processus auto-organisés comme la formation de consensus ou la ségrégation.

4.1.1 *Un modèle de changement de contexte*

L'approche multi-contexte (Antunes et al., 2009 ; Nunes et Antunes, 2012) considère que le monde social est structuré en différents contextes dans lesquels les agents et les relations sont situés (fig.4.1).

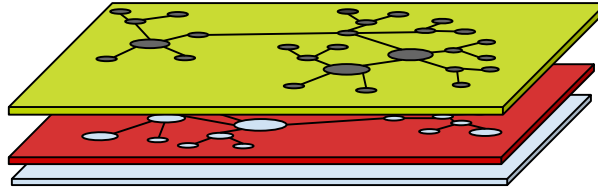


Fig. 4.1. Une structure de réseau social multiplexe qui forment l'espace social des modèles considérés pour des relations sociales multiples et concurrentes.

Dans le modèle particulier du changement de contexte (Antunes et al., 2009), une population d'agents est située dans un réseau social multiplexe. Chaque agent est actif dans un seul contexte à un moment donné. A chaque pas de simulation, l'agent sélectionne un voisin dans leur contexte courant et mettent à jour leur opinion (la règle de mise à jour adoptée est celle du modèle d'accord relatif décrite dans la 2^e partie). Après chaque interaction, l'agent change de contexte avec une probabilité ζ_c . Pour faire simple la probabilité ζ_c est un paramètre associé à chaque contexte c et il est le même pour tous les agents de ce contexte. Ce qui permet de contrôler le temps passé dans chaque contexte de manière souple. Il faut penser au changement de contexte comme un déplacement temporaire à un autre endroit.

Le modèle proposé intègre à la fois le changement de contexte et le modèle d'accord relatif. Dans ce modèle, les agents, inscrits dans des réseaux sociaux statiques, interagissent en utilisant les règles de mise à jour de l'opinion telles que précisées par le modèle d'accord relatif et changent de contexte (le voisinage d'agents dans le réseau) en fonction d'une probabilité ζ_c , associé à chaque contexte c .

Notre modèle se comporte de la manière suivante : soit une population d'agents distribuée sur M différents réseaux sociaux. Les réseaux sont statiques au cours de la simulation. Sur chaque réseau, un agent peut être actif ou non sachant qu'un agent ne peut être actif que sur un réseau à la fois.

A chaque cycle de simulation, les agents sont sélectionnés séquentiellement pour exécuter leur comportement suivant un ordre aléatoire. Le comportement de chaque agent i dans le contexte c est la suivante :

1. Choisir un voisin disponible j dans le contexte courant aléatoirement.
2. Mettre à jour les opinions et incertitudes des agents i et j en fonction des équations du modèle d'accord relatif.
3. Changer de contexte aléatoirement avec la probabilité ζ_c , qui est un paramètre avec différentes valeurs pour chaque contexte / réseau.

4.1.2 Plan d'expérience

Les simulations ont été réalisées en utilisant la plateforme MASON. Dans chaque expérience, une population de 300 agents interagit jusqu'à ce que les opinions se soient stabilisées ou jusqu'à 3 000 cycles. Nous réalisons 30 répliques pour chaque jeu de paramètres. Nous avons deux buts principaux en réalisant ce plan d'expérience. Le premier consiste à analyser la dynamique de formation de l'opinion avec le modèle de dynamique d'opinion utilisé mélangeant l'accord relatif et le changement de contexte. Le deuxième adjectif consiste à analyser l'influence de différentes topologies de réseaux dans la formation de consensus dans les sociétés multi-agents.

Ici, nous présentons un ensemble d'expériences focalisées sur l'analyse de la dynamique induite par le mécanisme de changement de contexte. Nous faisons donc varier le paramètre de changement de contexte ζ_c de 0 à 1 par intervalles de 0.05 avec deux contextes. Nous utilisons différentes topologies de réseaux dans ces contextes. Nous observons comment différentes combinaisons de probabilités de changement et de structures de réseaux affectent la vitesse de convergence à des valeurs d'opinions stables.

Nous testons notre modèle avec trois modèles de réseaux : réseaux réguliers, avec le même nombre de connections pour chaque agent ; réseaux à invariance d'échelle, générés en utilisant le modèle d'attachement préférentiel de Barabasi-Albert (BA) (Barabasi et Albert, 1999) ; un réseau petit monde, généré en utilisant le modèle de Watts & Strogatz (WS) (Watts et Strogatz, 1998).

4.1.3 Résultats et discussion

L'essentiel des résultats présentés ici concernent l'influence du paramètre de changement de contexte et du modèle de réseau social utilisé sur la convergence des attitudes.

4.1.3.1 Changement de contexte sur réseaux réguliers

Nous avons donc réalisé les expériences avec deux contextes en faisant varier les paramètres ζ_{c1} ζ_{c2} de transitions de l'un des contextes à l'autre de 0 à 1 par pas de 0.05. Dans chaque contexte nous avons de plus un réseau régulier de connectivité $k=30$ (cf. Fig.4.2).

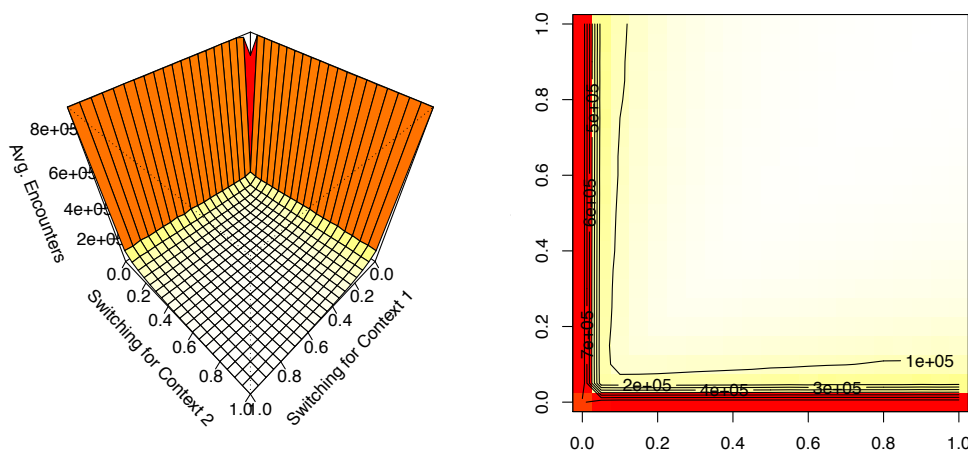


Fig. 4.2. Nombre d'itérations à convergence en faisant varier les probabilités de transition entre contexte.

Nous observons que de trop faibles probabilités de transition vers l'un des contextes ($0 \leq \zeta_{ci} \leq 0.1$ environ) conduisent à une explosion du nombre de rencontres nécessaires pour stabiliser les valeurs d'opinions. Le cas particulier de $(\zeta_{c1}, \zeta_{c2}) = (0,0)$ correspond au cas où les deux contextes sont indépendants et l'opinion évolue alors comme elle pourrait le faire si un seul des réseaux était en place, il en résulte un nombre d'interactions moindre pour stabiliser le système.

La Figure 4.3 correspond à un zoom de la figure 4.2 pour des valeurs de ζ_{ci} entre 0.2 et 1. C'est la zone optimale en terme de nombre de rencontres nécessaires pour obtenir des opinions stables. Nous pouvons voir en particulier que ces valeurs optimales sont approximativement de $\zeta_{ci} \in [0.8, 1]$. De plus, l'équilibre entre les deux valeurs de transitions garantie également une meilleure convergence et on observe une dégradation du temps de convergence lorsqu'il existe un déséquilibre entre les deux probabilités de transition. Tout se passe comme si l'on s'alignait sur le pire des contextes pour obtenir la convergence.

Ce déséquilibre étant un levier important du modèle, nous avons également modifié la connectivité relative des réseaux de chacun des contextes en utilisant des réseaux réguliers ayant des connectivités respectives de 10 et 50 au lieu de 30 et 30 pour chacun des contextes 1 et 2.

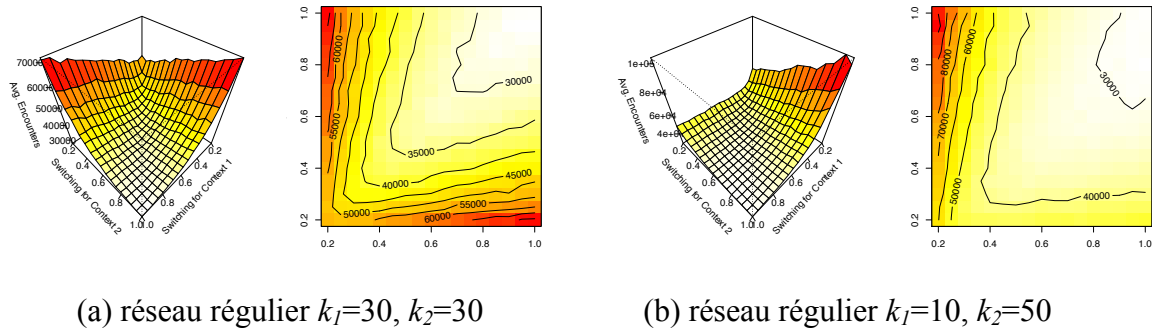
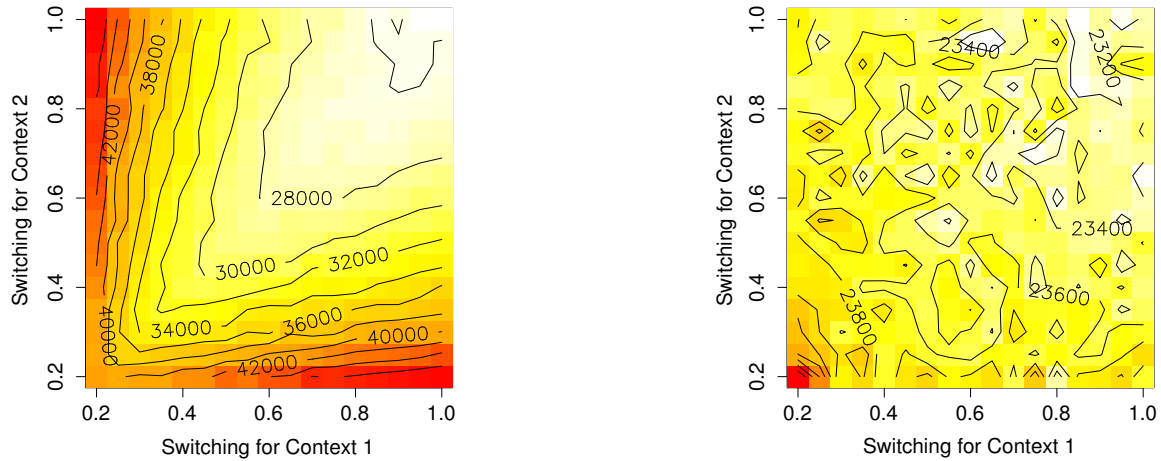


Fig. 4.3: Nombre d'itérations pour arriver à convergence $\zeta \in [0.2, 1]$, en faisant varier les connectivités relatives des deux contextes

Comme nous pouvons le remarquer, l'asymétrie de connectivité a un effet important sur la convergence vers des opinions stables. En particulier pour de faibles valeurs de transitions du contexte 1 ($k=10$) vers le 2 ($k=50$) ($\zeta_{c1} \in [0.2, 0.3]$), les valeurs de transitions qui ramènent plus rapidement les agents dans le contexte de plus faible connectivité ne facilitent pas la convergence. L'idée générale derrière ce phénomène est que la convergence sur des réseaux plus denses nécessite un peu plus de temps (du fait de l'hétérogénéité des voisins). Il faut donc passer dans ce cas plus de temps dans le contexte de plus forte connectivité pour obtenir une convergence globale.

4.1.3.2 Réseaux small world

La figure 4.4 correspond à l'utilisation de réseaux Small World générés à l'aide du modèle de Watts-Strogatz (Watts et Strogatz, 1998) avec une connectivité initiale de $k=30$ et des probabilités de rebranchement aléatoire de $p=0.1$ et $p=0.6$. Une valeur de 0.1 pour le rebranchement introduit suffisamment de bruit dans le réseau pour diminuer significativement la moyenne des longueurs de plus court chemin (qui s'apparente alors à celle d'un réseau aléatoire) tout en conservant un niveau de clustering correspondant à celui du réseau régulier.



(a) réseau Small-World avec $p = 0.1$

(b) réseau Small-World avec $p = 0.6$

Fig. 4.4: Nombre d'itérations nécessaires pour obtenir la convergence avec des réseaux Small-World de connectivité $k = 30$ et de probabilité de rebranchement $p = 0.1$ (a) and $p = 0.6$ (a).

Dans la figure 4.4a on remarque que l'influence est très similaire aux expériences précédentes sur des réseaux réguliers. Mais la réduction de la longueur moyenne du plus court chemin accélère la convergence pour des probabilités de changement de contexte plus élevées.

En augmentant le bruit dans le réseau ($p=0.6$) le coefficient de clustering diminue significativement pour se rapprocher de celui correspondant à des réseaux aléatoires tout en conservant une moyenne des longueurs de plus courts chemins faibles comme ces derniers. Les résultats de la figure 4.4b indiquent une homogénéité des résultats (signe également d'une convergence plus rapide) quelles que soient les valeurs des paramètres de changement de contexte, voir une inefficacité de ceux-ci sur les résultats de simulation.

4.1.3.3 Réseaux scale-free

En jouant sur l'hétérogénéité des connectivités des nœuds et en choisissant une structure de type scale-free dans laquelle peu de nœuds (les hubs) ont beaucoup de relations quand la plupart en ont très peu, on retombe en fait sur les résultats déjà obtenus avec des temps de convergence relativement faibles dès lors que $\zeta_{ci} \geq 0.1$ (voir Fig.4.5).

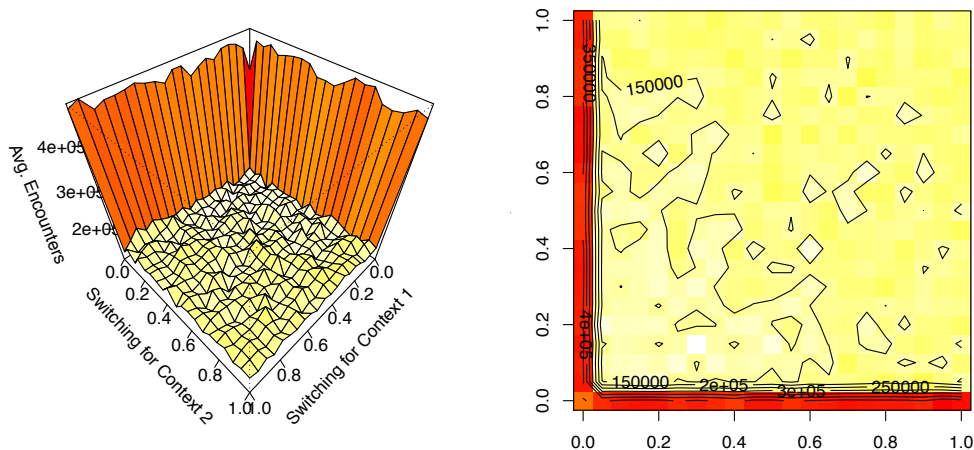


Fig. 4.5: Nombre d'itérations à convergence pour deux réseaux scale-free de connectivité moyenne $k=30$.

4.1.3.4 Comparaison avec un réseau unique

De manière à bien recontextualiser les effets des différents types de structures sur les résultats, la figure 4.6 présente les résultats correspondant à l'utilisation d'un seul réseau pour lequel on fait varier la connectivité $k = \{1, 2, 3, 4, 5, 10, 20, 30, 40, 50\}$. Nous avons ainsi réalisé les simulations pour des structures de type réseau régulier, réseau small-world (avec $p=0.1$) et réseaux scale-free.

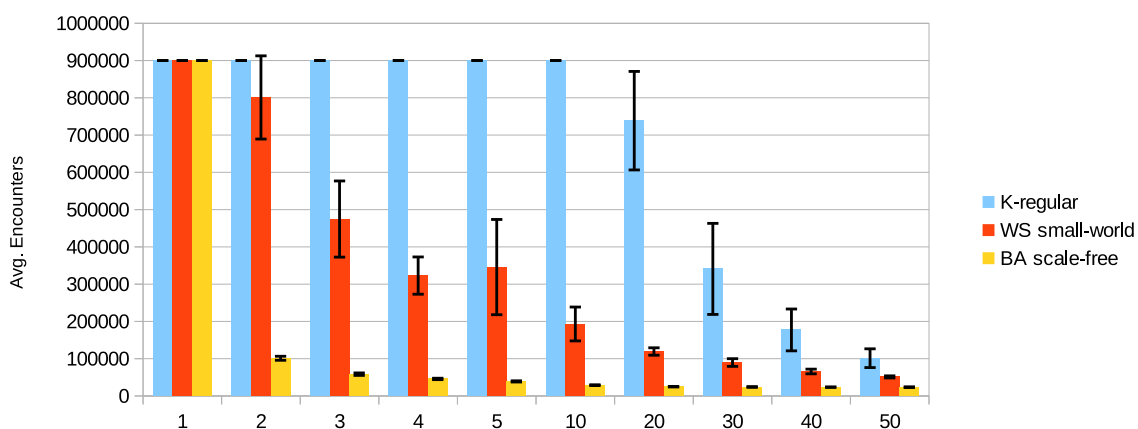


Fig. 4.6: Nombre d'itérations à convergence avec un seul réseau de type : k -régulier, small-world avec $p = 0.1$ et scale-free.

Il faut noter que l'on arrête la simulation lors de la stabilisation de l'opinion ou lorsque 900 000 itérations sont atteintes. Les situations pour lesquelles le nombre d'itérations est de 900 000 correspondent donc à des cas dans lesquels la convergence n'a pas été obtenue dans le temps imparti.

