



**HAL**  
open science

## Une théorie de Shannon pour la connaissance

Jean-Louis Ermine, Benoit Le Blanc

► **To cite this version:**

Jean-Louis Ermine, Benoit Le Blanc. Une théorie de Shannon pour la connaissance. 2007. hal-00974278

**HAL Id: hal-00974278**

**<https://hal.science/hal-00974278>**

Preprint submitted on 6 May 2014

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

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

# Une théorie de Shannon de la connaissance

*Jean - Louis Ermine, Benoit Leblanc*

---

*Version française non publiée*

*Article paru en version anglaise  
"A Shannon's Theory of Knowledge"*

Creating Collaborative Advantage through Knowledge and Innovation, World Scientific Publishing Company Pte Ltd, Feb 2007, ISBN 978-981-270-451-1, pp 51-68  
(Revised version 2012)

---

# Une théorie de Shannon de la connaissance

Benoit Leblanc\*, Jean-Louis Ermine\*\*

\* Ecole Nationale Supérieure de Cognitique, Université de Bordeaux 2, 33076 Bordeaux cedex, France, benoit.leblanc@ensc.fr

\*\* Institut Mines-Télécom/Télécom Ecole de Management, 91011 Evry cedex, France., jean-louis.ermine@telecom-em.eu

---

**RESUME** : Notre société dite société de l'information est en train de laisser la place à une société de la connaissance. La théorie de Shannon a permis de poser un cadre formel pour l'étude de l'information. Le présent papier propose une transposition de cette théorie à l'étude de la connaissance. A partir des trois axes du modèle formel d'ingénierie des connaissances (l'information, le sens et le contexte), trois mesures quantitatives sont proposées pour obtenir une mesure de la quantité de connaissance d'un système. Cette notion permet d'envisager des applications comme la mesure cognitive d'un site web, d'une communication téléphonique ou d'une communauté de savoir.

**MOTS CLES** : Système de connaissances; unité de mesure ; cogniton ; entropie

---

## 1 Introduction

Un véritable déferlement médiatique, un grand nombre de publications de toutes sortes, révèlent actuellement une focalisation de beaucoup d'énergies autour du mot « connaissance ». Bien sûr, les acceptations des concepts qui gravitent autour de ce mot valise sont extrêmement diverses, mais elles sont significatives d'un mouvement de fond qui traverse nos sociétés.

Le concept sans doute le plus récent est celui de « société de la connaissance » (parfois aussi « société du savoir »), qui, comme son nom l'indique, est une certaine vision de nos sociétés civiles. En Europe, le coup de tonnerre qui a déclenché ce mouvement est l'initialisation du désormais fameux « processus de Lisbonne », par le conseil européen de Lisbonne de mars 2000, qui déclarait en termes très vigoureux et volontaristes : « *L'Union s'est aujourd'hui fixé un nouvel objectif stratégique pour la décennie à venir : devenir l'économie de la connaissance la plus compétitive et la plus dynamique du monde, capable d'une croissance économique durable accompagnée d'une amélioration quantitative et qualitative de l'emploi et d'une plus grande cohésion sociale* » [17].

Le processus de Lisbonne était résolument orienté vers la performance économique, mais avec des enjeux sociaux forts, il mélangeait donc la notion de société et d'économie de la connaissance. Depuis les choses se sont clarifiées. Tous les gouvernements se sont saisis de la problématique, pour adapter sa stratégie en fonction de cet objectif. Force est de constater que l'Europe, à mi-chemin, a pris du retard dans la mise en place de ce processus. Mais l'idée d'une société et d'une économie basée sur la connaissance fait son chemin. Le rapport du Conseil Economique et Social français [6] résume bien l'avancée des réflexions sur ce sujet : il note en exergue que « *toute société humaine repose sur des savoirs et une culture propre. [...] La perspective de la « société de la connaissance » postule que si tous n'ont pas les mêmes chances d'accès, personne n'est totalement démunie de capacités lui permettant de s'y faire une place. Elle postule aussi, que dès l'origine la soif de connaître s'auto entretient, voire s'amplifie, grâce aux horizons qu'elle ouvre et aux résultats tangibles qui peuvent en résulter, notamment dans l'ordre économique et professionnel. Dans cet ordre, c'est « d'économie de la connaissance » qu'il s'agit.* ».

Dans une vision plus internationale, la « Knowledge Society » relève d'un autre point de vue. Elle est essentiellement vue comme un nouveau rapport de développement entre les personnes (les citoyens, les travailleurs ...) et les technologies de l'information et de la communication (TIC). Selon P. Norris [28], le développement des sociétés de la connaissance représente une des plus profondes transformations de ces dernières décades. La diffusion des TIC va avoir des conséquences majeures sur l'éducation, l'expression sociale, la nature du travail et de l'économie. Selon le rapport des Nations Unies [11], il existe une « tension » entre la société et les TIC et les techniques de développement de connaissances (via les « espaces partagés pour la création de connaissances »). Toute société (alors appelée « Knowledge Society ») peut instaurer des institutions et des organisations pour permettre aux personnes et à l'information de se développer sans limites. Cette liaison fondamentale et inéluctable entre la connaissance et les TIC fait partie maintenant de la pensée dominante sur la société de la connaissance, au point souvent d'inverser la prépondérance entre les TIC et la connaissance (cf. [24] [10], [8]).

La plupart des discours sur la société de la connaissance comporte toujours une vision de la connaissance comme facteur de développement économique et de production de valeur. La notion de la connaissance comme

bien économique est antérieure à celle de société de la connaissance, les précurseurs sont Nelson [27], les prix Nobel d'économie Kenneth Arrow [3] et Herbert Simon [34], et surtout F. Machlup [23]. La théorie moderne de l'économie de la connaissance est exposée dans le livre pionnier de D. Foray [18]. Théoricien de cette nouvelle économie Dominique Foray y voit une sous-discipline économique originale, avec des problèmes nouveaux tant au niveau théorique qu'empirique, mais aussi une nouveauté historique (à l'instar de la révolution industrielle du siècle dernier) tant sur le plan des caractéristiques de la croissance que sur celui de l'organisation des activités économiques. Dominique Foray et une équipe internationale viennent de terminer une étude innovante d'envergure à l'OCDE, sur 9 pays industrialisés (Australie, Canada, Danemark, France, Allemagne, Irlande, Italie, Pays Bas, Suède), sur près de 10000 entreprises qui montre une corrélation certaine entre les pratiques GC et la performance de l'entreprise ([29]).

