

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
**Université de Farhat Abbas - Sétif 1 -**



## THESE

Présentée à la Faculté des Sciences  
Département d'Informatique Pour  
l'Obtention du Diplôme de  
DOCTORAT EN SCIENCES  
Option : Informatique

## Thème

---

Modélisation Bio Inspirée des Systèmes Complexes  
Cas des Systèmes Sociaux

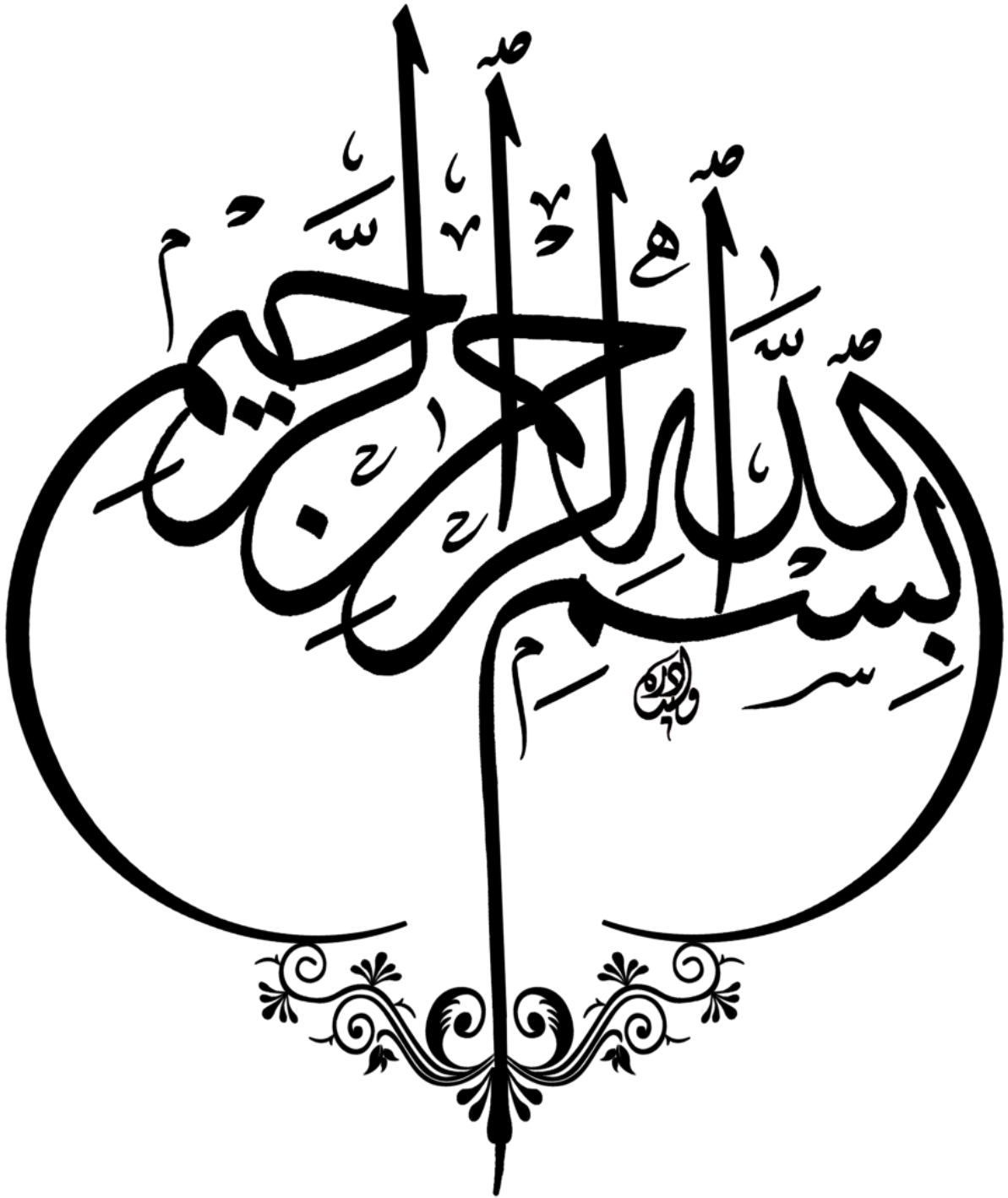
---

Présentée par  
M. BELAYADI Yahia

Soutenu le : Février 2024

Devant le jury composé de :

<b>Pr. AKHROUF Samir</b>	<b>Univ. M'Sila</b>	<b>Président</b>
<b>Pr. KHABABA Abdallah</b>	<b>Univ. Farhat Abbas Sétif 1</b>	<b>Rapporteur</b>
<b>Dr. BEGHERICHE A. Selem</b>	<b>Univ. Farhat Abbas Sétif 1</b>	<b>Examineur</b>
<b>Dr. BAGHOURA M/Amine</b>	<b>Univ. Bordj Bou Arreridj</b>	<b>Examineur</b>
<b>Dr. Douidi Lamri</b>	<b>Univ. Farhat Abbas Sétif 1</b>	<b>Invité</b>
<b>Dr. Attia Abdelouahab</b>	<b>Univ. Bordj Bou Arreridj</b>	<b>Invité</b>



**Résumé** : la complexité est apparue comme une caractéristique unificatrice de notre monde. Dans cette arène de systèmes complexes, de nouvelles approches sont essentielles pour faire progresser notre compréhension et nos capacités. Ces approches comprennent la reconnaissance de l'importance des modèles de comportement ; l'espace des possibilités ; et des processus adaptatifs qui sélectionnent des comportements efficaces pour un monde complexe. En tant que discipline, les systèmes complexes constituent un nouveau domaine scientifique qui étudie la manière dont les parties d'un système et leurs relations donnent lieu aux comportements collectifs du système, et comment le système interagit avec son environnement. Les systèmes sociaux formés (en partie) à partir de personnes, le cerveau formé à partir de neurones, les molécules formées d'atomes, le temps formé par les flux d'air sont tous des exemples de systèmes complexes. Le domaine des systèmes complexes recoupe toutes les disciplines traditionnelles de la science, ainsi que l'ingénierie, la médecine et la gestion.

L'engouement des scientifiques et du public pour ce nouveau domaine reflète son impact potentiel sur notre capacité à comprendre les questions qui affectent la vie quotidienne, les perspectives sur le monde qui nous entoure, les différends philosophiques fondamentaux et les questions d'intérêt public, y compris les grands défis sociaux, la dynamique des réseaux sociaux, d'Internet et du World Wide Web, préoccupations biomédicales, psychologie, écologie.

