

Co-évolution dans les réseaux épistémiques

Un exemple de reconstruction en sciences sociales

(Co-evolution in Epistemic Networks — Reconstructing Social Complex Systems)

Camille ROTH

camille.roth@polytechnique.edu

Version française résumée de la thèse de doctorat¹



Discipline : Humanités et Sciences Sociales

Mention : Sciences Sociales et Sciences Cognitives

Résumé

Des agents produisant, manipulant et échangeant des connaissances constituent un système complexe socio-sémantique, dont l'étude représente un défi à la fois théorique, dans la perspective d'étendre la naturalisation des sciences sociales, et pratique, avec des applications permettant aux agents de connaître la dynamique du système dans lequel ils évoluent. Cette thèse se situe dans le cadre de ce programme de recherche. Parallèlement et plus largement, nous nous intéressons à la question de la reconstruction en sciences sociales. La reconstruction est un problème inverse comprenant deux volets complémentaires : (i) la déduction d'observations de haut-niveau à partir de phénomènes de bas-niveau ; et (ii) la reproduction de l'évolution des observations de haut-niveau à partir de la dynamique des objets de bas-niveau.

Nous affirmons que plusieurs aspects significatifs de la structure d'une communauté de savoirs sont principalement produits par la dynamique d'un réseau épistémique où co-évoluent agents et concepts. En particulier, nous résolvons le premier volet du problème de la reconstruction en utilisant des treillis de Galois afin de recréer des taxonomies de communautés de savoirs à partir de simples relations entre agents et concepts ; nous obtenons de fait une description historique se rapportant à la progression des champs, leur déclin, leur spécialisation ou leurs interactions (fusion ou scission). Nous micro-fondons ensuite la structure de ces communautés de savoirs en exhibant et en estimant empiriquement des processus d'interaction au niveau des agents, en co-évolution avec les concepts au sein du réseau épistémique, qui rendent compte de la morphogenèse et de l'émergence de plusieurs faits stylisés structurels de haut-niveau — il s'agit là du deuxième volet. Nous défendons finalement un point de vue épistémologique concernant la méthodologie générale de reconstruction d'un système complexe qui appuie notre choix d'un cadre co-évolutionnaire.

Mots-clés : *Systèmes complexes, cognition sociale, reconstruction, épistémologie appliquée, treillis de Galois, taxonomies, réseaux sociaux dynamiques, sociologie mathématique, co-évolution culturelle, scientométrie, découverte de connaissances dans les bases de données.*

¹Défendue le 19 novembre 2005 en présence du jury suivant : Henri Berestycki (Président du jury, CAMS, EHESS), Paul Bourguine (Examinateur, directeur de thèse, CREA, CNRS/Ecole Polytechnique), David A. Lane (Examinateur, Université de Modène, Italie), Michel Morvan (Rapporteur, ENS-Lyon/EHESS), Douglas R. White (Rapporteur, UC-Irvine, Etats-Unis).

Table des matières

Introduction	1
I Structure des communautés de savoirs	5
I.1 Cadre formel	6
I.2 Treillis de Galois : des relations aux taxonomies dynamiques	8
I.3 Etude de cas	10
II Micro-fondations des réseaux épistémiques	14
II.1 Réseaux	15
II.2 Caractéristiques de haut-niveau	16
II.3 Dynamique de bas-niveau	18
II.3.1 Mesure du comportement d'interaction	18
II.3.2 AP empirique	20
II.3.3 Paramètres liés à la croissance et aux événements	21
II.4 Modèle de reconstruction	22
III Coévolution, émergence, stigmergence	25
III.1 Niveaux de description	25
III.2 Modélisation des systèmes complexes	28
III.2.1 Complexité et reconstruction	28
III.2.2 Reintroduire la rétroaction	29
Conclusion	32
Bibliographie succincte	34

Nota : le présent document est une simple traduction du résumé original en anglais.

Introduction

Des agents produisant, manipulant et échangeant des connaissances constituent un système complexe socio-sémantique : ils sont totalement immergés dans un flot d'informations sur lequel ils peuvent aussi rétro-agir. Cet objet d'étude n'est pas nouveau : la psychologie sociale et l'épistémologie par exemple s'intéressent depuis longtemps aux propriétés de ce type de communautés de savoirs (Schmitt, 1995). Toutefois, la disponibilité massive des contenus informationnels puis l'augmentation conséquente du potentiel d'interaction ont transformé ce qui était vu comme de simples "groupes de savoirs" en "société de savoirs" globalisée et généralisée. Simultanément, le savoir étant distribué et appréhendé de manière plus horizontale, en réseau, ce changement d'échelle a requis l'utilisation de nouvelles méthodes afin de caractériser des phénomènes différents.

L'étude de ces communautés a ainsi connu un engouement et une attention sans précédent, à la fois dans une perspective théorique et pratique. Sur le plan théorique, il est devenu possible de développer davantage le projet de naturalisation des sciences sociales. Sur le plan pratique, diverses applications sont envisageables — notamment pour la politique de la recherche, parce que les scientifiques eux-mêmes forment une communauté de savoirs ; mais aussi par exemple en tant qu'outil de prospective ou d'amélioration de la diffusion des innovations.

Reconstruire Nous nous situons ici dans le cadre de ce programme de recherche. Plus précisément, nous voulons connaître et modéliser le comportement et la dynamique de ces communautés. Nous abordons ainsi plus largement la question de la reconstruction en sciences sociales, un problème inverse consistant fondamentalement à reproduire divers faits stylisés observés empiriquement dans un système donné. L'on distingue traditionnellement le *bas-niveau* des objets microscopiques (comprenant les agents, leurs interactions, etc.) et le *haut-niveau* des descriptions macroscopiques (communautés, structures globales). Il s'agit ainsi de :

- (i) déduire une certaine observation de haut-niveau pour ce système à partir de phénomènes essentiellement de bas-niveau ; et
- (ii) reconstruire l'évolution des observations de haut-niveau en inférant *la dynamique* des objets de bas-niveau.

La présente thèse se situe dans le cadre de ce programme de recherche. Plus précisément, nous voulons connaître et modéliser le comportement et la dynamique de ces communautés. Nous abordons ainsi plus largement la question de la reconstruction en sciences sociales : la reconstruction est un problème inverse consistant fondamentalement à reproduire divers faits stylisés observés empiriquement dans un système donné, où l'on distingue le *bas-niveau* des objets microscopiques (comprenant les agents, leurs interactions, etc.) et le *haut-niveau* des descriptions macroscopiques (communautés, structures globales). Ainsi, il s'agit de :

- (i) déduire une certaine observation de haut-niveau pour ce système à partir de phénomènes strictement de bas-niveau ; et
- (ii) reconstruire l'évolution des observations de haut-niveau en inférant *la dynamique* des objets de bas-niveau.

Par exemple, les sociologues utilisent de plus en plus fréquemment l'analyse de réseaux sociaux pour appréhender des phénomènes de haut-niveau traditionnellement décrits de façon agrégée : qualifier la cohésion d'une communauté, trouver les causes d'une crise, etc. En procédant ainsi, ils abordent clairement le premier problème, "(i)" : ils exhibent une relation formelle entre des objets de haut- et bas-niveau — ils reconstruisent la "structure sociale" qu'ils valident par le biais de descriptions de haut-niveau classiquement admises. En ce sens, ils font l'hypothèse que le bas-niveau choisi (par exemple un réseau social) contient suffisamment d'information sur le phénomène en question ; l'avantage étant souvent que les données de bas-niveau sont plus facile à recueillir et plus robustes. Formellement, le premier problème est équivalent à la question suivante : soit un phénomène de haut-niveau H , et des objets de bas-niveau L , existe-t-il un P tel que $P(L) = H$, pour toute paire empiriquement valide L et H ? — si oui, comment le trouver ? Le haut-niveau H peut par exemple renvoyer à une certaine configuration des communautés présentes, à certaines régularités et motifs sociaux, ou toute autre description sociologique qui puisse aussi s'exprimer en termes formels. Le bas-niveau L peut quant à lui se rapporter, par exemple, à l'historique des interactions entre agents (un réseau social) ou diverses observations individuelles décrivant le statut des agents — de manière générale, il s'agira de descriptions au niveau des agents, formalisables, à nouveau. La projection P peut alors être vue dans certains cas comme une agrégation du microscopique vers le macroscopique — nous illustrerons ces notions dans des cas concrets ci-après.

Quoi qu'il en soit, cette approche doit aussi être correcte dans un cadre évolutionnaire : soient des dynamiques empiriques λ^e et η^e sur le bas-niveau L et le haut-niveau H respectivement, il faut s'assurer que la projection P soit telle que : $P(L_{t+\Delta t}) = H_{t+\Delta t}$ — c'est-à-dire qu'il doit être possible de décrire l'observation finale de H à partir de l'évolution empirique de L . En d'autres termes, il faut que le résultat *projeté* d'une évolution de bas-niveau (des agents) égale l'évolution de haut-niveau (du système). Ceci revient plus formellement à exiger que $P \circ \lambda^e = \eta^e \circ P$: le schéma de reconstruction est détaillé sur la Fig. 1 dont le diagramme commutatif est trouvé fréquemment dans le contexte des systèmes dynamiques — cf. (Rueger, 2000), ainsi que (Nilsson-Jacobi, 2005; Turner *et al.*, 2006).

Ensuite, une fois que P est définie et valide, le second problème "(ii)" revient à montrer qu'une dynamique de bas-niveau permet la reconstruction de la dynamique de haut-niveau. Cette approche est généralement le cœur de tout travail de modélisation, cependant nous insistons ici sur le fait que les objets de bas-niveau doivent jouer un rôle central (Bonabeau, 2002). Ainsi, le second problème revient à trouver une dynamique λ qui reproduise la dynamique empirique de haut-niveau η^e , via P . Cette dynamique est stylisée : en tant que tels, les objectifs du modèle sont restreints à la reconstruction du haut-niveau, c'est-à-dire que la dynamique du modèle λ peut ne pas être intégralement fidèle à la dynamique empirique λ^e — il est envisageable que l'état final empirique $L_{t+\Delta t}^e$ ne soit pas égal à l'état final calculé avec la dynamique du modèle $\lambda(L_t)$. Il suffit que en effet que les faits stylisés de haut niveau, eux, soient correctement reconstruits : $P \circ \lambda = P \circ \lambda^e$ même si $\lambda \neq \lambda^e$. De fait, il n'est pas nécessaire que λ soit un modèle parfait de λ^e , il suffit qu'il soit valide "via P ".

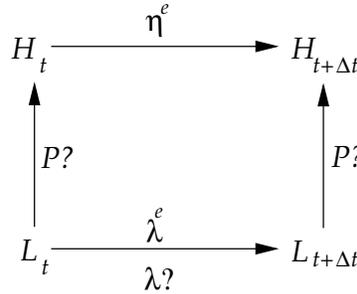


FIG. 1 – Le *problème de la reconstruction* revient à trouver : (i) un P valide ; et (ii) un λ satisfaisant, connaissant les dynamiques empiriques η^e et λ^e .

Ceci permet une reconstruction réussie même lorsqu’il est impossible de décrire totalement la dynamique empirique λ^e , ou quand l’état de bas-niveau L est imparfaitement connu (il se peut que les données au sujet de certains agents soient par exemple incorrectes) — seules les descriptions de haut-niveau à reconstruire doivent être correctes. Par exemple, l’impossibilité de prédire le nombre réel d’amis d’un agent adonné (un fait spécifique sur L) n’interdit pas de reconstruire le fait que la distribution des amis suive une loi puissance (un fait spécifique sur H). Si la dynamique est stylisée, elle n’est par contre pas artificielle et la conception de λ doit malgré tout être basée sur des observations empiriques.

Reconstruire une communauté de savoirs Nous pouvons à présent nous focaliser sur le système complexe socio-sémantique mentionné plus haut, une communauté de savoirs, pour lequel notre thèse résoud un problème de reconstruction. Nous allons en effet reconstruire plusieurs aspects de la structure d’une telle communauté, qui constitueront les phénomènes de haut-niveau, au premier rang desquels figure la description de la communauté en sous-communautés plus petites et plus précises. Ici, le concept de “communauté épistémique” est uniquement descriptif : il ne s’agit pas d’une coalition d’individus qui ont intérêt à rester alliés dans cette coalition, mais simplement d’un ensemble d’agents qui partagent les mêmes problématiques.

Nous soutiendrons la thèse suivante : la structure d’une communauté de savoirs est principalement produite par la co-évolution des agents et des concepts. Dans la première partie, nous exhibons une projection (P) qui fournit la structure de n’importe quelle communauté de savoirs (H) à partir de descriptions au niveau des agents et concepts (L) — ceci correspond au premier problème. Une méthode adéquate et efficace pour achever cette tâche consiste à utiliser les treillis de Galois. Les historiens des sciences décrivent et rangent traditionnellement les diverses communautés d’un champ de savoirs au sein de taxonomies auxquelles devront correspondre les taxonomies produites par notre méthode. Mieux, pour tout temps t , P permet d’obtenir H_t à partir de L_t , et ainsi, étant donné une dynamique empirique de bas-niveau λ^e , nous reproduirons la dynamique empirique de haut-niveau η^e . En conséquence, il s’agit là d’une description formelle d’une partie de la scientométrie et de l’épistémologie appliquée : décrire les champs scientifiques et l’évolution paradigmatique à partir de données quantitatives de bas-niveau.

Dans la seconde partie, nous procéderons ensuite à la *micro-fondation* des phénomènes de haut-niveau dans la dynamique du bas-niveau des agents et concepts — ceci résoudra le second problème de la reconstruction. Plus précisément, nous introduirons un cadre co-évolonnaire basé sur un réseau social, un réseau sémantique et un réseau socio-sémantique ; c’est-à-dire un réseau

épistémique constitué d'agents, de concepts, et des liens entre eux. Nous montrerons ainsi que la dynamique de ce réseau épistémique suffit à reproduire divers faits stylisés pertinents. Etant donné H et une dynamique empirique η^e sur H , nous proposerons ainsi des méthodes pour concevoir un λ à partir de données empiriques concernant L (au niveau du réseau épistémique) de sorte que $P \circ \lambda(L) = \eta^e \circ P(L)$. Nous soutiendrons ainsi notre affirmation selon laquelle les communautés épistémiques sont produites par la co-évolution entre agents et concepts.

Dans la troisième et dernière partie, nous défendrons un point de vue épistémologique plus général relatif à la méthodologie de ce type de reconstruction et au type de succès qu'elle permet, en nous intéressant aussi aux systèmes complexes en général. En ce sens, nous suggérerons qu'une reconstruction réussie revient simplement à affirmer que certains faits stylisés de haut-niveau, observés grâce à des instruments de haut-niveau (des historiens des sciences et experts dans notre cas), peuvent être *totalement déduits* à partir d'objets de bas-niveau (ici, le réseau épistémique). En tant que telle, la réduction d'un haut-niveau à un bas-niveau devrait être vue simplement comme la possibilité d'une *déduction totale* du haut-niveau à partir d'un bas-niveau adéquatement choisi. Cet argument appuiera finalement notre choix d'un cadre co-évolutionnaire.

Partie I

Structure des communautés de savoirs

Dans cette partie, nous introduisons une méthode basée sur les treillis de Galois qui catégorise les communautés épistémiques automatiquement et hiérarchiquement, reconstruisant leur taxonomie complète sous la forme d'un hypergraphe de sous-communautés significatives. L'étude longitudinale de ces images statiques permet une description historique, en capturant des faits stylisés tels que l'émergence d'un champ, son déclin, sa spécialisation et ses interactions avec d'autres champs (fusion, scission). La méthode est appliquée à des données empiriques et validée par les catégories et histoires fournies par des experts du domaine. Nous concevons ainsi une fonction de projection P d'un bas-niveau défini par des liens entre agents et concepts vers le haut-niveau des descriptions épistémologiques.

Introduction

Les scientifiques, les journalistes, les communautés socio-culturelles représentent diverses instances d'une *société de savoirs*, en étant des "sous-sociétés" plus petites, emboîtées, avec des sujets plus précis ; partiellement indépendantes, partiellement imbriquées. Toute communauté de savoirs semble structurée en diverses sous-communautés implicites, pendant que l'expertise est distribuée de manière hétérogène sur tous les agents : des frontières apparaissent entre les sous-groupes, à la fois *horizontalement*, avec différents domaines de compétence, et *verticalement*, avec différents niveaux de spécificité. Un tel "système complexe épistémique" réalise un travail de cognition sociale à grande échelle, les concepts étant introduits et manipulés par les agents de façon décentralisée, collective, interactive et en réseau.

