

# Systèmes complexes sociaux et validation empirique

Camille Roth\*

3610 mots, 25 957 signes

Article à paraître dans *Sociétés* (2008)

## Résumé

Les systèmes complexes sociaux sont au cœur d'un effort interdisciplinaire au sein duquel les sciences dites "dures" ont joué un rôle nouveau et central. Les modèles sous-jacents ont toutefois fréquemment éludé la question de la validation empirique, particulièrement ardue dans le cas social. Cette attitude a généralement mené à des modèles normatifs plutôt que descriptifs, éventuellement moins séduisants aux yeux des chercheurs en sciences sociales. Il s'agit ici de fournir un regard et un recul épistémologique sur ce programme de recherche, en insistant sur une méthodologie empirique forte se rapportant à la fois aux phénomènes dits de "haut-niveau" (phénomènes macroscopiques) et de "bas-niveau" (concernant comportement des agents). À cette fin, les objectifs et les méthodes de la modélisation des systèmes complexes sociaux sont détaillés, puis illustrés à l'aide d'exemples issus de travaux concernant la diffusion de savoirs.

*Keywords* : systèmes complexes sociaux, épistémologie, méthodologie empirique, réseaux sociaux, diffusion de savoirs.

## Introduction

Les progrès récents dans le traitement de l'information et la disponibilité à grande échelle de données concernant de nombreux systèmes sociaux ont permis un large panel d'expériences quantitatives sur ces systèmes. Certaines problématiques qui jusque-là semblaient relever exclusivement des sciences sociales ont stimulé un effort interdisciplinaire et ont connu un intérêt nouveau de la part de disciplines apparemment impertinentes, traditionnellement, pour traiter ces questions. Les sciences dites "dures" comme la physique statistique ou l'informatique, théorique et appliquée, ont ainsi joué un rôle nouveau (Dorogovtsev & Mendes, 2003; Newman, 2003) dans la modélisation des systèmes complexes sociaux, aux côtés de la sociologie, notamment la sociologie mathématique (Pattison *et al.*, 2000; Wasserman, 1980; White *et al.*, 1976).

Plus spécifiquement, l'approche systémique a été appliquée à un vaste ensemble de phénomènes allant de l'étude de la formation et de la structure des réseaux d'interactions et des communautés, observées à un niveau agrégé (Girvan & Newman, 2002; Guimera *et al.*, 2005; Palla *et al.*, 2005; Powell *et al.*, 2005), à des processus plus locaux,

---

\*CIRESS/LEREPS, Université de Toulouse, 21, Allée de Brienne, France *et* CRESS, Department of Sociology, University of Surrey, Guildford, GU2 7XH, UK  
*E-mail* : [c.roth@surrey.ac.uk](mailto:c.roth@surrey.ac.uk).

tels que des systèmes mettant en jeu des individus adoptant certaines opinions au sein de réseaux dits “de recommandation” ou d’influence (Deffuant *et al.*, 2002; Deroian, 2002; Gruhl *et al.*, 2004; Kempe *et al.*, 2003; Leskovec *et al.*, 2006), ou bien des agents tentant d’aboutir à des décisions communes au sein de communautés épistémiques (Axelrod, 1997; Barabási *et al.*, 2002; Cowan & Jonard, 2004; Haas, 1992; Ramasco *et al.*, 2004). Par exemple, les phénomènes d’élaboration collective et de diffusion des connaissances semblent dépendre crucialement des réseaux d’interaction sociale et des processus de transmission inter-individuelle sous-jacents. Au-delà d’une compréhension qualitative de ce type de processus (Sperber, 1996), il est à présent possible d’envisager de les modéliser dans un cadre systémique, ouvrant ainsi une nouvelle perspective sur la cognition sociale et l’épistémologie sociale.

Ces approches ont établi un pont avec des problématiques traditionnellement abordées de manière plus ou moins qualitative en sciences sociales. Ainsi, sociologues et, dans une moindre mesure, économistes et gestionnaires ont principalement adopté une approche empirique et souvent ethnographique pour étudier la diffusion d’informations dans diverses sociétés (Coleman *et al.*, 1957; Rogers, 2003), exhibant qualitativement les mécanismes dirigeant la transmission de savoirs et l’adoption de comportements (Burt, 1987; Granovetter, 1978; Robertson, 1967; Rogers, 1976; Valente, 1995). Ces travaux sont idéalement susceptibles de fournir le matériau essentiel à la modélisation de ces systèmes complexes, qui dépend généralement d’une compréhension empirique fine des mécanismes sous-jacents. Les systèmes sociaux, loin d’échapper à la règle, semblent demander une discipline plus forte encore, parce que les lois individuelles sont par défaut moins régulières et, de fait, moins bien comprises que celles qui gouvernent les systèmes physiques ou biologiques — l’idée d’une loi universelle du comportement à l’image d’une loi universelle de la gravitation, par exemple, a été écartée de longue date.