La figure 4.6 illustre bien que pour $k \geq 2$, les réseaux scale-free dominent les autres modèles en terme de vitesse de convergence ce qui confirme les observations précédentes sur ces réseaux qui correspondaient à des convergences plus rapides et plus fréquentes.

4.1.3.5 Discussion et perspectives

Le travail préliminaire réalisé avec Davide Nunes et Luis Antunes illustre bien une première direction de recherche future qui concerne l'ensemble des modèles agents dans lesquels peuvent intervenir la structure sociale et l'influence sociale, par exemple pour étudier les dynamiques d'opinions, d'attitudes et de diffusion de l'innovation. Les difficultés à prendre en compte des structures sociales dynamiques qui intervenaient en même temps que la dynamique des entités étant partiellement levée, nous pouvons dès lors nous intéresser à des modèles dans lesquels les stratégies d'adaptation des individus peuvent recourir soit à une forme de changement individuel (changement d'opinion ou changement d'état dans le cas le plus général) soit à une forme de changement relationnel en jouant de manière stratégique ou non sur les relations dans lesquelles l'individu est impliqué.

Plus spécifiquement concernant les modèles s'intéressant à l'influence sociale dans différents contextes, la piste qui est actuellement creusée concerne non seulement la dynamique relationnelle multiplexe mais également la possibilité de conserver des opinions multiples suivant les contextes (on peut défendre des opinions différentes suivant que l'on est en famille, entre amis ou entre collègues) (Ferrand, 2011).

4.2 Auto-organisation des réseaux économiques

L'autre direction en terme de modélisation qui correspond aux réseaux et à leur dynamique concerne la morphogénèse des réseaux. En suivant une approche individus-centrée ou multi-agents, il s'agit de déterminer les comportements relationnels individuels, stratégiques ou non, qui permettent l'émergence de structures sociales résilientes. C'est dans cette perspective que nous avons commencé à travailler avec Joan Crespo et Jérôme Vicente du LEREPS sur les comportements d'alliance possibles entre firmes et les conséquences de ces comportements, à savoir les structures économiques résultantes de ces comportements.

C'est le cas en particulier des clusters d'entreprises en réseaux. En se basant sur des travaux réalisés en économie (Jackson et Wolinsky, 2003), en sociologie (Burt 1995; Granovetter 2005) et en physique (Barabási et Albert 1999; Brede et Vries 2009), ces recherches ont permis d'identifier des propriétés de ces réseaux comme :

- les signatures de 'small worlds' (Fleming et al., 2007; Breschi et Lenzi 2015), correspondant à un clustering relativement élevé et un chemin moyen relativement court,
- la fermeture triadique (Balland et al., 2013; Ter Wal, 2013), correspondant à une surreprésentation des triangles dans le réseau,
- la centralisation du réseau et sa connectivité (Owen-Smith et Powell 2004; Cantner et Graf 2006; Casper 2007; Vicente et al., 2011), correspondant à l'identification de nœuds centraux au sein du réseau,
- l'assortativité du réseau (Crespo et al., 2014), correspondant à l'appariement privilégié de nœuds ayant des caractéristiques structurelles similaires.

L'objectif de cette recherche consistait à analyser comment différentes stratégies de sélection de partenaires pour l'échange de connaissance dans un réseau d'entreprises peut conduire à la formation macroscopique de réseaux ayant différentes propriétés structurelles.

Le modèle proposé contient deux dimensions importantes : une dynamique de population

associée aux nœuds (entreprises qui entrent sur le marché ou qui le quittent) et une dynamique de création et suppression des liens d'échanges de connaissance entre entreprises.

Concernant les mécanismes d'entrée, deux mécanismes ont été pris en compte : la connexion aléatoire à des entreprises existantes en favorisant la participation au cluster (être au bon endroit) et l'attachement préférentiel (Barabási et Albert 1999) en sélectionnant des connexions ciblées vers les « bonnes » entreprises (être connecté aux bonnes personnes), l'attractivité des entreprises étant directement liée à leur degré au sein du réseau.

Concernant les stratégies associées à la gestion des relations, il s'agit essentiellement d'un comportement de rebranchement de relations existantes qui peut correspondre à deux stratégies : le renforcement des clusters ou la création de ponts. Le renforcement des clusters correspond à une dynamique de fermeture triadique ou closure (si A-B et A-C alors B-C). La création de ponts ou bridging consiste à aller chercher une connaissance dont on sait qu'on ne l'aura pas dans le voisinage immédiat voir pour connecter entre eux des groupes d'entreprises qui n'ont pas de lien existant. D'un point de vue structurel, les stratégies de création de pont et de renforcement des clusters ne sont pas neutres. Leurs effets sur des réseaux small-worlds sont opposés. D'un côté la stratégie de fermeture triadique conduit, par définition à augmenter le coefficient de clustering, cependant elle réduit la connectivité du graphe dans son ensemble en créant des groupes denses et cohésifs ayant peu de liens entre eux. La stratégie de création de ponts quant à elle, tend à créer des liens longues distances, donc à renforcer la connectivité du graphe mais en choisissant délibérément des relations lointaines, réduit le clustering du réseau. Les effets attendus concernant la distribution des degrés ou l'assortativité sont moins évidents. Cependant concernant cette dernière, on peut supposer que la stratégie de closure favorise l'assortativité en regroupant les individus similaires alors que la stratégie de bridging quant à elle tend à la création de hub qui vont chercher des relations longue distance et donc accroître la dissortativité.

Le tableau 4.1 résume les conséquences structurelles attendues des différents comportements relationnels.

	Mécanismes d'entrée		Stratégies de rebranchement	
	Attachement préférentiel	Attachement aléatoire	Closure	Bridging
Longueur de chemin	Faible	Faible	Augmente	Diminue
Clustering	Faible	Faible	Augmente	Diminue
Distribution de degré	Hiérarchique	Hiérarchie plate	Non défini	Non défini
Corrélation de degré	Dissortativité	Assortativité	Augmente l'assortativité	Augmente la dissortativité

Tableau 4.1: Conséquences structurelles attendues des différents comportements relationnels.

4.2.1 Modèle proposé

Le modèle proposé comprend essentiellement deux composants : la dynamique de la population et la dynamique relationnelle.

4.2.1.1 Dynamique de la population

Pour prendre en compte l'évolution de la population, nous définissons une règle macroscopique qui contrôle le nombre d'entrées E par itération t en comparant le nombre d'organisations existantes à l'instant $t-1$ à un plafond M :

$$E_t = rP_{t-1} \left(1 - \frac{P_{t-1}}{M} \right)$$

Ce plafond est défini comme une capacité de charge du système et représente le nombre maximal d'organisations qui peuvent être dans le cluster (au sens de groupement économique géographique et pas au sens structurel correspondant à des communautés). Le paramètre $r \in [0,1]$ contrôle la vitesse de convergence entre la population à $t-1$ et le nombre maximum d'organisations. Concernant la sortie d'organisations du système, nous supprimons les nœuds qui sont isolés du graphe.

4.2.1.2 Mécanismes relationnels

Concernant les stratégies relationnelles, elles interviennent essentiellement à deux moments particuliers de la vie de l'organisation : lors de l'arrivée de l'organisation dans le système, elle choisit ses partenaires soit aléatoirement, soit par attachement préférentiel. Lorsque l'organisation est dans le système, elle peut essayer de trouver de nouveaux partenaires soit en jouant sur des phénomènes de création de ponts, soit en privilégiant le clustering.

Ainsi à chaque itération, un nombre E_t d'organisations se connectent à l'une des organisations existantes soit par attachement préférentiel, soit aléatoirement. La sélection entre les deux mécanismes est un choix probabiliste défini par le paramètre $\alpha \in [0,1]$. Quand $\alpha = 0$, les organisations appliquent exclusivement la règle d'attachement préférentiel et lorsque $\alpha = 1$, elles se connectent uniquement aléatoirement. Dans ce dernier cas, la probabilité pour une organisation existante de recevoir la nouvelle relation est aléatoire et uniforme. Au contraire, en appliquant la règle d'attachement préférentiel, les organisations qui ont plus de relations sont plus attractives. La probabilité pour des organisations existantes de recevoir des nouvelles relations n'est pas uniformément distribuée mais dépend du degré k de l'organisation i . Plus k_i est grand plus l'organisation a une probabilité élevée de recevoir un nouveau lien :

$$\prod(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

De plus, à chaque itération un certain nombre $\lambda \in [0,1]$ des liens existants sont reconnectés. Nous sélectionnons aléatoirement le lien à reconnecter et l'extrémité du lien qui agira sur la reconnexion (agent qui procède à la reconnexion). On détruit alors le lien en question et le reconnecte par closure (clustering) ou par bridging (construction de pont). La sélection de l'un ou l'autre des deux mécanismes est définie par le paramètre $\beta \in [0,1]$. Lorsque $\beta = 0$, les organisations appliquent exclusivement le bridging et elles appliquent la stratégie de closure lorsque $\beta = 1$. Comme la stratégie de bridging consiste à enjamber des trous structuraux pour connecter des parties déconnectées du réseau, nous modélisons les liens de bridging en choisissant aléatoirement un partenaire qui n'est pas dans un voisinage d'au moins 2 de l'agent. La stratégie de closure, elle, consiste à sélectionner une organisation dans le voisinage à rang 2 avec laquelle l'agent n'est pas déjà connecté.

Pour mesurer l'impact des hypothèses sur les réseaux économiques correspondant, nous nous intéressons en particulier à certaines propriétés structurelles classiques mesurées sur le réseau final obtenu après simulation : nombre d'organisations, densité et à certaines propriétés plus spécifiques revêtant un intérêt particulier pour les réseaux économiques. Ces dernières correspondent tout d'abord aux propriétés de small-world. Nous calculons ainsi le coefficient de clustering comme la proportion de triangles dans le graphe.

$$Cl(g) = \frac{\sum_{i=1; j \neq i; k \neq j; k \neq i}^n g_{ij} g_{ik} g_{jk}}{\sum_{i=1; j \neq i; k \neq j; k \neq i}^n g_{ij} g_{ik}}$$

Nous calculons également l'atteignabilité. La moyenne des longueurs de chemins classique n'est en effet pas pertinente lorsque les graphes ont plusieurs composantes connexes du fait de l'introduction de chemin de longueur infinie. Nous calculons ainsi l'atteignabilité $R(g)$ comme la moyenne pondérée des $1/d_{jk}$, où d_{jk} est la distance géodésique entre les organisations j et k et n est le nombre de nœuds du réseau g . Ainsi, plus $R(g)$ est grand, plus la connectivité du réseau est importante. En utilisant le calcul de Breschi et Lenzi (2015), nous avons :

$$R(g) = \frac{\sum_{j=1}^n \sum_{k=1; k \neq j}^n 1/d_{jk}}{n}$$

Le niveau de hiérarchie du réseau g est mesuré au travers de la distribution de degrés $DD(g)$. Comme Crespo, Suire et Vicente (2014), nous calculons la pente de la relation (en échelle log-log) entre l'organisation de degré k_i et son rang k_i^* :

$$\log(k_i) = \log(C) + a \cdot \log(k_i^*)$$

où C est une constante. Ainsi, plus grande est la pente, en valeur absolue, plus importante est la hiérarchie du réseau.

Enfin, nous mesurons l'assortativité du réseau comme la corrélation de degré du réseau $DC(g)$. Comme dans Crespo, Suire et Vicente (2014), nous calculons ainsi la pente de la relation entre le degré du nœud i (k_i) et le degré moyen (\bar{k}_i) des nœuds dans le voisinage (V_i) :

$$\bar{k}_i = \frac{1}{k_i} \sum_{j \in V_i} k_j$$

La relation estimée est alors $\bar{k}_i = D + bk_i$, où D est une constante et b notre mesure de $DC(g)$. Si $b > 0$, le réseau est assortatif et si $b < 0$, le réseau est disassortatif.

4.2.1.3 Protocole expérimental

Pour explorer le lien entre les mécanismes relationnels définis à l'échelle microscopique et les caractéristiques du réseau obtenu à l'échelle macroscopique, nous choisissons les conditions suivantes :

Conditions initiales : un réseau aléatoire de 50 nœuds et 50 liens. La capacité du réseau M est de 500 organisations. La vitesse de convergence r est fixée à 0.1.

Nous faisons varier les paramètres suivants :

- α entre 0 et 1 par pas de 0.1
- β entre 0 et 1 par pas de 0.1
- λ entre 0 et 0.2 par pas de 0.025. Sauf exception, les résultats sont en général présentés pour $\lambda = 0.05$

Chaque simulation est exécutée pendant 500 itérations puis les mesures sur le réseau résultant sont réalisées. Chaque combinaison de paramètres est répliquée 20 fois.

4.2.2 Résultats

Nous examinons successivement différents aspects de l'impact des règles relationnelles à l'échelle macroscopique : impact sur la croissance du graphe, sur sa densité, sur ses propriétés small-world et sur la distribution de degré et la corrélation de degré.

4.2.2.1 Mécanismes relationnels et croissance du réseau

En suivant les règles de dynamique de population du modèle, lorsque $r > 0.05$, le nombre d'organisation converge systématiquement vers M , quel que soit le jeu de paramètre et les conditions initiales. Comme attendu plus r est grand, plus rapide est la convergence (cf. Fig.4.7).

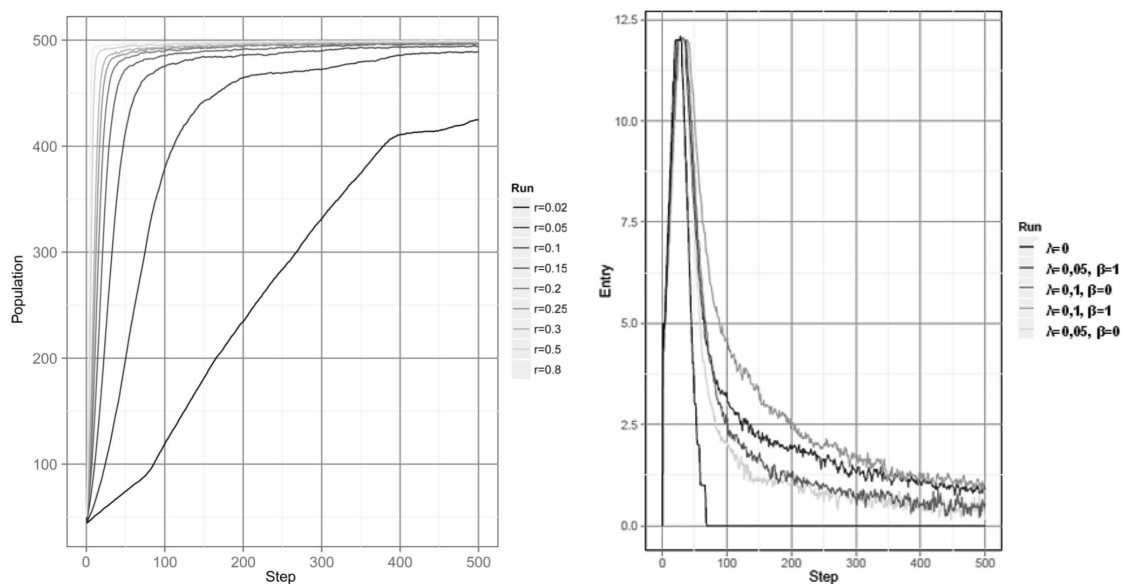


Fig. 4.7: à gauche Evolution du nombre d'organisations dans le temps ; à droite Evolution du nombre d'entrées dans le temps

Cependant cette convergence apparaît avec des flux d'entrées/sorties en fonction des paramètres β et λ (cf. Fig. 4.7). Sans rebranchement de liens ($\lambda = 0$), la population se stabilise une fois le plafond maximum atteint. En revanche, lorsque l'on introduit le rebranchement ($\lambda > 0$), la destruction de liens accroît le risque d'isolation et de sortie des nœuds. La sortie des nœuds est compensée par de nouvelles entrées, la population reste collée au plafond M même si c'est avec un turnover plus important. Ce turnover est également affecté par β . Lorsque la stratégie de closure l'emporte sur le bridging (pour de fortes valeurs de β), le réseau se disloque en un nombre de plus en plus important de plus en plus petites composantes connexes. Les sorties par isolation augmentent alors mais elles sont à nouveau compensées par les règles de dynamique de la population.

4.2.2.2 Mécanismes relationnels et densité du réseau

Concernant la densité du réseau (fig.4.8) le mécanisme relationnel de rebranchement joue un rôle plus important que les mécanismes relationnels à l'entrée. Alors que l'effet du paramètre d'entrée α sur la densité est faible, la densité augmente avec β , en relation directe avec la stratégie de closure. L'importance du changement en densité est uniquement expliqué par le fait qu'à chaque étape la quantité de rebranchement est plus importante que le nombre d'entrées (une fois le plafond atteint). La densité augmente donc avec la probabilité d'appliquer la

stratégie de closure. En effet, avec cette dernière, la probabilité qu'un nœud sorte du système par isolation augmente. Cependant, le fait que les nœuds sortent ne signifie pas que le nombre de liens diminue car le lien en question pourra être rebranché sur un nœud préexistant. La sortie du nœud donnera une opportunité de connexion pour un nouveau nœud entrant. Ainsi, le réseau aura le même nombre de nœuds mais davantage de liens.