Toutefois, alors que les agents peuvent *potentiellement* accéder à une large portion des savoirs produits par la communauté épistémique toute entière, ils n'en connaissent *en fait* qu'une petite partie, principalement à cause de limitations cognitives et physiques. Plus précisément, les agents ont une représentation implicite de la structure de la communauté globale à laquelle ils participent : les embryologistes connaissent les fondements de la biologie moléculaire, de la biologie, et de la science en général. Cette connaissance est toutefois limitée et subjective, similaire à une *taxonomie populaire*, au sens anthropologique (Lopez *et al.*, 1997), c'est-à-dire, une taxonomie basée sur l'expérience individuelle, au contraire des taxonomies scientifiques, considérées objectives et systématiques (Berlin, 1992). Ainsi, les historiens des sciences ont souvent le dernier mot dans l'élaboration et la validation de ce type de méta-connaissance : les taxonomies d'experts sont prodigieusement plus sûres que les taxonomies populaires — elles sont toutefois très coûteuses à

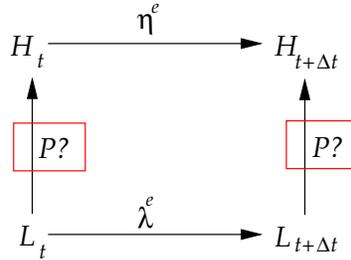


FIG. I.1 – Le premier problème de la reconstruction : connaissant empiriquement les états L_t et la dynamique λ^e de bas-niveau, quelle projection P produirait des observations de haut-niveau réalistes ?

réaliser et rarement exhaustives.

Il est donc intéressant de permettre aux agents de comprendre la structure et l’activité de leur communauté de savoirs, quel que soit le niveau de spécificité ou de généralité. **Dans cette partie, nous proposons une méthode pour créer automatiquement une taxonomie des champs de connaissances** en construisant, ordonnant et manipulant l’hypergraphe épistémique d’une communauté donnée. L’hypergraphe épistémique est un graphe de communauté de savoirs, où nœud est une communauté rassemblant à la fois des agents et des concepts. Nous appelons communauté de savoirs, ou *communauté épistémique*, tout type de groupe d’agents intéressé par des problématiques communes (Haas, 1992; Cowan *et al.*, 2000) : un groupe de recherche sur un sujet précis, un champ entier, un paradigme, une discipline scientifique ; en outre, cette notion n’est pas nécessairement limitée à des groupes académiques ni à des “communautés de pratique” (Lave & Wenger, 1991) — bien qu’une communauté de pratique soit certainement un type de communauté épistémique.

L’hypergraphe épistémique devrait rendre compte (i) des champs & tendances qui sont présentes et (ii) du type de relations qui les lient. En retour, cette taxonomie doit corroborer la perception intersubjective des agents : c’est-à-dire que le H empirique donné par les experts sera comparé au $P(L)$ produit par la méthode. Enfin, connaître la taxonomie à n’importe quelle période nous permet de décrire l’évolution du système et ainsi de reconstruire l’histoire de la communauté sur des bases objectives.

Dans la première section, nous présentons ainsi le cadre formel requis pour catégoriser hiérarchiquement les communautés épistémiques à travers une représentation latticielle de la communauté toute entière. Ensuite, nous montrons comment construire des taxonomies réduites (hypergraphes épistémiques) et suivre leur évolution, dans une approche tenant à la fois de l’épistémologie appliquée et de la scientométrie.

I.1 Cadre formel

Contexte Divers cadres formels et procédés automatiques ont été proposés pour analyser les communautés de savoirs et trouver des groupes d’agents ou de documents liés par des notions communes. La plupart des travaux proviennent des disciplines liées à la découverte de connaissances dans les bases de données (Jain *et al.*, 1999), parallèlement au développement important du contenu informationnel disponible sous forme électronique (en particulier les données scien-

tifiques) et de la scientométrie qui a développé un riche ensemble de méthodes visant à caractériser spécifiquement de telles communautés (Leydesdorff, 1991). En étudiant à la fois les articles, leurs auteurs et les concepts qu'ils utilisent, le but est de rendre compte de l'évolution des paradigmes (Callon *et al.*, 1986; McCain, 1986); en utilisant entre autres les données de co-citation (Kreuzman, 2001) ou de co-occurrence (Noyons & van Raan, 1998), afin de produire des cartes bi-dimensionnelles. Néanmoins, de nombreuses approches sont fondées soit sur les relations sociales, avec des méthodes d'extraction de communautés issues de la théorie des graphes appliquée aux réseaux sociaux (Wasserman & Faust, 1994), ou sur la similarité sémantique, notamment des méthodes de *clustering* appliquées aux bases de données de documents où chacun d'entre eux est un vecteur dans un espace sémantique (Salton *et al.*, 1975). Il y a eu peu de tentatives de relier les aspects sociaux et sémantiques, alors que la notion de communauté épistémique est précisément duale; d'un côté un groupe d'agents qui, de l'autre côté, partagent des concepts communs.

Avec cette profusion de méthodes de découvertes de communautés, souvent proches de l'IA, il devient intéressant de savoir comment représenter les communautés de manière ordonnée. Globalement, diverses techniques permettent de produire et représenter des structures catégorielles dont notamment le *clustering* hiérarchique (Johnson, 1967), l'analyse de concepts formels (*formal concept analysis*) (Wille, 1982), les applications de la théorie des graphes (White *et al.*, 1976; Newman, 2004), les réseaux neuronaux (Kohonen, 2000). Ici, la notion de *taxonomie* — un ensemble ordonné de catégories, ou *taxons* — est particulièrement pertinente pour les communautés de savoirs; elle est par ailleurs fréquemment utilisée en biologie (Whittaker, 1969), psychologie cognitive (Rosch & Lloyd, 1978) et en ethnographie et anthropologie (Berlin, 1992). Parallèlement, alors que les taxonomies ont initialement été fabriquées au travers d'approches subjectives, les méthodes sont à présent devenues davantage formelles statistiques (Sokal & Sneath, 1963). Cependant, la construction de taxonomies elle-même est généralement rarement étudiée et souvent limitée à la création de dendrogrammes ou d'arbres; en outre, la dynamique des taxonomies a été relativement négligée. Notre intention est ainsi de s'attaquer à ces deux sujets: construire une taxonomie pertinente pour décrire les communautés épistémiques, pour ensuite suivre leur évolution.

Communautés épistémiques : définitions Nous cherchons à savoir (i) quels agents partagent les mêmes concepts, et (ii) quels sont ces concepts. Ainsi, notre définition d'une communauté épistémique est simplement caractérisée par des problématiques communes et ne doit pas nécessairement être une communauté sociale :

Definition 1 (Communauté épistémique). *Soit un ensemble d'agents S et les concepts qu'ils ont en commun, nous appelons communauté épistémique de S le plus grand ensemble d'agents qui utilisent ces concepts.*

Considérer la communauté épistémique (CE) d'un ensemble d'agents étend celui-ci au plus grand groupe qui partagent ses concepts. Cette notion est proche de l'"équivalence structurelle" (Lorrain & White, 1971) : les CEs sont des groupes d'agents liés de manière équivalente à certains concepts. Formellement, nous lions les agents aux concepts grâce à une relation binaire \mathcal{R} entre l'ensemble de tous les agents \mathbf{S} et l'ensemble de tous les concepts \mathbf{C} . Ici, $\mathcal{R} \subseteq \mathbf{S} \times \mathbf{C}$ exprime n'importe quel type de lien entre un agent s et un concept c : dans notre cas, le lien représente le fait que s a utilisé c . Ensuite, nous introduisons l'opération " \wedge " telle que pour tout sous-ensemble $S \subseteq \mathbf{S}$, on dénote par S^\wedge l'ensemble des éléments de \mathbf{C} qui sont \mathcal{R} -liés à *tout* élément de S , c'est-à-dire : $S^\wedge = \{c \in \mathbf{C} \mid s\mathcal{R}c\}$ et $S^\star = \{c \in \mathbf{C} \mid \forall s \in S, s\mathcal{R}c\}$. Similairement, " \star " est l'opération duale telle

que $\forall c \in \mathbf{C}, \forall C \subseteq \mathbf{C}, c^* = \{s \in \mathbf{S} \mid s\mathcal{R}c\}$ et $C^* = \{s \in \mathbf{S} \mid \forall c \in C, s\mathcal{R}c\}$. Par définition $(\emptyset)^\wedge = \mathbf{C}$ et $(\emptyset)^\star = \mathbf{S}$.

Autrement dit, S^\wedge dénote l'*intension* d'un ensemble d'agents S , soit l'ensemble des concepts utilisés par chaque agent de S (" $\forall s \in S$ "); et C^\star l'*extension* d'un ensemble de concepts C , i.e. les agents utilisant chaque concept de C . Ce formalisme est une manière robuste de rendre compte de notions abstraites, au sens philosophique (Wille, 1992), caractérisées par leur extension (implémentation physique) et leur intension (contenu interne) : les concepts sont des *propriétés* des auteurs qui les utilisent et les auteurs sont les *loci* des concepts.

Opération de clotûre, hypergraphe épistémique L'opération jointe " \wedge^\star " est une *opération de clotûre* (Birkhoff, 1948), à savoir qu'elle est (i) extensive ($S \subseteq S^{\wedge^\star}$), (ii) idempotente ($(S^{\wedge^\star})^{\wedge^\star} = S^{\wedge^\star}$) et (iii) croissante ($S \subseteq S' \Rightarrow S^{\wedge^\star} \subseteq S'^{\wedge^\star}$). S^{\wedge^\star} est appelé la clotûre de S . L'extensivité signifie que la clotûre n'est jamais moins grande et l'idempotence implique qu'appliquer \wedge^\star plus d'une fois ne change plus la clotûre. Finalement, la croissance de \wedge^\star indique que la clotûre d'un ensemble plus grand est plus grande. Ainsi, appliquer " \wedge^\star " à S retourne *tous les agents* utilisant le même ensemble de concepts que les agents de S ont en commun — " \wedge^\star " fournit la CE de n'importe quel ensemble d'agent, une fois pour toutes. Soient deux sous-ensembles $S \subseteq \mathbf{S}$ et $C \subseteq \mathbf{C}$, un couple (S, C) est dit *clos* si et seulement si $C = S^\wedge$ et $S = C^\star$. Comme $(S^{\wedge^\star}, S^\wedge)$ est la communauté épistémique basée sur S , tout couple clos est une communauté épistémique. Nous pouvons maintenant introduire la notion d'*hypergraphe épistémique* :

Definition 2 (Graphe, hypergraphe). *Un graphe \mathbf{G} est un couple (V, E) où V est un ensemble de sommets et $E \subset V \times V$ un ensemble d'arêtes liant des paires de sommets. Un hypergraphe \mathbf{hG} est un couple (V, hE) où V est un ensemble de sommet et hE un ensemble d'hyper-arêtes connectant un ensemble de sommets. hE est donc fondamentalement un sous-ensemble de $\mathcal{P}(V)$, l'ensemble des parties de V .*

Definition 3 (Hypergraphe épistémique). *L'hypergraphe épistémique de \mathbf{S} est l'hypergraphe de CEs $(\mathbf{S}, \{S^{\wedge^\star} \mid S \subset \mathbf{S}\})$ avec des hyper-arêtes liant des groupes d'agents appartenant à une même CE.*

Chaque hyper-arête peut être étiquetée avec l'ensemble de concepts correspondant à l'ensemble d'agents qu'elle relie, S^\wedge . Notons que toutes ces propriétés sont similaires et en fait duales en considérant les CEs basées sur des concepts, obtenues grâce à \star^\wedge . Un hypergraphe épistémique pourrait, de façon équivalente, être basé sur des concepts : $(\mathbf{C}, \{C^{\star^\wedge} \mid C \subset \mathbf{C}\})$, avec des hyper-arêtes liant les concepts d'une même CE.

I.2 Treillis de Galois : des relations aux taxonomies dynamiques

Taxonomies et treillis Une relation entre agents et concepts est ainsi suffisante pour capturer les communautés sous-jacentes d'un champ scientifique donné, mais il faut encore hiérarchiser l'ensemble brut des CEs pour construire une taxonomie. L'approche canonique aristotélicienne pour ranger les catégories consiste à utiliser des arbres : les catégories sont des nœuds, et les sous-catégories sont les fils de leur unique catégorie-parent. Dans ce cas, il est difficile voire impossible de gérer les objets appartenant à des catégories multiples ou paradigmatiques. Le treillis est une amélioration immédiate de la structure d'arbre en permettant notamment de représenter le recouvrement de catégories (les taxons peuvent avoir plus d'un ascendant). Afin de représenter les CEs hiérarchiquement dans une taxonomie à base de treillis, nous introduisons d'abord un *ordre partiel*

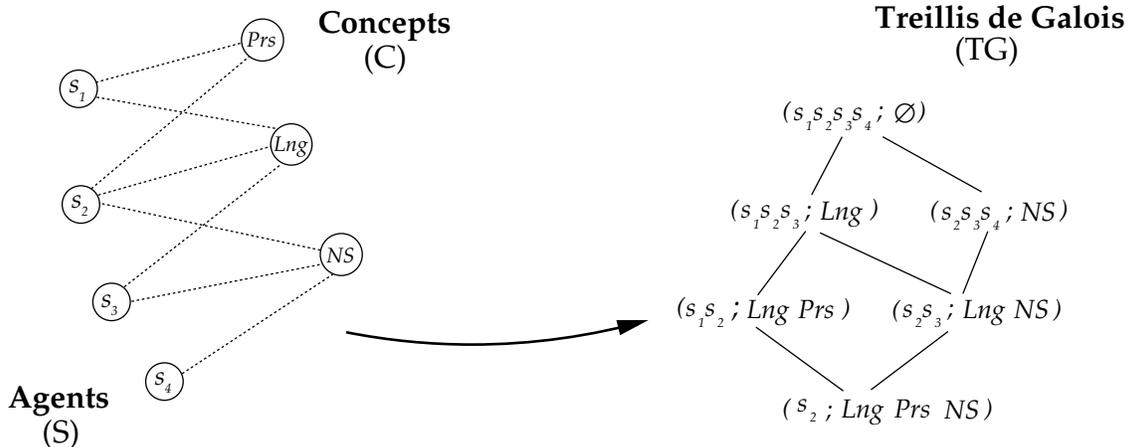


FIG. I.2 – Création d’un treillis de Galois de 6 CE (à droite) à partir d’une communauté (à gauche) contenant les agents s_1, s_2, s_3, s_4 et les concepts “linguistique” (Lng), “neuroscience” (NS), “prosodie” (Prs). Les CE sont un couple (extension, intension) = (S, C) avec $S^\wedge = C$ et $C^* = S$. Une CE plus proche du sommet est plus générale : la hiérarchie reflète la relation de généralisation/spécialisation induite par \sqsubset .

“ \sqsubset ” entre CE. Une CE (S, S^\wedge) est un *sous-champ* d’un champ (S', S'^\wedge) si son intension est plus précise que celle du champ : $(S, S^\wedge) \sqsubset (S', S'^\wedge) \Leftrightarrow S \subset S'$. Nous pouvons ainsi rendre compte à la fois de la généralisation et de la spécialisation d’un couple clos car (S, S^\wedge) peut être vu comme une spécification de (S', S'^\wedge) (plus de concepts, moins d’agents) et inversement (S', S'^\wedge) est un “*super-champ*” ou une généralisation de (S, S^\wedge) . Le treillis de Galois (TG) est alors une structure naturelle pour représenter les CE (cf. Fig. I.2) :

Definition 4 (Treillis de Galois). Le treillis de Galois $\mathcal{G}_{\mathbf{S}, \mathbf{C}, \mathcal{R}}$ est l’ensemble de tous les couples clos $(S, C) \subseteq \mathbf{S} \times \mathbf{C}$ par la relation $\mathcal{R} : \mathcal{G}_{\mathbf{S}, \mathbf{C}, \mathcal{R}} = \{(S^\wedge, S^\wedge) | S \subseteq \mathbf{S}\}$, partiellement ordonnée par \sqsubset .