**Mots clé** : Complexité, Système complexe, Théorie des systèmes, pluridisciplinarité, Dynamiques des systèmes, Cybernétique, Information, Chaos, Réseaux, , Small world

## ملخص:

لقد برز التعقيد كسمة موحدة لعالمنا. في هذا المجال من الأنظمة المعقدة، تعد الأساليب الجديدة ضرورية لتعزيز فهمنا وقدراتنا. وتشمل هذه النهج الاعتراف بأهمية القدوة؛ مساحة الفرص؛ والعمليات التكيفية التي تختار السلوكيات الفعالة لعالم معقد. كنظام، تعد الأنظمة المعقدة مجالاً جديداً من العلوم يدرس كيف تؤدي أجزاء النظام وعلاقتها إلى السلوكيات الجماعية للنظام، وكيف يتفاعل النظام مع بيئته. الأنظمة الاجتماعية التي تشكلت (جزئياً) من الناس، والدماغ المتكون من الخلايا العصبية، والجزيئات التي تشكلت من الذرات، والوقت الذي تشكله تدفقات الهواء كلها أمثلة على الأنظمة المعقدة. يتقاطع مجال الأنظمة المعقدة مع جميع التخصصات التقليدية للعلوم، وكذلك الهندسة والطب والإدارة. يعكس حماس العلماء والجمهور لهذا المجال الجديد تأثيره المحتمل على قدرتنا على فهم القضايا التي تؤثر على الحياة اليومية، ووجهات النظر حول العالم من حولنا، والنزاعات الفلسفية الأساسية، والقضايا ذات الاهتمام العام، بما في ذلك التحديات الاجتماعية الرئيسية، وديناميكيات الشبكات الاجتماعية، والإنترنت، وشبكة الويب العالمية. الاهتمامات الطبية الحيوية، و علم النفس والبيئة والتنمية.

## الكلمات الدالة:

التعقيد، النظام المعقد، نظرية النظم، تعدد التخصصات، ديناميات النظم، علم التحكم الآلي، المعلومات، الفوضى، الشبكات، العالم الصغير.

**Abstract:** Complexity has emerged as a unifying feature of our world. In this arena of complex systems, new approaches are essential to advance our understanding and capabilities. These approaches include acknowledging the importance of role models; the space of opportunity; and adaptive processes that select effective behaviors for a complex world. As a discipline, complex systems are a new field of science that studies how parts of a system and their relationships give rise to the collective behaviors of the system, and how the system interacts with its environment. Social systems formed (in part) from people, the brain formed from neurons, molecules formed from atoms, and time formed by airflows are all examples of complex systems. The field of complex systems intersects with all the traditional disciplines of science, as well as engineering, medicine, and management.

The enthusiasm of scientists and the public for this new field reflects its potential impact on our ability to understand issues that affect everyday life, perspectives on the world around us, fundamental philosophical disputes, and issues of public concern, including major social challenges, the dynamics of social networks, the Internet, and the World Wide Web. biomedical concerns, psychology, ecology.

**Keywords:** Complexity, Complex system, Systems theory, multidisciplinary, Systems dynamics, Cybernetics, Information, Chaos, Networks, Small world.

## Remerciements

*En premier lieu mes remerciements et ma gratitude vont particulièrement à mon directeur de thèse : Pr. KHABABA Abdallah pour ses précieux conseils et son attention très particulière, qu'il trouve ici ma profonde reconnaissance pour m'avoir soutenu, aidé et encouragé pour mener à bien mon travail de thèse.*

*Mes remerciements les plus vifs s'adressent aux membres de jury qui m'ont fait l'honneur de participer à ce jury et qui ont accepté d'examiner ce travail. Je remercie Pr Samir AKHOUF, Professeur à l'université Mohamed Boudiaf de M'Sila, d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse. Je tiens également à remercier : Dr. Beghoura Mohamed Amine, Maître de conférences A à l'université de Bordj Bou Arreridj, Dr Begheriche A. Selem. , Maître de conférences A à l'université Setif-1, d'avoir accepté de rapporter cette thèse.*

*Je remercie vivement Dr. Attia Abdelouahab et Dr Maza Sofiane pour leurs collaborations et soutiens tout au long de cette recherche. Je remercie infiniment, mes parents, ma femme et mes enfants qui m'ont poussé jusqu'au bout pour terminer cette thèse. Mes remerciements vont également à toutes les personnes qui m'ont accompagné au cours de toutes ces années, enseignants, amies et collègues pour leurs soutiens et encouragements.*

# Dédicaces

*A feu mon père,  
A ma mère  
A ma femme et mes enfants,  
A toute ma famille et mes amis*