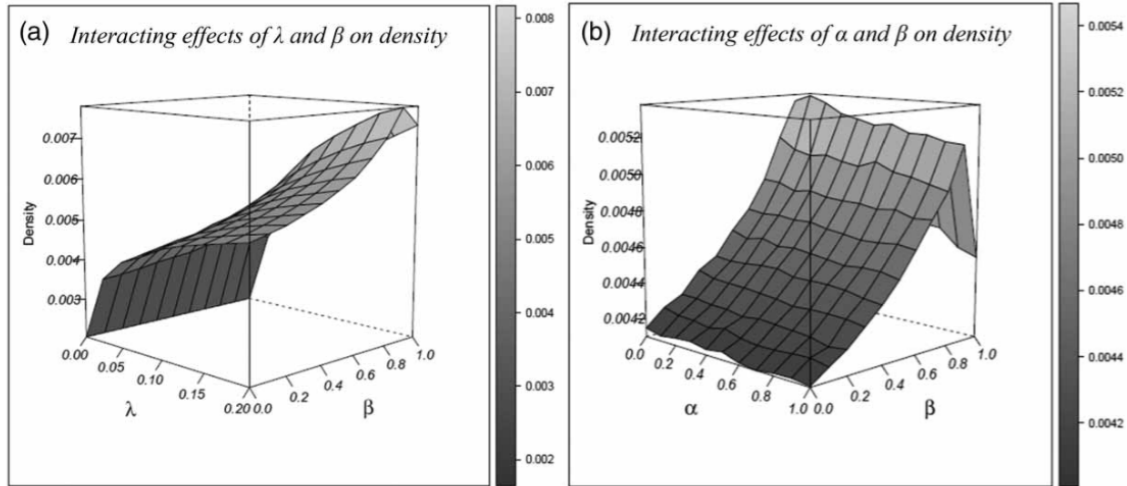


Figure 4.8. Densité du réseau. Quand $\alpha = 0$, tous les nouveaux nœuds entrants appliquent l'attachement préférentiel ; quand $\alpha = 1$ c'est la règle de connexion aléatoire qui est appliquée systématiquement. Quand $\beta = 0$, tous les rebranchements se font par bridging ; quand $\beta = 1$ tous les rebranchements se font par closure. Note : l'interprétation des axes reste identique pour les figures suivantes.

Ce résultat n'est valable que pour $\beta < 0.9$. Au-dessus de ce seuil, seul la closure est considérée comme stratégie de rebranchement et le réseau se sépare en plusieurs composants très denses. Alors plus l'on a de ces composants, moins on a la possibilité de remplacer l'un des liens supprimés par un nouveau. Ceci réduit la densité du réseau.

Les effets des différentes combinaisons de α et β sur la densité du réseau sont robustes pour différentes conditions initiales des réseaux et différentes valeurs de r . Seul le rebranchement joue vraiment un rôle (donc pour $\lambda \neq 0$) (cf. Figure 4.8).

4.2.2.3 Mécanismes relationnels et effet small world

Concernant les propriétés small-world des réseaux, les résultats de simulation montrent que le clustering et l'atteignabilité sont très sensibles aux stratégies comportementales des agents.

Comme anticipé (cf. tableau 4.1) le clustering croît avec β , i.e. lorsque la stratégie de closure l'emporte sur le bridging (Figure 4.9). Cependant, le clustering ne change pas significativement avec α , qui permet d'équilibrer entre attachement préférentiel et aléatoire. Modifier λ (au-delà du seuil de 0.05) ne change pas ces conclusions. De même, ces résultats ne changent pas pour différents paramètres de dynamique de population (M et r), ou pour différentes conditions initiales. Quand les stratégies ne sont pas autorisées ($\lambda = 0$), les triangles ne peuvent pas être construits et le clustering est alors de 0.

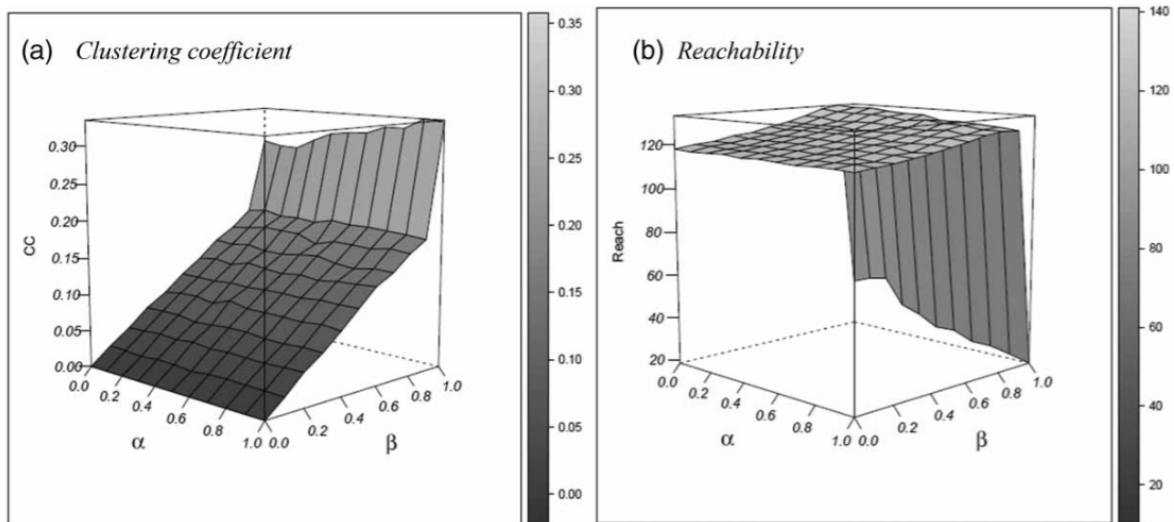


Figure 4.9 : Evolutions des propriétés de small-world en fonction des mécanismes relationnels

Les résultats correspondent aussi partiellement à nos attentes concernant l'atteignabilité (Figure 4.9(b)). Tout d'abord pour $0 < \beta < 0.9$, l'atteignabilité est élevée, signifiant que les stratégies individuelles de bridging contribuent à l'atteignabilité globale du réseau en créant des raccourcis inter-groupes. En effet, quand une relation de bridging est créée, cela n'améliore pas seulement l'atteignabilité des nœuds concernés mais aussi l'atteignabilité de tous leurs voisins. Ce léger accroissement de l'atteignabilité contraste avec la diminution des caractéristiques small-world mais ne les contredit pas. En fait, cette différence peut être expliquée par le fait que les propriétés small-world par exemple dans Watts et Strogatz (1998) sont calculées sur des populations statiques en nombre de nœuds et de liens alors que dans notre modèle le nombre de liens dépend des stratégies de rebranchement. Comme le nombre de lien augmente fortement avec les comportements de closure dans nos simulations (Figure 4.9), cela augmente mécaniquement l'atteignabilité. De plus, au contraire, pour ($\beta > 0.9$), la stratégie de closure prévaut et décroît fortement le nombre de liens entre groupes et augmente alors le nombre de composantes connexes du réseau. Ainsi, il y a une réduction drastique de l'atteignabilité, aussi observable dans Watts et Strogatz (1998).

4.2.2.4 Mécanismes relationnels, distribution des degrés et corrélation des degrés

La distribution des degrés et leur corrélation ont aussi été identifiées comme des propriétés cruciales pour la performance économique des clusters. Les Figures 4.10(a) et 4.10(b) montrent la variation des distributions de degrés pour différentes combinaisons de α et β .

Comme attendu, lorsqu'il n'y a pas de rebranchement ($\lambda = 0$), le comportement d'entrée d'attachement préférentiel conduit à des structures plus hiérarchiques que les stratégies aléatoires (Figure 4.10(a)). Cet effet demeure partiellement lorsque l'on introduit des mécanismes de rebranchement (Figure 4.10(b), avec $\lambda = 0.05$). En fait, la fréquence plus élevée des évènements de rebranchement sur les évènements d'entrée obscurcit les effets structurels des mécanismes d'entrée (attachement préférentiel ou aléatoire) bien que ce ne soit pas systématique. Lorsque le bridging domine sur le closure (β faible), le mécanisme d'entrée n'est pas pertinent. Mais lorsque la stratégie de closure domine (β élevé), les effets des mécanismes d'entrée sur la hiérarchie du réseau demeurent comme attendus. Cependant, plus inattendu est l'impact direct du rebranchement sur la distribution de degré. La figure 4.10(b) montre que sur l'axe β , plus la closure domine sur le bridging, plus le réseau devient hiérarchique.

Les figures 4.10(c) et (d) montrent comment les différents mécanismes relationnels jouent sur les corrélations de degré. Dans le cas sans rebranchement ($\lambda = 0$), comme attendu, la structure émergente est de plus en plus disassortative lorsque l'attachement préférentiel domine (Figure 4.10(c)).

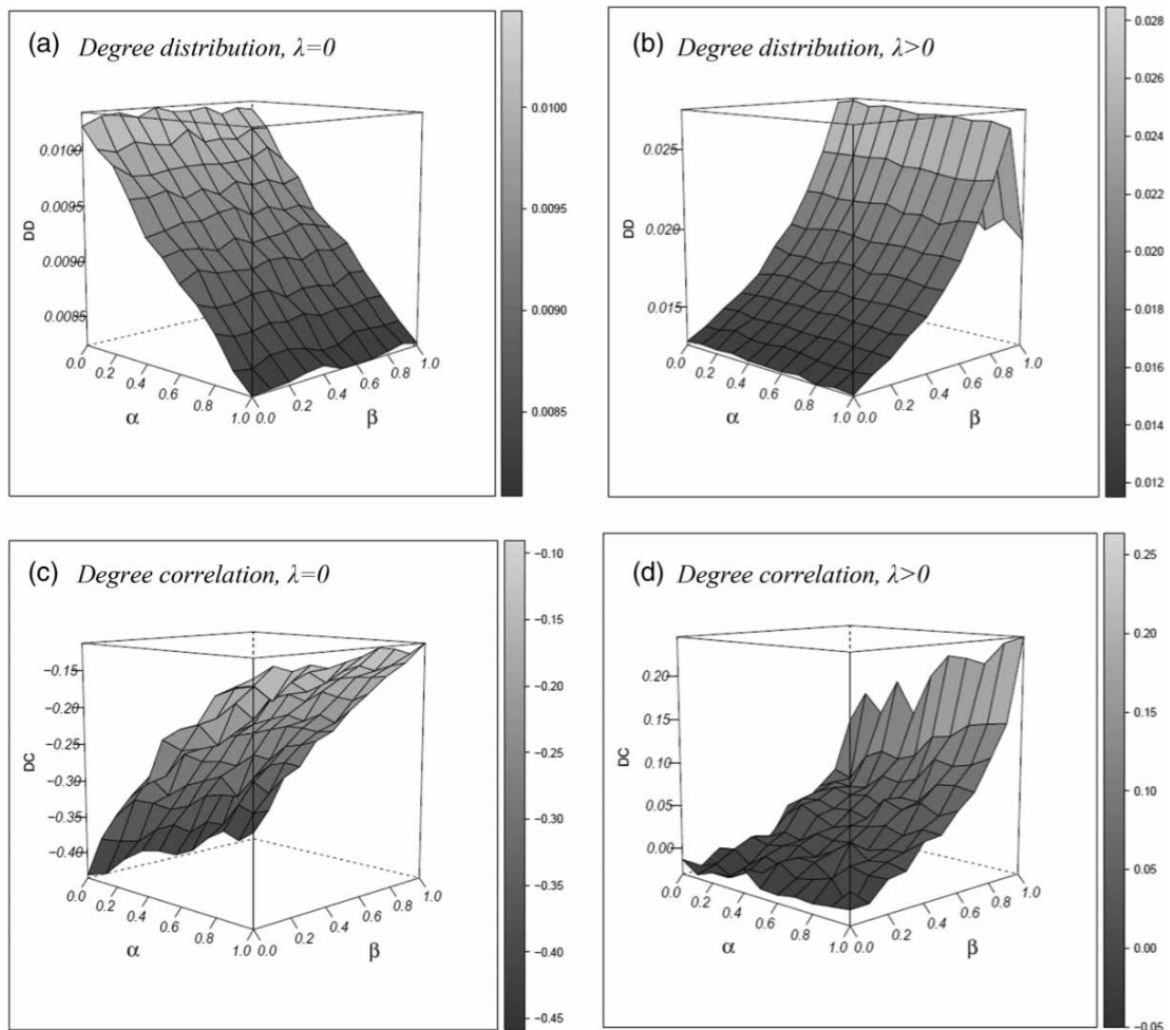


Figure 4.10. Distribution de degrés et corrélation des degrés.

Lorsque les organisations adoptent des stratégies de rebranchement ($\lambda > 0$), deux principaux changements apparaissent (figure 4.10). D'une part, comme pour la distribution de degré, les effets des mécanismes d'entrée s'érodent un peu. D'autre part, il y a un redressement de l'ensemble de la surface de résultats, i.e., les structures des réseaux deviennent plus assortatives. Néanmoins les variations des corrélations de degré correspondent à nos attentes. Le réseau devient de plus en plus assortatif au fur et à mesure que la stratégie de closure l'emporte sur celle de bridging. Les résultats sur la distribution de degré et la corrélation de degré tiennent lorsque l'on fait varier les paramètres de dynamique de population (M et r), et les conditions initiales du réseau.

4.2.3 Discussion

Au-delà des perspectives de ces résultats dans le domaine de l'économie, dont la principale tient à des préconisations générales concernant les politiques incitatives pour la gestion de clusters (groupement d'entreprises), ces travaux illustrent deux éléments importants de notre

approche. D'une part le fait de pouvoir encore proposer des modèles simples de morphogénèse des réseaux, d'autre part le fait, sur ces modèles simples, de pouvoir mettre en place des outils permettant de les étudier efficacement.

Concernant le modèle proposé ici, outre son applicabilité au contexte de réseaux économiques, sa simplicité cache aussi une portée plus large puisqu'en toute généralité, le modèle s'applique à décrire une population dynamique organisée en réseau avec un ensemble de règles concernant la connexion des nouveaux arrivés et un second ensemble concernant l'évolution du réseau par rebranchement.

4.3 Conclusion

Les exemples donnés dans cette partie, qu'il s'agisse de la dynamique d'attitude dans les réseaux multiplexes (Nunes et al., 2013) ou la dynamique des réseaux économiques (Crespo et al., 2015) sont représentatifs d'une classe de modèles qui intègrent à la fois une dynamique classique des agents (changement d'état qui représente une dynamique d'opinions, d'attitudes ou de la diffusion d'information ou d'innovation) et une dynamique de la structure sociale. Cette classe de modèles est particulièrement intéressante dans le cas des sciences humaines et sociales puisqu'elle correspond en terme de modélisation à une formalisation d'un cadre général dans lequel se situe beaucoup de scientifiques en SHS. Il s'agit d'un cadre formel correspondant à l'individualisme méthodologique wébérien (Weber, 1968) centré sur une modélisation des comportements individuels et dans lequel l'individu subit l'influence de son environnement (autres individus compris) ou s'adapte en fonction de l'évolution de celui-ci. Dans ce cadre, l'individu ou l'agent a deux possibilités principales d'adaptation : changer son état (subir l'influence, s'adapter) ou agir sur son voisinage social (modifier localement l'organisation sociale). Ce dernier point pris dans l'optique structuraliste se traduit sous la forme d'une manipulation (ajout/retrait) des relations sociales dans lesquelles l'individu est engagé.

Comme mentionné en fin de deuxième partie lorsque nous avons travaillé avec Wander Jager sur ce type de modèles, il nous semblait difficile à ce moment-là de faire face à des modèles mêlant à la fois une complexité liée au changement d'état des individus et de suivre également une dynamique de réseau social. Les progrès assez récents, qu'il s'agisse de ceux présentés dans la troisième partie ou d'autres réalisés dans le domaine (Holme et Saramaki, 2012 ; Namatame et Chen, 2016) laissent entrevoir une possibilité effective de travailler sur ce type de modèles grâce aux outils, formalismes et indicateurs développés. Ainsi, pour les scientifiques qui travaillent dans le domaine et dont certains cherchaient davantage à complexifier le type d'interaction entre agents ou les règles d'adaptation de ceux-ci, cette perspective permet d'entrevoir à court/moyen terme des possibilités de modélisation plus simples en terme de formalisation mais donnant accès à une gamme de complexité de comportements beaucoup plus large comme nous le soulignerons dans la partie suivante.

5 Projet de recherche

5.1 Résumé du document

Nous avons tout d'abord commencé par présenter le domaine de la simulation sociale multi-agents en introduction, en précisant les particularités des systèmes sociaux envisagés comme systèmes complexes (partie 1.b) en soulignant une source principale de cette complexité dans le lien entre actions individuelles (niveau microscopique) et régularités collectives (échelle macroscopique) (partie 1.c). Nous avons ensuite présenté la modélisation des systèmes sociaux (partie 1.d) ainsi que les particularités de la modélisation et de la simulation multi-agents comme méthode et moyen de formalisation de ces modèles (partie 1.e). Ce panorama nous a permis de situer notre approche particulière de la simulation de l'influence sociale dans les systèmes sociaux structurés par les réseaux sociaux et d'en poser les principaux verrous.

Dans une deuxième partie, nous avons présenté les travaux de modélisation menés dans la continuité de ma thèse de doctorat, en proposant tout d'abord un cadre de travail et d'organisation des modèles et de leurs versions (partie 2.a). Il s'agissait essentiellement des travaux menés en collaboration avec Wander Jager, psychologue social avec qui nous avons investigué les effets de radicalisation (partie 2.b), de multiplicité des opinions et des interactions qui pouvaient exister entre plusieurs opinions dans des interactions de type calcul centralisé et influence périphérique (partie 2.c). Nous avons terminé cette partie par une tentative de modélisation conjointe de dynamique relationnelle et d'influence sociale (partie 2.d) qui nous a permis d'identifier les difficultés liées à l'étude de ce type de système et de poser la problématique qui motive la période de recherche qui correspond à la partie suivante (partie 3).

Dans la troisième partie, nous avons ainsi présenté le travail réalisé sur l'analyse de la dynamique des réseaux sociaux autour de la thèse de Walter Quattrociocchi sur la formalisation des *time-varying graph* et leur application pour l'analyse de réseaux sociaux dans un cadre dynamique (partie 3.a). Puis nous avons présenté les travaux réalisés dans le cadre de la thèse de Rémy Cazabet qui avaient pour objectif dans un cadre similaire d'analyse de l'évolution d'un réseau social de détecter des structures mésoscopiques, les communautés, et leur évolution au cours du temps (partie 3.b). Les deux approches ont été appliquées sur plusieurs jeux de données et nous avons présenté ici le cas particulier de deux réseaux scientifiques.