Pertinence de la catégorisation Les TGs sont à la fois un outil de catégorisation et de construction de taxonomie, et ils ont été largement utilisés dans les systèmes de connaissances conceptuelles (*conceptual knowledge systems*), dans la classification à base de concept formels (*formal concept analysis*) ainsi que dans les sciences sociales formalisées (Wille, 1982; Freeman & White, 1993; Monjardet, 2003). Pourtant, pourquoi les TGs devraient-ils permettre de capturer une structure pertinente dans le cas des communautés de savoirs ? Nous supposons en fait qu’un champ de savoirs peut être divisé en plusieurs sous-champs, eux-mêmes étant éventuellement divisés à leur tour en différentes sous-catégories ou appartenant à divers champs plus généraux — étant respectivement *multi-disciplinaires* ou *inter-disciplinaires* (Klein, 1990). Par exemple, certains scientifiques sont des linguistes et certains parmi eux s’intéressent à un aspect donné, disons la prosodie ; d’autres s’intéressent aux liens avec les neurosciences, tandis que quelques-uns sont interdisciplinaires et utilisent tous ces concepts. Parce que nous faisons l’hypothèse que les champs de savoirs peuvent être décrits par des listes de concepts et sont implémentés par des ensembles d’agents, la pertinence des TGs par rapport à ces propriétés supposées devrait provenir du fait que (i) les champs de savoirs et leurs agents sont des CE, ce dont consistent précisément les TGs, et (ii) l’ordre partiel naturel

des TGs “ \sqsubseteq ” reflète une relation de généralisation/spécialisation entre champs et sous-champs, en exhibant ainsi la multidisciplinarité et l’interdisciplinarité des communautés en question.

Elaguer le treillis La taille des TGs est néanmoins un inconvénient majeur, étant potentiellement exponentielle et pouvant déjà atteindre plusieurs centaines de milliers de CEs avec peu d’agents et de concepts. Un TG contient toutes les CEs et parmi celles-ci beaucoup ne correspondent pas à un champ de savoirs véritable et/ou pertinent : comment produire, alors, une représentation utile et utilisable ? En d’autres termes, nous voulons sélectionner et extraire les CEs majeures à partir d’un TG potentiellement énorme, tout en excluant les CEs non-significatives ; afin d’être au plus près des taxonomies d’expert. Formellement, l’hypergraphe épistémique partiel des CEs extraites est un ensemble partiellement ordonné qui se superpose à la structure du treillis et qui bénéficie encore des propriétés taxonomiques qui nous intéressent.

Nous devons formuler des critères permettant de distinguer les CEs utiles en vue de décrire concisément la taxonomie. L’importance de ce processus de sélection a été jusqu’ici relativement sous-estimée dans l’étude des TGs, une grande part des travaux se focalisant sur le calcul et la représentation (Godin *et al.*, 1998; Kuznetsov & Obiedkov, 2002) tandis que peu d’auteurs insistent sur le besoin d’interprétation et d’approximation pour gérer la complexité combinatoire des TGs (Stumme *et al.*, 2002; Van Der Merwe & Kourie, 2002; Duquenne *et al.*, 2003). A priori, nous voudrions certainement garder les CEs les plus peuplées : si un ensemble de concepts correspond à un champ, son extension devrait être assez grande. Toutefois, certaines CEs sont trop spécifiques alors que de petites CEs proches du sommet sont probablement intéressantes en tant que champs minoritaires. Nous proposons plusieurs critères de sélection : (i) la taille de l’extension, (ii) le niveau (plus petite distance au sommet), (iii) la spécificité (taille de l’intension), (iv) les sous-communautés (nombre de descendants). Ensuite, nous fabriquons plusieurs heuristiques de sélection attribuant un score à chaque CE en combinant ces critères, de sorte que nous ne gardions que les meilleures CEs : par exemple, en favorisant (i) les grandes CEs, (ii) proches du sommet, (iii) anormalement spécifiques, (iv) ayant peu de descendants. Suivant l’objectif de la reconstruction, le réglage de ces heuristiques s’appuie fortement sur le contexte empirique.

Evolution des taxonomies Nous voulons aussi pouvoir retrouver l’histoire d’un champ en étudiant les taxonomies longitudinalement. Un premier ensemble de *motifs dynamiques* permet de décrire l’évolution épistémique : (i) le progrès ou le déclin d’un champ, (ii) l’enrichissement ou l’appauvrissement d’un champ (réduction ou extension de l’ensemble des concepts liés à un champ), et (iii) la fusion ou la scission de disciplines (l’émergence ou la disparition de CEs constituées de plusieurs champs). En termes de changements entre deux périodes successives, ces motifs se traduisent simplement par une variation dans la population d’une CE donnée, variation dont l’interprétation dépend finalement de la position de la CE dans l’hypergraphe épistémique partiel : suivant que (i) il y a simplement une variation de population, (ii) elle a lieu pour un sous-champ et/ou (iii) ce sous-champ est en fait un sous-champ joint — cf. Fig. I.3.

I.3 Etude de cas

Protocole empirique Nous avons étudié la communauté des embryologistes travaillant sur l’animal-modèle “*zebrafish*” pendant la période 1990–2003, considérée par les experts du domaine comme le début de la croissance majeure de la communauté. Nous utilisons des données indiquant

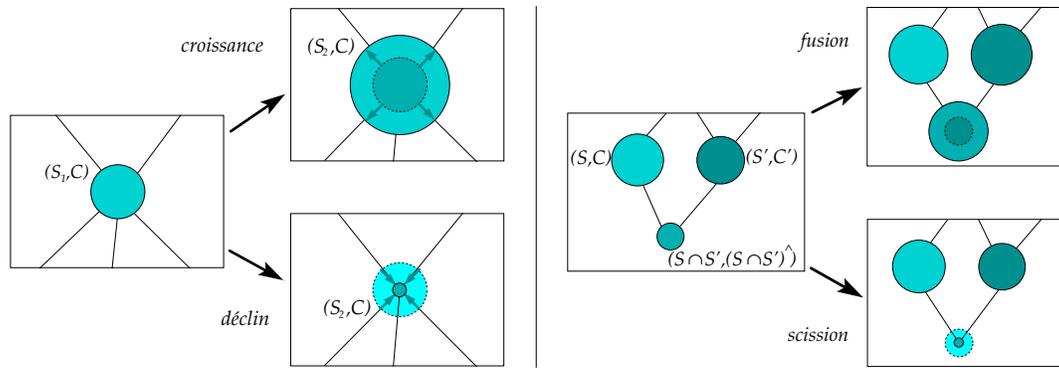


FIG. I.3 – *A gauche* : progrès ou déclin d’une CE donnée (S_1, C) , dont l’ensemble d’agents croît ou décroît. *A droite* : émergence ou disparition d’une communauté commune fondée sur deux CE, (S, C) et (S', C') . Le rayon des disques représente la taille de la population.

quand un agent s se sert d’une notion n , et adoptons des hypothèses linguistiques simplistes en supposant qu’un terme lemmatisé correspond à une notion. Avec l’aide de notre expert, nous restreignons le dictionnaire aux 70 mots les plus utilisés et signifiants de la communauté afin d’éviter les termes neutres et rhétoriques. Nous attribuons ainsi une notion à un agent dès qu’un mot lemmatisé apparaît dans le titre ou le résumé de l’un de ses articles. Notre principale source de données est MedLine, un recueil de références bibliographiques produit par la librairie nationale de médecine étatsunienne.

Nous divisons la base de données en plusieurs périodes de temps et construisons une série de matrices de relation (\mathcal{R}) agrégeant tous les événements de chaque période correspondante. Avant de procéder, nous spécifions aussi la façon dont nous choisissons la *largeur de la période de temps* (i.e. la taille d’une période, qui doit être suffisamment grande pour récolter suffisamment d’information et assez petite pour rendre compte précisément des évolutions) et l’*incrément de temps* entre deux périodes (qui définit le rythme d’observation et doit être plus court que la largeur de la période de temps). Nous examinons finalement trois périodes : 1990-1995, 1994-1999 et 1998-2003 (largeur de période de 6 ans, et incrément de 4 ans). Pour limiter le temps de calcul, nous avons aussi considéré un échantillon aléatoire pour chaque période de 255 auteurs. Avec cette taille fixe d’échantillon, nous pouvons comparer l’importance relative de chaque champ par rapport aux autres au sein de la taxonomie en évolution.

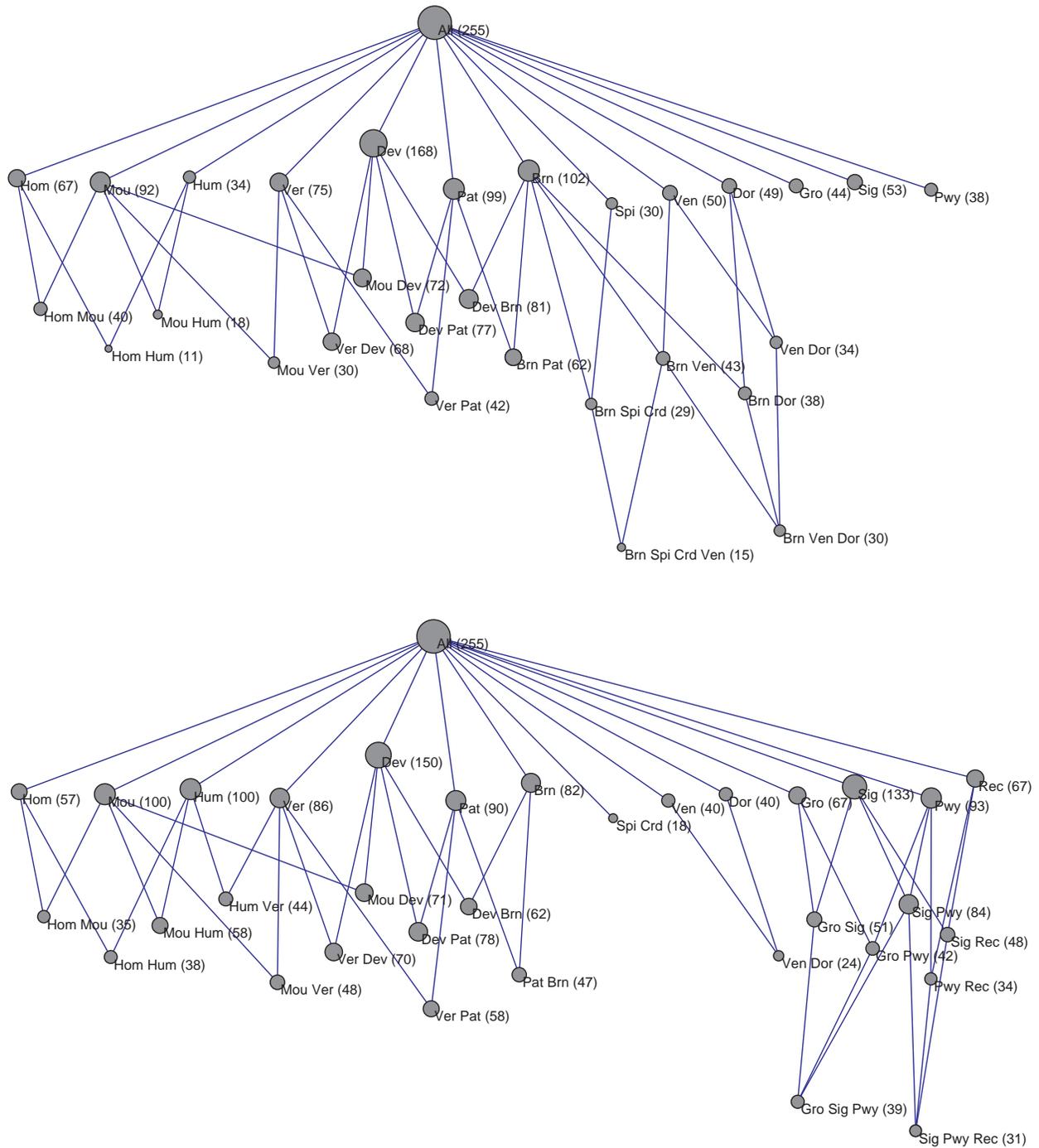
Reconstruire l’histoire En observant les résultats sur la Fig. I.4, on peut suggérer l’histoire suivante : (i) l’étude du cerveau et de la moëlle épinière a décliné, avec moins de liens vers les aspects ventraux/dorsaux, (ii) la communauté a commencé à s’intéresser aux relations entre le signal, les chemins (*pathway*) et les récepteurs (tous liés en réalité aux messages biochimiques) et finalement (iii) il y a eu un intérêt massif envers les sujets liés à l’homme et de nouveaux liens avec l’étude des gènes homologues et des vertébrés, ce qui souligne la croissance des études comparatives et interdisciplinaires. Le point (ii) implique davantage que la simple émergence de nombreuses sous-communautés communes : toutes les paires de concepts dans l’ensemble $\{\textit{growth, pathway, receptor, signal}\}$ forment une clique de communautés jointes, un motif qui peut être interprété comme l’émergence d’un sous-paradigme (cf. Fig. I.4–bas). Nous avons comparé avec succès ces résultats avec des taxonomies empiriques provenant à la fois (i) d’experts, (ii) de la littérature et (iii) d’actes

de conférences.

Conclusion de la partie I

Dans cette partie, nous avons proposé une méthode pour créer une taxonomie pertinente d'une communauté de savoirs — cf. aussi (Roth & Bourguine, 2005; Roth & Bourguine, 2006). Nous avons montré que les TGs permettent d'organiser automatiquement et hiérarchiquement une communauté en champs et sous-champs, en rendant compte des recouvrements entre communautés épistémiques, communément appelés champs interdisciplinaires. Cependant, les TGs ne réduisent pas beaucoup les données et nous avons ainsi introduit des critères pour discriminer les CE intéressantes, produisant ainsi un hypergraphe épistémique partiel qui est ainsi une représentation utilisable et informative de la structure de la communauté. L'étude longitudinale rend possible la description historique, en capturant des faits stylisés liés à l'évolution épistémique, tels que le progrès, le déclin et l'interaction d'un champ. Nous avons finalement appliqué notre méthode à la sous-communauté des embryologistes travaillant sur l'animal-modèle "zebrafish" et validé nos résultats avec des taxonomies d'expert. En d'autres termes, nous avons conçu une fonction de projection P valide du bas-niveau des relations entre agents et concepts vers le haut-niveau des descriptions épistémologiques. En particulier, les deux hypergraphes épistémiques partiels peuvent être vus comme $P(L_{1995})$ et $P(L_{2003})$, corroborant les H_{1995} et H_{2003} fournis par les experts. La transition de H_{1995} à H_{2003} (η^e) est aussi reproduite : la dynamique épistémique reconstruite (η) est valide. Plus généralement, on peut remplacer les *auteurs* par des *objets*, et les *concepts* par des *propriétés* : les TGs constituent une méthode générique pour produire et analyser les taxonomies de nombreux autres domaines. Au tout premier plan, ils peuvent aider les historiens des sciences, notamment lorsqu'il y a beaucoup de données — cette étude peut être considérée comme la première étude non-subjective de la communauté "zebrafish".

Jusqu'ici la détection de catégories a été principalement étudiée en informatique (Hartigan, 1975; Newman, 2004), avec des liens peu évidents avec ce que les sciences sociales appellent des communautés ; et en sociologie, qui au contraire introduit des hypothèses et des outils propres aux réseaux sociaux (Freeman, 1977; Burt, 1978; Wasserman & Faust, 1994) et fournissent des méthodes de catégorisation mieux adaptées à la détection de groupes sociaux. Toutefois, la plupart de ces méthodes ne permettent pas aux agents d'appartenir à plusieurs communautés qui se recouvrent sans être encadrées — les agents doivent au mieux faire partie d'une lignée croissante de communautés. Ce problème disparaît aisément en utilisant des treillis. En outre, nos communautés épistémiques auraient été difficile à découvrir en utilisant des méthodes fondée sur un simple réseau, par exemple seulement un réseau social : les agents d'une même CE ne sont pas nécessairement liés socialement. En plus de l'épistémologie, la scientométrie, la sociologie et l'histoire en général, d'autres domaines d'application et de validation sont possibles : l'économie (entreprises et technologies), la linguistique (mots et contextes). Des résultats significatifs dans divers domaines distincts renforceraient la pertinence de l'utilisation des TGs pour ce type de tâches.