# Table des matières

REMERCIEMENTS .....	6
DEDICACES.....	7
<b>I. INTRODUCTION GENERALE.....</b>	<b>13</b>
I.1 INTRODUCTION .....	13
I.2 PROBLEMATIQUE DE RECHERCHE :.....	17
I.3 METHODOLOGIE DE RECHERCHE .....	17
I.4 CONTRIBUTIONS.....	18
I.5 LISTE DES PUBLICATIONS.....	19
I.6 STRUCTURE DE LA THESE .....	19
<b>II. DEFINITIONS &amp; CONCEPTS CLES .....</b>	<b>20</b>
II.1 LA COMPLEXITE : ORIGINES ET DEFINITIONS .....	20
II.2 SIGNIFICATION DU MOT COMPLEXITE ? .....	20
II.3 ABSENCE D'UNE SCIENCE DE COMPLEXITE ?.....	22
II.4 ABSENCE DE LA SCIENCE ET RECHERCHES SCIENTIFIQUES .....	22
II.5 ABSENCE DE LA SCIENCE VS COMPORTEMENT DES SCIENTIFIQUES .....	23
II.6 LES SYSTEMES COMPLEXES : CARACTERISTIQUES ET PROPRIETES .....	24
II.6.1 Définition du terme « système » .....	24
II.6.2 Différence entre le compliqué et le complexe.....	27
II.6.3 Caractéristiques communes des systèmes .....	27
II.6.3.1 INTERACTIONS .....	27
II.6.3.2 ÉMERGENCE .....	28
II.6.3.3 Dynamique .....	28
II.6.3.4 AUTO-ORGANISATION .....	29
II.6.3.5 Adaptation .....	30
II.6.3.6 INTERDISCIPLINARITÉ .....	30
II.6.3.7 MÉTHODE.....	31
<b>III. METHODES SCIENTIFIQUES DE COMPREHENSION.....</b>	<b>32</b>
III.1 CHRONOLOGIE DES METHODES .....	32
III.2 VUE D'ENSEMBLE DE LA PENSEE SYSTEMIQUE ET LE REDUCTIONNISME .....	34
III.3 SYNTHÈSE ET ANALYSE.....	34
III.4 LA DEMARCHE DE LA SYNTHÈSE ET L'ANALYSE .....	36
<b>IV. FONDEMENTS DE LA PENSEE SYSTEMIQUE .....</b>	<b>38</b>
IV.1 LES FONDATEURS ET LEURS THEORIES .....	38
IV.2 APPORT DE LA THEORIE GENERALE DES SYSTEMES .....	41
IV.3 INTRODUCTION A LA MODELISATION QUALITATIVE DES SYSTEMES .....	43
IV.3.1 Modèles mentaux.....	43
IV.3.2 Dynamique du système .....	44
IV.3.2.1 Conséquences imprévues .....	44
IV.3.2.2 Retards, rétroactions et non-linéarités .....	45
IV.3.2.3 Les avantages de la dynamique des systèmes .....	46
IV.3.3 Bref historique de la dynamique des systèmes.....	46
IV.3.3.1 Dynamique industrielle .....	46
IV.3.3.2 Dynamique urbaine .....	47
IV.3.3.3 La dynamique du système aujourd'hui .....	48
IV.3.4 Hypothèses centrales de la dynamique des systèmes.....	48
IV.3.4.1 Premier principe :La structure détermine le comportement.....	48
IV.3.4.1.1 Le niveau des événements .....	48



IV.3.4.1.2	Le niveau des modèles .....	48
IV.3.4.1.3	Le niveau de structure du système.....	49
IV.3.4.1.4	Le niveau des modèles mentaux .....	50
IV.3.4.2	Deuxième principe : Le point de vue endogène.....	52
IV.3.4.2.1	Implications du point de vue endogène.....	53
IV.3.5	<i>Les limites de la dynamique des systèmes comme modélisation</i> .....	53
IV.3.5.1	Définition du modèle .....	54
IV.3.5.2	Les limites des modèles .....	54
IV.3.5.3	Les limites de la dynamique des systèmes.....	54
IV.3.6	<i>Diagramme de boucle causale (Causal Loop Diagram : CLD)</i> .....	56
IV.3.6.1	Définition d'un CLD .....	56
IV.3.6.2	Types de relations causales dans les CLD .....	56
IV.3.6.2.1	Relation positive .....	57
IV.3.6.2.2	Relation négative .....	59
IV.3.6.3	Boucles de rétroaction .....	61
IV.3.6.3.1	Chaînes linéaires de cause-effet .....	61
IV.3.6.3.2	Chaînes circulaires de cause-effet .....	61
IV.3.6.3.3	Boucles de rétroaction de renforcement (R).....	62
IV.3.6.3.4	Boucles de rétroaction d'équilibre Balance (B) .....	62
IV.3.6.4	Construction d'un digramme complet.....	63
IV.3.6.4.1	Tentative d'un modèle à partir de zéro .....	64
IV.3.6.4.2	Identification des variables .....	64
IV.3.6.4.3	Identification des relations causales : .....	67
IV.3.6.4.4	Développement d'un CLD .....	69
IV.3.7	<i>Conclusion</i> .....	71
IV.4	LA THEORIE DU CHAOS .....	72
IV.4.1	<i>Le déterminisme de Laplace</i> .....	72
IV.4.2	<i>Théorie du chaos et les systèmes complexes</i> .....	73
IV.4.3	<i>Les concepts de la théorie du Chaos</i> .....	74
IV.4.3.1	Vocabulaire de la théorie.....	74
IV.4.3.2	Attracteurs.....	74
IV.4.4	<i>Illustration de la théorie du chaos</i> .....	75
IV.4.4.1	La carte logistique .....	75
IV.4.4.2	Illustration graphique .....	76
IV.4.4.2.1	Attracteurs .....	76
IV.4.4.2.2	Les attracteurs étranges à géométrie fractale : .....	79
IV.4.6	INTERPRÉTATION .....	80
<b>V.</b>	<b>OUTILS DE LA MODELISATION</b> .....	<b>81</b>
V.1	INTRODUCTION A LA MODELISATION DES SYSTEMES COMPLEXES .....	81
V.2	LA THEORIE DES RESEAUX.....	82
V.2.1	<i>Introduction</i> .....	82
V.2.2	<i>Importance de l'analyse des réseaux</i> .....	82
V.2.3	<i>Vue d'ensemble des réseaux</i> .....	82
V.2.3.2	<i>Analyse de réseau</i> .....	83
V.2.4	<i>Théorie des graphes</i> .....	84
V.2.4.1	DÉFINITION.....	84
V.2.4.2	Les connexions .....	85
V.2.4.3	Mesures de centralité .....	86
V.2.5	<i>Structure des réseaux</i> .....	88
V.2.5.1	<i>Topologie des réseaux</i> .....	88
V.2.5.2	<i>Connectivité</i> .....	89
V.2.5.3	<i>Diamètre et échelle du réseau</i> .....	90
V.2.5.4	<i>Clustering et connectivité</i> .....	90
V.2.6	<i>Type de réseaux</i> .....	91
V.2.6.1	<i>Distribution des degrés</i> .....	91