Enfin dans la quatrième partie, nous sommes revenus sur des modélisations plus récentes de l'influence sociale (travail mené en collaboration avec Davide Nunes et Luis Antunes) dans le contexte de graphes multiplexes représentant des contextes d'interaction différents qui pouvaient intervenir de manière différenciés dans les phénomènes d'influence sociale (partie 4.a). Nous avons également présenté un travail entamé avec des économistes concernant l'auto-organisation de réseaux économiques en jouant sur des mécanismes d'entrée des agents et des stratégies de rebranchement des liens (partie 4.b). Les deux travaux viennent illustrer le type de modèles que nous pouvons maintenant réaliser mêlant influence sociale et dynamique relationnelle.

Dans la suite de cette partie nous allons présenter le projet de recherche qui s'inscrit dans la continuité de ce qui a déjà été réalisé et qui s'articule autour de trois axes principaux :

- Influence sociale : qui concernera d'une part les moyens à mettre en œuvre pour valider les modèles proposés et d'autre part les applications possibles de ces modèles d'influence sociale.

- Résilience des réseaux sociaux : qui concernera l'étude de réseaux sociaux soumis à perturbation (pannes et attaques) et leur réorganisation en mettant l'accent sur la caractérisation de bassins d'attraction pour ces réseaux et les conditions de sortie de ces bassins par une quantification de la perturbation appliquée, elle concerne aussi la conception de réseaux sociaux robustes, en particulier par utilisation d'approches de type mémétique.
- Réseaux sociaux et organisation collective : qui concernera les algorithmes et méthodologies à mettre en place dans un contexte de type réseaux sociaux 2.0 pour permettre à une population de s'organiser pour prendre des décisions collectives et de s'organiser pour répondre à des crises (risque naturel, risque terroriste) en temps réel.

5.2 Influence sociale et évolution des réseaux sociaux

Un des principaux problèmes liés aux modèles de dynamiques d'opinions ou d'influence sociale publiés jusqu'alors concerne leur manque de fondement empirique et le manque de validation de ces propositions. Certains efforts récents ont travaillé sur cette problématique dans trois directions assez différentes :

- En utilisant les réseaux sociaux en ligne (type Facebook) et en essayant d'identifier et de caractériser l'influence sociale à l'œuvre en analysant les postes et les commentaires sur ces plateformes (Helbing et Yu, 2010)
- En croisant une identification des mécanismes d'influence sociale à l'œuvre à dire d'experts et des méthodes de machine learning pour calibrer les modèles utilisés (Brousset, 2015)
- Dans le cadre du projet MUSE, coordonné par Adrien Blanchet et auquel je suis associé, dans lequel éthologues et physiciens mettent au point des expériences permettant en laboratoire d'identifier des phénomènes d'influence sociale entre individus.

Ces différents travaux, à défaut de pouvoir réellement déboucher sur des modèles opérationnels de prédiction des dynamiques d'opinions, devraient permettre a minima de faire le tri parmi les nombreuses propositions qui ont été publiées dans le domaine (Lorenz, 2007 pour une review). En particulier, l'existence ou non d'une distance maximale entre opinions au-delà de laquelle on n'observe pas d'influence sociale, hypothèse qui est à la base de nombreux modèles, devrait pouvoir être identifiée ou réfutée assez rapidement.

D'autre part, si les travaux dans ce domaine sont principalement orientés vers la compréhension, pour ne pas dire la prévision, des dynamiques d'opinion, ce ne sont pas les seuls débouchés de ces modèles. On a vu par exemple l'utilisation de ces modèles appliqués dans le cadre de l'imagerie pour réaliser de la segmentation d'images (les opinions correspondant à la couleur des différents pixels, qui évolue en fonction de la couleur des pixels voisins) (Salzarulo, 2006) ou également appliqué à la sélection de seeder dans les réseaux peer-to-peer (Josung et Quattrocchi, 2009). Ainsi, dans un mouvement identique aux modélisations numériques en biologie qui ont pu donner naissance au courant de solutions bio-inspirées (réseaux de neurones, algorithmes génétiques), on peut voir apparaître un courant de solutions socio-inspirées qui prennent leurs inspirations dans les modélisations numériques de comportements sociaux.

Enfin, dans ce cadre-là, mais dans une perspective plus lointaine, ce type de modèles pourraient être utilisés dans la conception de systèmes sociaux artificiels pour permettre à des entités

artificielles (éventuellement au sein de systèmes hybrides) d'adopter une sociabilité qui permettrait de faire évoluer la structure sociale de ces systèmes et ainsi de les doter de capacités d'auto-adaptation sociales explicites par opposition à des alternatives qui pourraient émerger en provenance du data-mining avec le même objectif mais sans avoir de représentation intelligible des règles sociales appliquées par les entités artificielles.

5.3 Résilience des réseaux sociaux

La capacité des structures réticulaires (réseaux, graphes) soit à être robustes aux pannes et aux attaques (Albert et al., 2000) dans une perspective statique, soit à être résilients (capables de revenir à un état satisfaisant) aux attaques et aux pannes dans une perspective dynamique est une piste intéressante de la morphogénèse des réseaux et l'application d'approches de modélisation et de simulation de ce cadre est tout à fait pertinente. Nous l'avons abordé d'une part dans le cadre du stage de M2 recherche de Nicolas Brax (Brax et Amblard, 2009), dont l'objectif était de concevoir un algorithme de rebranchement local des liens qui permettait au réseaux d'être résilient aux attaques et aux pannes, et dans le cadre de la thèse de sociologie d'Aude Sturma sur la gestion de l'eau à Mayotte avec qui, suite à une approche de modélisation, nous avons identifié les conditions sous lesquelles la structure sociale était maintenue ou se délitait, dans un système soumis à une pression de type économique (Sturma, 2013).

Il reste un travail important à réaliser en ce qui concerne la caractérisation dans l'espace des paramètres de zones résilientes pour ces structures. Une perspective intéressante dans ce domaine, que nous sommes en train d'explorer dans le cadre de la thèse d'Audren Bouadjio-Boulic, concerne l'application de la mémétique à la génération de réseaux sociaux dont une des propriétés souhaitée est la stabilité. Dans ce cadre, l'idée générale est d'adopter une approche locale de la construction du réseau en dotant les agents de règles sociales (une règle paradigmatique est « les amis de mes amis sont mes amis ») qui circulent sur le réseau social (vecteur de diffusion des règles) qui lui-même est produit et modifié par application de ces règles. On le sent bien, ce type de système est doté d'une forme de complexité qu'il va falloir maîtriser en particulier dans le cadre d'application de ce travail qui concerne la génération de réseaux sociaux synthétiques pour la simulation sociale. Il s'agit en particulier de calibrer cette approche pour rester dans l'espace des paramètres relativement réduit par rapport aux possibles, dans lequel on obtient des structures sociales stables et intéressantes (i.e. au regard des propriétés souhaitées par l'utilisateur par exemple en terme de clustering ou de densité).

5.4 Réseaux sociaux et organisation collective

Depuis leur apparition il y a une dizaine d'années, les plateformes de réseaux sociaux en ligne (Twitter, Facebook, etc...) sont de plus en plus utilisées dans de nombreux secteurs de notre vie personnelle aussi bien que professionnelle. En adoptant une structure réticulaire par construction, les phénomènes qui s'y propagent relèvent pour beaucoup des mécanismes que nous avons mentionné dans ce document, l'influence sociale, la diffusion etc... pour lesquels la modélisation et la simulation sont des outils adéquats et intéressants.

Parmi les nombreux phénomènes qui se déroulent sur ces plateformes, deux nous intéressent particulièrement : l'utilisation de ces plateformes pour se coordonner et pour prendre des décisions collectives.

Nous avons en particulier commencé à étudier la coordination qui prend place au sein de ces plateformes dans le cadre de la gestion de crise (Tamine et al., 2015 ; Tamine et al., 2016). Sur des crises particulières correspondant à l'ouragan Sandy et à l'épidémie Ebola, nous avons ainsi extrait une partie du corpus Twitter correspondant pour observer finement les formes de

dialogues et de coordination qui pouvaient prendre place. Sans doute du fait de la conception particulière de Twitter qui n'est pas particulièrement conçue pour faciliter la coordination, nous n'avons pu identifier que très peu de ces situations. Sur un autre corpus à notre disposition, concernant les attaques terroristes du 23 novembre 2015, corpus beaucoup plus riche que nous n'avons que commencé à exploiter, un certain nombre de phénomènes associés aux hashtags #portesouvertes (pour proposer refuge le soir des attentats) et #victimesAttentats pour l'aide à l'identification des victimes les jours suivants, de nombreuses pistes de recherche peuvent être explorées :

- L'émergence des hashtags ou d'un proto-langage à base de hashtags pour structurer l'information en direct
- Les mécanismes de propagation de rumeurs et de propagation de réfutation
- L'émergence d'acteurs importants pour la coordination de l'événement, acteurs qui sont bien souvent différents des acteurs institutionnels classiques.

Vu la popularité de ces outils et leur utilisation massive, on sent très bien l'importance qu'ils peuvent revêtir dans le cadre de la gestion de crises (catastrophes naturelles aussi bien que risque terroriste). Une approche de type modélisation et simulation, couplée à une démarche d'analyse classique de données, devrait permettre à la fois de mieux comprendre les phénomènes à l'œuvre mais également de fournir des préconisations (en particulier pour les acteurs institutionnels type pompiers, protection civile, etc..) pour une gestion efficace de la crise sur et par les réseaux sociaux en ligne.

La prise de décision collective en ligne sur les réseaux, relève du même type d'approche, au sens où l'on sent que ces plateformes en ligne en permettant la communication entre des milliards d'êtres humains, devrait pouvoir permettre en suivant des protocoles relativement simple et en s'appuyant sur l'organisation existante, de prendre des décisions collectives concernant des sous-ensemble ou l'intégralité de la population des utilisateurs de ces plateformes. De telles démarches participatives ont été réalisées physiquement avec des dizaines de milliers de personnes (Reason et Bardbury, 2001), elles pourraient à l'aide de ces plateformes, changer d'échelles de plusieurs ordres de grandeur.

6 Références

- Albert, R., Jeong H. et A.-L. Barabási. "Error and attack tolerance of complex networks." *Nature* 406.6794, p.378-382, 2000.
- Albin, P.S., 1975. *The Analysis of Complex Socioeconomic Systems*, Lexington Books.
- Amblard F., Ferrand N., "Modélisation multi-agents de réseaux sociaux", *Actes du colloque Modèles et Systèmes Multi-Agents pour la Gestion de l'Environnement et des Territoires (SMAGET)*, octobre 1998, Clermont-Ferrand, p.153-168, 1998.
- Amblard, F. et Deffuant, G. "The role of network topology on extremism propagation with the Relative Agreement opinion dynamics", *Physica A*, vol.343, p.725-738, 2004.
- Amblard, F., Bommel, P., Rouchier J. "Assessment and Validation of Multi-agent Models" dans *Multi-Agent Modelling and Simulation in the Social and Human Sciences*, Phan D. and Amblard F. (eds.), Bardwell Press, p.93-114, 2007.
- Amblard F., Jager W., "Network shapes resulting from different processes of interaction." in *Proceedings of the Conference of the European Social Simulation Association*, Brescia, Italie, F.Squazzoni (ed.), CD-Rom, 2008.
- Amblard, F., Casteigts, A., Flocchini, P., Quattrociocchi, W. and Santoro, N., "On the temporal analysis of scientific network evolution", in *Proceedings the Third International Conference on Computational Aspects of Social Networks (CASoN 2011)*, Salamanca, Spain, CD-ROM, ISBN: 978-1-4577-1131-2.
- Antunes, L., Nunes, D., Coelho, H., Balsa, J. et Urbano, P. « Context Switching versus Context Permeability in Multiple Social Networks ». In *Progress in Artificial Intelligence*, volume 5816 of Lecture Notes in Computer Science, pages 547–559, 2009.
- Borshchev, B., *The Big Book of Simulation Modelling. Multimethod Modelling with AnyLogic 6*, 2013.
- Axelrod, R. « Advancing the art of simulation in the social sciences ». In : *Simulating social phenomena*. Springer Berlin Heidelberg, p. 21-40, 1997.
- Axelrod, R. « The Dissemination of Culture ». *Journal of Conflict Resolution*, 41(2):p.203–226, 1997.
- Barreteau, O., Antona, M., d'Aquino, P., Aubert, S., Boissau, S., Bousquet, F., ... & Trébuil, G. Our companion modelling approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6(2), 1, 2003.
- Balland, P.-A., Suire, R. et Vicente, J. "Structural and geographical patterns of knowledge networks in emerging technological standards: evidence from the European GNSS industry." *Economics of Innovation and New Technology* 22.1: p.47-72, 2013.
- Barabási, A.-L. et Albert, R., « Emergence of scaling in random networks », *Science* vol.286, p.509, 1999.
- Batty, M., Desyllas, J. et Duxbury E. "Safety in numbers? Modelling crowds and designing control for the Notting Hill Carnival." *Urban Studies* 40.8: p.1573-1590, 2003.

- Berman, K.A. « Vulnerability of scheduled networks and a generalization of Menger's theorem ». *Networks*, 28(3):p.125–134, 1996.
- Bhadra, S. et Ferreira, A. "Complexity of connected components in evolving graphs and the computation of multicast trees in dynamic networks." *International Conference on Ad-Hoc Networks and Wireless*. Springer Berlin Heidelberg, 2003.
- Blondel, V., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., et Lefebvre, E. « Fast unfolding of communities in large networks ». *Journal of Statistical Mechanics*, 2008(1):p.100–108, 2008.
- Brax, N. "Modélisation de réseaux, de l'auto-réparation à l'auto-organisation.", mémoire de recherche, Master Informatique de l'Université Paul Sabatier, 2008.
- Brax N., Amblard F. "A self-repairing solution for the resilience of networks to attacks and failures" in *Proceedings of the European Conference on Complex Systems*, University of Warwick, UK, <http://css.csregistry.org/ECCS09-Programme>, 2009.
- Brede, M., et Bert JM de Vries. "Networks that optimize a trade-off between efficiency and dynamical resilience." *Physics Letters A* 373.43: 3910-3914, 2009.
- Breschi, Stefano, and Camilla Lenzi. "The Role of External Linkages and Gatekeepers for the Renewal and Expansion of US Cities' Knowledge Base, 1990–2004." *Regional Studies* 49.5 (2015): 782-797.
- Brousmiche, Leo Kei. Modélisation et simulation multi-agent de la formation et de la dynamique d'attitudes basées sur les croyances. PhD Dissertation, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI, 2015.
- Bui-Xuan, B., Ferreira, A. et A. Jarry. « Computing shortest, fastest, and foremost journeys in dynamic networks ». *International Journal of Foundations of Computer Science*, 14(2):p.267–285, 2003.
- Burt, Ronald S. "Le capital social, les trous structuraux et l'entrepreneur." *Revue française de sociologie*: 599-628, 1995.
- Cantner, Uwe, and Holger Graf. "The network of innovators in Jena: An application of social network analysis." *Research Policy* 35.4: 463-480, 2006.
- Casper, Steven. "How do technology clusters emerge and become sustainable?: social network formation and inter-firm mobility within the San Diego biotechnology cluster." *Research Policy* 36.4 : 438-455, 2007.
- Cazabet, Rémy. Détection de communautés dynamiques dans des réseaux temporels. PhD Dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III, 2013.
- Chaintreau, A., Mtibaa, A., Massoulie, A. et A. Diot. « The diameter of opportunistic mobile networks ». *Communications Surveys & Tutorials*, 10(3):p.74–88, 2008.
- Crespo, Joan, Raphael Suire, and Jerome Vicente. "Lock-in or lock-out? How structural properties of knowledge networks affect regional resilience." *Journal of Economic Geography* 14.1: 199-219, 2014.

- Crespo J., Vicente J., Amblard F. "Micro-behaviors and structural properties of knowledge networks: toward a one size fits one cluster policy", *Economics of Innovation and New Technology*, Routledge, (<http://doi.org/10.1080/10438599.2015.1076199>), 2015.
- Deffuant, G., D. Neau, F. Amblard and G. Weisbuch, "Mixing Beliefs Among Interacting Agents," *Advances in Complex Systems*, 3, 87–98, 2001.
- Deffuant, G., F. Amblard, G. Weisbuch and T. Faure, "How can Extremism Prevail? A Study Based on the Relative Agreement Interaction Model," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(4), <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/4/1.html>, 2002.
- Downs, A. *An economic theory of democracy*. New York : Harper and Row, 1957.
- Dupuy, J.-P., *Aux origines des sciences cognitives*. La Découverte, 1994.
- Durand, Daniel. *La systémique*. Presses universitaires de France, 1979.
- Ferguson, N. M., Cummings, D. A., Fraser, C., Cajka, J. C., Cooley, P. C., & Burke, D. S. Strategies for mitigating an influenza pandemic. *Nature*, 442(7101), 448-452, 2006.
- Ferrand, Alexis. *Appartenances multiples Opinion plurielle*. Presses Univ. Septentrion, 2011.
- Festinger, L. A theory of social comparison processes. *Human Relations*, 7, p.117-140, 1954.
- Fleming, Lee, Charles King III, and Adam I. Juda. "Small worlds and regional innovation." *Organization Science* 18.6: 938-954, 2007.
- Girvan, Michelle, and Mark EJ Newman. "Community structure in social and biological networks." *Proceedings of the national academy of sciences* 99.12: 7821-7826, 2002.
- Gotts, N.M., Polhill, J.G. « When and how imitate your neighbours: lessons from and for FEARLUS ». *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(3), 2009.
- Granovetter, Mark. "The impact of social structure on economic outcomes." *The Journal of economic perspectives* 19.1 : 33-50, 2005.
- Habiba, H., Tantipathananandh, C. et T.Berger-Wolf. « Betweenness Centrality Measure in Dynamic Networks ». Technical Report 2007-19, DIMACS, 2007.
- Habiba, H., Yu, Y., Berger-Wolf, T. et J. Saia. « Finding spread blockers in dynamic networks. » In *Proceedings 2nd international conference on Advances in social network mining and analysis (SNAKDD'08)*, p.55–76, 2008.
- Hatna, E., et I. Benenson. "The Schelling model of ethnic residential dynamics: Beyond the integrated-segregation dichotomy of patterns." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 15.1: 6, 2009.
- Hegselmann, Rainer, and Andreas Flache. "Understanding complex social dynamics: A plea for cellular automata based modelling." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 1.3 : 1, 1998.
- Helbing, Dirk, and Wenjian Yu. "The future of social experimenting." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 107.12 : 5265-5266, 2010.