Dans l’ensemble cependant, les hypothèses comportementales utilisées dans ces modèles, même en étant plausibles sociologiquement, cognitivement et/ou anthropologiquement, sont souvent des abstractions mathématiques qui sont rarement évaluées et validées empiriquement. Celles-ci semblent parfois continuer la tradition de certains modèles pré-existants en sciences naturelles, dans une quête de processus universels qui, s’ils peuvent exister localement ou en première approximation, semblent disparaître rapidement dès lors que l’on descend dans les spécificités des disciplines — c’est notamment le cas des modèles de diffusion inspirés du modèle d’Ising (Orléan, 1992). En ce sens, outre le fait que leur portée soit davantage qualitative que quantitative, il s’agit de modèles intrinsèquement normatifs et visant à valider des cadres théoriques conventionnels.

Mon propos est ici de fournir un regard et un recul épistémologique sur ce programme de recherche, en insistant sur une méthodologie empirique forte se rapportant à la fois aux phénomènes dits de “haut-niveau” (phénomènes macroscopiques) et de “bas-niveau” (concernant les interactions au niveau des agents). A cette fin, je passerai en revue les objectifs et méthodes de la modélisation des systèmes complexes sociaux, puis illustrerai ce point à l’aide d’exemples issus de travaux concernant la diffusion de savoirs.

# 1 Modéliser les systèmes complexes sociaux

**Approche épistémologique.** L'étude des systèmes complexes sociaux est couramment menée au travers de modèles d'agents et de réseaux sociaux dont le but est de décrire et de reconstruire divers types de *faits stylisés* ; tels que, entre autres, des paramètres statistiques relatifs à la connectivité des agents parmi leur pairs (Newman, 2001; Powell *et al.*, 2005), la vitesse de diffusion de certains savoirs au sein d'un groupe social donné (Abrahamson & Rosenkopf, 1997; Deroian, 2002; Ellison & Fudenberg, 1995), ou bien encore la structure des communautés (Girvan & Newman, 2002; Palla *et al.*, 2005; Wasserman & Faust, 1994), etc. Plus généralement, ces sujets sont liés à la question de la reconstruction : après avoir désigné puis observé certains faits stylisés pertinents pour un système donné, il s'agit de proposer un modèle qui reconstruit ou explique ces faits, voire fournit des prédictions concernant ces faits. Si le modèle est suffisamment robuste, on peut espérer révéler de nouveaux faits stylisés qui n'avaient pas été observés jusque-là — des phénomènes potentiellement contre-intuitifs par exemple.

En sociologie, les approches systémiques et formelles sont de plus en plus fréquemment utilisées pour inférer puis reproduire des phénomènes de “haut-niveau” qui seraient essentiellement appréhendés de manière qualitative et traditionnellement décrits d'un point de vue macroscopique : par exemple, qualifier la cohésion d'une communauté, exhiber les causes d'une crise, expliquer comment les rôles sont distribués, etc. En procédant ainsi, on propose une relation formelle entre des objets sociologiques classiques et les structures plus abstraites du modèle : par exemple, la cohésion d'une communauté pourra être décrite à l'aide du réseau social sous-jacent, c'est-à-dire un graphe liant des nœuds et symbolisant ainsi des individus et leurs interactions (Borgatti & Everett, 1997; Breiger, 1974; Freeman, 2003; White *et al.*, 1976). En d'autres termes, il s'agit là de reconstruire la “structure sociale” (Freeman, 1989), en l'évaluant par rapport à des théories déjà établies — l'avantage étant principalement que l'information de bas-niveau est souvent plus pratique à collecter, plus aisée à observer et induit des descriptions plus robustes (Bonabeau, 2002).