Légende : All : la communauté entière, Hom : *homologue/homologous*, Mou : *mouse*, Hum : *human*, Ver : *vertebrate*, Dev : *development*, Pat : *pattern*, Brn : *brain/neural/nervous/neuron*, Spi : *spinal*, Crd : *cord*, Ven : *ventral*, Dor : *dorsal*, Gro : *growth*, Sig : *signal*, Pwy : *pathway*, Rec : *receptor*.

FIG. I.4 – Deux hypergraphes épistémiques partiels représentant la communauté à la fin de 1995 (*haut*) et à la fin de 2003 (*bas*). Le nombre d’agents de chaque CE est donné entre parenthèses.

Partie II

Micro-fondations des réseaux épistémiques

Le principal objectif de cette partie est de *micro-fonder* les propriétés de haut-niveau observées dans la partie I : nous voulons connaître les processus responsables, au niveau des agents, de l'émergence de la structure des communautés épistémiques — ceci revient à proposer un modèle de morphogenèse. A cet effet nous construisons d'abord les outils permettant d'estimer les mécanismes d'interaction et de croissance à partir des données empiriques. Ensuite, en supposant qu'agents et concepts co-évoluent, nous reconstruisons la structure d'une communauté scientifique réelle, pour une sélection pertinente de faits stylisés de haut-niveau.

Introduction

Dans la partie précédente, nous avons montré que la structure des CEs est un fait stylisé de haut-niveau d'un système complexe socio-sémantique. Ici, nous "micro-fondons" cette caractéristique, c'est-à-dire que nous la reconstruisons à partir du bas-niveau des interactions entre agents au sein d'un réseau épistémique. Plus généralement, ceci revient à trouver la solution d'un problème inverse : quelles sont les dynamiques (éventuellement minimales) qui permettent de reproduire la structure d'un tel système évolutionnaire ? En d'autres termes, nous cherchons un modèle de morphogenèse du réseau épistémique qui corrobore les observations empiriques. Dans le cadre plus général du problème de reconstruction, ceci revient à trouver λ tel que pour η^e et P donnés, on ait $P \circ \lambda = \eta^e \circ P$: la dynamique λ suffit à reconstruire la dynamique de haut-niveau empirique η^e .

Nous faisons ainsi l'hypothèse suivante : **modéliser le niveau des interactions entre agents co-évoluant avec les concepts qu'ils manipulent suffit à réaliser la reconstruction micro-fondée de ce système complexe social.** Cette question est liée plus largement à un problème récent en sociologie structurale — la modélisation des réseaux sociaux — qui met en jeu diverses disciplines, de la théorie des graphes (utilisée à la fois en informatique et en physique statistique) à la sociologie mathématique en passant par l'économie (Skyrms & Pemantle, 2000; Albert & Barabási, 2002; Cohendet *et al.*, 2003). Ce récent engouement provient essentiellement de l'observation que la structure des réseaux sociaux réels diffère fortement de celle des graphes aléatoires uniformes à la Erdős-Rényi (ER) (1959) et donc que les agents interagissent de manière non-aléatoire, en fonction de préférences hétérogènes pour les autres nœuds du réseau. Alors que ce comportement était déjà

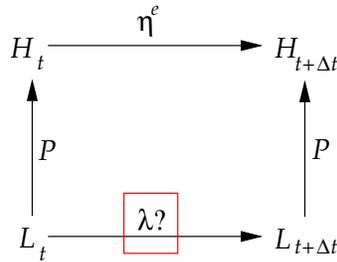


FIG. II.1 – Le second problème de la reconstruction : quelle dynamique de bas-niveau λ produirait, via P , des observations de haut-niveau empiriquement valides ?

abondamment documenté en sciences sociales (Touhey, 1974; McPherson & Smith-Lovin, 2001), les modèles de réseaux ont pourtant été longtemps limités à des graphes aléatoires “ER” (May, 1972; Barbour & Mollison, 1990; Wasserman & Faust, 1994). De fait, de nombreux travaux récents ont eu pour but de fonder les modèles sur de nouveaux mécanismes de croissance et d’interaction non-uniforme, afin de reconstruire des structures dont le réalisme est évalué au travers d’un large ensemble de paramètres statistiques (Dorogovtsev & Mendes, 2003).

L’objectif de cette partie est double : d’abord, concevoir des outils pour mesurer empiriquement les phénomènes de bas-niveau à l’origine de l’évolution de ces réseaux, afin de définir des comportements d’interaction non-arbitraires. Ensuite, utiliser ces mesures pour introduire un modèle qui reproduise des faits stylisés pertinents observés dans le réseau épistémique réel des scientifiques travaillant sur le *zebrafish*.

II.1 Réseaux

De la mesure au modèle : une brève histoire des modèles de croissance Les réseaux (ou graphes) sont omniprésents dans le monde réel : du plus bas niveau des interactions physiques à des niveaux de description tels que la biologie, la sociologie, l’économie et la linguistique. Pendant longtemps cependant, l’approche des réseaux a été restreinte à des travaux essentiellement abstraits en théorie des graphes et à des études empiriques de petite taille ; tandis que les modèles de réseau étaient limités au travail séminal d’Erdős et Rényi (1959), dont on considérait qu’il était réaliste pour la plupart des applications. Récemment, l’augmentation des performances computationnelles a rendu possible l’usage de méthodes quantitatives sur de grands réseaux, amenant de nouveaux résultats révélant les défauts des anciens modèles. Trois paramètres statistiques notamment ont permis d’avoir un point de vue absolument nouveau sur la topologie des réseaux : (i) le coefficient d’agrégation (ou *clustering coefficient* – la proportion de voisins d’un nœud qui sont aussi connectés entre eux), (ii) la distance moyenne (la longueur du plus court chemin entre deux nœuds), (iii) la distribution des degrés (ou connectivité des nœuds). D’autres paramètres statistiques pertinents ont été proposés et mesurés empiriquement, menant à des modèles de morphogenèse corroborant les données empiriques, allant ainsi à l’encontre du modèle ER afin de le remplacer (Watts & Strogatz, 1998; Redner, 1998; Faloutsos *et al.*, 1999; Barabási & Albert, 1999).

Plus spécifiquement, Barabasi & Albert (BA) ont souligné que la croissance du réseau et l’attachement préférentiel étaient des processus clés : ils ont reconstruit une distribution de degrés en “loi-puissance” à l’aide d’un modèle où les nouveaux nœuds apparaissent à vitesse constante et

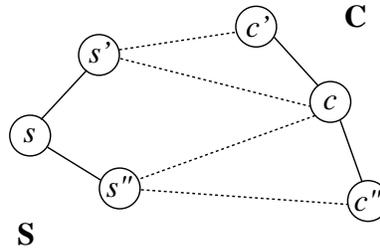


FIG. II.2 – Exemple de réseau épistémique avec $\mathbf{S} = \{s, s', s''\}$, $\mathbf{C} = \{c, c', c''\}$, et les relations $\mathcal{R}^{\mathbf{S}}$, $\mathcal{R}^{\mathbf{C}}$ (lignes pleines) and \mathcal{R} (pointillés).

s'attachent aux anciens nœuds proportionnellement à leur degré. Depuis, de nombreux auteurs ont introduit des modèles de morphogenèse de réseaux fondés sur divers modes de création préférentielle de liens dépendant de diverses propriétés et mécanismes, tandis que les processus de croissance consistent principalement en l'addition régulière de nœuds. L'idée générale est d'exhiber des paramètres statistiques de haut-niveau et de suggérer des processus au niveau du réseau qui permettent de déduire les premiers des seconds. Après avoir sélectionné un ensemble de faits stylisés pertinents à expliquer, la conception du modèle dépend en toute logique de deux sous-tâches : définir la façon dont les agents sont censés interagir, ainsi que spécifier comment le réseau croît. Néanmoins, même dans les travaux récents, les hypothèses sur ce type de mécanismes sont souvent arbitraires et rarement vérifiées empiriquement. Cette attitude, qui reste appropriée dans le cas de modèles normatifs, est au contraire plutôt téméraire dans le cas de modèles descriptifs. Nous nous attacherons ainsi à (i) exhiber des faits stylisés de haut-niveau propres aux réseaux épistémiques (notamment la structure de CE), (ii) suggérer des phénomènes de bas-niveau pertinents pour rendre compte de ces faits de haut-niveau, (iii) concevoir des outils de mesure pour appréhender ces phénomènes de bas-niveau, et (iv) proposer un modèle de reconstruction basé sur la dynamique de bas-niveau ainsi observée.

Réseaux épistémiques Nous enrichissons d'abord le réseau socio-sémantique de la première partie avec un *réseau social* (liant les agents) et un *réseau sémantique* (liant les concepts). Un *réseau épistémique* est ainsi donné par ces trois réseaux, cruciaux pour expliquer l'influence réciproque et la co-évolution des auteurs et concepts (Fig. II.2).

Definition 5 (Réseau social, sémantique et socio-sémantique). *Les nœuds dans le réseau social \mathbf{S} sont des agents, et les liens représentent la co-occurrence de deux agents au sein d'un événement. Ainsi $\mathbf{S} = (\mathbf{S}, E_{\mathbf{S}})$, \mathbf{S} est l'ensemble des agents et $E_{\mathbf{S}}$ l'ensemble des liens non-dirigés. Le réseau sémantique $\mathbf{C} = (\mathbf{C}, E_{\mathbf{C}})$ est le réseau des co-occurrences des concepts au sein des événements : \mathbf{C} dénote l'ensemble des concepts, $E_{\mathbf{C}}$ dénote les liens entre concepts. Le réseau socio-sémantique $\mathbf{G}_{\mathbf{S}\mathbf{C}}$ est composé d'agents de \mathbf{S} , de concepts de \mathbf{C} , et de liens entre eux, $E_{\mathbf{S}\mathbf{C}} = \mathcal{R}$, dénotant l'usage des concepts par les agents.*

II.2 Caractéristiques de haut-niveau

Suivant le contexte de la partie I, les événements sont des articles, les agents sont leurs auteurs et les concepts sont choisis parmi une sélection de mots des résumés. Nous ajoutons à présent à la description de haut-niveau de la partie I quelques paramètres statistiques spécifiques à ce réseau

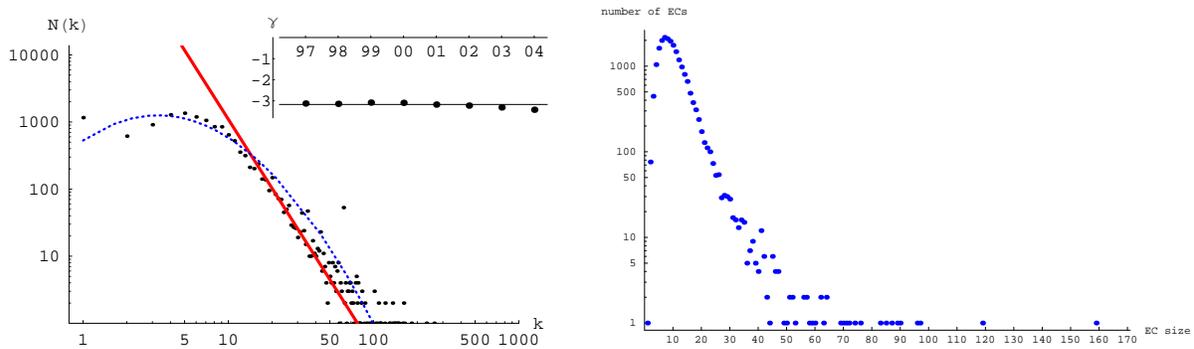


FIG. II.3 – *A gauche*, distribution de degrés pour le réseau social $N(k)$ (points), et approximation en loi “puissance” (courbe pleine, $\propto k^\gamma$, $\gamma = -3.39$) et “log-normale” (courbe pointillée, $P(k) \propto k^{p_2} \log k^{+p_1}$). *A droite*, distribution des tailles des CE pour un TG calculé sur un échantillon aléatoire de 250 agents et 70 concepts.

— de fait, principalement des paramètres bipartis (de nombreuses caractéristiques traditionnelles des réseaux monopartis sont déjà largement documentées par ailleurs). Comme précédemment, les données empiriques proviennent de données bibliographiques concernant des embryologistes travaillant sur le *zebrafish*, ici durant la période 1997-2004. L'échantillon contient environ 10,000 auteurs, 6,000 articles et 70 concepts. Les 70 concepts sont identiques à ceux choisis précédemment, et sont donnés *a priori* : dans le réseau sémantique seuls de nouveaux liens peuvent apparaître.

Distributions de degrés Dans un réseau épistémique, des liens apparaissent dans les réseaux social, sémantique, et socio-sémantique ; il faut ainsi s'intéresser à quatre distributions de degrés : (i) *les degrés k du réseau social* (dont on considère traditionnellement qu'il suit une loi-puissance, tandis qu'il s'agit plutôt d'une loi “log-normale”, Fig. II.3) ; (ii) *les degrés k_c du réseau sémantique* (les concepts sont progressivement tous connectés entre eux) ; (iii) *les degrés des agents vers les concepts ($k_{a \rightarrow c}$)* (suivant une loi-puissance : peu d'agents utilisent de nombreux concepts, beaucoup d'agents utilisent quelques concepts) ; et (iv) *les degrés des concepts vers les agents ($k_{c \rightarrow a}$)* (peu de concepts utilisés par beaucoup d'agents, et la plupart des concepts utilisés par un nombre moyen d'agents).

Coefficients d'agrégation Ce qui est traditionnellement appelé “coefficient d'agrégation” (*clustering coefficient*) (Watts & Strogatz, 1998) est concrètement une mesure de la transitivité dans les réseaux unimodaux, décrivant de quelle manière les voisins d'un nœud donné sont connectés entre eux (“les amis d'amis sont aussi des amis”). Ce coefficient est généralement anormalement élevé dans les réseaux sociaux — toutefois, il tend à être nécessairement élevé dans les réseaux basés sur des événements et donc des additions de cliques (Guillaume & Latapy, 2004), et constitue ainsi un paramètre pauvrement informatif. Au contraire, le coefficient d'agrégation *biparti* dénombrant la proportion de “losanges” (Robins & Alexander, 2004; Lind *et al.*, 2005) constitue une mesure intéressante de la façon dont deux agents connectés à un même concept sont susceptibles d'être connectés à d'autres concepts, et comment deux concepts liés à un même agent peuvent aussi avoir d'autres agents en commun (il s'agirait ici d'une variété très locale d'équivalence structurelle). Ce

coefficient est d'un ordre de grandeur plus élevé dans les réseaux réels que dans les réseaux aléatoires "sans-échelle" : les couples d'agents qui sont liés à une paire de concepts partagent donc d'autres concepts anormalement souvent.

Structure épistémique La structure particulière des CE, observée via les TGs (à savoir, une grande proportion de CE très peuplées, cf. Fig. II.3) est un fait stylisé clé qu'un modèle de réseau épistémique adéquat doit reconstruire. En outre, nous voulons aussi savoir si les agents sont proches sémantiquement les uns des autres et, plus spécifiquement, de quelle manière ils sont semblables à leur voisinage social. A cet effet, nous devons introduire une *distance sémantique*, c'est-à-dire une fonction d'une dyade d'agents qui décroît (resp. croît) avec le nombre de concepts partagés (resp. distincts). En utilisant une distance basée sur le coefficient de Jaccard qui respecte ces propriétés, nous mesurons la distribution des distances sémantiques dans le réseau : alors que les nœuds similaires sont rares, les résultats sont radicalement différents en considérant le voisinage social seulement, car les voisins sont à une distance sémantique fortement plus faible.

II.3 Dynamique de bas-niveau

Concevoir un modèle de morphogenèse crédible requiert de comprendre à la fois les mécanismes d'interaction et de croissance. Nous montrons comment fabriquer une telle dynamique de bas-niveau λ à partir de données empiriques.