V.2.6.2 Réseaux aléatoires et distribués .....	92
V.2.6.3 Réseaux décentralisés et de petite taille.....	93
V.2.6.4 Réseaux centralisés et de loi de puissance.....	94
V.2.7 Diffusion dans les réseaux .....	95
V.2.7.1 Dynamique du réseau.....	95
V.2.7.2 Diffusion et contagion.....	95
V.2.7.3 Robustesse.....	96
V.2.8 Les caractéristiques communes des réseaux .....	96
V.2.8.1 Le petit monde-Small World .....	96
V.2.8.1.1 Les six degrés de séparation .....	96
V.2.8.1.2 Propriétés du petit monde .....	97
V.2.8.1.3 Résultats expérimentaux de Stoltz et Watts .....	98
V.2.8.2 RESEAUX A ECHELLE LIBRE ET LONGUE QUEUE .....	99
<b>VI. CHAPITRE 5 : EXPERIMENTATION .....</b>	<b>101</b>
VI.1 INTRODUCTION .....	101
VI.2 TRAVAUX CONNEXES .....	102
VI.3 METHODOLOGIE PROPOSEE .....	103
VI.4 RESEAU SOCIAL GEOLOCALISE .....	104
VI.4.1 Règles d'association .....	105
VI.4.2 L'algorithme Apriori.....	105
VI.4.3 Algorithme de règles de génération.....	106
VI.5 INITIALISATION ET PREPARATION DES DONNEES .....	106
VI.6 COMMENTAIRES DES UTILISATEURS .....	107
VI.7 ALGORITHME DE BICLUSTERING .....	108
VI.8 LA BASE DE DONNEES GOWALLA .....	108
VI.9 EXPERIMENTATIONS ET DISCUSSIONS.....	109
VI.10 EXPERIENCE I, REGLES D'ASSOCIATION UTILISATEURS-EMPLACEMENTS.....	110
VI.11 EXPERIENCE II, REGLES D'ASSOCIATION COMMENTAIRES-UTILISATEURS .....	116
VI.12 CONCLUSION .....	120
<b>VII. CONCLUSION GENERALE .....</b>	<b>121</b>
<b>VIII. BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>122</b>

## LISTE DES FIGURES

FIGURE 1	CARTOGRAPHIE DES ARTICLES SCIENTIFIQUES DE DIFFERENTS DOMAINES(7)	23
FIGURE 2	CARTOGRAPHIE DE LA COMPLEXITE DES SCIENCES (BRIAN CASTELLANI ET LASSE GUERRITS)	41
FIGURE 3	ILLUSTRATION DE LA PENSEE SYSTEMIQUE PAR LE MODELE ICEBERG : L'EVENEMENT	49
FIGURE 4	ILLUSTRATION DE LA PENSEE SYSTEMIQUE PAR LE MODELE ICEBERG : STRUCTURE DU SYSTEME	49
FIGURE 5.	ILLUSTRATION DE LA PENSEE SYSTEMIQUE PAR LE MODELE ICEBERG : LE MODELE MENTAL	50
FIGURE 6.	ILLUSTRATION DE LA PENSEE SYSTEMIQUE PAR LE MODELE ICEBERG : L'INTERVENTION	51
FIGURE 7	LIAISON CAUSALE NEGATIVE	56
FIGURE 8	LIAISON CAUSALE POSITIVE	56
FIGURE 9	CHAINE LINEAIRE CAUSE-EFFET	61
FIGURE 10	CHAINE CIRCULAIRE CAUSE-EFFET	61
FIGURE 11	BOUCLE DE RETROACTION DE RENFORCEMENT	62
FIGURE 12	BOUCLE DE RETROACTION BALANCE OU D'EQUILIBRE	62
FIGURE 13	DIAGRAMME 1 REALISE	69
FIGURE 14	DIAGRAMME DE BOUCLES CAUSALES COMPLET ET FINALISE	70
FIGURE 15	ILLUSTRATION GRAPHIQUE COMMUNE DES ATTRACTEURS FIXES ET PERIODIQUES	77
FIGURE 16 .	ILLUSTRATION GRAPHIQUE DE L'ATTRACTEUR ETRANGE	78
FIGURE 17	SUPERPOSITION GRAPHIQUE DES DEUX COURBES POUR LES 07 PREMIERES ITERATIONS	78
FIGURE 18	SEPARATION DES DEUX COURBES BLEUE ET ROUGE POUR LES ITERATIONS A PARTIR DE LA 16IEME	79
FIGURE 19	ILLUSTRATION GENERALE DES BIFURCATIONS EN FONCTION DE LA CONSTANCE R	79
FIGURE 20	ATTRACTEUR ETRANGE DE HENON	80
FIGURE 21	ATTRACTEUR ETRANGE DE LORENZ	
FIGURE 22	TYPES DE CENTRALITE	87
FIGURE 23	LES DIFFERENTS TYPES DE RESEAUX LES PLUS REPONDUS	89
FIGURE 24	RESEAUX DECENTRALISES DE PETITES TAILLES	93
FIGURE 25	GRAPHIQUE DE L'EXPERIENCE DE STANLEY MILGRAM	97
FIGURE 26	LES TYPES DE RESEAUX SELON STOLTZ ET WATTS	98
FIGURE 27	STRUCTURE ALEATOIRE	99
FIGURE 28	STRUCTURE DECENTRALISEE	
FIGURE 29	DISTRIBUTION DE DEGRES- RESEAU ALEATOIRE	99
FIGURE 30	DISTRIBUTION DE DEGRES- RESEAU PETIT MONDE	

## Liste des tableaux

<b>TABLEAU 1</b> VALEURS ISSUES DE LA FORMULE DE LA CARTE LOGISTIQUE AVEC <b>R= 2,00</b> .....	76
<b>TABLEAU 2</b> VALEURS ISSUES DE LA FORMULE DE LA CARTE LOGISTIQUE AVEC <b>R= 2,50</b> .....	76
<b>TABLEAU 3</b> AVEC MODIFICATION DE LA VALEUR INITIALE .....	76
<b>TABLEAU 4</b> VALEURS ISSUES DE LA FORMULE DE LA CARTE LOGISTIQUE AVEC <b>R= 3,10</b> .....	76
<b>TABLEAU 5</b> VALEURS ISSUES DE LA FORMULE DE LA CARTE LOGISTIQUE AVEC <b>R= 3,5</b> .....	77
<b>TABLEAU 6</b> VALEURS ISSUES DE LA FORMULE DE LA CARTE LOGISTIQUE AVEC <b>R= 4,00</b> .....	77
<b>TABLEAU 7</b> VALEURS DES DEUX PROPRIETES POUR LES TYPE DE STRUCTURES DE RESEAUX. ....	98

# I. Introduction Générale

## I.1 Introduction

Au cours des trois dernières décennies, les systèmes complexes et la complexité sont devenus des concepts de plus en plus attrayants pour de nombreuses disciplines scientifiques, allant de la physique à la biologie, de la sociologie à la psychologie, de la finance à l'informatique, et bien d'autres encore.

Lorsque nous parlons de complexité et de systèmes complexes, nous faisons référence à des phénomènes qui sont difficiles à comprendre et à modéliser en raison de leur nature complexe et interconnectée. Ces phénomènes sont souvent caractérisés par une grande variété d'éléments interagissant les uns avec les autres de manière dynamique et souvent imprévisible.