Mis à part peut-être dans ces derniers ouvrages, qui bénéficient des derniers travaux sur la gestion des connaissances, il faut bien reconnaître que la confusion est grande entre l'information et la connaissance. L'économie de la connaissance est souvent confondue avec celle de l'information, même si elle l'englobe. Mais de plus en plus cette vision est contrebalancée par des approches très différentes, qui viennent de considération presque politiques (au sens général). Ainsi, dans son rapport [9], le Commissariat Général au Plan indique qu'« à l'échelle de l'entreprise, il est de plus en plus clair que l'avantage compétitif repose avant tout sur les compétences de ses ressources humaines et la capacité à se doter d'une organisation apprenante, qu'il a pour principal ressort la dynamique du savoir et des compétences, qu'il suppose le partage des savoirs.[...] Le changement est dans la quantité des savoirs produits, la complexité des produits fabriqués et l'organisation des acteurs dans la dynamique de la production des connaissances. Les TIC ont contribué à accélérer cette tendance dans les vingt dernières années. [...] Le consensus se fait pour dire que nous sommes entrés dans l'économie de la connaissance. »

Cependant, cette dernière remarque montre qu'on a changé d'échelle d'analyse : on ne se situe plus au niveau de la société, qui relèverait d'une analyse macro-économique, mais au niveau de l'entreprise, de l'organisation, qui relève de la micro-économie. C'est alors le domaine de la gestion des connaissances dans les organisations, ou « Knowledge Management ».

La Gestion des Connaissances (GC) ou « Knowledge Management » (KM), est actuellement un domaine en pleine expansion. Dégager une problématique claire à partir de ce mouvement qui traverse le monde économique, mais aussi social et culturel, se fait relativement lentement, notamment en France, car la genèse d'un tel domaine est assez complexe. Il emprunte à l'économie, au management, aux sciences sociales, aux systèmes d'information, à l'informatique etc. Constituer un corpus disciplinaire cohérent n'est pas chose aisée. On peut distinguer très grossièrement trois tendances, qui, bien sûr, sont interdépendantes selon que la connaissance soit perçue comme un capital immatériel de l'entreprise, comme un élément de stratégie, ou encore comme quelque chose d'accessible et gérable par les nouveaux outils et techniques de communication (cf. [5]).

De son côté, l'ingénierie des connaissances est souvent considérée comme un sous-domaine récent du génie logiciel. Elle est née pour faciliter la conception de systèmes à base de connaissances, qui sont des systèmes informatiques contenant de la connaissance sous forme explicite [31], ce qui explique l'importance croissante de la modélisation des connaissances. Ces systèmes sont développés avec de l'ingénierie des connaissances, similaire à l'ingénierie logicielle, mais où l'accent est plus mis sur le traitement de la connaissance que sur celui de l'information [36]. Ces systèmes étaient censés reproduire des raisonnements d'experts sur des domaines de connaissance spécifiques. On s'est vite aperçu que si l'on disposait de technologies puissantes pour réaliser de tels systèmes, la difficulté essentielle résidait dans la capacité à transférer des connaissances d'un ou plusieurs experts humains dans un programme informatique. L'ingénierie des connaissances a donc mis en place des méthodes pour recueillir la connaissance, le plus souvent à partir d'entretiens, et la structurer, en général à partir de modèles. On pourra voir un survol de telles méthodes dans [12].

Alors, que l'on parle de société de la connaissance, de gestion des connaissances ou d'ingénierie des connaissances, on voit bien que les TIC ne sont jamais loin, quand elles ne sont pas prépondérantes. Or, comme leur nom l'indique, les TIC gèrent de l'information. Depuis plus de cinquante ans, l'information est un objet bien connu et bien défini, notamment par la théorie de Shannon, qui en donne une définition mathématique opératoire qui a levé bien des ambiguïtés sur sa nature ([33]). Qu'en est-il alors de la connaissance ? Comment peut-on dire que les TIC gèrent de la connaissance ? Peut-on lever l'ambiguïté maintenue actuellement entre information et connaissance, et apporter une réponse formelle, même si elle est nécessairement partielle, à ces débats sans fin sur la nature de la connaissance. Le débat est sans doute aussi vieux que l'humanité, mais l'importance prise ces dernières années par la connaissance en tant qu'objet ou système manipulable par des systèmes sociotechniques rend urgent des définitions plus précises et plus proches de ces problématiques actuelles.

Au vu du bref survol qui vient d'être fait, qui recouvre de nombreux débats, il apparaît que la connaissance est intuitivement liée à l'information, en étant plus générale. Elle semble cependant de même nature. Il est donc opportun et utile de se poser la question d'une extension de la théorie de Shannon à la connaissance.

Une théorie formelle de l'information devenait urgente vers les années 1940, quand on s'est mis à manipuler techniquement l'information, de manière importante, par sa transmission dans les systèmes de télécommunication. C'est d'ailleurs à Claude Shannon, chercheur des laboratoires Bell aux États-Unis, que l'on doit cette théorie. Destinée au début à des ingénieurs, pour résoudre des problèmes très concrets et techniques, cette théorie très mathématique a dépassé rapidement son objectif premier pour envahir le champ de la réflexion sur la nature de l'information et de la communication. Abraham A. Moles, dans sa remarquable préface de l'édition française du livre de Shannon, analyse ce phénomène de cristallisation de la pensée qui fait que l'œuvre de Shannon a atteint un seuil intellectuel de célébrité, passage obligé de toute réflexion sur les processus de communication (« *[cet ouvrage] a été universellement cité en tête des bibliographies de tous ceux qui de près ou de loin se trouvent toucher à la théorie de l'information, à la fois au titre de caution (et quelquefois d'abri), au titre de rigueur, au titre de référence intellectuelle.* » [26]). On se référera à l'excellent ouvrage de D. Bounoux sur la question [7].

On continue à dépenser beaucoup d'efforts, dans nos sociétés, à engranger et diffuser de l'information sous des formes parfois très sophistiquées, mais souvent, à terme, réductible à une quantité d'information au sens donné par Shannon, et pas suffisamment associée à une quelconque « connaissance ». Comme le dit Umberto Eco : « *Les principes de la théorie de l'information - exception faite de certains discours spécialisés - sont cités le plus souvent à titre de fétiches ou comme flatus voci. Il arrive ainsi que des termes comme « information », « entropie » ou autres soient employés par métaphore. Il nous faut donc les ramener patiemment à leur signification originelle* » ([13] Sec. A, Chap. I, § I.4). Une extension de la théorie de Shannon à la connaissance aurait pour mérite de positionner l'information à sa juste place, tout en fournissant, de la même façon, des métaphores fécondes, pour peu qu'elles soient utilisées avec discernement. De plus, une théorie formelle a le mérite d'être réfutable, contrairement aux discours informels. Elle peut susciter critique, remise en cause, alternative et amélioration.