**Reconstruction et simulation.** De manière générale, ce type de reconstruction est un problème inverse consistant à invoquer avec succès un point de vue “micro”, centré sur les agents et leurs actions, afin de reproduire certains faits propres à ce même niveau d'observation ou bien à un niveau de description “macroscopique” (communautés, structures globales). En termes formels, pour un phénomène de haut-niveau “ $H$ ” donné et une dynamique empirique à ce niveau, appelée  $\eta^e$ , les modèles systémiques reposent traditionnellement sur des objets distincts à un niveau “ $B$ ” animés par une dynamique empirique  $\beta^e$ . Il faut ensuite fournir une correspondance entre la configuration des objets de bas-niveau  $B$  et l'état des objets de haut-niveau  $H$ , à tout instant ; appelons cette transformation  $P$ , de sorte que  $P(B) = H$ .<sup>1</sup>

Outre cette correspondance entre objets formels et descriptions potentiellement plus qualitatives, un modélisateur pourra vouloir aller jusqu'à proposer une dynamique stylisée  $\beta$

---

<sup>1</sup>Dans les modèles classiques n'invoquant pas d'agents — c'est-à-dire, en général, hors des efforts se réclamant des systèmes complexes — le bas-niveau et le haut-niveau coïncide : la dynamique du haut-niveau est directement modélisée sans s'appuyer sur le résultat d'interactions complexes à un autre niveau. Dans ce contexte,  $B$  correspond souvent directement à  $H$ , auquel cas  $P = \text{Id}$ .

sur  $B$  telle que le comportement global du système corresponde à la dynamique originale de  $H$ . Ceci doit finalement mener à une équivalence entre la dynamique supposée du bas-niveau appréhendée à travers la transformation  $P$ , et la dynamique de haut-niveau originale : formellement,  $P \circ \beta(B) = \eta^e(H)$ , ce qui se traduit par un “diagramme commutatif” (Fig. 1) par ailleurs familier au sein de l’étude des systèmes dynamiques (Nilsson-Jacobi, 2005; Rueger, 2000) :  $P \circ \beta = \eta^e \circ P$ .

Plus concrètement, en considérant l’exemple des réseaux sociaux mentionné ci-dessus, ceci revient à supposer que  $H$  décrit la structure de communauté au sein d’un groupe social donné, tandis que  $B$  dénote le réseau social entre individus, soit un ensemble de caractéristiques monadiques et de relations dyadiques. Un algorithme adéquat de découverte de communautés pourrait fournir un  $P$  qui ferait correspondre le réseau  $B$  et les communautés  $H$  (voir, entre autres, Everett & Borgatti, 1998; Frank, 1995; Girvan & Newman, 2002; Palla *et al.*, 2005; Wasserman & Faust, 1994). Le modélisateur aura pris soin de choisir l’ontologie du bas-niveau  $B$  de sorte qu’il dispose d’une transformation  $P$  empiriquement valide entre  $B$  et  $H$ .<sup>2</sup> Le modélisateur essaierait alors de concevoir un comportement des agents  $\beta$  décrivant le mécanisme de morphogenèse (par exemple des interactions, ou ajouts de liens, suivant les préférences des agents) tel que le modèle reproduise  $\eta^e$  via  $P$ .

On peut remarquer, en toute généralité, que les ambitions et les attentes de ces modèles varient beaucoup : alors que certains visent à reproduire les états précis et exacts du système complexe social, directement ou bien au travers de paramètres statistiques (comme par exemple la distribution exacte d’une variable donnée), d’autres se contentent de reproduire la même *classe* de phénomènes (soit, le même type de loi, ou simplement l’existence de mêmes classes d’attracteurs, ou bien d’un équilibre donné traduisant par exemple un type de robustesse organisationnelle).

## 2 Evaluation empirique

Le succès de l’effort de reconstruction dépend ainsi de la capacité de “ $P \circ \beta$ ” à décrire  $\eta^e$ . Cet argument reste valide indépendamment du type du modèle sous-jacent, que celui-ci repose sur une simulation *in silico* ou bien sur une résolution analytique. Typiquement, le modélisateur dispose donc déjà de  $\eta^e$  comme référence empirique — sous la forme d’une série de mesures expérimentales, ou au moins sous la forme d’une théorie établie, c’est-à-dire que  $\eta^e$  est plus ou moins stylisé.

Deux attitudes sont alors possibles :

- (i) Soit reconstruire  $\eta^e$  en proposant une dynamique  $\beta$  *suffisamment* valide, auquel cas le modèle peut être utilisé pour expliquer  $\eta^e$  de manière micro-fondée, à partir du comportement des agents. Par “suffisamment”, l’on entend qu’il ne s’agit pas de décrire intégralement la dynamique du niveau  $B$  mais qu’il suffit de fournir un  $\beta$

---

<sup>2</sup>Par exemple, comme nous l’avons mentionné plus haut, les algorithmes de détection de communautés sont conçus pour faire correspondre une structure de communauté  $H$  avec une description de type “réseaux sociaux”  $B$  : chacun de ces algorithmes est un  $P$  potentiel. Dans ce domaine, l’exemple du “karate-club” (Girvan & Newman, 2002; Zachary, 1977) fournit une référence empirique pour  $P$  : étant donné une structure de communautés d’un certain groupe d’individus, connue à l’avance, pertinente pour le sociologue, et étant donné une définition de ce qu’est une communauté, est-ce qu’un algorithme précis est capable de renvoyer la même structure ? Une fois l’algorithme validé, fournit-il aussi de nouvelles communautés, invisibles *a priori* ?