- Hill D. "Contribution à la modélisation des systèmes complexes : application à la simulation d'écosystèmes.", Habilitation à Diriger des Recherches de l'Université Blaise Pascal, 123 p. 2000.
- Holme P. « Network reachability of real-world contact sequences ». *Physical Review E*, 71(4), 2005.
- Holme, Petter, and Jari Saramäki. "Temporal networks." *Physics reports* 519.3: 97-125, 2012.
- Infante, D.A., Rancer, A.S., and Womack, D. F. *Building Communication Theory*, Illinois: Prospect Heights, 1997.
- Jackson, Matthew O., and Asher Wolinsky. "A strategic model of social and economic networks." *Networks and Groups*. Springer Berlin Heidelberg, 23-49, 2003.
- Jager W., Amblard F., "A dynamical perspective on attitude change", NAACSOS Conference, Pittsburgh, PA, June, 2004.
- Jager, W., Amblard, F. « Uniformity, Bipolarization and Pluriformity Captured as Generic Stylized Behavior with an Agent-Based Simulation Model of Attitude Change. » *Computational & Mathematical Organization Theory*, 10 (4) pp. 295-303(9), 2005.
- Jager W., Amblard F., "Guess you're right on this one too: Central and peripheral processing in attitude changes in large populations", in *Advancing Social Simulation (post-proceedings of the WCSS'06 Conference)*, S.Takahashi, D.Sallach, J.Rouchier (eds.), Springer, p.249-260, 2007.
- Jager W., Amblard F. "FreqNet, A new approach in formalizing social networks." in *Proceedings of the World Congress on Social Simulation 2008 (WCSS 2008)*, George Mason University, Fairfax, USA, G.Deffuant, C.Cioffi-Revilla (eds.), 2008
- Jøsang, Audun, and Walter Quattrociocchi. "Advanced features in bayesian reputation systems." *International Conference on Trust, Privacy and Security in Digital Business*. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- Kempe, D., Kleinberg, J. et A. Kumar. « Connectivity and inference problems for temporal networks ». In *Proceedings 32nd ACM Symposium on Theory of Computing (STOC)* p.504–513, 2000.
- Kossinets, G., Kleinberg, J. et Watts, D. « The structure of information pathways in a social communication network ». In *Proceedings 14th ACM International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, p.435–443, 2008.
- Kostakos, V. « Temporal graphs ». *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(6):p.1007–1023, 2009
- Lancichinetti, Andrea, Santo Fortunato, and Filippo Radicchi. "Benchmark graphs for testing community detection algorithms." *Physical review E* 78.4: 046110, 2008.
- Lazarsfeld, P., et Merton, R. K., "Friendship as a social Process: A Substantive and Methodological Analysis", in *Freedom and Control in Modern Society*, Morroe Berger et al., eds., Van Nostrand, New York, pp. 18-66, 1954.
- Legay, Jean-Marie. *L'expérience et le modèle*. Editions Quæ, 1997.

- Leskovec, J., Chakrabarti, D., Kleinberg, J.M., Faloutsos, C. et Ghahramani, Z. « Kronecker graphs: An approach to modeling networks ». *Journal of Machine Learning Res.*, vol.11:p.985–1042, 2010.
- Lorenz, Jan. "Continuous opinion dynamics under bounded confidence: A survey." *International Journal of Modern Physics C* 18.12: 1819-1838, 2007.
- Meyer, Matthias, Iris Lorscheid, and Klaus G. Troitzsch. "The development of social simulation as reflected in the first ten years of JASSS: a citation and co-citation analysis." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12.4: 12, 2009.
- Minsky, Marvin. "Matter, mind and models.", 1965.
- Namatame, Akira, and Shu-Heng Chen. *Agent Based Modelling and Network Dynamics*. Oxford University Press, 2016.
- Nunes, D. et Antunes, L. « Consensus by segregation - the formation of local consensus within context switching dynamics ». *Proceedings of the 4th World Congress on Social Simulation, WCSS 2012*, CD-ROM, 2012.
- Nunes, D., Antunes, L. and Amblard, F., "Dynamics of Relative Agreement in Multiple Social Contexts", dans *Progress in Artificial Intelligence*, Springer, p.457-467, 2013.
- Owen-Smith, Jason, and Walter W. Powell. "Knowledge networks as channels and conduits: The effects of spillovers in the Boston biotechnology community." *Organization science* 15.1 : 5-21, 2004.
- Palla, G., Derényi, I., Farkas, I., & Vicsek, T. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society. *Nature*, 435(7043), 814-818, 2005.
- Petty, R.E., Cacioppo, J.T., *Communication and persuasion: central and peripheral routes to attitude change*. New York: Springer Verlag, 1986.
- Quattrociocchi, W., *Computational Aspects of Social Dynamics*, PhD dissertation Université de Sienne, Italie, 2012.
- Railsback, Steven F., Steven L. Lytinen, and Stephen K. Jackson. "Agent-based simulation platforms: Review and development recommendations." *Simulation* 82.9 (2006): 609-623, 2006.
- Reason, Peter, and Hilary Bradbury, eds. *Handbook of action research: Participative inquiry and practice*. Sage, 2001.
- Rosvall, Martin, and Carl T. Bergstrom. "An information-theoretic framework for resolving community structure in complex networks." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104.18 : 7327-7331 2007.
- Russell, Stuart J. "Rationality and intelligence." *Artificial intelligence* 94.1 (1997): 57-77.
- Salzarulo, Laurent. Voir le monde à travers les lunettes du métacontraste: un modèle mathématique inspiré de la psychologie sociale. PhD dissertation, Université de Lausanne. 2006.
- Santoro, N., Quattrociocchi, W., Flocchini, P., Casteigts, A. and Amblard, F. "Time-Varying Graphs and Social Network Analysis: Temporal Indicators and Metrics", in *Social Network and*

Multi-Agent Systems Symposium (SNAMAS) @ Artificial Intelligence and Simulation of Behaviour Convention (AISB), York, UK, p.33-38, 2011.

Schelling, T.C. « Dynamic models of segregation ». *Journal of Mathematical Sociology*, 1:p.143–186, May 1971.

Schelling, Thomas C. *The strategy of conflict*. Harvard university press, 1980.

Schelling, Thomas C. *Micromotives and macrobehavior*. WW Norton & Company, 2006.

Sherif, M. et C.I. Hovland. *Social Judgment*. Yale University Press, New Haven, CT, 1961.

Sturma, Aude. Les défis de l'assainissement à Mayotte: dynamiques de changement social et effets pervers de l'action publique. PhD Dissertation, Toulouse 2, 2013.

Taillandier, Patrick, Vo, D. A., Amouroux, E., & Drogoul, A. "GAMA: a simulation platform that integrates geographical information data, agent-based modeling and multi-scale control." International Conference on Principles and Practice of Multi-Agent Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2010.

Tamine, L., Soulier, L., Ben Jabeur, L., Amblard, F., Hanachi, C., Hubert, G., Roth, C. "Accès à l'information dans les réseaux sociaux : quelles formes de collaboration ?" *Conférence sur les Modèles et l'Analyse des Réseaux : Approches Mathématiques et Informatique (MARAMI 2015)*, Nîmes, France, p.1-12, 2015.

Tamine, L., Soulier, L., Ben Jabeur, L., Amblard, F., Hanachi, C., Hubert, G. and Roth, C. "Social Media-Based Collaborative Information Access: Analysis of Online Crisis-Related Twitter Conversations" in *Proceedings of the ACM 27th Conference on Hypertext & Social Media*, 2016.

Tang, J., Musolesi, M., Mascolo, C., Latora, V., et Nicosia, V. « Analysing information flows and key mediators through temporal centrality metrics ». In *Proceedings 3rd Workshop on Social Network Systems*, 1–6, 2010.

Ter Wal, Anne LJ. "Cluster emergence and network evolution: a longitudinal analysis of the inventor network in Sophia-Antipolis." *Regional Studies* 47.5: 651-668, 2013.

Torrens, Paul M. "Geosimulation, automata, and traffic modeling." *Handbooks in Transport* 5: 549-565, 2004.

Phan, Denis, Anne-Françoise Schmid, and Franck Varenne. "Epistemology in a nutshell: Theory, model, simulation and experiment." Phan, D., Amblard, F (eds.): 357-392, 2007.

Vicente, Jerome, Pierre A. Balland, and Olivier Brossard. "Getting into networks and clusters: evidence from the Midi-Pyrenean Global Navigation Satellite Systems (GNSS) collaboration network." *Regional Studies* 45.8 : 1059-1078, 2011.

Watts, D.J. et Strogatz, S.H. « Collective dynamics of small-world networks », *Nature* vol.393, pages 440–442, 1998.

Weber, Max. *Methodologische Schriften: Studienausg.* Fischer, 1968.

Weisbuch, G., Deffuant, G., Amblard, F. et Nadal, J.-P., "Meet, Discuss and Segregate!", *Complexity*, vol.7, n°3, p.55-63, 2002.

7 Dossier

ETAT CIVIL

Nom : Frédéric Amblard

Date de naissance : 3 Août 1975

Adresse : Institut de Recherche en Informatique de Toulouse – UMR 5505
Université Toulouse 1 Capitole
2, rue du Doyen Gabriel Marty
31042 Toulouse Cedex 9
France

Téléphone : +33 (0) 561 128 789

E-mail : frederic.amblard@ut-capitole.fr

Page web : <http://simsoc.free.fr>

FORMATION

2003 Doctorat en Informatique, obtenu le 15 décembre 2003, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, France (Directeurs de these : Guillaume Deffuant, David R.C. Hill)

1999 Diplôme d'Etudes Approfondies en Informatique, Université Montpellier 2, France (Directeurs : Nils Ferrand, Jacques Ferber)

EXPERIENCE PROFESSIONNELLE

2007 - Maître de Conférences en Informatique, Université Toulouse 1 Capitole, Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT, UMR CNRS 5505), équipe Systèmes Multi-Agents Coopératifs (SMAC) (dir. Marie-Pierre Gleizes)

2004-2007 Maître de Conférences en Informatique, Université Toulouse 1 Capitole, Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT, UMR CNRS 5505), équipe Systèmes à Objets Coopératifs (SOC) (dir. Christophe Sibertin-Blanc)

2004 Post-doc, Laboratoire de Physique Statistique, ENS Ulm (Gérard Weisbuch)

2001-2003 Doctorant au Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Complexes (LISC) (dir. Guillaume Deffuant), Cemagref (maintenant IRSTEA) et au LIMOS, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, France

1999-2001 Objecteur de conscience, Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Complexes (dir. Guillaume Deffuant), Cemagref (maintenant IRSTEA), Clermont-Ferrand, France.

ENSEIGNEMENT

COURS

Université Toulouse 1 Capitole

Niveau Licence

- Prospective et Simulation – Licence Economie et Informatique (L3) (2011-2016)
- Programmation Orientée-Objet en Java – Licence P. RTAI (L3) (2008-2015)
- Programmation Orientée-Objet en Java – Licence Economie et Informatique (L2) (2012-2015)
- Conception de Systèmes d'Information par la méthode Merise – Licence P. RTICPMO (L3) (2004-2008)

Niveau Master

- Programmation Orientée-Objet en Java – Master IGSI (M2) (2015-)
- R Programming (ENG) – Master Economics, Economics and Statistics (M1) (2011-)
- Algorithmic and programming (ENG) – Master Finance (M1) (2008-)
- Simulation Multi-agent pour les Sciences Sociales – Master Economie du Développement Territorial (M2) (2011-2015)
- Algorithmique et programmation – Master Finance (M2) (2008)
- Simulation Multi-agent pour les Sciences Sociales – Master Systémique Complexe Appliquée aux Territoires (M2) (2004-2008)

Niveau doctoral

- Simulation sociale orientée agents – Cours pour les doctorants de l'école doctorale MITT (2012)

Cours dans d'autres Universités

- Simulation de Systèmes Complexes – Master Intelligence Artificielle, Intelligence Collective et Interaction (IAICI) (M2) – Université Paul Sabatier Toulouse III (2013-2015)
- Analyse de Réseaux Sociaux – Master Information et Communication (M2) – Université Paul Sabatier Toulouse III (2011-2015)
- Simulation multi-agent pour les sciences sociales - Université de Provence (M2) (2006)

SUPERVISION DE CHERCHEURS POST-DOCTORAUX

- Thomas Louail, informaticien, Mars 2012-Février 2013, maintenant Chercheur au CNRS, Géographie-Cités, Paris.
- David Panzoli, informaticien, Septembre 2011- Aout 2012, maintenant Maître de Conférences, INU Jean-François Champollion, Albi.

- Patrick Taillandier, informaticien, Octobre 2010-Septembre 2011, maintenant Chercheur à l'INRA, MIA, Toulouse.
- Samuel Thiriot, informaticien, Avril 2009-Septembre 2010, travaille maintenant chez EDF R&D, Paris.

SUPERVISION DE DOCTORANTS

Direction / co-direction de thèse

- Mehdi Djellabi, physicien, (doctorant depuis le 1^{er} Septembre 2016), Dynamique des parties non-denses des réseaux sociaux, (50%) co-encadré avec B.Jouve (DR CNRS).
- Audren Bouadjio-Boulic, informaticien, (doctorant depuis le 1^{er} Octobre 2014), Auto-organisation de réseaux sociaux soumis à perturbation, (80%) co-encadré avec Prof. C.Hanachi.
- Minh Thai Truong, informaticien, (Thèse soutenue le 11 Février 2015), To Develop a Database Management Tool for Multi-Agent Simulation Platform, (40%) co-encadré avec Prof. C.Sibertin-Blanc et B.Gaudou, maintenant enseignant-chercheur à l'Université de Can Tho, Vietnam.
- Rémy Cazabet, informaticien, (Thèse soutenue le 22 Mars 2013), Détection de Communautés Dynamiques dans les Réseaux Temporels, (80%) co-encadré avec Prof. C.Hanachi, maintenant en post-doc au LIP6, Paris.
- Walter Quattrociocchi, informaticien, Computational Aspects of Social Dynamics, Université de Sienne, Italie (Thèse soutenue le 8 Novembre 2012), (30%) co-encadrée avec Prof. E.Lodi et Prof. N.Santoro, maintenant Assistant Professeur à l'IMT Lucca Institute for Advanced Studies, Lucca, Italie.
- Matthias Mailliard, informaticien, (Thèse soutenue en Décembre 2008), Formalisation Multi-Agents de la Sociologie de l'Action Organisée, Université Toulouse 1 Capitole, (10%) co-encadré avec Prof. C.Sibertin-Blanc.

Membre de jurys de thèses

- Kei-Léo Brousmiche, doctorat en Informatique, (16 Décembre 2015), “Modélisation et simulation multi-agent de la formation et de la dynamique d'attitudes basées sur les croyances”, Université Pierre et Marie Curie.
- Sébastien Rey-Coyrehourcq, doctorat en Géographie, (13 Octobre 2015), “Une plateforme intégrée pour la construction et l'évaluation de modèles de simulation en géographie”, Université de Paris 1.
- Emmanuel Navarro, doctorat en Informatique, (4 Novembre 2013), “Métrologie des graphes de terrain, application à la construction de ressources lexicales et à la recherche d'information”, Université de Toulouse.
- Paul Salze, doctorat en Géographie, (27 Septembre 2013), “Activité sportive et mobilité quotidienne chez les adolescents, un modèle à base d'agents pour explorer le rôle du cadre de vie dans les dynamiques socio-spatiales des pratiques”, Université de Strasbourg.
- Thomas Louail, doctorat en Informatique, (7 Décembre 2010), “Comparer les morphogénèses urbaines en Europe et aux Etats-Unis par la simulation à base d'agents – Approches multi-niveaux et environnements de simulation spatiale”, University d'Evry Val d'Essonne, (*Rapporteur*).
- Tiana Ralambondrainy, doctorat en Informatique, (22 Mai 2009), “Observation de simulations multi-agents à grande échelle”, Université de La Réunion.

- Cédric Sueur, doctorat en Ethologie, (13 Novembre 2008), Influence of social style on the organization of collective movements: a comparative study in two macaque species: the rhesus macaque and the Tonkean macaque. Université Louis Pasteur, Strasbourg, France et Université Libre de Bruxelles, Belgium.
- Laurent Salzarulo, doctorat en Mathématiques Appliquées, (Novembre 2006), Voir le monde à travers les lunettes du métacontraste: un modèle mathématique inspiré de la psychologie sociale, Université de Lausanne, (*Rapporteur*).

Membre de comités de thèses (réunions annuelles de suivi de la thèse)

- David Fourquet, doctorant en Informatique, Modèles génératifs et categorisation de réseaux complexes, EHESS Paris (2013-).
- Aude Sturma, doctorante en Sociologie, Vulnérabilité sociale face au risque de pollution de l'eau et politique d'assainissement en contexte insulaire: la problématique mahoraise, ED TESC, University Toulouse 2 Le Mirail (2008-2013).
- Talayeh Aledavood, doctorante en Informatique, Understanding the Cityspace through Mobile Phones, EDITE Paris, France Télécom (July 2012)
- Emmanuel Dubois, doctorant en Psychologie Sociale, Exploration par la simulation de jeux de rôles pour une modélisation d'accompagnement du ruissellement érosif en bassin versant, ED ABIES, Cemagref (2008-2012).
- Zoubida Afoutni, doctorante en Informatique, Modélisation de l'activité humaine et pilotage des flux de matières dans les systèmes de production agricoles, University of La Réunion – CIRAD (2009-2012).
- Camille Rueff, doctorante en Agronomie, Modéliser les trajectoires de systèmes famille-exploitation, vus comme des Systèmes Socio-Ecologiques, sur le long terme. Une contribution à la compréhension des dynamiques d'évolution et de maintien des exploitations d'élevage dans un territoire de montagne, INRA-SAD (2009-2011).
- Hélène Dupont, doctorante en Ecologie, Modélisation multi-agents d'un service écosystémique, scénarios de systèmes d'équarrissage par des rapaces nécrophages, ENS Paris ED Frontières du Vivant, MNHN (2007-2011).