Le modèle formel utilisé ici pour appréhender l'ingénierie des connaissances s'appuie sur l'ensemble des travaux de modélisation des connaissances qui ont été faits en ingénierie des connaissances, et de nombreuses théories qui ont été avancées dans le domaine de la connaissance. La théorie complète est exposée dans [14]. La validation expérimentale est menée depuis plus de dix ans grâce à la méthode d'ingénierie des connaissances MASK, qui a fait l'objet de centaines de projets opérationnels dans des entreprises et des organisations très diverses en France et à l'étranger, fournissant ainsi un retour d'expérience extrêmement riche ([15], [16]).

## 2 Corpus de connaissances

### 2.1 Un modèle formel en ingénierie des connaissances

Le microscope de la connaissance (Fig. 1) est une manière de structurer le patrimoine de connaissances d'un système organisé. Il a été décrit et justifié dans [14].

Deux hypothèses sont à la base de la définition de la connaissance selon le microscope. La première est l'hypothèse « sémiotique », à savoir que la connaissance se perçoit comme un signe, qui contient de l'information (quelle est la forme codée ou perçue du signe que je reçois ?), du sens (quelle représentation l'information engendre-t-elle dans mon esprit ?), et du contexte (quel environnement conditionne le sens que je mets sur l'information reçue ?). L'exemple typique est celui d'une montre, qui communique une information codée (et si l'on y réfléchit bien, le code est extrêmement complexe, avec son cadran, ses éventuelles aiguilles, ses formes et configurations très variées etc.), qui prend des significations très diverses (celle de base étant l'heure !), ces significations dépendant de situations et de contextes potentiellement infinis (rendez-vous, horaires, expériences, suivis de process, chronomètre, planification...). La deuxième hypothèse est l'hypothèse « systémique », à savoir que la connaissance se perçoit comme un système global, avec toujours trois points de vue : la *structure*, la *fonction* et l'*évolution*. Ainsi, pour décrire une montre, on peut en parler par sa fonction (donner l'heure ...), par sa structure (boîtier, mécanisme, design etc.), par sa position dans l'évolution des montres (montre gousset ou bracelet, électrique ou mécanique, digitale, avec aiguilles ou cristaux liquides, etc.).

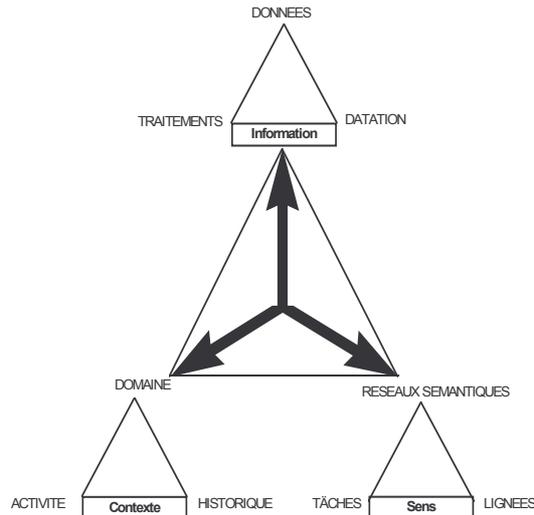


FIG. 1 – Le macroscopie de la connaissance

Analyser la connaissance, c'est donc la décrire à travers cet ensemble de points de vue : information, sens, contexte d'une part ; structure, fonction, évolution d'autre part. Ces points de vue sont extrêmement liés et souvent confondus. Ceci raccorde donc les notions d'information et de connaissance. La connaissance est de l'information, qui prend du sens, dans un contexte donné. Si la notion de l'information est claire, et l'on peut se référer pour cela à la théorie de Shannon, celle du sens, a fortiori celle du contexte, le sont beaucoup moins. Il faut donc donner des interprétations « mesurables » de ce que peuvent être le sens ou le contexte. Ce n'est certainement pas chose aisée. Nous allons faire des premières propositions dans ce sens.

## 2.2 Définitions et notations

Selon la théorie sémiotique utilisée ci-dessus, une connaissance se décompose selon trois points de vue qu'on identifie à l'information, le sens et le contexte.

Si  $I$  désigne l'espace de l'information,  $S_e$  l'espace du sens,  $C_o$  l'espace du contexte, on a :

$$K = I \times S_e \times C_o$$

$$\forall k \in K, \exists i \in I, s \in S_e, c \in C_o : k = (i, s, c)$$

Ainsi, si  $k \in K$ , on peut définir trois fonctions d'évaluation à valeurs réelles

$$\begin{array}{l} \text{Val}_I : I \longrightarrow \mathbb{R} \\ \text{Val}_S : S_e \longrightarrow \mathbb{R} \\ \text{Val}_C : C_o \longrightarrow \mathbb{R} \end{array}$$

Évaluant respectivement l'information, la valeur sémantique et la valeur contextuelle d'une connaissance. La valeur globale d'une connaissance,  $k$ , est une fonction de ces trois valeurs :

$$\text{Val}(k) = F(\text{Val}_I(k), \text{Val}_S(k), \text{Val}_C(k))$$

On peut généraliser la notion de valeur à un ensemble de connaissances, qu'on appellera « corpus de connaissances ».

**Définition** : un corpus de connaissances  $H$  est un élément de  $\mathcal{P}(K)$  (l'ensemble des parties de  $K$ ).

Et par extension on définit :

$$\text{Val}_X(H) = \int_{h \in H} \text{Val}_X(h) dm$$

Pour une mesure  $m$ , telle que l'intégrale soit convergente.

On peut effectuer un « développement limité » de la fonction  $Val = F(Val_I, Val_S, Val_C)$  ainsi étendue, qu'on arrêtera au premier ordre (pour un opérateur  $\otimes$  qui est à définir) :

$$Val(H) = Val_I(H) \otimes Val_S(H) \otimes Val_C(H) + o(H)$$

On simplifiera en supprimant le terme résiduel et en supposant que :

$$Val(H) = Val_I(H) \otimes Val_S(H) \otimes Val_C(H)$$

Intuitivement, ceci équivaut à supposer que l'information, le sens et le contexte peuvent varier indépendamment : on peut imaginer un corpus de connaissances qui a beaucoup d'information et un sens réduit (un annuaire téléphonique, par exemple), beaucoup de sens et peu d'information (un proverbe, par exemple), beaucoup de sens mais peu de contexte – au sens contexte d'utilisation, cf. Infra – (un journal intime ou certains blogs, par exemple), peu de sens et beaucoup de contexte (une rumeur tenace et répandue, par exemple) etc.