II.3.1 Mesure du comportement d'interaction

Formellement, l'attachement préférentiel (AP) est la propension pour un nœud de participer à une interaction avec un autre nœud en fonction des propriétés de ce nœud. Les estimations *quantitatives* de l'AP et donc la validation des hypothèses de modélisation sont plutôt rares et sont souvent liées à l'AP classique lié au degré (Barabási *et al.*, 2002; Redner, 2005) ou réduisent l'AP à une quantité scalaire, en calculant directement les moyennes empiriques ou en adoptant des approches d'estimation économétriques ou à base de modèles de Markov (Snijders, 2001; Guimera *et al.*, 2005; Powell *et al.*, 2005). Par ailleurs, on ignore généralement la manière dont différentes propriétés influencent conjointement l'AP. Ainsi, même si les travaux existants sont très intéressants pour élaborer des hypothèses sur les mécanismes comportementaux sous-tendant les réseaux sociaux réels, ils s'appuient souvent sur une base empirique insuffisamment solide pour concevoir un AP réaliste. Nous considérons à cet effet que les points suivants sont cruciaux : (i) les propriétés basées strictement sur la topologie du réseau peuvent ne pas rendre compte de phénomènes sociaux complexes : par exemple l'AP lié à l'homophilie (McPherson & Smith-Lovin, 2001) demande de *qualifier* les nœuds en utilisant des données non-structurelles ; (ii) les quantités scalaires simples ne peuvent pas exprimer la riche hétérogénéité du comportement d'interaction ; et (iii) fréquemment les modèles supposent que les propriétés ne sont pas corrélées, ce qui parfois peut revenir à compter deux fois le même effet.

L'AP doit être conçu de sorte que ce soit un mécanisme flexible et général basé sur des propriétés à la fois topologiques et non-topologiques, décrivant exhaustivement l'étendue des interactions possibles, prenant en compte les influences croisées des différentes propriétés. Il faut distinguer (i) les propriétés d'un nœud simple, ou propriétés *monadiques* (telles que le degré, l'âge, etc.) et (ii) les

propriétés dyadiques (distance sociale, dissimilarité, etc.). En effet, en travaillant avec des propriétés monadiques, il s'agit de connaître la propension qu'ont certains types de nœuds à participer à une interaction. Au contraire, avec les dyades, il s'agit de savoir si une interaction aura plus facilement lieu suivant le type des couples de nœuds.

AP monadique et dyadique Nous supposons que l'influence sur l'AP d'une propriété monadique donnée m peut être décrite par une fonction f de m , la *propension d'interaction*, indépendante de la distribution des agents de type m : $f(m)$ est simplement la probabilité conditionnelle $P(L|m)$ qu'un agent de type m reçoive un lien L . Ainsi, il est $f(m)$ fois plus probable qu'un agent de type m soit entraîné dans une interaction. Par exemple, l'AP classique lié au degré utilisé dans les modèles de type BA est une hypothèse sur f équivalente à $f(k) \propto k$. On montre que l'on peut estimer f grâce à $\hat{f}(m) = \frac{\nu(m)}{P(m)}$ si $P(m) > 0$, 0 sinon, où $\nu(m)$ est le nombre de nouvelles extrémités de liens qui s'attachent à des nœuds de type m au long d'une période de temps, et $P(m)$ dénote typiquement la distribution de nœuds de type m . Il faut adopter un point de vue dyadique lorsqu'une propriété n'a pas de sens pour un nœud unique, comme la proximité, la similarité — ou les distances en général. Similairement, nous supposons qu'il existe un comportement essentiel d'interaction dyadique décrit par $g(d)$ pour une propriété dyadique donnée d définie sur des paires d'agents, correspondant à la probabilité conditionnelle $P(L|d)$. A nouveau, g est estimé par $\hat{g}(d) = \frac{\nu(d)}{P(d)}$.

Le comportement d'AP décrit par \hat{f} (ou \hat{g}) peut être ensuite utilisé pour fabriquer les hypothèses de modélisation, soit en prenant directement la fonction estimée empiriquement, soit en stylisant l'allure de \hat{f} (ou \hat{g}) en vue de trouver des solutions analytiques. Il est néanmoins crucial de conserver une certaine précision car un petit changement dans les hypothèses peut fortement modifier les conclusions du modèle. Lorsqu'on s'intéresse à une propriété possédant un ordre naturel sous-jacent, il est ainsi utile d'examiner la propension cumulative $\hat{F}(m_i) = \sum_{m'=m_1}^{m_i} \hat{f}(m')$ en tant qu'estimation de l'intégrale de f , en particulier en présence de bruit. En outre, lorsque l'on s'intéresse à une collection de propriétés, il faut s'assurer qu'elles ne sont pas corrélées : par exemple, le degré des nœuds peut dépendre de leur âge. Si deux propriétés distinctes p et p' sont indépendantes, la distribution des nœuds de type p dans le sous-ensemble des nœuds de type p' ne doit pas dépendre de p' : la quantité $\frac{P(p|p')}{P(p)}$ vaut théoriquement 1. Remarquons d'autre part que \hat{f} peut toujours varier en fonction de propriétés globales du réseau (taille, diamètre, etc.) : montrer que \hat{f} est indépendant de ce genre de propriétés impose de comparer les différentes allures de \hat{f} pour diverses périodes et configurations.

Activité et événements Par ailleurs, en ce qui concerne l'AP monadique, \hat{f} représente de manière équivalente une attractivité ou une activité. Afin de distinguer les deux effets, il est parfois possible de mesurer indépendamment l'activité des agents, notamment lorsque les interactions prennent place au sein d'*événements*. Dans ce cas, la distinction n'est absolument pas neutre pour la modélisation : lorsque l'on considère des mécanismes d'évolution mettant en jeu non pas des liens entre agents mais des événements réunissant des agents (Ramasco *et al.*, 2004; Guimera *et al.*, 2005), des catégories d'agents peuvent en fait être impliquées dans davantage d'événements plutôt que d'être plus attractifs. Ceci mène finalement le modélisateur à affiner le comportement d'interaction en incluant à la fois la participation dans des événements et le nombre d'interactions par événements, plutôt que simplement des interactions préférentielles.

En d'autres termes, pour une propriété donnée m , ceci revient à différencier les propensions d'interaction en : (i) *activités* $a(m) = P(E|m)$ (la probabilité conditionnelle d'implication dans un événement, "E") et (ii) *interactivités* $\bar{v}(m) = \sum_{l \in \mathbb{N}} (l \cdot P(L^E = l|m))$ (où "L^E" dénote la variable aléatoire "nombre d'extrémités de liens reçues lors d'un événement" — l'interactivité est ainsi directement liée à la taille des événements auxquels les agents de type m participent). f est ainsi totalement décomposable en \bar{v} et a : $f(m) \propto a(m)\bar{v}(m)$. En conséquence, pour l'AP monadique, une modélisation à base d'événements demande de connaître au moins à la fois a et \bar{v} , car f seul ne permet pas en général de caractériser correctement le comportement d'interaction.

II.3.2 AP empirique

A l'aide de ces outils nous mesurons l'AP relatif à (i) une propriété monadique, le degré, et (ii) une propriété dyadique, la distance sémantique utilisée précédemment — afin de rendre compte de l'homophilie.

AP lié au degré Nous calculons $\hat{f}(k)$ pour l'AP lié à une propriété monadique standard, le degré k , et vérifions empiriquement l'hypothèse classique " $f(k) \propto k$ ". Ce résultat précis n'est pas nouveau et est en accord avec les travaux précédents sur ce type d'AP (Newman, 2001a; Jeong *et al.*, 2003). Toutefois, en nous intéressant à l'activité des agents, nous remettons en question la métaphore classique du "*rich-get-richer*" (les riches s'enrichissent) suivant laquelle les agents les plus connectés sont les plus attractifs, reçoivent davantage de connexions et sont donc davantage connectés. En fonction de k , les agents "riches" sont en fait proportionnellement plus actifs que les agents "pauvres" (ils participent à davantage d'événements, cf. Fig. II.4), et de fait ont davantage d'interactions. Dans ce cas, le comportement sous-jacent est simplement une activité et non une attractivité linéaire : "*rich-work-harder*" ("les riches travaillent plus" mais ne sont pas plus attractifs).

Quoique les deux métaphores soient équivalentes vis-à-vis de la mesure de l'AP, elles ne sont par contre pas comportementalement équivalentes et ont des répercussions différentes sur la modélisation, notamment dans les modèles à base d'événements. Dans ce cas, ces résultats empiriques suggèrent que les agents n'ont pas réellement de préférence ni de volonté d'interagir avec les nœuds les plus connectés. Plus généralement, une telle caractéristique soutient l'idée selon laquelle les événements, et non pas les liens, sont le niveau correct de modélisation des réseaux sociaux — les événements se résumant dans certains cas particuliers à des interactions dyadiques.

AP lié à l'homophilie Nous évaluons aussi l'homophilie des agents (leur propension à interagir avec des agents semblables) en utilisant une distance sémantique qui respecte les propriétés détaillées dans la Sec. II.2. Les résultats empiriques présentés Fig. II.4 montrent que, alors que les agents favorisent les interactions avec des agents très légèrement différents, ils préfèrent tout de même fortement les agents semblables. En outre, l'allure exponentielle de \hat{g} suggère que l'homophilie a une influence plus grande que la connectivité. Ceci souligne fortement l'importance de caractéristiques sémantiques pour modéliser de tels réseaux. Plus généralement, ceci montre que des propriétés non-structurales simples peuvent aussi modifier significativement le comportement d'interaction.

Nous devons aussi vérifier l'indépendance de ces deux propriétés — degré et distance sémantique — c'est-à-dire savoir si un nœud de faible degré est plus souvent à une plus grande distance sémantique des autres nœuds. Ici, il n'y a empiriquement pas de corrélation. Bien que nous ayons

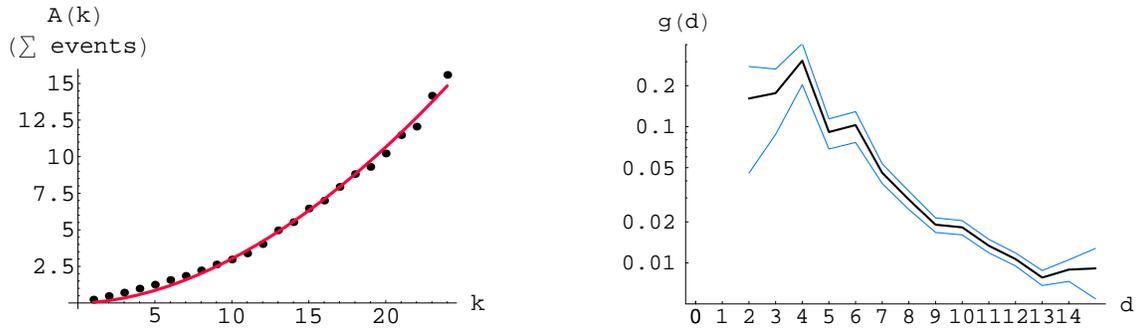


FIG. II.4 – *A gauche*, activité cumulée $A(k) = \sum_{k'=1}^k a(k')$, en termes d’articles par période (événements par période) par rapport au degré de l’agent ; et meilleure approximation non-linéaire ($k^{1.88} \pm 0.09$, ligne pleine). *A droite*, propension d’interaction homophile \hat{g} par rapport à la distance sémantique $d \in \{0, \dots, 15\}$ (trait épais) et intervalle de confiance pour $p < .05$ (trait fin).

examiné un exemple restreint sur ces deux propriétés, il pourrait être aussi très pertinent de mesurer l’AP par rapport à d’autres paramètres tels que la distance sociale, le nombre d’amis communs, etc. Cependant, l’objectif est autant d’exhiber des propriétés crédibles comportementalement que non corrélées les unes aux autres, si possible. En ce sens, ni le nombre d’amis communs ni la distance sociale (Newman, 2001b) ne semblent être de bons candidats.

AP envers les concepts Nous nous sommes aussi intéressé à la façon dont les concepts étaient choisis : les concepts les plus connectés sont-ils utilisés plus souvent, “interagissant” ainsi avec encore plus d’auteurs ? En réalité, les concepts sont choisis proportionnellement à leur degré socio-sémantique (soit le nombre d’agents qui les utilisent), qui reflète leur popularité.

II.3.3 Paramètres liés à la croissance et aux événements

Pour compléter la description de la croissance du réseau, il est essentiel de connaître la structure des événements en termes d’auteurs et de concepts. De nouveaux articles sont régulièrement produits et mettent en jeu, d’une part des auteurs déjà présents (anciens nœuds) et éventuellement une fraction de nouveaux auteurs, d’autre part des concepts apportés par les auteurs, ainsi que des nouveaux concepts.

La première étape consiste à déterminer la croissance brute du réseau — puisque l’ensemble des concepts est fixé *a priori*, seul le réseau social accueille de nouveaux nœuds. Les articles réunissent à la fois des auteurs anciens et nouveaux, donc l’évolution ΔN_t de la taille du réseau social N_t est fortement liée au nombre d’articles n_t , dont la croissance est globalement arithmétique : $n_{t+1} = n_t + n_+$ (ici $n_+ \simeq 96$). ΔN et n ont un comportement linéaire en fonction du temps. De fait, N croît quadratiquement. Notons toutefois que la croissance linéaire du nombre d’articles par période est cependant propre à l’évolution de *cette* situation empirique. L’évolution de n et N est une conséquence de cela — ce n’est visiblement pas le cas dans n’importe quel réseau, par exemple si ce champ de recherches devait être abandonné.

Nous mesurons aussi les distributions d’agents et de concepts au sein des articles. La distribution du nombre d’agents par article suit approximativement une distribution géométrique, et la proportion de nouveaux auteurs montre que dans la plupart des cas les auteurs sont soit (i) tous

nouveaux, (ii) tous anciens, ou (iii) pour moitié nouveaux et pour moitié anciens. La proportion de nouveaux auteurs dans tous les articles est stable quelle que soit la période. En outre, la distribution du nombre de concepts par article peut être approximée par une distribution géométrique. Ceci dit, bien que les anciens auteurs d'un article apportent une certaine partie de leurs concepts, certains concepts sont utilisés pour la première fois par chacun de ces auteurs. La distribution de la proportion de ces 'nouveaux' concepts permet de distinguer les concepts pris parmi les intensions des auteurs de ceux qui sont absolument nouveaux.

II.4 Modèle de reconstruction

En s'appuyant sur des paramètres de bas-niveau empiriques (composition des articles, préférences d'interaction) nous concevons un modèle qui reconstruit une structure de haut-niveau compatible avec les faits stylisés observés (distributions de degrés et distances sémantiques, coefficients de clustering, structure des CEs). Trois caractéristiques de modélisation sont implémentées : (i) croissance du réseau à base d'événements, (ii) co-évolution entre agents et concepts, et (iii) descriptions de bas-niveau réalistes, en particulier en ce qui concerne les interactions. Les événements sont donc des articles mettant en jeu des agents (plus ou moins actifs suivant leur degré k , et se réunissant préférentiellement en fonction de leurs intérêts) et des concepts (plus ou moins populaires, suivant leur degré $k_{c \rightarrow a}$). Notre modèle de réseau épistémique co-évoluant fonctionne ainsi (cf. Fig. II.5) :

1. *Création et définition des événements.* n_t articles sont créés à chaque période : $n_{t+1} = n_t + n_+$. La taille des ensembles d'auteurs et de concepts suit une loi géométrique ayant pour paramètre la moyenne observée empiriquement.
2. *Choix des auteurs.* En stylisant les faits empiriques décrits plus haut, les articles mettent en jeu de manière équiprobable soit seulement des nouveaux auteurs, soit seulement des anciens, soit des anciens et nouveaux en égales proportions. S'il existe au moins un ancien agent, un 'initiateur' est choisi aléatoirement proportionnellement en fonction de son degré social k ; ensuite, d'autres anciens agents de degré k' sont choisis suivant $P(L|k', d) = P(L|k')P(L|d)$, d étant la distance sémantique à l'initiateur. Finalement, de nouveaux nœuds sont ajoutés.
3. *Choix des concepts.* Les nouveaux concepts (tels qu'aucun ancien agent ne les ait utilisés) représentent une proportion fixe des concepts de l'article. Les autres concepts sont choisis parmi l'ensemble des concepts des auteurs, proportionnellement suivant leur degré $k_{c \rightarrow a}$.
4. *Mise à jour du réseau,* lorsque les ensembles d'agents et de concepts sont définis.

Nous avons simulé le modèle de morphogenèse pour 8 périodes, initialisé avec un réseau épistémique vide et un taux de croissance de 100 articles par période *par période* ($n_1 = 100$, $n_+ = 100$). Nous nous sommes intéressés aux réseaux finaux, dont la structure est en bonne adéquation avec le monde réel pour chaque fait stylisé : (i) la taille du réseau, (ii) les distributions de degrés, (iii) les coefficients d'agrégation et (iv) la structure des CEs. En conséquence, *les communautés épistémiques sont ici produites par la co-évolution des agents et des concepts*. Non seulement la structure de haut-niveau est correctement recréée, mais les dynamiques de bas-niveau sont aussi cohérentes — ceci est crucial : il serait douteux de reconstruire des phénomènes de haut-niveau avec des dynamiques de bas-niveau incorrectes. La validité des descriptions doit concerner aussi bien le haut niveau que le bas niveau.