Les systèmes complexes peuvent être trouvés dans de nombreux domaines différents, tels que les sciences naturelles, les sciences sociales, l'informatique, l'économie, l'histoire et même la philosophie. Les exemples de systèmes complexes incluent le cerveau humain, les écosystèmes, les réseaux sociaux, les systèmes économiques, les systèmes d'information, les réseaux de transport et de communication, les villes, les réseaux électriques etc...

L'étude des systèmes complexes est un domaine de recherche interdisciplinaire qui fait appel à des méthodes et des outils issus de nombreuses disciplines différentes, telles que la théorie des systèmes, la théorie du chaos, la théorie de la complexité, la théorie des réseaux, la théorie des jeux, l'analyse de données, la modélisation informatique, la théorie de l'information, la biologie, la physique, les mathématiques, les sciences sociales, la philosophie et bien d'autres encore.

Une des caractéristiques clés des systèmes complexes est leur capacité à générer des comportements collectifs qui ne peuvent pas être déduits directement des propriétés individuelles des composants du système. Cela signifie que les systèmes complexes sont souvent caractérisés par des phénomènes tels que la non-linéarité, la rétroaction, l'auto-organisation, l'adaptation, la résilience et la diversité.

Une autre caractéristique importante des systèmes complexes est leur sensibilité aux conditions initiales et à l'historique, ce qui signifie que de petits changements dans les conditions initiales ou dans les interactions entre les composants peuvent conduire à des résultats très différents à long terme. Cette propriété est souvent appelée "effet papillon", en référence à l'idée que le battement d'ailes d'un papillon au Brésil peut déclencher une tempête au Texas.

Les systèmes complexes sont souvent étudiés à l'aide de modèles mathématiques et informatiques, qui permettent aux chercheurs de simuler et de prédire le comportement des systèmes complexes dans différentes conditions. Cependant, la complexité intrinsèque de ces systèmes signifie que les modèles sont souvent eux-mêmes très complexes et nécessitent des ressources informatiques importantes pour les simuler.

Cette tendance s'explique par plusieurs facteurs :

Tout d'abord, les avancées technologiques ont permis une collecte de données beaucoup plus importante et une analyse plus sophistiquée des systèmes complexes. Les progrès de la simulation

informatique, de la modélisation mathématique et de l'analyse de données ont permis aux chercheurs de mieux comprendre la dynamique des systèmes complexes et de prévoir leur comportement futur.

En outre, la prise de conscience croissante de l'interconnectivité des systèmes dans le monde a également conduit à une plus grande reconnaissance de l'importance des systèmes complexes. Des problèmes tels que le changement climatique, les pandémies, les crises financières et les conflits internationaux ont mis en évidence la nécessité de comprendre et de gérer les systèmes complexes qui sous-tendent ces phénomènes.

Enfin, la complexité est aussi devenue un sujet d'intérêt en raison de son potentiel à fournir des solutions innovantes et transdisciplinaires à des problèmes complexes. Les approches basées sur la complexité ont permis de nouvelles perspectives et de nouvelles méthodes pour aborder des problèmes qui, autrement, auraient été considérés comme insolubles ou trop difficiles à résoudre. Ainsi, l'intérêt croissant pour les systèmes complexes et la complexité reflète une compréhension de plus en plus profonde des phénomènes complexes et interconnectés du monde dans lequel nous vivons. Ce domaine de recherche offre des possibilités passionnantes pour de nouvelles découvertes, des approches novatrices pour la résolution de problèmes complexes, et une compréhension plus approfondie des systèmes qui sous-tendent notre réalité.

Les systèmes complexes ont toujours été un sujet d'intérêt pour de nombreuses disciplines scientifiques, mais ce n'est que récemment qu'ils sont devenus un véritable problème à résoudre. Cela est dû en grande partie à l'augmentation de la complexité des systèmes dans le monde moderne, ainsi qu'à la nécessité de comprendre et de gérer ces systèmes.

Au cours du XXe siècle, de nombreux domaines scientifiques ont commencé à s'intéresser aux systèmes complexes, notamment la physique, les mathématiques, la biologie, la psychologie, la sociologie et l'informatique. Ces disciplines ont cherché à comprendre les systèmes complexes en utilisant des outils mathématiques et des modèles de simulation, afin de mieux comprendre leur dynamique et leur comportement.

Cependant, ce n'est que dans les dernières décennies que les systèmes complexes sont devenus un véritable problème pour de nombreuses disciplines. L'augmentation de la complexité dans les domaines tels que les réseaux de transport, les marchés financiers, les systèmes de santé, les réseaux sociaux et l'environnement a conduit à une compréhension accrue de l'interconnectivité des systèmes, ainsi qu'à la difficulté de prévoir leur comportement futur.

Par exemple, la crise financière mondiale de 2008 a mis en évidence les limites de la modélisation traditionnelle des systèmes financiers, qui ne prenait pas en compte les interconnexions complexes entre les différents acteurs du marché. De même, la pandémie de COVID-19 a mis en évidence la difficulté de comprendre et de gérer un système complexe de santé publique qui est fortement influencé par des facteurs économiques, sociaux et politiques.

Enfin, les systèmes complexes sont devenus un problème pour de nombreuses disciplines scientifiques en raison de leur augmentation de la complexité dans le monde moderne, ainsi que de la nécessité de comprendre et de gérer ces systèmes pour résoudre des problèmes complexes et interconnectés. Les avancées technologiques, la collecte de données et l'analyse avancée ont

contribué à une compréhension plus profonde des systèmes complexes, mais leur gestion reste un défi important pour de nombreux domaines scientifiques.

Les réactions des scientifiques face à la complexité des systèmes ont été diverses et ont évolué au fil du temps. Dans les premiers temps, de nombreux scientifiques ont adopté une approche réductionniste, qui consiste à diviser les systèmes complexes en parties plus simples et à les étudier indépendamment les unes des autres.

Cependant, cette approche réductionniste a rapidement montré ses limites, car elle ne permettait pas de comprendre les interactions complexes entre les différentes parties du système. Les scientifiques ont donc commencé à adopter une approche plus intégratrice, qui consiste à étudier le système dans son ensemble en tenant compte de toutes ses parties interconnectées.

En même temps, de nouveaux outils ont été développés pour étudier les systèmes complexes, tels que les modèles de simulation, les réseaux complexes, la théorie de l'information et la théorie des systèmes dynamiques. Ces outils ont permis une meilleure compréhension de la dynamique des systèmes complexes et ont permis de prédire leur comportement futur.