### 3 Mesure de la quantité d'information d'un corpus

La théorie de l'information de Shannon-Weaver nous permet de définir formellement ce qu'est la quantité d'information ([33]). Cette théorie porte un regard probabiliste sur l'information produite par un système.

Lors d'une communication, le récepteur est en attente d'un certain message. Prenons le cas d'un feu de circulation. Quand une personne regarde ce feu, elle a déjà une idée des messages transmis par ce feu. A priori, elle ignore quel message va exactement lui être adressé. Cependant, grâce à son expérience (l'apprentissage du code de la route, dans ce cas), elle s'attend à recevoir certains messages avec des probabilités différentes.

Si tous les messages qui peuvent être transmis potentiellement par le feu de circulation étaient équiprobables, la probabilité de chacun d'eux serait  $P = 1/8$  ; les 8 cas possibles étant l'allumage simultané de 0 lampe (1 cas), 1 lampe (3 cas), 2 lampes (3 cas) ou 3 lampes (1 cas). Comme cette valeur 8 s'exprime également sous la forme de  $2^3$  et qu'il s'agit bien d'un codage binaire (les lampes sont allumées ou éteintes), la quantité d'information associée à un feu tricolore sans autre précision est de 3. Intuitivement cela signifie qu'il y a trois informations, chaque lampe étant considérée comme indépendante des deux autres.

Dans la réalité d'un feu de circulation, il en va évidemment tout autrement. Seuls quatre cas se produisent effectivement : l'allumage de la lampe Rouge seule (45% du temps), de la lampe Orange seule (9,5% du temps), de la lampe Verte seule (45% du temps), ou bien l'allumage d'aucune lampe (0,5% du temps). Cet exemple reflète la réalité des systèmes d'information pour lesquels l'équiprobabilité n'est qu'une configuration... très improbable ! La quantité d'information  $Q$  d'un message  $m$  dont la probabilité d'occurrence est  $P$  se calcule alors par :

$$Q(m) = -P \cdot \log_2(P)$$

Et pour le système complet, il faut sommer les quantités d'information de chacun des messages possibles. Dans notre exemple, cela donne :

$$Q(H) = -2 \cdot 0,45 \cdot \log_2(0,45) - 0,095 \cdot \log_2(0,095) - 0,005 \cdot \log_2(0,005)$$

Soit :

$$Q(H) = 1,4$$

On voit sur cet exemple qu'il y a une relation bijective entre l'incertitude, en termes de probabilité, d'un récepteur, relativement à un message déterminé, et la quantité d'information contenue dans ce message. La notion de quantité d'information est alors avantageusement remplacée par la notion d'entropie qui est une quantité d'information moyenne au sens des probabilités, moyenne prise sur l'ensemble des messages. Ainsi si  $p_i$  désigne la probabilité d'occurrence du message  $m_i$ , l'entropie est par définition l'espérance mathématique :

$$H = -p_1 \log(p_1) - p_2 \log(p_2) - \dots$$

( $H$  pour Hartley, qui est un précurseur de Shannon).

Cette dernière remarque amène un commentaire important. L'entropie est une notion bien connue de la thermodynamique, et le fait que Shannon ait introduit une notion similaire pour quantifier l'information n'est pas

qu'une simple analogie. L'entropie est une mesure du degré de désordre moléculaire d'un système. L'entropie maximale correspond à un désordre moléculaire total au sein d'un système, ce qui se manifeste au niveau global par l'équilibre. Au niveau de l'information, l'entropie maximale correspond également à une sorte de *désordre informationnel* total : tous les messages sont équiprobables, et lorsque l'on doit, pour décoder un message, effectuer un choix binaire (utiliser un bit), il n'y a pas plus de raison de s'orienter vers un choix que vers l'autre. Il semble donc y avoir un paradoxe, qui tient plus au vocabulaire qu'au concept : un système qui possède une information maximum (au sens de l'entropie) n'en fournit en fait qu'un minimum. Si les messages ne sont plus équiprobables, donc si l'entropie diminue, le système est plus *informatif* (« *On vérifie intuitivement qu'une dépêche annonçant l'assassinat d'un chef d'état revêt une grande importance, ou contient beaucoup d'information en raison de son improbabilité même, et qu'en revanche le bulletin météorologique qui annoncerait le 30 juin l'absence de chutes de neige le lendemain sur Paris... n'en apporterait rigoureusement aucune* » ([7] Chapitre V). L'entropie prend donc le même sens que précédemment, d'information, ou de liberté de choix dans une certaine source, ou encore de moyenne sur les probabilités d'occurrence de l'ensemble des messages.

La fonction d'entropie est une fonction très utilisée en physique, en mathématique ... Dans la théorie de l'information, son introduction fut une innovation considérable, qui a prouvé sa grande utilité. En fait, Shannon a introduit cette fonction pour des raisons de régularité simples, à partir du moment où l'on dispose d'une distribution de probabilités sur un ensemble d'événements [32].

## 4 Mesure de la quantité de sens d'un corpus

### 4.1 Définitions et notations

Les sèmes de  $K$  forment un ensemble fini d'éléments (« éléments ou termes signifiants »)  $S$ .  
On note  $\text{Ind}$  une fonction dite d'indexation :

$$\text{Ind} : \mathcal{P}(K) \longrightarrow \mathcal{P}(S)$$

qui, à tout corpus de connaissances  $H$ , élément de  $\mathcal{P}(K)$ , associe un ensemble de sèmes, élément de  $\mathcal{P}(S)$ .

Un graphe sémantique est un ensemble  $(V, E)$  où  $V$  est un sous-ensemble d'éléments de  $S$ , appelés les sommets (ou nœuds) du graphe, et  $E$  un sous-ensemble d'éléments de  $V \times V$ , appelés arêtes (ou arcs ou liens).

Un graphe (nous ne traitons ici que des graphes finis, dont les sommets sont numérotés de 1 à  $n$ ) est caractérisé par sa matrice d'incidence  $P = [p_{i,j}]$  : c'est une matrice carrée  $(n, n)$ , telle que  $p_{i,j} = 0$  s'il n'existe pas de lien du sommet  $i$  vers le sommet  $j$ , et  $p_{i,j} = 1$  sinon.

Un chemin de longueur  $n$  dans un graphe est une suite  $(s_0, \dots, s_n)$ , telle que  $(s_i, s_{i+1})$  est une arête du graphe pour tout  $i$  ;  $s_0$  est l'origine du chemin,  $s_n$  est l'extrémité.

Un graphe est dit connexe si deux sommets quelconques peuvent être joints par un chemin.