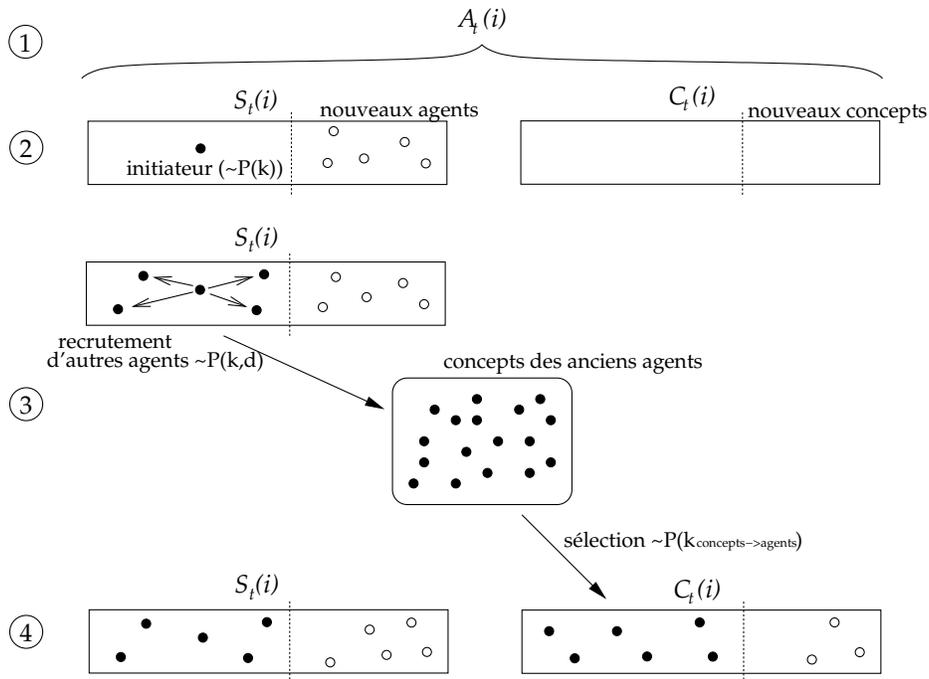


FIG. II.5 – Modéliser un événement en spécifiant le contenu de l'article i , $A_t(i) = (S_t(i), C_t(i))$, ensembles d'agents et de concepts.

Enfin, il est intéressant de se demander quel rôle chaque hypothèse joue dans l'apparition de chacun des phénomènes de haut-niveau : notre modèle est-il un modèle minimal *pour les faits stylisés sélectionnés* ? Ces faits sont-ils toujours reproduits si on relâche certaines hypothèses ? Puisque de nombreuses combinaisons de modèles simplifiés sont envisageables, nous n'examinons que le relâchement d'une seule hypothèse à chaque fois. Dans ce cas, au moins un fait de haut-niveau n'est pas correctement reconstruit dès que l'on relâche n'importe quelle hypothèse du modèle (modélisation à base d'événements, AP lié au degré pour le choix des agents ou des concepts, ou homophilie des agents).

Conclusion de la partie II

Nous avons étudié la formation de la communauté scientifique "*zebrafish*" en supposant que nous pouvions micro-fonder l'évolution de la structure de ce système complexe social en modélisant des agents co-évoluant avec des concepts. Pour ce faire, nous avons dû concevoir une dynamique de bas-niveau λ du réseau épistémique qui soit en accord avec les données empiriques, et qui reconstruise correctement η^e , via P .¹ Ainsi, nous avons introduit des outils pour estimer les interactions de bas-niveau et les processus de croissance à partir des données passées — préliminaire indispensable pour réaliser un modèle *réaliste* et *descriptif*. *In fine*, nous avons défendu une approche empirique dans la conception des modèles : même si les faits stylisés désirés sont reproduits, il faut que la dynamique de bas-niveau supposée soit fondée empiriquement. En évitant de recourir à un modèle uniquement *normatif*, cette méthodologie contribue à crédibiliser ce type

¹Cf. (Roth, 2006; Roth, 2005; Latapy *et al.*, 2005).

d'approche prometteuse au sein des sciences sociales.

Le succès final de la reconstruction accrédite la présente thèse : **la structure des communautés de savoirs est au moins produite par la co-évolution entre agents et concepts**. Toutefois, nous soulignons qu'une telle co-évolution peut aussi dépendre de paramètres exogènes. Plusieurs phénomènes de bas-niveau pourraient être significativement différents dans d'autres groupes de recherches ou champs épistémiques. Prenons par exemple la croissance du domaine : pourquoi y-a-t-il un tel intérêt dans le *zebrafish* ? Plus tard, l'étude de cet animal pourrait avoir des répercutions sur le traitement des cancers, attirant un grand nombre de chercheurs ; *ou pas*. Nous doutons fortement que ce type de paramètre puisse être endogénéisé dans un modèle. Plus généralement, l'incertitude sur la nouveauté et le nouveau savoir qui apparaît dans le système complexe social ne relève pas de l'incertitude sémantique : ce n'est pas un événement qui peut arriver ou pas, mais dont nous connaissons a priori la nature, donc probabilisable. Au contraire, il s'agit d'une incertitude radicalement différente, concernant l'*ontologie* même dont les agents vont disposer dans le futur (Lane & Maxfield, 2005). Nous devons ainsi faire face à une irréductibilité ontologique : un modèle ne peut pas exprimer et fournir quoi que ce soit de plus "neuf" que ce qui est déjà spécifié dans le langage et la grammaire du modèle, clos a priori (Chavalarias, 2004). De fait, l'influence éventuelle de paramètres exogènes indécidables nous amène à modérer la thèse : alors que la reconstruction a visiblement été réussie, au sein d'une période de temps donnée et de ses particularités, il est cependant probable que d'autres processus *dans lequel le réseau épistémique est immergé* pourraient aussi jouer un rôle significatif. En tant que tel, sous la provision que de tels paramètres soient stables pour l'échelle de temps considérée, nous avons clairement montré qu'il était possible de reproduire la dynamique d'un système complexe social.

Partie III

Coévolution, émergence, stigmergence

Dans cette partie, nous abordons l'épistémologie de la modélisation des systèmes complexes, notamment sociaux. Après avoir détaillé différentes attitudes vis-à-vis des relations entre les niveaux de description de ces systèmes, nous suggérons que des niveaux distincts renvoient simplement à des observations distinctes d'un même processus. Nous présentons quelques implications sur la méthodologie de reconstruction des systèmes complexes, en soulignant l'importance de la conception même des niveaux. Nous distinguons enfin le cas particulier d'agents produisant des artéfacts qui en retour influencent ces agents — une propriété caractérisant fréquemment les systèmes sociaux.

Introduction

Dans les parties précédentes, nous avons étudié un système complexe socio-sémantique (i) en montrant comment exprimer la structure des communautés de savoirs en termes d'agents et de concepts, soit en exhibant un "P" valide (Partie I) ; et (ii) en utilisant la dynamique de bas-niveau des réseaux épistémiques pour reconstruire certains phénomènes de haut-niveau (Partie II). Nous nous intéressons ici à l'épistémologie de cette approche en nous focalisant sur le statut des différents niveaux de description, les relations qu'ils peuvent entretenir et la méthodologie requise pour modéliser ces relations. Nous affirmons que certains phénomènes de haut-niveau ne peuvent pas être expliqués sans un changement de point de vue fondamental *non seulement* vis-à-vis de la dynamique de bas-niveau mais aussi dans la conception même des objets de bas-niveau : en d'autres termes, il faut parfois repenser les objets à un niveau donné pour réussir la reconstruction. Insister sur la *conception* des niveaux est particulièrement fertile dans les situations où les structures "créées" par un niveau semblent exercer une causalité réciproque sur ce niveau. De manière surprenante, ces cas ne mettent pas en jeu ce que l'on appelle traditionnellement la *downward causation* ("causalité vers-le-bas") mais sont simplement liés à la causalité entre des objets distincts *a priori*, soit en coévolution.

III.1 Niveaux de description

Les disciplines scientifiques décrivent certains types d'objets ainsi que les régularités les gouvernant : la physique s'occupe de champs et particules, les sciences sociales d'agents et d'institutions, etc. Souvent, il est possible de dire qu'un niveau de description s'appuie sur des ni-

veaux plus fondamentaux : par exemple, les agents sont des organismes vivants, eux-mêmes “faits de” cellules. Une attitude plus récente, présente notamment dans l’étude des systèmes complexes, consiste à renverser ce point de vue : les objets à un niveau donné sont organisés systématiquement et *composent* des objets de “plus haut” niveau : les molécules constituent les cellules, qui constituent les agents, etc. Comme dans le cas de notre modèle de réseau épistémique, la reconstruction de phénomènes de haut-niveau au travers d’interactions itérées entre objets du bas-niveau constitue un défi important, pouvant permettre de dépasser les séparations entre niveaux, puis entre champs disciplinaires. Il est alors crucial de savoir comment appréhender les différents niveaux et l’influence qu’ils peuvent avoir les uns envers les autres.

Le dualisme ou le réductionnisme apportent traditionnellement une réponse à ce problème. Dans la position dualiste classique, les différents niveaux renvoient à des entités radicalement distinctes ne pouvant qu’être appréhendées distinctement — par exemple, l’esprit et le corps. L’attitude réductionniste, au contraire, nie l’existence propre des niveaux supérieurs : ce sont au mieux des descriptions macroscopiques pratiques, mais tous les phénomènes des niveaux supérieurs peuvent être expliqués, calculés et reconstruits à partir du niveau le plus bas.

Emergentisme Ces points de vue ne sont néanmoins pas exempts de quelques faiblesses : le dualisme revient finalement à du pluralisme, en séparant potentiellement arbitrairement les différents niveaux. D’un autre côté, il n’est pas certain que les théories concernant un niveau donné puissent être réduites à une version itérée de théories du bas-niveau : “*the Theory of Everything is not even remotely a theory of every thing*” (Laughlin & Pines, 2000). Alors que le dualisme suppose l’existence *a priori* de plusieurs niveaux, le réductionnisme *élimine* les niveaux supérieurs au profit du plus bas niveau : ces deux attitudes sont fortement contradictoires. La position émergentiste vise alors à s’affranchir de cette tension en introduisant l’*émergence* : le niveau supérieur n’est pas réductible, le “tout” est plus que la somme de ses parties ; mais le “tout”, s’appuyant sur le niveau inférieur (physique par exemple) émerge toutefois en tant qu’objet nouveau. L’*émergentisme* suppose que les phénomènes de bas-niveau sont la cause des phénomènes de haut-niveau, bien que ceux-ci ne soient pas nécessairement réductibles aux phénomènes de bas-niveau.

Ici, les phénomènes de bas-niveau et les phénomènes (émergents) de haut-niveau peuvent s’influencer mutuellement, à travers des mécanismes causalement efficaces, “*upward*” (vers le haut, du bas-niveau vers le haut-niveau) ou à l’inverse “*downward*” (vers le bas). Lorsque la causalité est seulement *upward*, les phénomènes des niveaux supérieurs pourrait aussi être simplement épiphénoménaux (Kim, 1999). Ceci diffère peu alors du réductionnisme, aussi les “*emergentistes* sont enclins à demander des pouvoirs causaux productifs des propriétés émergentes sur les propriétés de base” (Bitbol, 2006).¹ Il faut alors parler de causalité *downward* (ou downward causation) (Campbell, 1974), où *H* agit sur le bas-niveau : *la causalité downward correspond au fait qu’un système d’objets qui intègre un tout plus grand est affecté en retour par ce tout*. Par exemple, les cellules pourraient créer des caractéristiques psychologiques émergentes (par exemple, la peur) qui en retour induisent des modifications biologiques (une augmentation de la pression sanguine). Cette attitude ne fait pas l’unanimité, les détracteurs de la causalité *downward* affirmant essentiellement que celle-ci viole en fait les règles causales définissant le niveau inférieur (Emmeche *et al.*, 2000).

Plus généralement, affirmer que les propriétés émergentes sont difficiles à prédire à partir des propriétés sous-jacentes ne suffit pas à abandonner l’attitude strictement réductionniste : les émergentistes doivent pouvoir dire s’il y a ou non émergence réelle d’objets nouveaux, irréductibles.

¹“*Emergentists are inclined to require productive causal powers of the emergent properties on the basic properties.*”

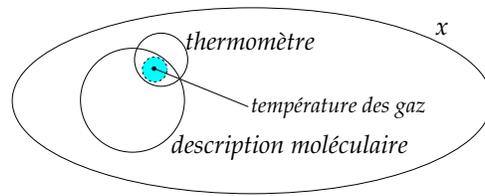


FIG. III.1 – Aspects distincts mais coïncidant partiellement d’un même processus x : l’énergie cinétique moyenne d’un gaz parfait donne la même information qu’un thermomètre, mais celui-ci peut aussi donner la température de fluides ou solides. Cet instrument d’observation de haut-niveau donne une information que ne peut pas fournir l’énergie cinétique moyenne.

En d’autres termes, expliquer pourquoi le fait que “chaque niveau puisse nécessiter une structure conceptuelle tout à fait nouvelle” (Anderson, 1972) n’est pas simplement épistémologique. Pourtant, même l’hypothèse fondamentale du réductionnisme — l’existence d’un niveau inférieur ultime — est problématique : Bickhard & Campbell (2000) refuse toute suprémacie aux niveaux inférieurs, citant le cas de la mécanique quantique où *tout* niveau peut être constitué de motifs. Bitbol conclut : “aucun niveau ne peut prétendre avec certitude avoir le privilège d’être le niveau ultime ; ultime et monadique.”²

Différents modes d’accès Tous les niveaux, à la fois supérieurs et inférieurs, semblent s’évanouir en tant qu’objets réels. Pour résoudre ce paradoxe apparent, une réponse convaincante consiste à affirmer que les propriétés à *tout niveau* sont simplement le résultat d’une opération d’observation (Bonabeau & Dessalles, 1997; Gershenson & Heylighen, 2003; Bitbol, 2006). En d’autres termes, il n’est question ni de bas-niveau ultime (physique), ni d’entités dualistes, mais simplement de l’observation simultanée d’un processus unique à différents niveaux. Seuls émergent divers modes d’accès à un même processus. Les niveaux sont *observationnels*, existant “*a observatori*” : de fait, nous appellerons cette position “observationisme.” Ainsi, des niveaux d’observation peuvent fournir des informations redondantes (Fig. III.1).

Cette conception éclaire les cas où la causalité “*downward*” est généralement invoquée. Considérons par exemple des molécules d’eau, au niveau inférieur, obéissant à des lois strictement mécaniques, tandis qu’à un niveau supérieur des vagues émergent, qui à leur tour *comme un objet indépendant* semblent drainer les molécules dans une dynamique de haut-niveau. Au contraire, ce processus peut être appréhendé de manière duale : soit au haut-niveau de la vague, soit au bas-niveau des molécules ; observer la vague ne fournit pas plus que de *l’information* sur les phénomènes de bas-niveau (position, mouvement des molécules d’eau) et les lois locales de bas-niveau n’ont pas à être modifiées. Le modèle de Schelling (1971) présente un phénomène similaire. Ce modèle décrit la formation de groupes homogènes de voisins : les agents reçoivent une couleur aléatoirement puis sont placés sur une grille, où ils se déplacent uniquement de sorte à être entourés, localement, d’au moins une certaine fraction α d’agents de couleur identique. Suivant la valeur de α , des motifs tels que de grandes zones d’agents de même couleur apparaissent. Il pourrait sembler que les agents sont ensuite influencés par ces motifs “émergents” lorsqu’ils rejoignent les groupes homogènes, une forme de causalité “*downward*” étant à l’œuvre. Ceci est seulement apparent : il n’est pas besoin de modifier les règles comportementales des agents pour observer

²“No level can claim for itself the privilege of being for sure the ultimate one ; ultimate and monadic.”

ce type de phénomène de haut-niveau. Dans notre réseau épistémique enfin, les communautés de haut-niveau n'ont pas d'influence particulière sur les agents, caractérisés uniquement par un comportement de bas-niveau. Le niveau supérieur fournit plutôt, simplement, une information de grande échelle sur le niveau inférieur.