Les scientifiques ont également commencé à adopter une approche interdisciplinaire pour étudier les systèmes complexes, en travaillant ensemble dans des équipes pluridisciplinaires pour aborder des problèmes complexes. Cette approche a permis de combiner les connaissances et les compétences de différentes disciplines pour résoudre des problèmes qui, autrement, auraient été difficiles à résoudre.

Enfin, les scientifiques ont aussi commencé à reconnaître l'importance de la communication avec le grand public et les décideurs politiques. Ils ont compris que la complexité des systèmes peut avoir un impact significatif sur la société dans son ensemble, et ils ont cherché à communiquer leur compréhension de ces systèmes de manière accessible pour aider à prendre des décisions éclairées.

En somme, les réactions des scientifiques face à la complexité des systèmes ont évolué d'une approche réductionniste à une approche plus intégrative et interdisciplinaire, en utilisant de nouveaux outils et en reconnaissant l'importance de la communication avec le public et les décideurs politiques. Ces réactions ont permis une meilleure compréhension des systèmes complexes et ont permis de mieux comprendre des problèmes complexes et interconnectés.

Il existe plusieurs théories qui ont contribué à la compréhension des systèmes complexes. Voici quelques-unes mais toutes:

La théorie des systèmes dynamiques : cette théorie étudie les phénomènes qui évoluent dans le temps et qui sont souvent non linéaires. Elle permet de comprendre comment les interactions entre les différentes parties d'un système complexe peuvent influencer son comportement global.

La théorie de la complexité : cette théorie étudie les systèmes qui ont des propriétés émergentes, c'est-à-dire que les propriétés globales du système ne peuvent pas être réduites aux propriétés de ses parties individuelles. Elle permet de comprendre comment les systèmes complexes évoluent et s'adaptent à leur environnement.

La théorie de l'information : cette théorie étudie la quantité d'information contenue dans un système. Elle permet de comprendre comment les systèmes complexes traitent l'information et comment ils communiquent avec leur environnement.

La théorie des réseaux complexes : cette théorie étudie les systèmes constitués de nombreux éléments interconnectés. Elle permet de comprendre comment les interactions entre les éléments d'un système complexe peuvent former des structures complexes qui ont des propriétés émergentes.

La théorie de la cybernétique : cette théorie étudie les systèmes qui ont la capacité de s'auto-réguler. Elle permet de comprendre comment les systèmes complexes peuvent s'adapter à leur environnement en ajustant leur comportement.

Ces théories ont contribué à la compréhension des systèmes complexes en fournissant des cadres théoriques pour étudier leur comportement et leurs propriétés émergentes. Elles ont également permis le développement de modèles de simulation qui permettent de prédire le comportement des systèmes complexes dans des conditions différentes. En somme, ces théories ont permis de comprendre comment les systèmes complexes fonctionnent, comment ils évoluent et comment ils s'adaptent à leur environnement.



## **I.2 Problématique de recherche :**

Dans cette thèse on cherche à explorer la notion de complexité qui est devenue centrale dans de nombreux domaines scientifiques. On est donc en face à de nombreux systèmes dans la nature et la société qui présentent des propriétés de complexité pour qui leur étude est difficile par les méthodes traditionnelles de la science.

La problématique principale de cette thèse est le manque de consensus sur la définition même de la "complexité" et l'absence d'un cadre unifié pour étudier ces systèmes complexes. Il n'y a pas de science unique et reconnue de la complexité, les définitions varient selon les domaines et les auteurs. On cherche donc à faire un état de l'art sur ce concept de complexité à travers différentes disciplines : physique, biologie, sociologie, économie, informatique etc. On présente les différentes approches théoriques développées pour étudier ces systèmes comme par exemple la théorie du chaos, la cybernétique, la théorie de l'information et enfin la théorie des systèmes.

Notre objectif est de clarifier ce qu'on entend par "système complexe", quelles sont ses propriétés caractéristiques, et quelles méthodes permettent de l'étudier. On mettra en avant le caractère pluridisciplinaire et les nouveaux outils computationnels utilisés dans ce contexte pour bien cerner ce concept.

En résumé, on cherche à faire une synthèse des connaissances sur la complexité, à en dégager des concepts clés, et à montrer l'apport de cette notion de complexité pour comprendre des phénomènes difficiles à appréhender par les méthodes traditionnelles de la science.

## **I.3 Méthodologie de recherche**

Nous avons adopté la méthodologie de recherche structurée et hiérarchisée pour atteindre nos objectifs et bien cerner le problème des systèmes complexes, pour cela nous avons réalisé les points suivants :

- Nous avons en premier lieu effectué une recherche bibliographique visant à faire un état de l'art sur la notion de complexité à travers différentes disciplines scientifiques. Pour ce faire, nous avons effectué une revue de littérature extensive couvrant des ouvrages et publications dans des domaines variés comme les mathématiques, la physique, la biologie, l'économie, la sociologie, etc.
- Nous avons identifié les différentes théories développées pour étudier les systèmes complexes : théorie des systèmes, cybernétique, théorie du chaos, théorie de l'information, théorie des réseaux complexes, etc.
- Nous avons clarifié les concepts clés associés à ces théories comme l'émergence, l'auto-organisation, la sensibilité aux conditions initiales, les attracteurs, etc.
- Nous nous sommes intéressés aux approches de modélisation et de simulation informatique des systèmes complexes pour réaliser une expérimentation sur des données réelles.
- Nous avons retracé l'histoire et l'évolution des idées sur la complexité à travers les contributions de divers scientifiques et chercheurs.

- On a adopté une approche pluridisciplinaire et systémique pour avoir une vision globale de ce domaine.

Enfin, notre démarche méthodologique s'est basée principalement sur une analyse conceptuelle et théorique à partir de sources secondaires et enfin empiriques avec une expérimentation, complétée par une étude sur des données réelles. En outre, ce travail consiste en une réflexion et une synthèse théorique sur un sujet émergent.

## **I.4 Contributions**

Notre travail contribue à donner une vision d'ensemble structurée d'un domaine émergent et pluridisciplinaire, la science de la complexité, en synthétisant les fondements conceptuels et théoriques. Il souligne l'apport de ce nouveau paradigme pour comprendre des phénomènes difficiles à appréhender par la science traditionnelle.