On note  $p_{i,j}(n)$  le nombre de chemins de longueur  $n$  qui débute par le sommet  $i$  et se termine par le sommet  $j$ . C'est aussi le coefficient de la ligne  $i$  et de la colonne  $j$  de la matrice  $P^n$  :  $p_{i,j}(n) = (P^n)_{i,j}$

Une fonction de construction de graphe sémantique est une fonction :

$$\Gamma : \mathcal{P}(K) \longrightarrow S \times S^2$$

qui à tout corpus  $H$  de connaissances associe un graphe sémantique  $\Gamma(H)$ , tel que  $\text{Pr}_1(\Gamma(H)) = \text{Ind}(H)$ . (C'est un graphe sémantique dont les sommets forment l'ensemble de sèmes qui indexent  $H$ ,  $\text{Ind}(H)$ ).

### 4.2 Caractérisation quantitative de graphes sémantiques : entropie de Gurevich

Le graphe sémantique d'un corpus de connaissance caractérise « les parcours de sens » qui sont possibles dans le corpus. C'est donc la topologie du graphe qui rend compte de la complexité sémantique du corpus.

Proche de la théorie de l'information, il existe une théorie extrêmement développée qui rend compte des parcours dans les graphes (donc des parcours de sens dans les graphes sémantiques), qui est celle de l'entropie des graphes ([35]). Nous en donnerons une approche qui a été développée par Gurevich ([20], cf. [30]).

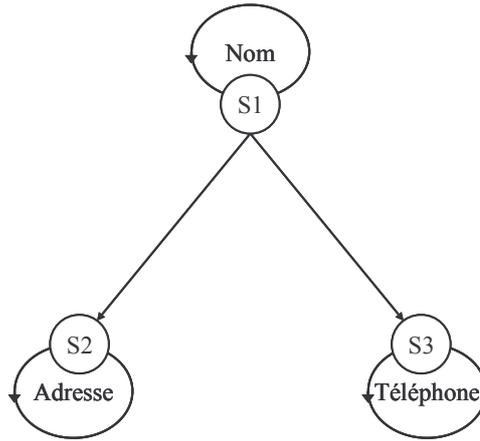


FIG. 2 – Graphe sémantique d'un annuaire téléphonique

Soit  $G$  un graphe,  $P$  sa matrice d'incidence. On note  $p_{i,j}(n)$  le nombre de chemins de longueur  $n$  d'origine le sommet  $i$  et d'extrémité le sommet  $j$ . C'est aussi le coefficient de la ligne  $i$  et de la colonne  $j$  de la matrice  $P^n$ . L'entropie de Gurevich de  $G$  est définie par :

$$h(G) = \limsup_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n} \log(p_{i,j}(n)) = \limsup_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n} \log((P^n)_{i,j})$$

Pour un graphe connexe fini, cette valeur ne dépend pas de  $i$  et  $j$  (ce n'est pas vrai si on considère, par exemple, les chemins qui ne repassent pas par l'extrémité). Elle représente le taux de croissance exponentielle du nombre de chemins d'extrémités fixes.

Pour comprendre cette notion d'entropie, nous allons donner un exemple très simple. Prenons un annuaire téléphonique de base, sa sémantique est représentée par le graphe de la figure 2.

La matrice d'incidence de ce graphe est :

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Et, avec } A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ on a } P = I + A \text{ et } A^2 = 0$$

On a donc :  $P^n = (I+A)^n = I + nA$ , ainsi  $p_{i,j}(n) = 0, 1$  ou  $n$ , donc  $h(G) = 0$ , l'entropie de ce graphe est nulle, il est vrai que, intuitivement, sa sémantique est minimum !

Si l'on complexifie cette sémantique, simplement en réalisant un annuaire inversé, où l'on peut retrouver le nom de quelqu'un à partir de son numéro de téléphone, on obtient un nouveau graphe sémantique (fig 3).

La matrice d'incidence de ce nouveau graphe est :

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Et avec  $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ , on a  $A^2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$  et donc  $A^2 = A^{2n}$  et  $A = A^{2n+1}$  pour tout  $n$ .

Comme  $P = I + A$ , ceci donne :

$$P^n = (I+A)^n = b(n) A + c(n) A^2$$

où  $b(n) = \sum_{k:\text{impair}} \binom{n}{k}$  et  $c(n) = \sum_{k:\text{pair}} \binom{n}{k}$

Comme  $b(n) = c(n) = 2^{n-1}$  (propriété des coefficients binomiaux), ceci fournit le résultat :

$$P^n = 2^{n-1} (A + A^2)$$

Ainsi  $p_{ij}(n) = 2^{n-1}$  ou 0, et donc :

$$h(G) = \lim_{n \rightarrow +\infty} (n-1/n) \log(2) = \log(2) = 1$$

La sémantique du nouvel annuaire a augmenté d'un bit de sens !

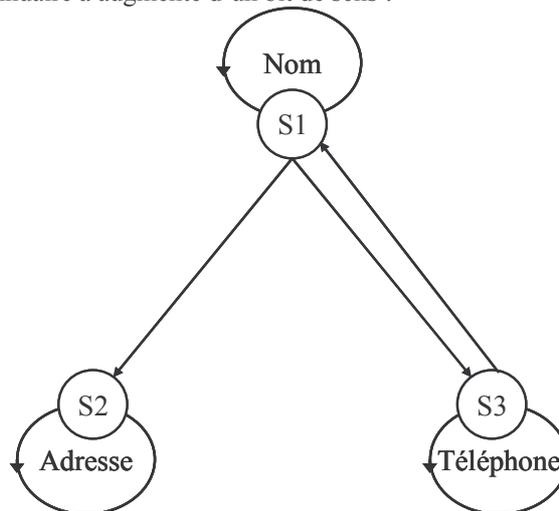


FIG. 3 – Graphe sémantique d'un annuaire inversé

## 5 Mesure du contexte d'usage d'un corpus

Le troisième volet de notre unité de connaissance porte sur la mesure de son usage. Nous plaçons cette mesure dans l'usage que font les personnes concernées d'un corpus de connaissances, mais aussi dans les relations qui s'établissent entre ces personnes. Cette idée part du constat qu'une connaissance jugée pertinente sera partagée entre son détenteur et ses proches, ou qu'inversement une connaissance faiblement diffusée correspond à quelque chose d'obsolète, d'inintéressant ou d'inapproprié. Nous avons conscience d'occulter par cette approche toutes les connaissances à fort potentiel mais qui restent gardées secrètes. En revanche notre modèle va s'appliquer parfaitement aux connaissances que l'on cherche à diffuser, via des média de publication papier ou électronique, via des média de communication verbale, etc. et qui n'auront d'échos qu'à la hauteur de l'intérêt qu'elles suscitent.