III.2 Modélisation des systèmes complexes

III.2.1 Complexité et reconstruction

Adoptant une position observationnelle, comment le modélisateur peut-il rendre compte des différents niveaux d'accès ? Fondamentalement, la science des systèmes complexes s'attache à recréer des comportements de haut-niveau en s'appuyant sur des mécanismes "atomiques" plus simples, mieux compris et plus robustes. A cet effet, l'attitude réductionniste est naturelle, modélisant *seulement* les objets de bas-niveau — par exemple, micro-fonder des lois psychologiques en itérant l'activité neuronale de bas-niveau. Ici, on doit montrer comment les propriétés de bas-niveau se traduisent en propriétés de haut-niveau, via une fonction de projection P exprimant le haut-niveau H à partir du bas-niveau L : $P(L) = H$. Une séquence d'états de bas-niveau projetées par P doit aussi correspondre à une séquence valide d'états de haut-niveau (Rueger, 2000; Nilsson-Jacobi, 2005) et P doit former un diagramme *commutatif* avec λ et η :

$$P \circ \lambda = \eta \circ P \quad (\text{III.1})$$

Le but de la reconstruction est de mettre en accord le résultat de haut-niveau d'une dynamique de bas-niveau (membre gauche de l'éq. III.1) avec la dynamique de haut-niveau (membre droit). Puisque P est une définition et λ est fabriqué par le modélisateur, l'arbitrage provient de η . La commutativité est cruciale et l'éq. III.1 doit être valide en toutes circonstances (analytiquement ou au moins statistiquement). Sinon, l'erreur peut provenir soit de λ , soit de P . Si l'on s'accroche à la validité de P , alors λ doit être remis en question : il s'agit alors d'améliorer la description de la dynamique de bas-niveau.

Il se peut malgré tout que le réductionnisme échoue pour des raisons ontologiques : même avec une connaissance idéale de λ , la tentative de reconstruction échoue parce que H est inobservable à partir de L — "La psychologie n'est pas de la biologie appliquée" (Anderson, 1972). C'est à ce moment que l'émergentisme s'impose en permettant une certaine indépendance du niveau supérieur. η est enrichi pour prendre en compte L , et λ peut être enrichi pour prendre en compte H : $\lambda(L, H) = L'$, $\eta(L, H) = H'$; chaque niveau exerçant potentiellement une influence causalement efficace sur la dynamique des autres niveaux. Formellement, ceci est proche du dualisme. Toutefois, la plupart des problèmes évoqués dans la Sec. III.1 émergent aussi. Néanmoins, parce que l'hypothèse réductionniste qu'il existe toujours des fonctions de projection P à partir du plus bas niveau (au moins en théorie) est peu crédible, dans la plupart des cas où la reconstruction échoue malgré un λ "solide", la méthodologie des systèmes complexes s'aligne sur l'attitude émergentiste.

Le point de vue observationnel Ce dilemme est aisément levé si L et H ne sont que des fonctions d'observation. L'information d'un niveau spécifie la dynamique d'un autre niveau, et les dynamiques peuvent être réécrites en $\lambda(L|H) = L'$ et $\eta(H|L) = H'$, avec des contraintes informationnelles à la fois *top-down* et *bottom-up*. Alors, un modèle valide du niveau inférieur permet

de reconstruire le niveau supérieur lorsque le niveau inférieur fournit suffisamment d'information sur celui-ci. Si la reconstruction échoue malgré de robustes λ et η , il faut envisager que le bas-niveau choisi L n'est pas assez informatif à propos de H .

Il s'agit globalement d'un changement de point de vue majeur :

- (i) Il n'y a pas de réalité "substantielle" des niveaux, mais une réalité *observationnelle* seulement.
- (ii) En conséquence, il n'y a pas de causalité réciproque entre niveaux, mais simplement des *liens informationnels* : les haut- et bas-niveaux sont des observations simultanées du même processus sous-jacent. Ainsi ils peuvent, *ou non*, fournir des informations sur les autres niveaux.
- (iii) Plus important, certains phénomènes ne peuvent pas être reconstruits à partir de certaines descriptions de bas-niveau — non pas à cause de l'irréductibilité intrinsèque du haut-niveau mais à cause de la déficience *essentielle* du bas-niveau — il faut alors repenser les niveaux.

En ce sens, le réductionnisme fait le pari intuitif mais audacieux que les interactions physiques fournissent assez d'information, en principe, sur *tout* autre niveau supérieur. Lorsqu'une entreprise réductionniste aboutit, on peut avoir l'impression que le haut-niveau est *réductible*, alors qu'il est en fait simplement *totalelement déductible*. Dans la partie II, nous avons adopté une attitude apparemment réductionniste, en partant de réseaux épistémiques de bas-niveau pour reconstruire notamment des communautés de haut-niveau. Toutefois, nous n'avons pas affirmé qu'il était possible de tout expliquer grâce à ces réseaux : nous avons simplement montré que notre L donne précisément assez d'information sur les faits stylisés H choisis. Plus généralement, pour un phénomène de haut-niveau donné, il peut être possible de trouver un ensemble fini d'observations de bas-niveau à partir desquelles on peut déduire ce phénomène de haut-niveau ; par contre, il n'y a pas d'ensemble fini de descripteurs de bas-niveau tels que *tout* phénomène de haut-niveau puisse être totalement déduit, même en théorie — pas même au niveau physique des atomes.

Introduire de nouveaux niveaux L'introduction de nouveaux niveaux est parfois une nécessité mais aussi, simplement, un confort puisque les niveaux sont de simples observations. Comment concevoir ces niveaux ? Divers auteurs ont recours à des grammaires de description réduisant la complexité de la réalité (Crutchfield, 1994; Clark, 1996; Shalizi, 2001) grâce à des algorithmes très convaincants construisant automatiquement et de manière endogène un nouveau niveau simplifié s'appuyant sur le bas-niveau. Ces outils sont puissants pour détecter des motifs informatifs et pertinents ; toutefois le nouveau "haut-niveau" ainsi construit est juste une projection P dont l'efficacité est limitée lorsque les niveaux inférieurs ne sont pas suffisamment informatifs. Un procédé automatique ne peut pas fournir une vision du monde *essentiellement nouvelle* à partir de niveaux déjà déficients. Qu'arrive-t-il par exemple lorsqu'on crée des hauts niveaux à partir de l'activité neurale afin de décrire un phénomène psychologique comme l'apprentissage, lorsqu'en fait des données cruciales au niveau des cellules gliales vouent ce type de tentative à l'échec ? L'émergentisme pourrait bien, alors, être une option risquée. Le défaut d'un modèle ne se situe pas forcément dans λ , η ou dans des fonctions de projection putatives P , Q mais aussi, potentiellement, dans la définition même des niveaux L et H .

III.2.2 Reintroduire la rétroaction

Comportement des agents, espaces sémantiques Ainsi, la causalité entre niveaux (*upward* ou *downward*) s'interprète en tant que dépendance informationnelle entre niveaux. Différents objets au même niveau peuvent toutefois s'influencer les uns sur les autres. Des relations causales peuvent

ainsi exister entre différents niveaux, tant qu'il s'agit d'objets différents : une main peut déplacer les molécules constituant un bâton. Ici, il y a simultanéité dans le mouvement de la main et de ses molécules, tandis qu'il y a causalité de la main sur le bâton ou, de manière équivalente, sur les molécules du bâton. En ce sens, lorsque l'on définit un niveau il faut décrire les objets qu'ils contiennent ainsi que les liens causaux entre ces objets. L'observation d'un ensemble de molécules fournit une *information* partielle sur l'état de chaque molécule, tandis qu'il y a des relations *causales* entre divers ensembles de molécules (main et bâton) et, simultanément, entre les molécules de ces différents ensembles ; selon que le niveau d'observation. Ceci n'est pas de la causalité *downward*.

Cet exemple aide à comprendre une objection intrigante concernant les systèmes intentionnels, où les agents peuvent observer le niveau supérieur et modifier leur comportement en conséquence. Des motifs à grande échelle, des artéfacts créés par des agents semblent interférer avec les lois au niveau des agents. Est-on en présence de causalité *downward* ? Considérons à nouveau le modèle de Schelling (Sec. III.1) : il est tentant de dire que le niveau supérieur exerce une influence causale sur le niveau inférieur, les agents décidant de rejoindre des voisinages de même couleur. Comme nous l'avons remarqué, les agents vont seulement davantage dans des endroits qui sont entourés d'agents de couleur identique — leur mouvement vers des voisinages en tant que tels n'est qu'apparent. Dans le monde réel néanmoins les agents décident véritablement de rejoindre des voisinages : leur comportement local de bas-niveau est modifié par une caractéristique de haut-niveau. Parler ici de causalité *downward* revient à ignorer que le comportement des agents a été enrichi : les agents sont à présent équipés de la notion de voisinage. Ainsi, ce qui n'existait jusqu'alors qu'aux yeux du modélisateur/observateur — les voisinages — a été introduit dans le modèle : les agents sont des observateurs pouvant accéder aux descriptions de haut-niveau. Dans ce cas, les voisinages ont un impact causal sur les agents *en plus de* caractéristiques locales telles que la couleur des voisins. Il n'y a cependant pas davantage de causalité *downward*, mais un impact causal plus riche des *autres voisins*, à la fois de bas- et haut-niveau.

Coévolution d'objets Le comportement des agents est influencé à la fois par des capacités représentationnelles, soit de bas-niveau ("couleur des plus proches voisins") soit potentiellement de haut-niveau ("appartenir à un voisinage"). Ainsi et plus largement, on peut discerner deux types d'influence : (i) la dépendance informationnelle *upward/downward* entre niveaux, à travers différentes observations d'un même processus, et (ii) la co-évolution d'objets, à travers une causalité classique explicite entre deux types d'objets distincts donnés *a priori*. Pour prendre un autre exemple, supposons qu'on modélise la façon dont des agents créent une structure sémantique à travers des associations de concepts, qui en retour influencent ces agents via ce qui semble à première vue de la causalité *downward*. Ceci ressemble à une version améliorée du modèle de la partie II, où le comportement des agents a été étendu pour prendre en compte les phénomènes de haut-niveau. Nous distinguerions ainsi l'accès bimodal aux réseaux épistémiques (agents et concepts, vs. communautés sociales, sémantiques et épistémiques) de la co-évolution entre des objets de ces réseaux.

Plus généralement, introduire des objets co-évolutionnaires est crucialement lié à la conception des niveaux. En effet, rendre compte de la morphogenèse des réseaux épistémiques en utilisant des données sociales seulement peut s'avérer essentiellement insuffisant. Le modélisateur doit donc modifier la description, en ajoutant par exemple un espace sémantique (contenant les concepts) afin d'expliquer la formation de tels réseaux et l'apparition de motifs (les communautés d'agents).

“**Stigmergence**” Un cadre co-évolutionnaire aide aussi à comprendre pourquoi les artéfacts de haut-niveau peuvent avoir une influence propre sur les agents. Les actions sociales sont “immergées” dans un *environnement* qui influence le comportement social et sur lequel les agents peuvent agir. Par exemple, lorsqu’un agent arrive dans un réseau épistémique, des liens entre concepts sont déjà présents (la bibliographie a déjà été écrite), mais il peut modifier les associations sémantiques et influencer d’autres agents (et lui-même). Les agents produisent des artéfacts qui jouissent d’une certaine autonomie, en existant *en dehors* des agents — ils sont *stigmergiques* (Karsai & Penzes, 1993). On peut ainsi parler de “*stigmergence*” des artéfacts, non pas d’émergence ; induisant dans ce cas une co-évolution au lieu d’une causalité *downward*.

Conclusion de la partie III

En tant que domaine de recherche interdisciplinaire, la science des systèmes complexes vise à lier les différentes disciplines et leurs niveaux de description dans un cadre systémique permettant de reconstruire certains phénomènes grâce aux interactions entre objets de haut- et bas-niveaux. Après avoir détaillé diverses attitudes possibles vis-à-vis du statut des niveaux (dualisme, réductionnisme et émergentisme) nous avons suggéré que ces positions étaient potentiellement insatisfaisantes. En remarquant que même le plus bas niveau ne peut pas être “ultime et monadique”, nous avons souligné que les niveaux correspondaient simplement à différents modes d’accès à un même processus. Ceci nous a amené à reconnaître une unique ontologie, celle du processus, et diverses manières de le regarder. Ainsi, ce qui apparaissait comme de la causalité *upward* ou *downward* peut être réduit à une dépendance informationnelle.

Nous avons ensuite détaillé certaines implications de ce point de vue sur la méthodologie de modélisation : un niveau de description peut, au mieux, fournir de l’information (souvent partielle) à propos d’autres niveaux. Parfois, cette information ne suffit pas à recréer un phénomène donné et de nouveaux niveaux peuvent être requis. La conception des niveaux est donc aussi cruciale que la modélisation de leur dynamique. En particulier, en ce qui concerne la morphogenèse de réseaux, l’échec, par exemple, de la reconstruction du coefficient de clustering à partir du réseau social peut provenir d’une mauvaise dynamique de bas-niveau λ . Par contre, pour reconstruire la structure des communautés épistémiques, il n’y a simplement aucun P pouvant fournir H à partir du strict réseau social des collaborations. Il faut proposer un L plus riche en introduisant un réseau épistémique.

Critiquer la possibilité de rétroaction peut néanmoins surprendre dans certaines situations, notamment les systèmes artéfactuels. Par exemple, l’innovation ne semble pas seulement être une question de production croissante sans influence sur les processus de production : les agents modifient les processus en fonction de ce qu’ils produisent — avec rétroaction. La conception des niveaux aide à réintroduire la possibilité d’actions causalement efficaces entre niveaux, *via des objets distincts en coévolution*. Ce type de rétroaction ne doit pas être confondu avec une quelconque causalité *downward*. Les agents produisent quelque chose d’*externe* qui influence ensuite leurs actions. Au lieu de parler d’émergence, nous suggérons ici d’utiliser le néologisme *stigmergence*.

Conclusion

Cette thèse couvre à la fois les enjeux théoriques liés à la reconstruction d'un système complexe social et l'étude pratique d'une communauté de savoirs réelle. Nous avons ainsi pu affirmer que les communautés épistémiques étaient principalement produites par la coévolution entre agents et concepts. Plus précisément,

- dans la partie I, nous avons présenté une méthode permettant de décrire et catégoriser les communautés de savoirs et capturer des faits stylisés essentiels relatifs à leur structure. En particulier, **nous avons reconstruit la taxonomie d'une communauté entière en utilisant des treillis de Galois**. L'étude de l'évolution de ces taxonomies a permis une description historique du progrès, du déclin, de la spécialisation des champs et de leurs interactions (fusion ou scission).
- dans la partie II, nous avons micro-fondé la structure particulière observée dans la partie I : "quels processus au niveau des agents peuvent rendre compte de l'émergence de la structure des communautés épistémiques ?" Pour réussir un tel modèle de morphogenèse, nous avons dû construire des outils permettant d'estimer empiriquement les processus d'interaction et de croissance. Puis, en supposant qu'agents et concepts co-évoluent, **nous avons reconstruit avec succès plusieurs faits stylisés de haut-niveau de la structure d'une communauté scientifique réelle**.
- dans la partie III, nous avons affirmé que la modélisation des systèmes complexes sociaux tend à nécessiter des cadres co-évolutionnaires tels que celui présenté dans les parties précédentes. Plus généralement, examinant la méthodologie de reconstruction des systèmes complexes, nous avons suggéré que **certains phénomènes de haut-niveau ne peuvent pas être expliqués sans un changement de point de vue fondamental non seulement dans la dynamique de bas-niveau mais aussi dans la façon même de concevoir ce niveau**.

Naturaliser l'anthropologie culturelle En tant que telle, cette thèse constitue aussi une étude préliminaire de la diffusion des savoirs et de la formation des motifs culturels. En effet, l'épistémologie sociale soutient que la construction de connaissances est seulement marginalement égo-centrée : nous sommes immergés dès l'origine dans un bain culturel et conceptuel (Bloch, 2000). De fait, comprendre la structure et la dynamique des réseaux épistémiques est une étape cruciale afin de fournir des explications naturalistes à la similarité culturelle et la propagation des savoirs (Sperber, 1996), en tant que phénomènes à dynamique lente. Notre modèle de morphogenèse repose néanmoins sur des hypothèses relativement simplistes, notamment en ce qui concerne le comportement des agents ainsi que l'endogénéisation de la nouveauté liée à l'incertitude ontologique — il est probable que ce dernier point soit la limite de tout modèle de reconstruction en sciences sociales.