Direction/co-direction d'étudiants de Master

1. Thomas Fumey, 2014, Génération de population pour la simulation d'épidémies à CanTho, co-encadré avec B.Gaudou, ENSEIHT.
2. Paterne Chokki, 2014, Génération de population pour la simulation d'évacuations à Da Nangh, co-encadré avec B.Gaudou, IFI Hanoi, Vietnam.
3. Nicolas Verstaevel, 2011, Augmentation de la cohérence des communautés détectées dans des graphes dynamiques par une approche multi-agent, co-encadré avec R.Cazabet, Université Paul Sabatier, Toulouse 3.
4. Diane Fouquet, 2011, Modélisation multi-agent des effets de réseaux sociaux dans les colonies d'izards, co-encadrée avec R.Cazabet, Université Paul Sabatier, Toulouse 3.
5. Faten Korked, 2011, Développement d'un Outil d'aide à la coordination pour la maintenance aéronautique, co-encadrée avec P.Zaraté et G.Camilleri, ENSI Tunis.
6. Nicolas Brax, 2008, Modélisation de réseaux, de l'auto-réparation à l'auto-organisation, Université Paul Sabatier, Toulouse 3.
7. Christophe Charret, 2007, Proposition pour l'architecture d'une plateforme de simulation multi-agent pour la gestion de l'eau, ISIMA.

8. Mehdi Choukrallah, 2005, Exploration dynamique de l'espace des paramètres de simulations multi-agents, Master IAD, University Pierre and Marie Curie (UPMC), Paris.
9. Mikaël Derrien, 2005, Simulation de la percolation de l'information dans une colonie de robots, ISIMA.
10. Jérôme Truffot, 2002, Réalisation d'une interface d'exploration de simulations en Java, M1, ISIMA.
11. Nicolas Dumoulin, 2002, Modélisation d'une colonie de chauve-souris vampires en vue de réaliser une application ludo-éducative, M1, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.

AUTRES ACTIVITES D'ENSEIGNEMENT

Cours dans des écoles chercheurs

- Génération de Populations Synthétiques, 8th Ecole d'été Modélisation Agents de Phénomènes Spatialisés (MAPS), St-Paul de Vence, Juin 2015.
- Agent-Based Social Simulation Programming on Netlogo, Sixth Annual French Complex Systems Summer School 2013, Le Havre, Juillet 2013.
- Modélisation et simulation multi-agents, Ecole d'été Modélisation Agents de Phénomènes Spatialisés (MAPS), Oléron, Juin 2013.
- Tutorial sur Gephi, logiciel pour la visualisation et l'analyse de réseaux sociaux, ESSA Summer School 2012, Toulouse, France, Juillet 2012.
- Cours "Agent-based Social Simulation", European Agent Systems Summer School EASSS 2012, Valence, Espagne, Juin 2012, avec Tina Balke.
- Cours "Agent-based Social Simulation", European Agent Systems Summer School EASSS 2011, Girona, Espagne, Juillet 2011.
- Cours "Simulation multi-agent de réseaux sociaux : des modèles classiques à leur application au Web 2.0", Web Intelligence Summer School, Vézanne, France, Juillet 2009
- Cours "D'UML à Netlogo", Ecole d'été Modélisation Multi-Agents appliquée aux Phénomènes Spatialisés (MAPS), Saint-Pierre d'Oléron, France, Juin 2009
- Cours "Pitfalls about Validation of agent-based simulation", European Summer School Agent Based Models for Spatial Systems in Social Science & Economic Science with Heterogeneous Interacting Agents (ABM-S4-ESHIA) Agelonde, La Londe les Maures, France, Septembre 2007.
- Cours « Introduction aux simulations multi-agents pour les SHS », Ecole de recherche de Mèze, Modélisation et Simulation Multi-Agent pour les SHS, Mèze, France, Avril 2007.
- Cours « Validation de simulations individus-centrées », école thématique CNRS, Modélisations et simulations multi-agents de systèmes complexes pour les Sciences de l'Homme et de la Société : principes et méthodes de conception et d'usage (MASHS), Porquerolles, France, Septembre 2005.

PUBLICATIONS

Edition d'ouvrages

1. Phan, D., **Amblard, F.** (eds.), *Agent-based Modelling and Simulation in the Social and Human Sciences*, Bardwell Press, GEMAS Studies in Social Analysis, 432 pp. (ISBN 978-1-905622-01-6), 2007.
2. **Amblard, F.**, Phan, D., (eds.) *Modélisation et simulation multi-agents, applications pour les Sciences de l'Homme et de la Société*, Hermès, Collection Science Informatique et SHS, 446p., (ISBN 2-7462-1310-9), 2006.

Edition de numéros spéciaux de revues et d'actes de colloques

1. Mathieu, P. **Amblard, F.**, (eds.), *Topical issue on Artificial Economics*, Advances in Complex Systems, vol.18, 2015.
2. **Amblard, F.**, Miguel Quesada, F.J., Blanchet, A., Gaudou, B., (eds.), *Advances in Artificial Economics*, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems vol.676, Springer, 2015.
3. Miguel Quesada, F.J., Barcelo, J.A., Madella, M., **Amblard, F.**, (eds.), *Advances in computational social science and social simulation*, Proceedings of the Social Simulation Conference, Barcelona, Spain, 2014.
4. Giardini F., **Amblard, F.**, (eds.), *Multi-Agent Based Simulation XIII, International Workshop, MABS 2012, Valencia, Spain, June 2012, Revised Selected Papers*, Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol.7838, 2013.
5. **Amblard, F.**, Giardini F., (eds.), *Proceedings of the 2012 Workshop on Multi-Agent Based Simulation (MABS 2012)*, 2012.
6. **Amblard, F.**, Dugdale, J., (eds.), *Simulation Sociale Orientée Agent*, special issue of the *Revue d'Intelligence Artificielle (RIA)*, vol.25, issue 1, 2011.
7. **Amblard, F.**, Jager, W., (eds.), *Social Simulation*, special issue of *Advances in Complex Systems*, vol.11, issue 2, 2008.
8. **Amblard, F.** (ed.), *Proceedings of ESSA'07 the 4th Conference of the European Social Simulation Association: Interdisciplinary approaches to the simulation of social phenomena*, 790 pp. (ISBN 978-2-9520326-7-4), 2007.

Articles publiés dans des revues

1. Benhammada S., **Amblard F.**, Chikhi S., "An asynchronous double auction market to study the formation of financial bubbles and crashes", à paraître dans *New Generation Computing*, 2016.
2. Crespo J., Vicente J., **Amblard F.** "Micro-behaviors and structural properties of knowledge networks: toward a one size fits one cluster policy", *Economics of Innovation and New Technology*, Routledge, (<http://doi.org/10.1080/10438599.2015.1076199>), 2015.
3. Deffuant G, Weisbuch G., **Amblard F.**, Faure T., "The results of Meadows and Cliff are wrong because they compute indicator y before model convergence", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.16, n°1, 2013.

4. Caillaud S., Mialhe F., Vannier C., Delmotte S., Kedowide C., **Amblard F.**, Etienne M., Becu N., Gautreau P., Houet T., “Nonlinear cumulative influence of incentive networks on landscape changes: A simple agent-based simulation approach”, *Environmental Modelling & Software*, vol.45, pp.64-73, 2013.
5. Cazabet R., Takeda H., Hamasaki M., **Amblard F.**, “Using dynamic community detection to identify trends in user generated content”, *Social Network Analysis and Mining*, vol.2, n°4, pp.361-371, 2012.
6. Quattrociocchi W., **Amblard F.**, Galeota, E., “Selection in scientific networks”, *Social Network Analysis and Mining*, vol.2, n°3, pp.229-237, 2012.
7. Sueur C., Jacobs A., **Amblard F.**, Petit O. and King A.J., “How can social network analysis improve the study of primate behavior?”, *American Journal of Primatology*, vol.71, p.1-17, 2011.
8. **Amblard F.**, “Construire des sociétés artificielles pour comprendre les phénomènes sociaux réels.”, *Nouvelles Perspectives en Sciences Sociales*, vol.5, n°2, p.69-77, 2010.
9. **Amblard F.** and Deffuant, G., « Certaines propriétés d’un réseau social facilitent la propagation de l’extrémisme », *Les cahiers d’interactions Localisées n°2*, vol.2, p.15-38, 2006.
10. Weisbuch G., Deffuant G. and **Amblard F.** “Persuasion dynamics“, *Physica A*, vol.353, p.555-575, 2005.
11. Jager, W. and **Amblard, F.**, « Uniformity, bipolarisation and pluriformity captured as generic stylized behaviour with an agent-based simulation model of attitude change”, *Computational and Mathematical Organization Theory*, vol.10, n°4, p.295-303, 2005.
12. Deffuant, G., Huet, S. and **Amblard, F.**, “An individual-based model of innovation diffusion mixing social value and individual benefit”, *American Journal of Sociology*, vol.110, n°4, p.1041-1069, 2005.
13. **Amblard, F.** and Deffuant, G. “The role of network topology on extremism propagation with the Relative Agreement opinion dynamics”, *Physica A*, vol.343, p.725-738, 2004.
14. Deffuant, G., Weisbuch, G., **Amblard, F.** and Faure, T., “Simple is beautiful... and necessary”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°1, 2003.
15. Deffuant, G., **Amblard, F.**, Weisbuch, G. and Faure, T., “How can extremism prevail? A study based on the relative agreement model”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.5, n°4, 2002.
16. Weisbuch, G., Deffuant, G., **Amblard, F.** and Nadal, J.-P., “Meet, Discuss and Segregate!”, *Complexity*, vol.7, n°3, p.55-63, 2002.
17. Deffuant, G., Neau, D., **Amblard, F.** and Weisbuch, G., “Mixing Beliefs Among Interacting Agents”, *Advances in Complex Systems*, vol.3, n°1, p.87-98, 2000.

Chapitres d’ouvrages

1. Sueur C., Perony N., **Amblard F.**, Guillaume J.-L. “Modélisation des réseaux sociaux” dans *Analyse des réseaux sociaux appliquée à l’éthologie et l’écologie*, Cédric Sueur (ed.), Editions Matériologiques, p.423-444, 2015.
2. Pillot M.-H., Cazabet R., **Amblard F.** “Les ongulés” dans *Analyse des réseaux sociaux appliquée à l’éthologie et l’écologie*, Cédric Sueur (ed.), Editions Matériologiques, p.233-260, 2015.
3. Becu N., **Amblard F.**, Brax N., Gaudou B., Marilleau N. “Vers des modèles multi-acteurs” dans *Simulation spatiale à base d’agents avec NetLogo*. Arnaud Banos, Christophe Lang, Nicolas Marilleau (Eds.), ISTE editions, p. 201-226, 2015.
4. **Amblard F.**, Daudé E., Gaudou B., Grignard A., Hutzler G., Lang C., Nicod J.-M., Sheeren D., Taillandier P. “Introduction à NetLogo” dans *Simulation spatiale à base d’agents avec*

- NetLogo*. Arnaud Banos, Christophe Lang, Nicolas Marilleau (Eds.), ISTE editions, p. 73-112, 2015.
5. Galeota E., Liberti S., **Amblard F.**, Quattrociochi W. “Stability and Evolution of Scientific Networks” dans *Encyclopedia of Social Network Analysis and Mining*. Reda Alhajj, Jon Rokne (Eds.), Springer, p. 2048-2056, 2014.
 6. Cazabet R., **Amblard F.** “Dynamic Community Detection” dans *Encyclopedia of Social Network Analysis and Mining*. Reda Alhajj, Jon Rokne (Eds.), Springer, p. 404-414, 2014.
 7. Nunes, D., Antunes, L. and **Amblard, F.**, “Dynamics of Relative Agreement in Multiple Social Contexts”, dans *Progress in Artificial Intelligence*, Springer, p.457-467, 2013.
 8. **Amblard F.**, Quattrociochi W., “Social Networks and Spatial Distribution” dans *Simulating Social Complexity, a Handbook*, Understanding Complex Systems, B.Edmonds, R.Meyer (eds.), Springer, p.401-430, 2013.
 9. **Amblard F.**, Geller A., Neumann M., Srblijinović A., Wijermans N., “Analyzing Social Conflict via Computational Social Simulation: A Review of Approaches.” dans *Complex Societal Dynamics - Security Challenges and Opportunities*. K.Martinas, D.Matika, A.Srblijinovic (eds.), IOS Press, p.126-141, vol.75, NATO Science for Peace and Security Series - E: Human and Societal Dynamics, 2010.
 10. Saqalli M., Thiriot S., **Amblard F.**, “Investigating social conflicts linked to water resources through agent-based modelling.” dans *Complex Societal Dynamics - Security Challenges and Opportunities*. K.Martinas, D.Matika, A.Srblijinovic (eds.), IOS Press, p.142-157, vol.75, NATO Science for Peace and Security Series - E: Human and Societal Dynamics, 2010.
 11. **Amblard, F.**, Bommel, P., Rouchier J. “Assessment and Validation of Multi-agent Models” dans *Multi-Agent Modelling and Simulation in the Social and Human Sciences*, Phan D. and Amblard F. (eds.), Bardwell Press, p.93-114, 2007.
 12. **Amblard, F.**, Bommel, P., Rouchier J. “Evaluation et validation de modèles multi-agents” dans *Modélisation et simulation multi-agents, applications pour les Sciences de l’Homme et de la Société*, Amblard F. and Phan D. (eds.), Hermès, p.103-140, 2006.

Publications dans des actes de conférences internationales à comité de lecture

1. Tamine, L., Soulier, L., Ben Jabeur, L., **Amblard, F.**, Hanachi, C., Hubert, G. and Roth, C. “Social Media-Based Collaborative Information Access: Analysis of Online Crisis-Related Twitter Conversations” in *Proceedings of the ACM 27th Conference on Hypertext & Social Media*, 2016.
2. **Amblard F.**, Bouadjio-Boulic A., Sureda Gutiérrez C., Gaudou B. “Which models are used in social simulation to generate social networks? A review of 17 years of publications in JASSS” in *Proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference*, L. Yilmaz, W. K. V. Chan, I. Moon, T. M. K. Roeder, C. Macal, and M. D. Rossetti, (eds.), p.4021-4032, 2015.
3. Gaudou, B., Sibertin-Blanc, C., Therond, O., **Amblard, F.**, Auda, Y., Arcangeli, J.-P., Balestrat, M., Charron-Moirez, M.-H., Gondet, E., Hong, Lardy, M., Y., Louail, T., Mayor, E., Panzoli, D., Sauvage, S., Sanchez-Perez, J.-M., Taillandier, P., Van Bai, N., Vavasseur, M. and Mazzega, P. “The MAELIA multi-agent platform for integrated analysis of interactions between agricultural land-use and low-water management strategies” in *Multi-Agent Based Simulation XIV*, Springer Berlin Heidelberg, p.85-100, 2014.
4. Truong, Thai M., **Amblard, F.**, Gaudou, B. and Sibertin-Blanc, C., “To calibrate & validate an agent-based simulation model, an application of the combination framework of BI solution & Multi-agent platform”, accepted to ICAART 2014, 6th International Conference on Agents and Artificial Intelligence, Angers, France, 6-8 March 2014.