Le contexte d'usage d'une connaissance ou encore son potentiel de diffusion va être abordé ici à travers le réseau d'accointance existant entre les éléments détenteurs et utilisateurs des connaissances, qu'il s'agisse d'individus, de groupes, ou de systèmes. Ce genre de réseau correspond aux réseaux sociaux étudiés en psychosociologie et plus récemment en théorie des graphes.

## 5.1 Les réseaux sociaux

Ces réseaux dits « petits-mondes » ont été initiés par le psychosociologue américain Stanley Milgram qui expérimenta dans les années 60 une mesure de la distance pouvant exister entre deux individus pris au hasard et ne se connaissant pas [25]. Son idée fut de matérialiser les liaisons entre individus en leur demandant de se transmettre « en main propre » un courrier. A chaque étape de cette propagation du courrier, des indications inscrites sur l'enveloppe permettaient de comptabiliser les porteurs successifs. Il calcula ainsi le nombre d'intermédiaires nécessaires pour joindre notamment des personnes du Nebraska à une personne cible du Massachusetts. Milgram rapporte ainsi que les chaînes constituées variaient en longueur entre 2 et 10 intermédiaires, avec une médiane à 5.5. Il avança alors que toute personne est joignable à n'importe quel autre individu en réalisant une moyenne de six sauts, matérialisant ainsi la théorie des « six degrés de séparation », avancée par l'écrivain hongrois Frigyes Karinthy dans une nouvelle de 1929 intitulée « Chaînes ».

Ces expériences ont récemment été remises en cause par J. Kleinfeld [22] qui juge que loin des six degrés de séparation, nous vivons plutôt dans un monde fortement cloisonné par des barrières sociales. Selon elle, « *le coeur du problème des petits-mondes se situerait bien plus dans les fascinants mystères liés à la psychologie des individus* ». Quoiqu'il en soit, avec son protocole extrêmement simple et séduisant, Milgram montre qu'il est possible de trouver une mesure expérimentale de la distance pouvant exister entre deux parfaits inconnus, en comptant le nombre d'intermédiaires nécessaires pour établir une chaîne entre eux deux.

Cette idée a ensuite été reprise dans le cadre de populations plus ciblées, comme pour celle des chercheurs en mathématique ou bien celle des acteurs d'Hollywood. Dans ce cas la connectivité entre deux personnes correspond à la réalisation d'une tâche commune : la rédaction d'un article scientifique ou bien l'apparition dans un même film.

Pour la connectivité entre mathématiciens c'est le fameux *nombre de Erdős* qui sert de base à la mesure de distance. Le nombre de Erdős fait référence au mathématicien hongrois Paul Erdős (1913-1996) qui publia plus de 1500 articles scientifiques, dont les deux tiers en collaboration avec un ou plusieurs de ses quelques 500 co-auteurs. Chacun de ces co-auteurs directs a donc été affecté d'un nombre de Erdős égale à 1. Une personne ayant cosigné un article avec une personne de nombre de Erdős  $N$  est alors de nombre de Erdős  $N+1$ . Par convention, Erdős est de nombre de Erdős de 0 et les personnes non connectables à Erdős ont un nombre de Erdős infini. A ce jour le nombre de Erdős le plus élevé est de 15 et pratiquement tous les grands scientifiques possèdent un nombre de Erdős : Einstein, Nash, Fermi, Gauss, Bohr, Heisenberg, Dirac, Schrödinger, etc.

Ce genre de calcul de proximité entre individus a fait couler beaucoup d'encre et mobilise encore beaucoup d'octets. Le site web du *Erdős Number Project* est : <http://www.oakland.edu/enp/>. A une plus large échelle, une expérience ouverte est en cours sur : <http://smallworld.columbia.edu/> et cherche à collecter auprès d'un maximum d'internautes le maximum de liens sociaux qui les concernent, afin de pouvoir calculer les chemins qui relient des personnes ne se connaissant pas.

## 5.2 Les réseaux petits-mondes hiérarchiques (RPMH)

Le modèle sous-jacent à tous ces réseaux sociaux est celui d'un graphe où chaque individu (les nœuds) y est considéré eu égard aux connexions dont il dispose (les arcs). A partir de cette structure de graphe il est possible de calculer des valeurs formelles comme le nombre de composantes connexes du graphe (c'est-à-dire le nombre « d'ilots » complètement dissociés les uns des autres), et pour chacune de ces composantes connexes, le plus court chemin existant entre deux nœuds (c'est-à-dire le chemin qui mobilise le moins possible de nœuds intermédiaires), le diamètre de la composante connexe (c'est-à-dire le plus grand de tous ces chemins les plus courts en considérant toutes les paires de nœuds possibles), le diamètre moyen (c'est-à-dire la moyenne de tous ces chemins les plus courts en considérant toutes les paires de nœuds possibles), le centre de la composante connexe (le point pour lequel la somme de tous les plus courts chemins qui l'unisse à chacun des autres nœuds soit la plus faible) [21].

Selon une approche similaire, des études récentes se sont portées sur d'autres types de réseaux que les stricts réseaux sociaux : réseaux formés par les stations de métro, par les connexions téléphoniques, par les connexions aériennes, mais également par les neurones d'organismes simples, par la diffusion des épidémies, par les pages du Web ou de sites spécifiques etc. Bref, tout type de réseau observable, qu'il soit produit naturellement ou bien généré par une activité humaine, se prête ainsi à ce genre de mesures [19]. Et il est remarquable que toutes ces études attribuent à tous ces graphes pourtant d'origine très diverses, des propriétés similaires quant à leur diamètre et à la répartition de la connectivité de leurs nœuds. On parle ainsi d'une classe spécifique pour ces graphes : la classe des réseaux petits-mondes hiérarchiques (RPMH) [2].

Cette classe est pourtant assez petite si l'on considère tous les graphes possibles, c'est-à-dire toutes les combinaisons que l'on est en mesure de créer à partir d'un nombre de nœuds et un nombre d'arcs donnés. Les RPMH ont beaucoup plus d'arcs que de nœuds ; tous les graphes ont bien sûr plus d'arcs que de nœuds, mais là il s'agit de 10, 100, voir 1000 fois plus. Et pourtant leur diamètre reste très faible ! Par exemple, Adamic et al. ont avancé en 1999 que le diamètre du Web avait une valeur de 19 [1] et qu'en moyenne 10 clics seulement séparaient n'importe quelle paire de pages, valeurs très faibles comparées aux milliards de pages qui le composent.