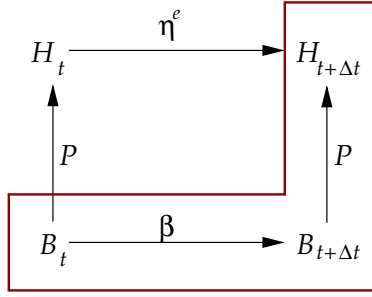


FIG. 1 – Reconstruire une observation concernant des objets de “haut-niveau”  $H$ , ainsi que leur dynamique  $\eta^e$ , à l’aide d’états de bas-niveau  $B$  et leur dynamique  $\beta$ , grâce à l’introduction de la correspondance  $P$  (voir Rueger (2000) et Nilsson-Jacobi (2005) pour une discussion plus fournie sur ce type de diagramme).

qui *se contente* de reproduire  $\eta^e$ . On suggère alors qu’un fait stylisé donné “n’est rien d’autre que” l’intégration systémique d’un type particulier de mécanismes de bas-niveau. Ici, l’utilité de la reconstruction provient essentiellement de son ability à prédire le comportement futur du système, ou suggérer qu’un phénomène peut être modifié en agissant sur  $\beta$  d’une certaine manière, en allant donc vers des approches plus normatives.

- (ii) Ou bien, trouver un comportement nouveau et imprévu concernant  $H$  : la nouvelle dynamique  $\eta$  produite par le modèle et directement dérivée de  $P \circ \beta$  possède certaines propriétés qui étaient inconnues a priori dans  $\eta^e$ , mais qui se révèlent empiriquement correctes.

**Modèles réalistes.** Quelles responsabilités impliquent chacune de ces deux attitudes ? Dans le premier cas, “(i)”, tandis que la micro-fondation et la *re-découverte* de certains faits stylisés depuis un point de vue différent et modélisable constitue en soi une réussite, il est tout aussi crucial de vérifier que le comportement décrit par  $\beta$  est effectivement réaliste, plutôt que simplement supposé. Sinon, l’approche “systèmes complexes” pourrait se révéler superflue : on pourrait affirmer que  $\eta$  devrait être modélisée directement plutôt que d’utiliser l’intermédiaire d’une dynamique systémique  $\beta$  potentiellement erronée.

En pratique cependant, cet effort empirique sur  $\beta$  ne semble pas systématique. De nombreux modèles de morphogenèse, par exemple, ont tenté de reconstruire la transitivité observée empiriquement dans plusieurs systèmes complexes sociaux (comme les communautés de scientifiques (Catanzaro *et al.*, 2004; Newman, 2001), d’acteurs de cinéma (Zhang *et al.*, 2006) et d’administrateurs d’entreprises (Newman & Park, 2003)) en invoquant des mécanismes sophistiqués fondés sur des interactions dyadiques. À l’inverse, les situations du monde réel mettent en jeu des interactions conjointes entre agents (co-rédaction d’articles, participation commune au casting d’un film ou à un conseil d’administration d’entreprise) qui correspondent, dans un graphe, à l’addition de cliques. Certains modèles récents, fondés uniquement sur ce type d’interactions polyadique semblent ainsi reconstruire immédiatement ce type de faits stylisés — la transitivité (Guimera *et al.*, 2005;

Newman *et al.*, 2002; Ramasco *et al.*, 2004).<sup>3</sup> Ici, quelle serait la portée de modèles à base d’interactions dyadiques alors même que leur succès apparent dans la reconstruction du haut-niveau est fondée sur des hypothèses de bas-niveau factices ?