5. Truong, Thai M., Truong, Xuan V., **Amblard, F.**, Drogoul, A., Gaudou, B., Huynh, H., Ngoc Le, M. and Sibertin-Blanc, C., “An implementation of framework of Business Intelligence for Agent-based Simulation”, presented at ACM SoICT Conference, 4th International Symposium on Information and Communication Technology, Da Nang, Vietnam, December 5-6, 2013.
6. Truong, Thai M., Truong, Xuan V., **Amblard, F.**, Drogoul, A., Gaudou, B., Huynh, Xuan H., Le Ngoc, M. and Sibertin-Blanc, C., “A framework for combining Business Intelligence & Agent-based Simulation”, poster presented at the 10th IEEE-RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies, November 10-13, 2013.
7. Gaudou, B., Sibertin-Blanc, C., Therond, O., **Amblard, F.**, Arcangeli, J.-P., Balestrat, M., Charron-Moirez, M.-H., Gondet, E., Hong, Y., Louail, T., Mayor, E., Panzoli, D., Sauvage, S., Sanchez-Perez, J.-M., Taillandier, P., Van Bai, N., Vavasseur, M. and Mazzega, P. “The MAELIA multi-agent platform for integrated assessment of low-water management issues”, presented to the XIV Workshop on Multi-Agent Based Simulation (MABS 2013), Saint-Paul, Minnesota, USA, May 6-7, p.85-100, 2013.
8. Nunes, D., Antunes, L. and **Amblard, F.**, “Dynamics of Relative Agreement in Multiple Social Contexts”, presented to 16th Portuguese Conference on Artificial Intelligence (EPIA 2013), Azores, Portugal, September 9-12, p.456-467, 2013.
9. Mazzega, P., Sibertin-Blanc, C., Therond, O., **Amblard, F.**, Arcangeli, J.-P., Balestrat, M., Charron-Moirez, M.-H., Condamines, A., Fèvre-Pernet, C., Gaudou, B., Gondet, E., Hong, Y., Louail, T., March, H., Mayor, E., Nguyen, V., Panzoli, D., Sauvage, S., Sanchez-Perez, J., Taillandier, P. and Vavasseur, M. “Impact assessment modelling of low-water management policy”, presented to Workshop of Applied Computing for the Management of the Environment and Natural Resources (WACAMA), Maceió, Alagoas, Brazil, July 23-26, 2013.
10. Cazabet, R., Leguistin, M., **Amblard, F.**, “Automated Community Detection on Social Networks: Useful? Efficient? Asking the users”, in *Proceedings of the 4th International Workshop on Web Intelligence & Communities (WIC 2012)*, article 6, Lyon, France.
11. Taillandier, P., **Amblard, F.**, “Cartography of Multi-Agent Model Parameter Space through a reactive Dicotomous Approach”, in *Proceedings of the 25th European Simulation and Modelling Conference (ESM 2011)*, Guimaraes, Portugal. p.38-42.
12. **Amblard, F.**, Casteigts, A., Flocchini, P., Quattrociochi, W. and Santoro, N., “On the temporal analysis of scientific network evolution”, in *Proceedings the Third International Conference on Computational Aspects of Social Networks (CASoN 2011)*, Salamanca, Spain, CD-ROM, ISBN: 978-1-4577-1131-2.
13. Cazabet, R., **Amblard, F.**, “Simulate to detect: a multi-agent system for community detection”, in *Proceedings of the 2011 IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT 2011)*, Lyon, France, p.402-407, 2011.
14. Santoro, N., Quattrociochi, W., Flocchini, P., Casteigts, A. and **Amblard, F.** “Time-Varying Graphs and Social Network Analysis: Temporal Indicators and Metrics”, in *Social Network and Multi-Agent Systems Symposium (SNAMAS) @ Artificial Intelligence and Simulation of Behaviour Convention (AISB)*, York, UK, p.33-38, 2011.
15. Cazabet, R., **Amblard, F.**, Hanachi, C., “Detection of overlapping communities in dynamical social networks” in *IEEE International Conference on Social Computing - Symposium on Social Intelligence and Networking*, Minneapolis, Minnesota, USA, A.Pentland, J.Zhan (eds.), p.309-314, 2010 (Best paper award).
16. Caillaud S., Delmotte S., Kedowide C., Mialhe F., Vannier C., **Amblard F.**, Becu N., Gautreau P., Houet T., Etienne M., “Assessing the influence of incentives networks on land use/cover changes : a social and spatial agent-based simulation approach”, MAPS 2 - Teaching of/with Agent-Based Models in the Social Sciences, Paris, 2010.

17. Brax N., **Amblard F.**, Becu N., Santoni L., Thiriote S., “When predictive modelling meet participatory simulation: a feedback on potential and issues of a combined approach”, MAPS 2 - Teaching of/with Agent-Based Models in the Social Sciences, Paris, 2010.
18. Geller A., Neumann M., Sribljinić A., Wijermans N., **Amblard F.**, “A meta-analysis of social conflict: The social simulation comprehensive approach” in *Proceedings of the Conference of the European Social Simulation Association*, Guildford, UK, N.Gilbert, E.Chattoe, B.Edmonds (eds.), <http://cress.soc.surrey.ac.uk/essa2009/>, 2009.
19. Brax N., **Amblard F.** “A self-repairing solution for the resilience of networks to attacks and failures” in *Proceedings of the European Conference on Complex Systems*, University of Warwick, UK, <http://css.csregistry.org/ECCS09-Programme>, 2009.
20. Ferrand N., Mangalagiu D., **Amblard F.**, Antunes L., “The social fabric of Jeans' Assessing the social: Coupling social simulation and assessment methods.” In *Proceedings of the European Conference on Complex Systems*, Jerusalem, Israel, S.Solomon, S.Kirkpatrick (eds.), <http://jeruccs2008.org/node/118>, 2008.
21. **Amblard F.**, Jager W., “Network shapes resulting from different processes of interaction.” in *Proceedings of the Conference of the European Social Simulation Association*, Brescia, Italie, F.Squazzoni (ed.), CD-Rom, 2008.
22. Jager W., **Amblard F.** “FreqNet, A new approach in formalizing social networks.” in *Proceedings of the World Congress on Social Simulation 2008 (WCSS 2008)*, George Mason University, Fairfax, USA, G.Deffuant, C.Cioffi-Revilla (eds.), 2008.
23. Mailliard M., **Amblard F.**, Sibertin-Blanc C., Roggero P. “Cooperation is not always so simple to learn...” in *Agent-based Approaches in Economic and Social Complex Systems IV (Proceedings of the 4th International Workshop on Agent-based Approaches in Economic and Social Complex Systems (AESCS 2005))*, T.Terano, H.Kita, H.Deguchi, K.Kijima (eds.), Springer, p.147-154, 2007.
24. Jager W., **Amblard F.**, “Guess you're right on this one too: Central and peripheral processing in attitude changes in large populations”, in *Advancing Social Simulation (post-proceedings of the WCSS'06 Conference)*, S.Takahashi, D.Sallach, J.Rouchier (eds.), Springer, p.249-260, 2007.
25. Marquois-Ogez E., **Amblard F.**, Bothorel C. “Using an agent-based simulation approach to study informational aspects of answering behaviors in mailing-lists”, *Proceedings of the European Modeling and Simulation Symposium (EMSS 2006)*, p.219-224, 2006.
26. Sibertin-Blanc C., **Amblard F.** and Mailliard M., “A Coordination Framework Based on the Sociology of Organized Action”, in *Coordination, Organizations, Institutions, and Norms in Multi-Agent Systems (post-proceedings of the AAMAS Workshop From Organizations to Organization Oriented Programming in MAS (OOOP 2005))*, O.Boissier, J.Padget, V.Dignum, G.Lindemann, E.Matson, S.Ossowski, J.S.Sichman, J.Vázquez-Salceda (eds.), Lecture Notes in Computer Sciences, Springer, vol.3913, p.3-17, 2006.
27. Jager W., **Amblard F.**, “Multiple attitude dynamics in large populations”, Agent 2005 Conference on: Generative Social Processes, Models, and Mechanisms, Argonne National Laboratory, The University of Chicago, 2005.
28. Jager W., **Amblard F.**, “A dynamical perspective on attitude change”, NAACSOS Conference, Pittsburgh, PA, June, 2004.
29. Deffuant G., **Amblard F.**, Weisbuch G., “Confronting the Relative Agreement Model to Social Psychology Experiments on Opinion Radicalisation”, Conference of the European Social Simulation Association, 2004.
30. **Amblard F.**, Hill D.R.C., Bernard S., Truffot J., Deffuant G., “MDA Compliant Design of SimExplorer, A Software to handle simulation experimental frameworks”, *Proceedings of the 2003 SCS Summer Simulation Conference*, Montreal, July 2003, p.279-284, 2003.

31. Duboz R., **Amblard F.**, Ramat E., Deffuant G., Preux P., "Individual-based model to enrich an aggregate model" in *Proceedings of the Workshop Model-to-Model (M2M)*, Marseille, France, April 2003, p.57-64, 2003.
32. Weisbuch G., Deffuant G., **Amblard F.**, Nadal J.-P., "Interacting Agents and Continuous Opinions Dynamics", *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems (Proceedings of WEHIA 2001)*, vol.521, p.225-242, 2003.
33. **Amblard F.**, "Which Ties to choose? A survey of Social Networks Models for Agent-Based Social Simulations", *Proceedings of the SCS Conference on Artificial Intelligence, Simulation and Planning (AIS 2002)*, Lisbonne, April 2002, p.253-258, 2002.
34. **Amblard F.**, Ferrand N., Hill D.R.C., "How a conceptual framework can help to design models following decreasing abstraction", *Proceedings of SCS 13th European Simulation Symposium*, Marseille, October 2001, p. 843-847, 2001.
35. Deffuant G., Skerratt S., **Amblard F.**, Ferrand N., Chattoe E., Gilbert N., Weisbuch G., "Agent based simulation of decision process mixing rational reasoning and influence from socio-informational networks: case studies of agri-environmental measures adoption by farmers", *Fifth International Conference on Social Science Methodology*, p.1-16, 2000.

Publications dans des actes de conférences nationales à comité de lecture

1. Tamine, L., Soulier, L., Ben Jabeur, L., **Amblard, F.**, Hanachi, C., Hubert, G., Roth, C. "Accès à l'information dans les réseaux sociaux : quelles formes de collaboration ?", *Conférence sur les Modèles et l'Analyse des Réseaux : Approches Mathématiques et Informatique (MARAMI 2015)*, Nîmes, France, p.1-12, 2015.
2. Truong, Thai M., **Amblard, F.**, Gaudou, B. "Combination framework of BI solution & Multi-agent platform (CFBM) for multi-agent based simulations", *Actes de l'atelier AIDE, aide à la décision à tous les étages 2013, conférence Extraction et Gestion des Connaissances (EGC)*, Toulouse, France, p.35-42, 2013.
3. **Amblard F.**, Penciolelli A. "L'énigme de l'articulation entre comportements individuels et collectifs dans les simulations multi-agents : problèmes et methods", *Actes des 13èmes Journées de Rochebrune 2006, Rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels*, January 2006, Rochebrune, France, p.249-260, 2006.
4. Mailliard M., **Amblard F.**, Sibertin-Blanc S., "Modélisation multiagents pour la formalisation de théories sociologiques: Le cas de la sociologie de l'action organisée appliquée à l'étude de la dynamique du pays Quercy-Rouergue", *Proceedings of SMAGET Conference*, 2005.
5. Sibertin-Blanc C., **Amblard F.**, "Un cadre d'interaction fondé sur la Sociologie de l'Action Organisée", *Actes des troisièmes journées francophones des Modèles Formels de l'Interaction (MFI'05)*, Caen, May 2005, p.241-246, 2005.
6. **Amblard F.**, Dumoulin N., "Mieux prendre en compte le temps dans les simulations individus-centrées", *Actes des 11èmes Journées de Rochebrune 2004, Rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels*, January 2004, Rochebrune, France, p.13-26, 2004.
7. Deffuant G., **Amblard F.**, Weisbuch G., Faure T., "Comment une majorité modérée bascule-t-elle dans l'extrémisme ? Explication à partir du modèle d'attraction proportionnelle à l'accord relatif.", *Actes de la 2ème Conférence Modèles Formels de l'Interaction*, May 2003, Lille, p.71-80, 2003.
8. Duboz R., **Amblard F.**, Ramat E., Deffuant G., Preux P., "Utiliser des modèles individus-centrés comme laboratoires virtuels pour identifier les paramètres d'un modèle agrégé", *Actes de la quatrième conférence francophone de Modélisation et de Simulation (MOSIM'03)*, April 2003, Toulouse, p.353-357, 2003.

9. Deffuant G., **Amblard F.**, Duboz R., Ramat, E., “Une démarche expérimentale pour la simulation individus-centrée”, *Actes des 10èmes Journées de Rochebrune 2003, Rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels, épistémologie de la simulation*, january 2003, Rochebrune, France, p.45-64, 2003.
10. **Amblard F.**, Ferrand N., “Modélisation multi-agents de réseaux sociaux”, *Actes du colloque Modèles et Systèmes Multi-Agents pour la Gestion de l’Environnement et des Territoires (SMAGET)*, october 1998, Clermont-Ferrand, p.153-168, 1998.

Editoriaux

1. Mathieu, P. **Amblard, F.**, (eds.), Editorial of the Topical issue on Artificial Economics, *Advances in Complex Systems*, vol.18, 2015.
2. **Amblard F.**, Dugdale J., Editorial of the special issue on Simulation Sociale Orientée Agent, special issue of the *Revue d’Intelligence Artificielle (RIA)*, vol.25, issue 1, 2011.
3. **Amblard F.**, Jager W., Editorial of the special issue on Social Simulation, special issue of *Advances in Complex Systems*, vol.11, issue 2, 2008.

Revue de livres

1. **Amblard, F.**, Mailliard, M., « D.Weyns, H. Van Dyke Parunak, F. Michel, *Environnements for Multi-Agent Systems: First International Workshop E4MAS, 2004*, LNAI 3374, Springer, 2005 ; D.Weyns, H. Van Dyke Parunak, F. Michel, *Environnements for Multi-Agent Systems: Second International Workshop E4MAS, 2005*, LNAI 3830, Springer, 2006 », reviewed in *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.11, n°1, 2008.
2. **Amblard, F.**, « Mark Bedau (ed.), *Artificial Life Special Issue on Visualization for Complex Adaptive Systems*, MIT Press, 2006 », reviewed in *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.10, n°1, 2007.
3. **Amblard, F.** « Simulation Social Networks: A review of three books: Duncan Watts, *Small Worlds: The Dynamics of Networks between Order and Randomness*, Princeton University Press, 1999 ; Albert-Lazlo Barabasi, *Linked: The new Science of Networks*, Perseus Publishing, 2002 ; Mark Buchanan, *Nexus: Small Worlds and the Groundbreaking Science of Networks*, W.W.Norton, 2002. », reviewed in *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°2, 2003.
4. **Amblard, F.** « Alan Dean, *Complex Life : Nonmodernity and the Emergence of Cognition and Culture*, Aldershot: Ashagate, 2000» reviewed in *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.5, n°3, 2002.
5. **Amblard, F.** « Bernd Schmid, *The Modelling of Human Behaviour*, SCS Publications, 2000 », reviewed in *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.4, n°4, 2001.

Rapports et autres publications

1. Quattrociocchi W., **Amblard F.**, “Emergence through selection: The evolution of a scientific challenge”, Arxiv preprint arXiv:1102.0257, 2011.
2. Deffuant G., **Amblard F.**, Weisbuch G., “Modelling group opinion shift to extreme: the smooth bounded confidence model”, Arxiv preprint cond-mat/0410199, 2004.
3. **Amblard, F.**, “Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individus-centrées: application à des modèles de dynamiques d’opinion”, PhD dissertation in Computer Sciences, supervised by G.Deffuant (Cemagref-LISC) and D.R.C.Hill (CNRS-LIMOS), Blaise Pascal University, Clermont-Ferrand, defended December 15th, 2003.

4. **Amblard, F.**, “Modèles multi-agents pour la decision collective”, Master Thesis, University Montpellier 2, supervised by N.Ferrand (Cemagref-LISC) and J.Ferber (CNRS-LIRMM), 1999.

PROJETS DE RECHERCHE SUBVENTIONNES

PROJETS EN COURS

Participant

1. GenStar: Generation of spatialized and socially structured synthetic populations for social simulation, ANR Modèles Numériques, coordinateur scientifique pour UT1C (2014-2018).
2. PEERE: New Frontiers of Peer Review, Action COST, European Cooperation in Science and Technology, membre du Management Committee (2014-2018).
3. ACTEUR: Agents Cognitifs Territorialisés pour l'Etude des dynamiques Urbaines et des Risques, ANR Jeunes Chercheurs (2014-2017).
4. MUSE: Multi-disciplinary study of emergence phenomena, COMUE Toulouse (2015-2017).
5. ToCoNet: Toulouse Complex Networks, COMUE Toulouse (2015-2016).

PROJETS TERMINES

Supervision et co-supervision de projets

1. MAELIA: Multi-Agent for Environmental Law Impact Assessment, funded by the Foundation RTRA Sciences et Technologies pour l'Aéronautique et l'Espace (STAE) (2009-2013) (Project leaders: P.Mazzega, F.Amblard, B.Jouve), Budget: 3.2M€.
2. SIMPAGE: SIMulation PARTICipative pour la Gestion de l'Eau, funded by EDF R&D (2009) (Project leader: F.Amblard), Budget: 19k€.
3. A4S: Assessment for Social Systems Simulation, funded by Partenariat Hubert Curien Pessoa (France-Portugal) (2009) (project leaders: F.Amblard, L.Antunes), Budget: 10k€.
4. MORESC: MODèles pour une Responsabilité Sociale Complexe, funded by Réseau National des Systèmes Complexes, (2008) (project leaders: N.Ferrand, D.Mangalagiu, F.Amblard, L.Antunes), Budget: 4k€.
5. SADE: Simulation Agent Droit et Environnement, funded by Réseau National des Systèmes Complexes, (2008) (project leaders: F.Amblard, P.Mazzega), Budget: 4k€.

Participant

1. DEESSES: Dynamics and Emergence in Economics and Social Sciences, PEPS CNRS, Call HuMaIn : Humanities – Mathematics – Information Sciences, (2013).
2. QLectives: Quality Collectives, Socially Intelligent Systems for Quality, European Project – FP7 – FET Proactive call 3: ICT-2007.8.4 Science of Complex Systems for Socially Intelligent ICT (COSI-ICT) (2009-2013) (Project leader: N.Gilbert), Budget: 6.93M€.
3. MAGéo: Une plateforme de modélisation et de simulation individus-centrée pour la géographie, funded by ANR (programme Jeunes Chercheurs) (2006-2011) (project leader: E.Daudé).
4. COSIN: Coevolution and self-organization in dynamical networks, funded by European Commission, FP5 – FET Open domain (1.1.2-6.1.1) (2002-2005), (Project leader: G.Caldarelli), Budget: 1.71M€.

5. IMAGES: Improving Agri-Environmental Policies: a Simulation Approach to the Role of the Cognitive Properties of Farmers and Institutions, funded by European Commission, FAIR 3 2092, (1997-2001), (Project leader: G.Deffuant).

RECOMPENSES

1. Prime d'Excellence Scientifique (PES) (2013-2016)
2. L'article "Detection of overlapping communities in dynamical social networks" co-écrit avec Rémy Cazabet et Chihab Hanachi a obtenu le prix du meilleur article du Symposium on Social Intelligence and Networking at the IEEE SocialCom 2010 Conference.
3. L'article "A dynamical perspective on attitude change" co-écrit avec Wander Jager présenté à la Conférence NAACSOS (North American Association for Computational Social and Organizational Science) 2004 a reçu le prix du meilleur article.