Pour aborder l'étude des RPMH, Watts et Strogatz ont proposé de les comparer d'une part aux graphes aléatoires et d'autre part aux graphes réguliers [37]. Les deux paramètres d'étude qu'ils se sont fixés sont la distance entre les nœuds du réseau (*diamètre* global du graphe) et le niveau de regroupement des nœuds (coefficient local de *clusterisation*).

Un graphe aléatoire se définit comme un graphe à N sommets connectés par n arêtes choisies aléatoirement avec la probabilité p parmi les  $N(N-1)/2$  arêtes possibles. Ce graphe a donc  $p.N(N-1)/2$  arêtes distribuées aléatoirement.

L'ensemble des graphes ayant ce nombre d'arêtes est composé de toutes les combinaisons possibles de graphes parmi les  $N(N-1)/2$  possibilités. Ces graphes sont finalement tous équiprobables et ils possèdent dans leur espace de probabilité, un faible diamètre, une faible distance caractéristique et une faible clusterisation. A l'opposé, les graphes réguliers ont leurs sommets répartis régulièrement et chacun d'entre eux est relié à ses i voisins les plus proches. « i » étant ici le degré (distribué régulièrement) de connection de chaque sommet. Ce type de graphe possède un grand diamètre, puisque pour se déplacer d'un sommet quelconque au sommet opposé (le plus éloigné) il faut parcourir n/i arêtes. Il possède également une forte distance caractéristique ainsi qu'un fort coefficient de clusterisation [21].

Watts et Strogatz ont prouvé que les réseaux petits mondes ont la propriété inattendue d'être localement denses (comme les graphes réguliers) et d'avoir une longueur de chemin relativement courte (comme les graphes aléatoires). Un graphe « petit-monde » se situe ainsi à mi-chemin entre un graphe aléatoire et un graphe régulier, combinant ainsi des propriétés de régularité locale et de désordre global.

### 5.3 Les réseaux libres d'échelle (scale-free networks)

En travaillant sur le problème plus général de la construction et de l'organisation des réseaux, Barabási [4] a ajouté une troisième métrique relative à la distribution hiérarchique des liens sur ces réseaux. En effet la croissance observée sur certains réseaux petit-monde (comme le Web) montre une propriété d'attachement préférentiel qui ne peut pas être modélisée par les simples longueurs de chemin moyenne, et niveaux de regroupement des nœuds. Cette nouvelle propriété traduit le fait qu'un nouveau nœud se placera préférentiellement en connexion avec des nœuds eux mêmes déjà fortement connectés. Ce modèle d'avantage cumulé produit un réseau où la plupart des nœuds ont peu de liens et quelques nœuds seulement en ont beaucoup. La distribution de cette arité des nœuds suit une *loi de puissance* (power law), alors que pour les graphes aléatoires, cette probabilité d'avoir k voisin suit une *loi de poisson*.

Selon Barabasi, le coefficient de cette loi de puissance est une caractéristique forte du réseau. Pour les réseaux petits-mondes on trouve des valeurs comprises entre 2 et 3.

### 5.4 Caractérisation quantitative du graphe d'usage d'un corpus

C'est sur la base de cette distribution des degrés de connexion au sein d'un graphe d'usage que nous proposons de construire la mesure du contexte d'un corpus de connaissance. Partant du graphe formé par les usagers d'un corpus de connaissances, et en prenant comme connexion entre deux usagers la représentation d'une liaison existante (sous la forme d'échange d'e-mails par exemple), il est alors possible de caractériser ce graphe en s'intéressant à la loi de distribution du degré de connectivité (arité) des différents sommets :

$$\text{Val}_c(H) = \sum_i (i * \log(n_i))$$

où  $n_i$  désigne le nombre de nœuds d'arité i

## 6 Perspectives

La théorie de l'information donne des moyens formels de coder les messages (les corpus informationnels) avec des unités élémentaires formées de 0 ou de 1, et permet ainsi de définir formellement ce qu'est une quantité d'information dans un corpus informationnel (un message). L'unité élémentaire d'information est le bit.

A l'instar de cette théorie, nous nous sommes posé la question de savoir comment définir une unité élémentaire de connaissance (un « cogniton », pour plagier la théorie moléculaire de la matière !), qui permettrait de définir une mesure élémentaire de connaissance (le « kit » : knowledge unit !). Selon la théorie du microscope, une unité élémentaire de connaissance est formée d'une unité élémentaire d'information ( $\{0,1\}$ ), d'une unité élémentaire de sens et d'une unité élémentaire de contexte.

L'unité élémentaire de sens, en linguistique, est appelée « sème ». La sémantique d'un corpus de connaissances est donc représentée par les sèmes qu'il contient, mais aussi par les relations dites sémantiques qui relient ces sèmes. C'est ce qu'on appelle un réseau sémantique. On peut donc définir formellement une unité élémentaire de sens comme un ensemble de deux sèmes reliés par un arc. Le sens se construit par combinaisons d'unités élémentaires de sens.

L'unité élémentaire de contexte est problématique, car à notre connaissance, il n'y a pas de tentative de définition formalisée du contexte d'un corpus de connaissances. Nous avons donc opéré des choix pragmatiques qui sont très réducteurs, mais qui nous permettent de travailler.

Une fonction valeur pour un corpus informationnel a une forme bien précise dans le cadre de la théorie de Shannon. C'est cette forme que nous avons proposé de retrouver dans les autres fonctions valeur pour les autres éléments de la connaissance : le sens et le contexte. A partir de là il est possible de mesurer la quantité de connaissances contenue dans un corpus de connaissance.

La définition d'une mesure de la quantité de connaissances d'un corpus n'est pas seulement un objectif théorique. Pouvoir définir une quantité de connaissances d'un corpus peut amener à de nombreuses innovations, comme par exemple :

- Donner un « Scoring » à une recherche d'information. Les moteurs de recherche, à partir d'une recherche par mots clés, classent les corpus trouvés en fonction de leur pertinence. Cette pertinence peut être calculée sur le contenu (occurrence des termes, par exemple), sur la valeur contextuelle du site (nombre de connexions, par exemple). La quantification plus fine du contenu en terme sémantique, des indicateurs plus fins sur son contexte d'usage, permettraient de faire un classement beaucoup plus pertinent.

- Améliorer le contenu d'un document. La théorie de l'information permet de trouver un codage optimal d'une information. Analogiquement, si l'on a une mesure de la quantité de connaissances d'un corpus, d'un document, par exemple, ceci peut amener tout naturellement à refondre le document original, pour qu'il soit mieux perçu vis-à-vis du sens de référence.