Un  $\beta$  peu fiable pourrait ainsi invalider la valeur prédictive du modèle et même menacer sa valeur explicative, alors qu’il pourrait être préférable de s’appuyer sur un  $\beta$  plus simple mais plus fidèle. En d’autres termes,  $\beta$  est sans aucun doute une approximation, comme dans tout modèle, mais ce que  $\beta$  décrit explicitement doit être valide et s’appuyer sur des observations solides en psychologie, psychologie sociale ou sociologie, même si une partie de la dynamique réelle doit être omise. Il s’agit de suggérer ici que, avant même de résoudre un modèle ou d’en lancer une simulation, le comportement  $\beta$  devrait être conçu en accord avec un programme fort de validation empirique.<sup>4</sup>

Dans le second cas, “(ii)”, ce scepticisme est encore plus crucial : il serait délicat d’obtenir une dynamique reconstruite  $\eta$ , induite via  $P \circ \beta$ , qui corresponde effectivement à ce que l’on connaît déjà de la dynamique empirique  $\eta^e$ , mais qui corresponde uniquement, malheureusement, à ces faits stylisés-là — de sorte que les propriétés nouvelles et inattendues de la reconstruction soient en réalité incorrectes. Dans cette approche, il devient ainsi essentiel de vérifier à la fois la validité de  $\beta$ , comme dans le cas précédent, mais aussi du nouvel  $\eta$ . En l’absence de cette garantie, le modèle associé risquerait de ne fournir qu’un apport très limité, voire de simplement répéter ce qui est déjà connu (c’est-à-dire,  $\eta^e$ ) sans pouvoir de généralisation supplémentaire ; la démarche “système complexe” perdrait ainsi en pertinence.

**Robustesse des hypothèses.** Une attention particulière doit enfin être portée à la stabilité de la reconstruction par rapport aux hypothèses, même si celles-ci sont proches de la réalité : le modèle est-il très sensible à de faibles modifications des hypothèses, elles-mêmes stylisées à un certain degré ? Par exemple, le modèle de Barabási & Albert (1999) de formation de réseau social reconstruit un fait stylisé standard, la distribution de connectivité des agents et donc l’hétérogénéité des positions des agents (White *et al.*, 1976). Il est fondé sur un mécanisme simple : de nouveaux individus entrent dans le système à un taux constant, en interagissant préférentiellement avec les agents les plus connectés, de manière linéaire (c’est-à-dire, exactement proportionnellement aux “voisins” des agents déjà présents). En réalité cependant, on observe que ce comportement d’interaction préférentiel est légèrement super-ou infra-linéaire dans de nombreuses situations (Barabási *et al.*, 2002). Or, une déviation infime dans ce modèle semble remettre totalement en cause ses conclusions : la distribution des connectivités n’est plus reconstruite (Krapivsky *et al.*, 2000).

La non-robustesse potentielle d’un modèle vis-à-vis d’hypothèses qui ont nécessairement vocation à être plus ou moins stylisées dans le cas de systèmes sociaux met à jour un autre

---

<sup>3</sup>Ceci semble aussi indiquer que les hypergraphes sont mieux adaptés que les graphes pour modéliser les réseaux de collaboration, induisant ainsi une nouvelle conception de  $B$ .

<sup>4</sup>Cette attitude devrait rester valide même pour des approches et hypothèses très stylisées : par exemple, il est certainement intéressant qu’un modèle puisse montrer que le comportement du système peut être drastiquement modifié lorsqu’un niveau critique d’une quantité donnée est atteint (il s’agit formellement d’une bifurcation, ou transition de phase). En retour, il peut malgré tout être utile d’estimer la signification empirique d’une telle valeur critique : pour un paramètre stylisé, comment peut-on concrètement interpréter cette valeur donnée ? A-t-elle du sens, et peut-elle simplement être atteinte ?

aspect sensible des efforts de validation empirique : à quel point un comportement particulier peut-il n'être dû qu'à une "anomalie" ponctuelle du modèle ?

### 3 Le cas de la diffusion des connaissances

La connaissance du comportement des agents  $\beta$  est un problème particulièrement épineux dans le contexte des modèles de diffusion d'informations et d'influence, où ce type de phénomènes dépend étroitement de rétro-actions complexes entre structure des interactions et comportement des individus. Notamment, il est aujourd'hui admis que la structure du réseau d'interaction sous-jacent peut sensiblement modifier le comportement du système social, en particulier la diffusion de savoirs (Cowan & Jonard, 2004; Valente, 1995; Wu *et al.*, 2004) :

*"It is as unthinkable to study diffusion without some knowledge of the social structures in which potential adopters are located as it is to study blood circulation without adequate knowledge of the structure of veins and arteries"* Katz (1961), cité par Deroian (2002).<sup>5</sup>

Dans la lignée des arguments précédents, même en supposant que la structure du réseau social est connue, à nouveau, une attitude empiriste reste indiquée pour évaluer les mécanismes de transmission de connaissances entre agents.<sup>6</sup> Néanmoins, la plupart ces modèles présents dans la littérature se fondent sur des hypothèses très normatives, notamment à cause du coût et de la rareté des études empiriques sur ces mécanismes.