En plus de l'analyse des fondements sociaux de la similarité culturelle, comprenant l'homo-

phylie, nous devrions aussi étudier les liens que la similarité culturelle entretient avec la similarité conceptuelle, sur une base cette fois-ci individuelle et cognitive. Comment se fait-il que les concepts correspondent souvent à des représentations identiques chez divers agents de la même communauté (épistémique)? Travailler sur la notion de “concept” est décisif pour s'éloigner d'un point de vue strictement mémétique, en particulier pour prendre en compte les critiques provenant principalement de l'anthropologie culturelle (Kuper, 2000). D'une part en effet, la mémétique apparaît comme un programme de recherche séduisant pour comprendre l'apprentissage social, car elle offre trois caractéristiques pertinentes : une unité de transmission culturelle (les mèmes), un type de transmission (l'imitation) et son mécanisme (la survie des idées les plus “adaptées”). Mais la mémétique a aussi trois inconvénients majeurs : (i) l'hypothèse atomiste qu'il existe des morceaux de savoirs est très controversée ; comme l'est (ii) l'hypothèse qu'il existe une transmission de haute-fidélité, l'imitation (alors que dans la plupart des cas il s'agit de reformulation contextuelle, ou de reproduction) ; et (iii) la nature des fonctions de “fitness” est floue : pourquoi un mème donné est-il finalement sélectionné et conservé ? Dans cette thèse, nous avons néanmoins supposé que l'utilisation du même *terme* revenait à partager la même représentation, et les agents se réunissant au sein d'événements *échangeant* des concepts, sans altération ou réinterprétation — un point de vue qui ne contredit pas la mémétique. Ainsi, en reconnaissant les faiblesses de cette position (Romney *et al.*, 1996; Henrich & Boyd, 2002), nous devrions aussi améliorer la description cognitive des processus à l'œuvre dans les réseaux épistémiques.

Vers une société autonome Ce programme de recherche vise finalement à permettre aux agents de comprendre réflexivement la dynamique du système social global auquel ils participent. Plus largement, cela concourt à l'achèvement d'une société véritablement autonome, au sens de (Castoriadis, 1983) : une société qui, connaissant ses propres structures, dynamiques et représentations, est capable de déterminer ses propres lois d'évolution, d'adapter son comportement précisément par rapport à sa propre dynamique.

Bibliographie succincte

- R. Albert and A.-L. Barabási (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of modern physics*, **74**, 47–97.
- P. Anderson (1972). More is different. *Science*, **177**, 393–396.
- A.-L. Barabási, H. Jeong, R. Ravasz, Z. Neda, T. Vicsek, and T. Schubert (2002). Evolution of the social network of scientific collaborations. *Physica A*, **311**, 590–614.
- A.-L. Barabási and R. Albert (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, **286**, 509–512.
- A. Barbour and D. Mollison (1990). Epidemics and random graphs. *Pages 86–89 of* : J.-P. Gabriel, C. Lefevre, and P. Picard (eds), *Stochastic processes in epidemic theory*. Lecture Notes in Biomaths, 86. Springer.
- B. Berlin (1992). *Ethnobiological classification - principles of categorization of plants and animals in traditional societies*. Princeton : Princeton University Press.
- M. Bickhard and D. T. Campbell (2000). Emergence. *Pages 322–348 of* : P. B. Andersen, C. Emmeche, N. O. Finnemann, and P. V. Christiansen (eds), *Downward causation. Minds, bodies and matter*. Aarhus : Aarhus University Press.
- G. Birkhoff (1948). *Lattice theory*. Providence, RI : American Mathematical Society.
- M. Bitbol (2006). Ontology, matter and emergence. *Phenomenology and the cognitive science*. To appear.
- M. Bloch (2000). A well-disposed social anthropologist's problem with memes. *In* : R. Aunger (ed), *Darwinizing culture : The status of memetics as a science*. Oxford : Oxford University Press.
- E. Bonabeau (2002). Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems. *PNAS*, **99**(3), 7280–7287.
- E. Bonabeau and J.-L. Dessalles (1997). Detection and emergence. *Intellectica*, **25**(2), 85–94.
- R. S. Burt (1978). Cohesion versus structural equivalence as a basis for network subgroups. *Sociological methods and research*, **7**, 189–212.
- M. Callon, J. Law, and A. Rip (1986). *Mapping the dynamics of science and technology*. London : MacMillan Press.
- D. T. Campbell (1974). 'Downward causation' in Hierarchically Organized Biological Systems. *Pages 179–186 of* : F. Ayala and T. Dobzhansky (eds), *Studies in the philosophy of biology*. Macmillan Press.
- C. Castoriadis (1983). La logique des magmas et la question de l'autonomie. *Pages 421–443 of* : P. Dumouchel and J.-P. Dupuy (eds), *L'auto-organisation. De la physique au politique*. Paris : Seuil.
- D. Chavalarias (2004). *Métadynamiques en cognition sociale*. Ph.D. thesis, Ecole Polytechnique, Paris, France. Part III.
- A. Clark (1996). *Being there : Putting brain, body, and world together again*. Cambridge : MIT Press. Chap. 6, Emergence and Explanation, pages 103–128.
- P. Cohendet, A. Kirman, and J.-B. Zimmermann (2003). Emergence, formation et dynamique des réseaux – modèles de la morphogenèse. *Revue d'Economie Industrielle*, **103**(2-3), 15–42.
- R. Cowan, P. A. David, and D. Foray (2000). The explicit economics of knowledge codification and tacitness. *Industrial & corporate change*, **9**(2), 212–253.
- J. P. Crutchfield (1994). The calculi of emergence : Computation, dynamics, and induction. *Physica D*, **75**, 11–54.
- S. N. Dorogovtsev and J. F. F. Mendes (2003). *Evolution of networks — From biological nets to the Internet and WWW*. Oxford : Oxford University Press.
- V. Duquenne, C. Chabert, A. Cherfouh, A.-L. Doyen, J.-M. Delabar, and D. Pickering (2003). Structuration of phenotypes and genotypes through Galois lattices and implications. *Applied artificial intelligence*, **17**(3), 243–256.

- C. Emmeche, S. Koppe, and F. Stjernfelt (2000). Levels, emergence, and three versions of downward causation. *Pages 13–34 of* : P. B. Andersen, C. Emmeche, N. O. Finnemann, and P. V. Christiansen (eds), *Downward causation. Minds, bodies and matter*. Aarhus : Aarhus University Press.
- P. Erdős and A. Rényi (1959). On random graphs. *Publicationes mathematicae*, **6**, 290–297.
- M. Faloutsos, P. Faloutsos, and C. Faloutsos (1999). On power-law relationships of the Internet topology. *Computer communication review*, **29**(4), 251–262.
- L. C. Freeman and D. R. White (1993). Using Galois lattices to represent network data. *Sociological methodology*, **23**, 127–146.
- L. C. Freeman (1977). A set of measures of centrality based on betweenness. *Sociometry*, **40**, 35–41.
- C. Gershenson and F. Heylighen (2003). When can we call a system self-organizing? *Pages 606–614 of* : W. Banzhaf, T. Christaller, P. Dittrich, J. T. Kim, and J. Ziegler (eds), *Advances in artificial life, 7th european conference, ECAL 2003 LNAI 2801*. Springer-Verlag.
- R. Godin, H. Mili, G. W. Mineau, R. Missaoui, A. Arfi, and T.-T. Chau (1998). Design of class hierarchies based on concept (Galois) lattices. *Theory and practice of object systems (TAPOS)*, **4**(2), 117–134.
- J.-L. Guillaume and M. Latapy (2004). Bipartite structure of all complex networks. *Information processing letters*, **90**(5), 215–221.
- 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.
- J. A. Hartigan (1975). *Clustering algorithms*. Wiley, New York, NY.
- J. Henrich and R. Boyd (2002). *Five misunderstandings about cultural evolution*. forthcoming in *The Epidemiology of Ideas*, D. Sperber ed., London : Open Court Publishing.
- A. K. Jain, M. N. Murty, and P. J. Flynn (1999). Data clustering : a review. *ACM computing surveys*, **31**(3), 264–323.
- H. Jeong, Z. Nédá, and A.-L. Barabási (2003). Measuring preferential attachment for evolving networks. *Europhysics letters*, **61**(4), 567–572.
- S. C. Johnson (1967). Hierarchical clustering schemes. *Psychometrika*, **2**, 241–254.
- I. Karsai and Z. Penzes (1993). Comb building in social wasps : Self-organization and stigmergic script. *Journal of theoretical biology*, **161**(4), 505–525.
- J. Kim (1999). Making sense of emergence. *Philosophical studies*, **95**, 3–36.
- J. T. Klein (1990). *Interdisciplinarity : History, theory, and practice*. Detroit, MI : Wayne State University Press.
- T. Kohonen (2000). *Self-organizing maps*. 3e edn. Berlin : Springer.
- H. Kreuzman (2001). A co-citation analysis of representative authors in philosophy : Examining the relationship between epistemologists and philosophers of science. *Scientometrics*, **51**(3), 525–539.
- A. Kuper (2000). If memes are the answer, what is the question? *In* : R. Aunger (ed), *Darwinizing culture : The status of memetics as a science*. Oxford : Oxford University Press.
- S. O. Kuznetsov and S. A. Obiedkov (2002). Comparing performance of algorithms for generating concept lattices. *Journal of experimental and theoretical artificial intelligence*, **14**(2-3), 189–216.
- D. A. Lane and R. R. Maxfield (2005). Ontological uncertainty and innovation. *Journal of Evolutionary Economics*, **15**(1), 3–50.
- M. Latapy, C. Magnien, M. Mariadassou, and C. Roth (2005). A basic toolbox for the analysis of dynamics of growing networks. *In* : *Proceedings of the 7th "rencontres francophones sur l'algorithme des télécommunications" – Algotel*.
- R. B. Laughlin and D. Pines (2000). The theory of everything. *PNAS*, **97**(1), 28–31.
- J. Lave and E. Wenger (1991). *Situated learning : Legitimate peripheral participation*. Cambridge : Cambridge University Press.
- L. Leydesdorff (1991). In search of epistemic networks. *Social studies of science*, **21**, 75–110.
- P. G. Lind, M. C. Gonzalez, and H. J. Herrmann (2005). Cycles and clustering in bipartite networks. *Physical Review E*, **72**, 056127.
- A. Lopez, S. Atran, J. D. Coley, D. L. Medin, and E. E. Smith (1997). The tree of life : Universal and cultural features of folkbiological taxonomies and inductions. *Cognitive psychology*, **32**(3), 251–295.

- F. Lorrain and H. C. White (1971). Structural equivalence of individuals in social networks. *Journal of mathematical sociology*, **1**(49–80).
- R. K. May (1972). Will a large complex system be stable? *Nature*, **238**(413–414).
- K. W. McCain (1986). Cited author mapping as a valid representation of intellectual structure. *Journal of the american society for information science*, **37**(3), 111–122.
- M. McPherson and L. Smith-Lovin (2001). Birds of a feather : Homophily in social networks. *Annual review of sociology*, **27**, 415–440.
- B. Monjardet (2003). The presence of lattice theory in discrete problems of mathematical social sciences. Why. *Mathematical social sciences*, **46**(2), 103–144.
- M. E. J. Newman (2001a). Clustering and preferential attachment in growing networks. *Physical review letters E*, **64**, 025102.
- M. E. J. Newman (2001b). Scientific collaboration networks. II. Shortest paths, weighted networks, and centrality. *Physical Review E*, **64**, 016132.
- M. E. J. Newman (2004). Detecting community structure in networks. *European physical journal B*, **38**, 321–330.
- M. Nilsson-Jacobi (2005). Hierarchical organization in smooth dynamical systems. *Artificial life*, **11**(4), 493–512.
- E. C. M. Noyons and A. F. J. van Raan (1998). Monitoring scientific developments from a dynamic perspective : self-organized structuring to map neural network research. *Journal of the american society for information science*, **49**(1), 68–81.
- 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.
- S. Redner (1998). How popular is your paper? An empirical study of the citation distribution. *European Phys. Journal B*, **4**(131–134).
- S. Redner (2005). Citation statistics from 110 years of physical review. *Physics today*, **58**, 49–54.
- G. Robins and M. Alexander (2004). Small worlds among interlocking directors : Network structure and distance in bipartite graphs. *Computational and mathematical organization theory*, **10**, 69–94.
- A. K. Romney, J. P. Boyd, C. C. Moore, W. H. Batchelder, and T. J. Brazill (1996). Culture as shared cognitive representations. *PNAS*, **93**, 4699–4705.
- E. Rosch and B. Lloyd (1978). Cognition and categorization. *American psychologist*, **44**(12), 1468–1481.
- C. Roth (2005, November). Generalized preferential attachment : Towards realistic socio-semantic network models. *Pages 29–42 of : ISWC 4th Intl semantic web conference, Workshop on Semantic Network Analysis*. CEUR-WS Series (ISSN 1613-0073), vol. 171.
- C. Roth (2006). Binding social and semantic networks. In : *Proceedings of ECCS 2006, 2nd European Conference on Complex Systems, Oxford, UK*.
- C. Roth and P. Bourguine (2005). Epistemic communities : Description and hierarchic categorization. *Mathematical population studies*, **12**(2), 107–130.
- C. Roth and P. Bourguine (2006). Lattice-based dynamic and overlapping taxonomies : The case of epistemic communities. *Scientometrics*, **69**(2), 429–447.
- A. Rueger (2000). Robust supervenience and emergence. *Philosophy of science*, **67**(3), 466–489.
- G. Salton, A. Wong, and C. S. Yang (1975). Vector space model for automatic indexing. *Communications of the ACM*, **18**(11), 613–620.
- T. C. Schelling (1971). Dynamic models of segregation. *Journal of Mathematical Sociology*, **1**, 143–186.
- F. Schmitt (ed) (1995). *Socializing epistemology : The social dimensions of knowledge*. Lanham, MD : Rowman & Littlefield.
- C. R. Shalizi (2001). *Causal architecture, complexity and self-organization in time series and cellular automata*. Ph.D. thesis, University of Wisconsin at Madison, U.S.A. Chap. 11.
- B. Skyrms and R. Pemantle (2000). A dynamic model of social network formation. *PNAS*, **97**(16), 9340–9346.
- T. A. Snijders (2001). The statistical evaluation of social networks dynamics. *Sociological methodology*, **31**, 361–395.
- R. R. Sokal and P. H. A. Sneath (1963). *Principles of numerical taxonomy*. San Francisco, CA : W.H. Freeman.
- D. Sperber (1996). *Explaining culture : A naturalistic approach*. Oxford : Blackwell Publishers.
- G. Stumme, R. Taouil, Y. Bastide, N. Pasquier, and L. Lakhal (2002). Computing iceberg concept

- lattices with TITANIC. *Data and knowledge engineering*, **42**, 189–222.
- J. C. Touhey (1974). Situated identities, attitude similarity, and interpersonal attraction. *Sociometry*, **37**, 363–374.
- H. Turner, S. Stepney, and F. Polack (2006). Rule migration : Exploring a design framework for emergence. *International Journal of Unconventional Computing*, **2**(4). Presented at ECAL 2005.
- F. J. Van Der Merwe and D. G. Kourie (2002). Compressed pseudo-lattices. *Journal of experimental and theoretical artificial intelligence*, **14**(2-3), 229–254.
- S. Wasserman and K. Faust (1994). *Social network analysis : Methods and applications*. Cambridge : Cambridge University Press.
- D. J. Watts and S. H. Strogatz (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, **393**, 440–442.
- 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.
- R. H. Whittaker (1969). New concepts of kingdoms of organisms. *Science*, **163**, 150–160.
- R. Wille (1982). Restructuring lattice theory : an approach based on hierarchies of concepts. Pages 445–470 of : I. Rival (ed), *Ordered sets*. Dordrecht-Boston : Reidel.
- R. Wille (1992). Concept lattices and conceptual knowledge systems. *Computers mathematics and applications*, **23**, 493.