- Aider au pilotage d'une communauté de savoir. Le contexte d'un corpus de connaissance est essentiellement évalué par son contexte d'usage. Donner des indicateurs affinés des communautés d'usage d'un corpus de connaissances permet de mieux connaître ces communautés et de faciliter leur amélioration.

Ces quelques exemples montrent tout le potentiel que l'on est en droit d'attendre de la notion de mesure de la quantité de connaissance d'un corpus.

## Références

- [1] L.A. Adamic, B.A. Huberman, A.L. Barabási, R. Albert, H. Jeong et G. Bianconi. Power law distribution of the world wide web. *Science*, vol 287, 2115a, 2000.
- [2] R. Albert et A.L. Barabási. Statistical mechanics of complex networks, *Review of modern physics*, vol 74, pages 47- 97, 2002.
- [3] K. Arrow. Economic Welfare and the Allocation of resource of Inventions. In : *Nelson ed, The Rate and Direction of Inventive Activity : Economic and Social Factors*, Princeton University Press, 1962.
- [4] A.L. Barabasi et E. Bonabeau. Scale-Free Networks , *Scientific American*, vol. 288 (5), 2003.
- [5] A.S. Bollinger et R.D. Smith. Managing Organizational Knowledge As a Strategic Asset, *Journal of Knowledge Management*, vol 5 (1), 2001.
- [6] H. Bouchet. La société de la connaissance dans le cadre de la stratégie de Lisbonne, N°17 NOR : C.E.S. X0000117V, *Avis du Conseil économique et social*, 2005
- [7] D. Bougnoux. *Sciences de l'information et de la communication*, Paris ; Larousse, 1993.

- [8] Collectif. *La société du savoir*, Sciences Humaines Hors-Série (32), Mars-Avril-Mai 2001.
- [9] Commissariat Général au Plan. *La France dans l'économie du savoir : pour une dynamique collective*, Paris ; La Documentation Française, 2003.
- [10] J.-P. Corniou. *La société de la connaissance : nouvel enjeu pour les organisations*, Paris ; Hermès Science publications, 2002.
- [11] Department of Economic and social affairs: *Understanding Knowledge Societies*, United Nations, ST/ESA/PAD/SER.E/66, ISBN 92-1-109145-4, 2005.
- [12] R. Dieng, O. Corby, A. Giboin, J. Goliebowska, N. Matta et M. Ribière. *Méthodes et outils pour la gestion des connaissances*, Paris ; Dunod, 2000.
- [13] U. Eco. *La structure absente, Introduction à la recherche sémiotique*, Paris ; Mercure de France, 1972 (Trad. revue et augmentée de l'édition originale "La struttura assente" de 1968).
- [14] J.-L. Ermine. *Les systèmes de connaissances*, Paris ; Hermes sciences publications, 1996, deuxième édition 2000.
- [15] J.-L. Ermine. *Initiation à la méthode MASK*, CD-ROM, Edité par l'Université de Technologie de Troyes, 2002.
- [16] J.-L. Ermine. *La gestion des connaissances*, Paris ; Hermes Science publications, 2003.
- [17] Europa. *Conclusions de la Présidence Conseil européen de Lisbonne 23 et 24 mars 2000* Reference: DOC/00/8 Date: 24/03/2000, <http://europa.eu.int>, 2000.
- [18] D. Foray. *The Economics of Knowledge*, Cambridge ; The MIT press, ISBN 0-262-06239-9, 2004.
- [19] B. Gaume. Balades aléatoires dans les Petits Mondes lexicaux, *I3*, 2004.
- [20] B.M. Gurevich. *Topological entropy of enumerable Markov chains* (Russian). Dokl. Akad. Nauk SSSR, 187 :715–718, 1969. English translation Soviet Math. Dokl, 10(4) :911–915, 1969.
- [21] B. Hayes. Graph Theory in Practice, *American Scientist*, vol 88 (1), pages 9-13, 2000.
- [22] J.S. Kleinfield. Could it be a big world after all? The Six Degrees of Separation Myth, *Society*, vol 39 (61), 2002.
- [23] F. Machlup. *Knowledge, its creation, distribution and economic significance, vol III*, Princeton University Press, 1984.
- [24] R. Mansell et U. Wehn (eds). *Knowledge Societies Information Technology for Sustainable Development*, Oxford University Press, ISBN 0-19-829410-7, 320pp, 1998.
- [25] S. Milgram. The small world problem. *Psychol. Today* vol 1, pages 60–67, 1967.
- [26] A. Moles. *Préface à "Théorie mathématique de la communication"* par C. Shannon et W. Weaver, Paris ; Retz-CEPL, 1975
- [27] R.R. Nelson. The Simple Economics of Basic Scientific Research, *Journal of Political Economy*, 1959.
- [28] P. Norris. *Building Knowledge Societies*, UNESCO World Report, 2004.
- [29] OCDE. *Gestion des connaissances : mesurer la gestion des connaissances dans le secteur commercial, premiers résultats*, Publications de l'OCDE, 2004.
- [30] S. Ruetten. *Chaos en dynamique topologique, en particulier sur l'intervalle, mesures d'entropie maximale*, Thèse de l'Université Aix-Marseille II, Faculté des Sciences de Luminy, soutenue le 26 novembre 2001.
- [31] G. Schreiber, H. Akkermans, A. Anjewierden, R. de Hoog, N. Shadbolt, W.V. de Velde et B. Wielinga. *Knowledge Engineering and Management: The CommonKADS Methodology*. Cambridge ; The MIT Press, 1999.
- [32] C.E. Shannon. A Mathematical Theory of Communication, *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, pages 379–423, 623–656, July, October, 1948.
- [33] C.E. Shannon et W. Weaver. *The Mathematical Theory of Information*, Urbana, University of Illinois Press, 1949, (trad. : Théorie mathématique de la communication, Paris ; Retz - CEPL, 1975).
- [34] H. Simon. Models of Bounded Rationality, *Behavioural Economics and Business Organisation*, vol. 2, Cambridge ; The MIT Press, 1982.
- [35] G. Simonyi. Graph entropy, a survey, *Combinatorial Optimization, DIMACS, Series on Discrete Math. and Computer Science*, vol. 20 (W. Cook, L. Lovasz, P. Seymour eds.), AMS, pages 399-441, 1995.
- [36] R. Studer, R.V., Benjamins et D. Fensel. Knowledge Engineering: Principles and Methods. *Data & Knowledge Engineering*, vol 25, pages 161-197, 1998.
- [37] D.J. Watts et S.H. Strogatz. Collective dynamics of «small - world» networks, *Nature*, vol 393, pages 440- 442, 1998.