PRESENTATIONS INVITEES

1. **Amblard F.**, "The role of network topology on extremism propagation with the relative agreement opinion dynamics", colloque PEPS-EXIA projet exploratoire Extraction, Paris, Octobre 2016.
2. **Amblard F.**, "Emergence of consensus without voting: Social influence on social networks", Labex CIMI Workshop on Game Theory, Novembre 2015.
3. **Amblard F.**, "Contribution de la simulation multi-agents à l'étude des réseaux sociaux", 4e conférence sur les modèles et l'analyse des réseaux : Approches mathématiques et informatiques (MARAMI), Saint-Etienne, octobre 2013.
4. **Amblard F.**, "Agent-based social simulation", Workshop-Escola de Sistemas de Agentes, seus Ambientes e aplicaçoes (WESAAC'13), Sao Paulo, Mai 2013.
5. **Amblard F.**, "Information Percolation Models", Conférence Sociophysics: do humans behave like atoms?, Paris, Novembre 2011.
6. **Amblard F.**, "Modelling economic networks and their evolution with agent-based simulation", Workshop Complexity and Simulation, Department of Economics, Turin, Octobre 2011.
7. **Amblard F.**, "Agent-Based Models of Diffusion Processes in the Social Sciences", CSCS Seminar Complex Systems and Computational Social Sciences, UCD Dublin, Complex and Adaptive Systems Laboratory, Avril 2011.
8. **Amblard F.**, "Simulation multi-agent de phénomènes collectifs: quelques questions d'ordre épistémologique", Séminaire Philosophie de la Simulation, chaire du Prof. Anne Fagot-Largeault, Collège de France, 2009.
9. **Amblard F.**, "De la validation de modèles à l'évaluation de la démarche de modélisation", présentation à l'atelier CNRS Modélisation des phénomènes sociaux et spatiaux : évaluation et validation des modèles de simulation individu-centrés et confrontation d'expériences, Berder (France), 2009.

SERVICE ET TACHES ADMINISTRATIVES

UNIVERSITE TOULOUSE 1 CAPITOLE

Depuis 2015 : responsable de la certification c2i à l'Université Toulouse 1 Capitole

2012-2016 : membre du Conseil d'Administration de l'Université Toulouse 1 Capitole.

2011-2014 : Coordinateur de la Commission Enseignement de la Faculté Informatique de l'Université Toulouse 1 Capitole.

2006-2014 : membre du Conseil de la Faculté d'Informatique de l'Université Toulouse 1 Capitole.

2006-2008 : suppléant à la commission de spécialistes section 27 (Informatique), Université Toulouse 1 Capitole.

2005-2007 : Organisateur des séminaires scientifiques IRIT-UT1.

UNIVERSITE PAUL SABATIER TOULOUSE 3

Depuis 2013 : Membre du Comité Evaluation et Prospective du Labex CIMI (International Centre in Mathematics and Computer Science of Toulouse)

2011-2015 : Superviseur de l'Unité d'enseignement : Simulation de Systèmes Complexes – Master en Informatique (M2).

INSTITUT DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE DE TOULOUSE (IRIT)

2008-2012: membre de la commission du personnel enseignant-chercheur.

2007-2011: Responsable de l'axe de recherche *Simulation Multi-Agent Simulation* (10 personnes) de l'équipe IRIT-SMAC.

INSTITUT DES SYSTEMES COMPLEXES DE TOULOUSE (XSYS)

Depuis 2015: membre du Bureau de l'Institut.

NIVEAU EUROPEEN

Membre du Management Committee de l'Action Cost PEERE : New Frontiers of Peer Review (2014-2018).

NIVEAU NATIONAL

Participation à la feuille de route française pour les Systèmes Complexes 2008-2009.

SERVICE SCIENTIFIQUE

COMITE EDITORIAUX

Membre des comités éditoriaux des revues :

- *PLoS-ONE (Public Library of Science)*
- *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*
- *International Journal of Decision Support System Technologies*
- *Journal of Data Mining and Digital Humanities*
- *International Journal On Advances in Software*

ORGANISATIONS SCIENTIFIQUES

Responsabilités

2012-2014 : membre élu du Management Committee de l'*European Social Simulation Association*

2007-2011 : membre élu du Conseil de la *Complex Systems Society*

2004-2008 : Secrétaire de l'*European Social Simulation Association*

2004-2006 : Vice-Président responsable des Publications de l'*European Social Simulation Association*

2004-2006 : Editeur de la newsletter hebdomadaire de l'*European Social Simulation Association*

Participation

Depuis 2007 : Membre du groupe de recherche européen : Spatial Simulation for the Social Science (S4)

Depuis 2004 : Membre de l'*European Social Simulation Association*

RELECTEUR POUR LES REVUES SUIVANTES (LES PRINCIPALES SONT EN GRAS)

- **Advances for Complex Systems**
- Artificial Intelligence and Law
- Cahiers de l'Agriculture
- Cahiers Scientifiques du Transport
- Central European Journal of Operations research
- Chaos
- Complex Adaptive Systems Modelling
- **Computational and Mathematical Organization Theory**

- European Journal of Economic and Social Systems
- EuroPhysics Letters
- Forest Science
- Frontiers in Psychology
- Global Environmental Change
- Group Decision and Negotiation
- I3
- **Information Sciences**
- Ingénierie des Systèmes d'Information
- International Journal on Advances in Software
- International Journal of Agent-Oriented Software Engineering
- International Journal of Agile Systems and Management
- International Journal on Artificial Intelligence and Application
- **International Journal of Decision Support System Technologies**
- International Journal of Innovation and Technology Management
- International Journal of Intelligent Systems
- International Journal of Modern Physics B
- International Journal of Primatology
- International Journal of Virtual Reality
- International Journal of Web Based Communities
- **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**
- **Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems**
- Journal of Conflict Resolution
- Journal of Data Mining and Digital Humanities
- Journal of Environmental Psychology
- Journal of Evolutionary Modelling and Economic Dynamics
- Journal of Interdisciplinary Methodologies and Issues in Science
- Journal of Theoretical Biology
- Mind&Society
- Modern Physics Letters B
- Nouvelles Perspectives en Sciences Sociales
- Physica A
- Physical Review E
- Physical Review Letters
- Physics Letters A
- **PLoS ONE**
- Revue d'Intelligence Artificielle
- Revue des Nouvelles Technologies de l'Information
- **Simulation Modelling Practice And Theory**
- **Simulation: Transaction of the Society for the Modelling and Simulation International**
- Sociological Methods and Research
- Studia Informatica Universalis
- Systèmes d'Information et Management
- Technique et Sciences Informatiques
- Transactions on Network Science and Engineering
- Web Intelligence & Agent Systems

RELECTURE DE LIVRES

Relecteur d'ouvrages pour MIT Press.

EXPERT/EVALUATEUR POUR LES ORGANISATIONS

- Agence Nationale de la Recherche (ANR)
- Austrian Science Fund (FWF)
- European Commission FP7, H2020
- European Commission Marie Curie Fellowships
- Ministère des Affaires Etrangères, Programmes EcoSud et COFECUB
- Fond National Suisse (FNS) de la recherche scientifique
- IDEX Paris-Saclay
- Institut des Systèmes Complexes – Paris Ile-de-France
- Labex Structuration des Mondes Sociaux (SMS) – Toulouse France
- The Netherlands Organisation for Scientific Research (NWO)
- University of Roma La Sapienza
- USA – National Science Foundation (NSF)

PARTICIPATION A DES COMITES DE SELECTION

- IUT Aix-en-Provence (2013)
- INSA Rennes / INRIA-IRISA (2012)
- Université Toulouse 1 Capitole / IRIT (2012)
- Cemagref (IRSTEA) (2005)

ORGANISATIONS DE CONFERENCES ET DE WORKSHOPS

1. Organisation of the Conference Artificial Economics (AE 2015), Porto, September 2015, (together with P.Campos and A.Dias).
2. Organization of the Conference Artificial Economics (AE 2014), Barcelona, September 2014, (together with B.Gaudou, F.J.M.Quesada and A.Blanchet).
3. Organization of the Conference Group Decision and Negotiation (GDN 2014), Toulouse, June 2014, (together with P.Zarató, G.Camilleri and D.Kamissoko).
4. Organisation of the Journées de Rochebrune sur les Systèmes Complexes naturels et artificiels 2013: La preuve et ses moyens, January 13-19, 2013, (together with T.Louail, B.Gaudou, E.Mayor, C.Sibertin-Blanc).
5. Organization of the Workshop Atelier d'aide à la Décision à tous les Etages (AIDE) at the EGC 2013 Conference, January 2013, Toulouse, France (together with C.Favre and F.Ravat).
6. Organization of the Workshop Multi-Agent Based Simulation (MABS) at the AAMAS 2012 Conference, June 2012, Valencia, Spain (together with F.Giardini).
7. Organization of the Workshop RNSC - MAPS 4 (Modélisation Agent de Phénomènes Spatialisés), June 2012, Oléron, France (together with N.Marilleau and B.Gaudou).
8. Organization of the Workshop Atelier d'aide à la Décision à tous les Etages (AIDE) at the EGC 2012 Conference, January 2012, Bordeaux, France (together with C.Favre and F.Ravat).
9. Organization of the Conference on Multi-Agent Cooperation, an interdisciplinary approach (COMUL) (together with A.Blanchet), September 2011, Toulouse, France.

10. Organization of the Social Network Analysis and Multi-Agent Simulation (SNAMAS) session at the ESSA 2011 Conference, September 2011, (together with P.Chapron, M.Mailliard, S.Thiriot, C.Schmidt).
11. Organization of the Social Network Analysis and Multi-Agent Simulation (SNAMAS) Workshop at the AISB Symposium, York, UK, April 2011 (together with M.Mailliard, S.Thiriot, C.Schmidt).
12. Organization of the Conference MARAMI 2010: Première Conférence sur les Modèles et l'Analyse des Réseaux : Approches Mathématiques et Informatiques, October 11-12, 2010, Toulouse, co-organized by the Institut de Mathématiques de Toulouse and the Institut de Recherche en Informatique de Toulouse.
13. Organization of the Conference MAPS-2 Modélisation multi-agents Appliquée aux Phénomènes Spatialisés: Pratiques scientifiques et pédagogiques en sciences sociales, April 8-9, 2010, Paris, (together with A.Banos, N.Becu, P.Gautreau, D.Shreen).
14. Organization of ESSA 2009: the conference of the European Social Simulation Association, september 14-18, 2009, University of Surrey, Guildford, UK, (together with N.Gilbert, E.Chattoe, B.Edmonds, F.Squazzoni).
15. Organization of the conference MASHS 2009: Modèles et Apprentissage en Sciences Humaines et Sociales, June 8-9, 2009, Toulouse, (together with R.Boulet, S.Dejean, B.Jouve, N.Villa).
16. Organisation of the Journées de Rochebrune sur les Systèmes Complexes naturels et artificiels 2009: Ontologie et Dynamique des Systèmes Complexes, January 19-23, 2009, (together with S.Schwer, D.Bourcier, A.Bretagnolle, D.Phan).
17. Organisation of the Workshop ABS2 Agent-Based Spatial Simulation, November 24-25 2008, Institut des Systèmes Complexes Paris, (together with A.Banos and C.Lang).
18. Organisation of the 4th conference of the European Social Simulation Association (ESSA) in Toulouse, September 10-14, 2007 (together with A.Berro, P.Mazzega, S.Sanchez, C.Sibertin-Blanc)
19. Co-chair with Denise Pumain of the track Multi-Agents approaches for Socio-Economical Systems / Socio-Economical Systems inspirations for MAS at Multi-Agent for modelling Complex Systems (MA4CS), Satellite Workshop of the European Conference on Complex Systems 2007 (Dresden, Germany, October 1-6, 2007).
20. Organisation of the 1st Conference Society and Environment of the Observatoire Midi-Pyrenees about Multi-agent simulations in Toulouse, December 18th-19th, 2006 (together with P.Mazzega and S.Becerra).

ORGANISATION D'ÉCOLES CHERCHEURS

1. Chairman of the Third European Social Simulation Association (ESSA) Summer School, July 2012, Toulouse, France (together with C.Bernon, J.El Gemayel, B.Gaudou, S.Lemouzy, E.Mayor, F.Migeon, C.Sibertin-Blanc).
2. Organization of the European Research Summer School ABM-S4-ESHIA: Agent-Based Models for Spatial Systems in Social Science and Economic Science with Heterogeneous Interacting Agents, September 17th-22th, 2007, La Londe les Maures, Var, France (together with D.Phan, E.Scalas, A.Banos, A.Kirman, D.Pumain).
3. Organization of the French Spring Research School Multi-Agent Modelling and Simulation in Social Science at Meze, April 8th-14th, 2007 (together with N.Ferrand).
4. Organization of the CNRS Research School "Modélisations et simulations multi-agents de systèmes complexes pour les Sciences de l'Homme et de la Société : principes et méthodes de conception et d'usage", September 2005, (together with J.Ferber, D.Phan, N.Ferrand).

PARTICIPATION A DES COMITES DE SUIVIS

Member of the Steering Committee of the *Multi-Agent Based Simulation (MABS) Workshop Series* (2005-...).

Member of the Steering Committee of the *Artificial Economics Conference Series* (2014-...).

PARTICIPATION A DES COMITE DE PROGRAMME

Conférences Internationales

- AAMAS (2009-2013) Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems
- ADVCOMP (2011) Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences
- ANT (2016) International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies
- **Artificial Economics (2005-2016)**
- Complexis (2016) International Conference on Complex Information Systems
- DeMset (2011) International Conference on Design and Modelling in Science, Education and Technology
- **DSAA (2014-2016) International Conference on Data Science and Advanced Analytics**
- ECCS (2012) European Conference on Complex Systems
- ECMS (2013-2014) European Conference on Modelling and Simulation
- ENAS (2011) European Network of Analytical Sociologists
- EPIA (2011, 2013) Portuguese Conference on Artificial Intelligence
- **ESSA -> SSC (2003-2016) Conference of the European Social Simulation Association, then Social Simulation Conference**
- GDN (2014) Group Decision and Negotiation
- IBERAMIA/SBIA (2006,2014) Ibero-American AI Conference / Brazilian AI Symposium
- **ICAART (2011-2016) International Conference on Agents and Artificial Intelligence**
- ICCCI (2013) International Conference on Computational Collective Intelligence Technologies and Applications
- ICORE (2009, 2011) International Conference On REputation theory and technology
- IoP (2016) Internet of People
- IJCAI (2011) International Joint Conference on Artificial Intelligence
- ISCRAM Med (2015-2016) International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management in Mediterranean Countries
- **PAAMS (2011-2016) International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems**
- SASO (2012,2014) IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems
- SITIS (2014-2015) International Conference on Signal Image Technology & Internet Based Systems
- SocialCom (2009-2010) IEEE International Conference on Social Computing
- SocInfo (2012-2016) International Conference on Social Informatics
- SCA (2011-2013) IEEE International Conference on Social Computing and its Applications
- SOTICS (2011) International Conference on Social Eco-Informatics
- WCCS (2014) World Conference on Complex Systems
- **WCSS (2006,2008,2010,2012, 2014) World Conference for Social Simulation**
- **WSC (2012-2016) Winter Simulation Conference**

Conférences Nationales

- JFSMA (2006-2007,2011,2016) Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents
- Journées de Rochebrune sur les Systèmes Complexes naturels et artificiels (2004-2014)
- MASHS (2007-2012) Modèles et Apprentissage en Sciences Humaines et Sociales
- Majestic (2003-2006) Manifestation des Jeunes Chercheurs en Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
- MARAMI (2010-2015) Conférence sur les Modèles et l'Analyse des Réseaux: Approches Mathématiques et Informatique

Workshops

- AAECs (2009) Workshop on Applied Agent based simulator Engineering for Complex System study
- Agent-Based modelling and Simulation of complex systems: Engineering and Applications (2014)
- ARIA (2015) Atelier Réseaux sociaux et Intelligence Artificielle
- BSI (2013) International Workshop on Behavior and Social Informatics
- BWSS (2010, 2012) Brazilian Workshop on Social Simulation
- CODYM (2011-2012) Conference on Opinion Dynamics Modelling
- Complex Networks (2012-2013) International Workshop on Complex Networks and their Applications
- EPOS (2006, 2008, 2010, 2012) Workshop on Epistemological Perspectives on Simulation
- EUMAS (2013-2014) European Workshop on Multi-Agent Systems
- JFGG (2011) Journées Fouille de Grands Graphes
- MABS (2007-2016) Workshop on Multi-Agent Based Simulation
- MASyCo (2013) Modélisation Agents pour les Systèmes Complexes
- MASW (2013) International Workshop on Multilevel Agent Based Simulation of Smart Cities
- Model-To-Model (2004,2007)
- QTESO (2010) International Workshop on Quality in Techno-Social Systems
- SBC @ BIS (2012) Workshop on Social Business Computing
- Simplex (2011) Workshop on Simplifying Complex Networks for Practitioners
- SNAMAS (2011) Workshop on Social Network Analysis and Multi-Agent Simulation
- SocialComNet (2011) International Workshop on Social Computing, Network and Services
- Social Turn / Social Path – MAS @ AISB/IACAP (2012-2014)
- V2CS (2011) First International Workshop on Verification and Validation of multi-agent models for Complex Systems
- WIC (2012-2016) Web Intelligence and Communities

PRESENCE DANS LES MEDIAS

L'article "Amblard F., Geller A., Neumann M., Srbljinović A., Wijermans N., "Analyzing Social Conflict via Computational Social Simulation: A Review of Approaches." in *Complex Societal Dynamics - Security Challenges and Opportunities*. K.Martinas, D.Matika, A.Srbljinovic (eds.), IOS Press, p.126-141, vol.75, NATO Science for Peace and Security Series - E: Human and Societal Dynamics, 2010." a été cité dans un article sur OWNI "*Censure des medias sociaux: elements pour une sociologie des émeutes britanniques*" [<http://owni.fr/2011/08/19/censure-reseaux-sociaux-londres-cameron-ukriots/>]

L'article "Deffuant, G., Amblard, F., Weisbuch, G. and Faure, T., "How can extremism prevail? A study based on the relative agreement model", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.5, n°4, 2002" a fait l'objet d'un article dans le Frankfurter Allgemeine Zeitung, dans Courrier International et dans la chronique scientifique radio de France Info.