**L'estimation des comportements dans les modèles de diffusion de savoirs.** Plus précisément, les modèles de diffusion de savoirs centrés sur les individus ont principalement été introduits par Granovetter et son modèle à seuil à la fin des années soixante-dix (Granovetter, 1978). Dans ce modèle, les individus sont sujets à l'influence de leurs voisins ; un agent est supposé adopter un comportement si une certaine proportion de ses voisins l'ont aussi adopté — il s'agit du "seuil". Divers types d'agents peuvent être identifiés, avec divers seuils. Les améliorations de ce type de modèles consistent à proposer des méthodes pour pondérer et comptabiliser l'influence des voisins — une approche qui n'est pas étrangère à celle des réseaux de neurones formels. Les modèles dits "à cascade", d'un autre côté, supposent l'existence d'une probabilité pour chaque agent de croire chacun de ses voisins (Kempe *et al.*, 2003) ; ce mécanisme est proche d'une classe de modèles issus de l'épidémiologie, en biologie, inspirés des modèles dits "SIS" ("sain-infecté-sain") (Pastor-Satorras & Vespignani, 2001; Wu *et al.*, 2004), pour lesquels on peut imaginer diverses variantes. Enfin, des modèles plus récents, liés à l'économie et l'anthropologie culturelle, mettent en jeu l'échange d'"unités" de savoir ou de compétences entre anciens et nouveaux

---

<sup>5</sup>"Il est aussi impensable d'étudier la diffusion sans quelque connaissance des structures au sein desquelles les adopteurs potentiels se situent qu'il est impensable d'étudier la circulation sanguine sans une connaissance adéquate de la structure des veines et des artères." (Traduction personnelle)

<sup>6</sup>En effet, la diffusion de savoirs est potentiellement un processus à dynamique lente, c'est-à-dire pouvant avoir lieu à une échelle de temps comparable à celle de l'évolution du réseau social lui-même. Il peut alors être crucial de prendre en compte la morphogenèse du réseau social en *coévolution* avec les phénomènes de transmission de savoirs, notamment si ceux-ci ont une influence sur cette même morphogenèse.

voisins (Cowan & Jonard, 2004; Roth, 2006); la “contamination” culturelle provient alors d’interactions successives entre agents.<sup>7</sup>

Ces mécanismes sont-ils réalistes dans le cas général? Dans le cas du modèle à seuil par exemple, des estimations qualitatives et relativement quantitatives menées au sein de groupes particuliers et dans des situations précises (Valente, 1995, par exemple) ont permis de mettre en évidence certains phénomènes d’influence décisifs, dont l’existence de classes d’agents ayant des comportements homogènes, c’est-à-dire ayant notamment les mêmes valeurs de seuil. Toutefois, si les mécanismes mentionnés jusqu’ici semblent intuitivement crédibles et même raisonnablement similaires à ce que la psychologie et l’épistémologie sociales pourraient suggérer qualitativement, ils sont aussi en contradiction les uns avec les autres et ne seraient donc pas nécessairement pertinents dans le cas général. En particulier, une tentative récente de mesure de l’influence des “amis” dans l’achat de certains produits (Leskovec *et al.*, 2006) a révélé une probabilité d’adoption décroissante par rapport aux nombres de conseils reçus par les individus. Un tel résultat est incompatible avec les modèles d’influence existants, à moins que l’on suppose un comportement totalement hétérogène de la part des agents — auquel cas, il n’est pas certain que l’on puisse trouver des données permettant d’assigner des probabilités ou seuils d’adoption distincts pour chaque agent ou paire d’agents. Il semble alors nécessaire de penser de nouveaux mécanismes d’influence empiriquement cohérents.

Enfin, la plupart de ces modèles font l’hypothèse implicite que les individus sont sous l’influence permanente de tous ses voisins, amis, collègues : les liens du réseau social sont considérés comme activés en permanence. Tandis que cette propriété est certainement vraie dans les réseaux neuronaux ou informatiques, au contraire, les réseaux sociaux sont des structures ne représentant que les interactions passées ; en tant que tel, il s’agit d’un cadre dans lequel *certaines* interactions futures peuvent avoir lieu. La portée de ce type d’hypothèses sur le comportement du système reste pourtant largement méconnue.