Les principales contributions que notre thèse apporte sur le sujet des systèmes complexes sont les résumés ci-dessous :

- Un état de l'art complet et pluridisciplinaire sur la notion de complexité et les différentes théories développées a été réalisé.
- Une définition des concepts clés associés à la science de la complexité : émergence, auto-organisation, non linéarité, chaos, réseaux, etc. a été établit.
- Notre thèse retrace l'histoire et l'évolution des idées sur la complexité à travers les apports de divers scientifiques.
- Elle met en évidence le caractère unificateur de la notion de complexité à travers différents domaines scientifiques.
- Elle souligne l'importance des outils computationnels et de la modélisation dans l'étude des systèmes complexes.
- Elle insiste sur le fait que la complexité nécessite de nouvelles approches par rapport à la science traditionnelle.
- Elle montre l'intérêt de perspectives systémiques et holistiques pour appréhender des problèmes complexes.
- Elle explore des applications concrètes des théories de la complexité dans des domaines variés.
- Elle ouvre des perspectives interdisciplinaires pour l'étude de la complexité.

Les contributions fournies ici sont utilisées pour améliorer la personnalisation des systèmes de recommandation d'objectifs. En examinant un grand nombre de lieux visités par les utilisateurs, nous avons compris comment les utilisateurs réels préfèrent leurs endroits préférés et devraient être en mesure de faire des recommandations plus réalistes. De plus, la méthode de biclustering réduit la zone d'étude, ce qui améliore la qualité du modèle généré et est utilisé directement comme modèle régional dans un système de recommandation d'emplacement.

Nos travaux de recherches se sont soldés par la publication de deux articles dans des revues de renommées. Dans ces articles nous avons repris l'essentiel de nos contributions et réalisé une étude pratique en utilisant des données réelles et effectué discussion approfondie sur les résultats obtenus.

## **I.5 Liste des publications**

- 1. Belayadi, Y., Khababa, A., Attia, A., & Maza, S. (2022).** An Effective Method Based on Bi-Clustering and Association Rules for User Activity Analysis in Location-Based Social Network. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, 27(6), 855.
- 2. Belayadi, Y., Khababa, A., Attia, A., & Akhtar, Z. (2021).** USER ACTIVITIES ANALYSIS IN LOCATION BASED SOCIAL NETWORK VIA ASSOCIATION RULES. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 11(3).

## **I.6 Structure de la thèse**

La thèse est divisée en 5 chapitres :

Après une introduction générale qui définit le sujet de recherche en définissant la problématique ainsi que la démarche méthodologique de recherche suivie. Le premier chapitre définit les concepts clés étudié dans cette thèse. Ensuite, le second chapitre cerne les théories ainsi que les cadres d'analyses. Le troisième chapitre définit les domaines d'application. Le chapitre 4 introduit les outils de modélisation et de simulation. Dans le chapitre 5, nous exposons notre expérimentation avec la validation des résultats obtenus et une discussion claire montrant notre contribution dans le sujet de recherche.

Enfin, une conclusion générale termine cette thèse et expose les difficultés reconcentrées tout au long de la réalisation de cette thèse avec les différentes contributions apportées au domaine étudié et propose des perspectives à explorer pour développer ce domaine.

## II. Définitions & Concepts Clés

Dans ce chapitre nous allons définir les termes couramment utilisés dans ce contexte de la recherche, ceci étant, nous ne prétendant pas exposer l'ensemble de la terminologie utilisée ici, néanmoins nous allons les plus importants parmi eux.

### II.1 La complexité : origines et définitions

Le mot complexité est utilisé couramment dans notre quotidien. Nous parlons de projets complexes, de situations complexes, de systèmes complexes, de comportements complexes.

### II.2 Signification du mot complexité ?

Pour Edgar Morin le sociologue et philosophe, la complexité est un mot problème plutôt qu'un mot solution, ce mot reflète notre difficulté à définir et codifier clairement nos pensées. Nous sommes généralement confus, mal à l'aise avec la complexité, et alors notre réaction est de simplifier, c'est-à-dire de réduire la complexité à quelque chose de simple, ce qui ne peut se faire sans perte. Les composants supprimés ne disparaissent pas, mais sont rendus invisibles par contournement ou omission intentionnelle. Ce sont ces situations qui conduisent souvent à des crises, des troubles, des conflits [1].

La complexité s'est révélée être une caractéristique fondamentale de notre monde qui n'est pas susceptible à nos méthodes traditionnelles de la science moderne et que des chercheurs l'ont rencontrée dans de nombreux domaines de la science informatique à l'écologie de l'ingénierie, la biologie, la physique, etc.... [2] :

- En Informatique : Un exemple de système complexe en informatique est Internet qui est un réseau mondial interconnecté qui relie des milliards d'ordinateurs, de serveurs, de dispositifs mobiles et d'autres appareils. Les interactions complexes entre les nœuds du réseau, le routage des données, la gestion du trafic, la sécurité et les protocoles de communication contribuent à la complexité du système.
- En Économie : Un exemple de système complexe en économie est le marché financier mondial. Les marchés financiers impliquent un grand nombre de participants interconnectés, tels que les investisseurs, les courtiers, les banques, les entreprises et les gouvernements, qui interagissent par le biais de transactions financières. Les fluctuations des prix, les crises économiques, les bulles spéculatives et les effets de contagion sont des manifestations de la complexité de ce système.
- Un exemple de système complexe en biologie est le réseau neuronal du cerveau. Le cerveau humain est composé de milliards de neurones interconnectés qui échangent des signaux électriques et chimiques. Ces interactions complexes donnent lieu à des comportements et des fonctions cognitives, telles que la perception, la mémoire, l'apprentissage et la prise de

décision. Comprendre le fonctionnement et la dynamique de ce réseau neuronal complexe est un défi majeur pour les neuroscientifiques

La complexité est un concept scientifique utilisé pour décrire la difficulté d'un système à être compris ou prédit en raison de sa structure et de sa dynamique interne. Cette difficulté est généralement associée à un grand nombre d'éléments interdépendants, à des interactions non linéaires et à une variabilité temporelle qui sont souvent difficiles à quantifier ou à mesurer de manière précise.

Ce concept a attiré des penseurs de grande renommée du monde, y compris certains des théoriciens des organisations les plus respectés et des lauréats du prix Nobel de physique, de mathématiques et d'économie. Il a également attiré des poètes, des artistes et des théologiens qui voient l'optimisme implicite dans la science. En examinant comment la vie se déroule du point de vue de la complexité, nous semblons avoir accru notre respect pour la vie - plus nous comprenons, plus nous sommes étonnés.