## Remarques conclusives

L’approche “systèmes complexes” offre ainsi la perspective de la reconstruction de certains phénomènes sociaux en faisant le lien entre le comportement des agents, certains faits stylisés découlant de l’agrégation de ces comportements, et des processus qui sont traditionnellement pertinents pour le chercheur en sciences sociales. En abandonnant toute prétention à reconstruire ce qui est intrinsèquement historique, l’enjeu de ces modèles réside donc essentiellement dans l’abstraction de régularités des systèmes sociaux s’appuyant principalement sur des mécanismes anthropologiques bien compris. Ainsi, avant même tout effort de modélisation, il pourrait ainsi être prudent de s’assurer du réalisme de ces mécanismes de bas-niveau : la conception des modèles des dynamiques sociales, agrégées comme individuelles, devrait être soumise à une discipline forte de validation empirique. En particulier, des reconstructions de systèmes complexes s’appuyant sur l’agrégation de dynamiques individuelles  $\beta$  peu fiables pourraient avoir une utilité limitée : il s’agirait de modèles normatifs potentiellement séduisants, utiles dans certains cadres liés à l’optimisation organisationnelle ou la préparation de l’action politique, mais sans l’intérêt descriptif

---

<sup>7</sup>Des typologies exhaustives des modèles d’influence sont présentées dans (Gruhl *et al.*, 2004; Valente, 1995).



qui fonde l'étude des sociétés.

## Références

- E. Abrahamson and L. Rosenkopf (1997). Social network effects on the extent of innovation diffusion : A computer simulation. *Organization science*, **8**(3), 289–309.
- R. Axelrod (1997). *The complexity of cooperation : Agent-based models of competition and collaboration*. Princeton, N.J. : Princeton University Press.
- A.-L. Barabási and R. Albert (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, **286**, 509–512.
- A.-L. Barabási, H. Jeong, E. Ravasz, Z. Neda, T. Vicsek, and A. Schubert (2002). Evolution of the social network of scientific collaborations. *Physica A*, **311**, 590–614.
- E. Bonabeau (2002). Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems. *PNAS*, **99**(3), 7280–7287.
- S. P. Borgatti and M. G. Everett (1997). Network analysis of 2-mode data. *Social networks*, **19**(243–269).
- R. L. Breiger (1974). The duality of persons and groups. *Social forces*, **53**(2), 181–190.
- R. S. Burt (1987). Social contagion and innovation : Cohesion versus structural equivalence. *American journal of sociology*, **92**(6), 1287–1335.
- M. Catanzaro, G. Caldarelli, and L. Pietronero (2004). Assortative model for social networks. *Physical Review E*, **70**, 037101.
- J. Coleman, E. Katz, and H. Menzel (1957). The diffusion of an innovation among physicians. *Sociometry*, **20**(4), 253–270.
- R. Cowan and N. Jonard (2004). Network structure and the diffusion of knowledge. *Journal of economic dynamics and control*, **28**, 1557–1575.
- G. Deffuant, F. Amblard, G. Weisbuch, and T. Faure (2002). How can extremism prevail? A study based on the relative agreement interaction model. *Journal of artificial societies and social simulation*, **5**(4), 1.
- F. Deroian (2002). Formation of social networks and diffusion of innovations. *Research policy*, **31**, 835–846.
- S. N. Dorogovtsev and J. F. F. Mendes (2003). *Evolution of networks — From biological nets to the Internet and WWW*. Oxford : Oxford University Press.
- G. Ellison and D. Fudenberg (1995). Word-of-mouth communication and social learning. *Quarterly journal of economics*, **110**(1), 93–125.
- M. G. Everett and S. P. Borgatti (1998). Analyzing clique overlap. *Connections*, **21**(1), 49–61.
- K. A. Frank (1995). Identifying cohesive subgroups. *Social networks*, **17**(27-56).
- L. C. Freeman (1989). Social networks and the structure experiment. *Pages 11–40 of* : L. C. Freeman, D. R. White, and A. K. Romney (eds), *Research methods in social network analysis*. Fairfax, Va. : George Mason University Press.

- L. C. Freeman (2003). Finding social groups : A meta-analysis of the southern women data. *Pages 39–97 of : R. Breiger, K. Carley, and P. Pattison (eds), Dynamic social network modeling and analysis.* Washington, D.C. : The National Academies Press.
- M. Girvan and M. E. J. Newman (2002). Community structure in social and biological networks. *PNAS*, **99**, 7821–7826.
- M. Granovetter (1978). Threshold models of collective behavior. *American journal of sociology*, **83**(6), 1420–1443.
- D. Gruhl, R. Guha, D. Liben-Nowell, and A. Tomkins (2004, May 17-22). Information diffusion through blogspace. *Pages 491–501 of : WWW2004 : Proceedings of the 13th intl conf on world wide web.*
- R. Guimera, B. Uzzi, J. Spiro, and L. A. N. Amaral (2005). Team assembly mechanisms determine collaboration network structure and team performance. *Science*, **308**, 697–702.
- P. Haas (1992). Introduction : epistemic communities and international policy coordination. *International organization*, **46**(1), 1–35.
- E. Katz (1961). The social itinerary of technical change : two studies on the diffusion of innovation. *In : S. Wilbur (ed), Studies of innovation and of communication to the public.* Institute for Communication Research, Stanford University.
- D. Kempe, J. Kleinberg, and E. Tardos (2003). Maximizing the spread of influence through a social network. *Pages 137–146 of : Kdd '03 : Proceedings of the ninth acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining.* New York, NY, USA : ACM Press.
- P. L. Krapivsky, S. Redner, and F. Leyvraz (2000). Connectivity of growing random networks. *Physical Review Letters*, **85**, 4629–4632.
- J. Leskovec, L. A. Adamic, and B. A. Huberman (2006). The dynamics of viral marketing. *Pages 228–237 of : Acm conference on electronic commerce.*
- M. E. J. Newman (2001). The structure of scientific collaboration networks. *PNAS*, **98**(2), 404–409.
- M. E. J. Newman (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM review*, **45**(2), 167–256.
- M. E. J. Newman and J. Park (2003). Why social networks are different from other types of networks. *Physical Review E*, **68**(036122).
- M. E. J. Newman, S. Strogatz, and D. Watts (2002). Random graphs models of social networks. *PNAS*, **99**, 2566–2572.
- M. Nilsson-Jacobi (2005). Hierarchical organization in smooth dynamical systems. *Artificial life*, **11**(4), 493–512.
- A. Orléan (1992). Contagion des opinions et fonctionnement des marchés financiers. *Revue économique*, **43**(4), 685–698.
- G. Palla, I. Derényi, I. Farkas, and T. Vicsek (2005). Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society. *Nature*, **435**, 814–818.
- R. Pastor-Satorras and A. Vespignani (2001). Epidemic spreading in scale-free networks. *Physical review letters*, **86**(14), 3200–3203.

- P. Pattison, S. Wasserman, G. Robins, and A. M. Kanfer (2000). Statistical evaluation of algebraic constraints for social networks. *Journal of mathematical psychology*, **44**, 536–568.
- W. W. Powell, D. R. White, K. W. Koput, and J. Owen-Smith (2005). Network dynamics and field evolution : The growth of interorganizational collaboration in the life sciences. *American journal of sociology*, **110**(4), 1132–1205.
- J. J. Ramasco, S. N. Dorogovtsev, and R. Pastor-Satorras (2004). Self-organization of collaboration networks. *Physical review E*, **70**, 036106.
- T. S. Robertson (1967). The process of innovation and the diffusion of innovation. *Journal of marketing*, **31**(1), 14–19.
- E. M. Rogers (1976). New product adoption and diffusion. *The journal of consumer research*, **2**(4), 290–301.
- E. M. Rogers (2003). *Diffusion of innovations, 5th edition*. Free Press.
- C. Roth (2006). Co-evolution in epistemic networks – reconstructing social complex systems. *Structure and Dynamics : eJournal of Anthropological and related Sciences*, **1**(3), article 2.
- A. Rueger (2000). Robust supervenience and emergence. *Philosophy of science*, **67**(3), 466–489.
- D. Sperber (1996). *La contagion des idées*. Paris : Odile Jacob.
- T. W. Valente (1995). *Network models of the diffusion of innovations*. Hampton Press.
- S. Wasserman (1980). Analyzing social networks as stochastic processes. *Journal of the american statistical association*, **75**(370), 280–294.
- S. Wasserman and K. Faust (1994). *Social network analysis : Methods and applications*. Cambridge : Cambridge University Press.
- H. C. White, S. A. Boorman, and R. L. Breiger (1976). Social-structure from multiple networks. I : Blockmodels of roles and positions. *American journal of sociology*, **81**, 730–780.
- F. Wu, B. A. Huberman, L. A. Adamic, and J. R. Tyler (2004). Information flow in social groups. *Physica A*, **337**, 327–335.
- W. W. Zachary (1977). An information flow model for conflict and fission in small groups. *Journal of anthropological research*, **33**(4), 452–473.
- P.-P. Zhang, K. Chen, Y. He, T. Zhou, B.-B. Su, Y. Jin, H. Chang, Y.-P. Zhou, L.-C. Sun, B.-H. Wang, and D.-R. He (2006). Model and empirical study on some collaboration networks. *Physica a*, **360**(2), 599–616.