Les scientifiques, s'intéressant à ce concept, étudient donc les propriétés émergentes des systèmes complexes c'est-à-dire les caractéristiques globales qui apparaissent à partir de l'interaction des éléments individuels qui ne peuvent pas être expliquées simplement par l'examen de ces éléments pris séparément.

Toutes les sciences ont eu affaire à des systèmes très complexes ainsi toutes les formes de la science se trouvent ainsi confrontées à la complexité [3].

Cette complexité, qui est considérée comme caractéristique inhérente(indissociable) aux systèmes dynamiques, vivants et beaucoup d'autres systèmes, est souvent confondue avec la taille, plus grand, plus complexe. C'est une erreur, bien sûr, car même un minuscule organisme unicellulaire représente un système très complexe et le système de Lorenz est un exemple frappant de la manière dont un petit nombre de composants (03 variables) interagissant selon des règles déterministes relativement simples peut donner naissance à un comportement complexe et imprévisible. En fin de compte, l'idée de complexité est indépendante de la taille.

La complexité est plutôt liée au nombre de distinctions possibles qui peuvent être faites au sujet d'un système donné. En termes cybernétiques, les distinctions possibles se rapportent à la variété interne d'un système, où la « variété » exprime le nombre d'états possibles d'un système. Plus le nombre d'éléments différents est élevé et plus le nombre de voies par lesquelles ces éléments interagissent est élevé, plus la variété du système est élevée. La complexité est donc mesurée par la variété potentielle d'un système en d'autres termes le nombre d'états différents qu'un système peut assumer. Dans les systèmes dynamiques, la variété prolifère très rapidement. Pensez-y de cette façon : avec un grand nombre d'éléments, un nombre élevé d'interactions et la possibilité que chaque interaction prenne plus d'une valeur unique, le nombre d'états possibles peut augmenter exponentiellement et rapidement [4].

### **II.3 Absence d'une science de complexité ?**

En 2004, l'Institut de Santa Fe (SFI qui a été créé en 1884 spécialisée dans l'étude des systèmes complexes : vingt ans après sa création) a organisé une table ronde sur la complexité et les systèmes complexes. C'est une année particulière, 2004 est le vingtième anniversaire de l'Institut. Le groupe se compose de certains des membres les plus distingués du corps professoral de SFI, notamment Doyme Farmer, Jim Crutchfield, Stephanie Forrest, Eric Smith, John Miller, Alfred Hübler et Bob Eisenstein, tous des scientifiques renommés dans des domaines tels que la physique, l'informatique, la biologie, l'économie. et la théorie de la décision (dont certains sont lauréats du prix Nobel). Les étudiants de l'école, jeunes diplômés ou scientifiques postdoctoraux, ont la possibilité de poser au panel toutes les questions qu'ils pourraient avoir. La première question était : "Comment définissez-vous la complexité ?" Tous les participants ont ri parce que la question était simple, attendue et difficile à répondre. Chaque panéliste a ensuite donné une définition différente du terme. Les étudiants étaient un peu choqués et frustrés, si la faculté de l'Institut de Santa Fe, l'institution la plus célèbre au monde consacré à la recherche sur les systèmes complexes – ne pouvait pas s'entendre sur ce que l'on entendait par complexité, alors comment peut-il même commencer à y avoir une science de la complexité ? La réponse est qu'il y a plusieurs sciences différentes de la complexité avec des notions différentes de ce que signifie la complexité [5].

### **II.4 Absence de la science et Recherches scientifiques**

Souvent abordé dans de nombreux domaines scientifiques et que les questions de ce concept occupent de plus en plus le devant de la scène dans plusieurs domaines de recherche, la complexité reste difficile à définir et cela est dû en grande partie au désaccord des scientifiques et chercheurs sur ce que la complexité implique ou signifie exactement [6]. Bien qu'on puisse distinguer les systèmes complexes des systèmes simples, ou les systèmes de plus grande complexité de ceux de moindre complexité, il n'est pas toujours clair quelle norme ou mesure précise fait cette différence.

Il n'existe ni science unifiée des systèmes complexes, ni Consensus sur ce qu'est la complexité et ce qui rend un « système complexe » complexe ou si elle peut être définie de différentes manières en fonction des domaines d'application et de la perspective adoptée (ces définitions varient partiellement selon le domaine de recherche et selon l'auteur).

Finalement, le problème de la définition de la complexité et sa mesure restent globalement ouvert. Cette lacune n'a pas empêché les chercheurs et scientifiques d'étudier des systèmes complexes. De fait, des propositions de définir les sciences de la complexité non pas par leurs systèmes d'étude mais par les questions posées sur ces systèmes, ont été adoptées, ce qui permet de définir les contours de cette science sans les soumettre à une définition préalable de « la complexité ».

Pour compléter ces réflexions, et sur la base d'échanges avec des chercheurs, des historiens et des directeurs d'instituts actifs dans le domaine, une trentaine de caractéristiques pour le domaine des



- D'une part, on pourrait soutenir qu'il reste encore beaucoup de travail empirique et conceptuel à faire et que, dans un avenir proche, les scientifiques et les philosophes trouveront comment spécifier ou définir ce qu'est un système complexe et par cela définir le terme central de la science.
- D'un autre côté, on pourrait souligner que le désaccord réel sur la façon de caractériser la complexité n'est pas dû à notre manque de connaissances, mais découle plutôt de la diversité des façons dont les systèmes sont complexes.

En d'autres termes, la nature présente différents types de complexité qui ne peuvent être saisis par une définition unique. Selon les affirmations auxquelles l'auteur souscrit, il privilégiera l'une des deux stratégies de description de la complexité :

- première stratégie, plusieurs auteurs tentent d'illustrer ce qu'est la complexité en proposant une série de caractéristiques, dont chacune est nécessaire, et toutes additionnées et suffisantes pour qu'un système soit complexe [8], [9] ;
- La deuxième consiste à distinguer différents types de complexité [10], [11].

Dès le début, les scientifiques sont guidés par leurs intuitions implicites sur le fonctionnement des systèmes, et en comparant différents systèmes, ou en comparant différentes étapes historiques ou de développement dans le cycle de vie du même système, ils sont arrivés seulement à identifier des caractéristiques intéressantes et pertinentes pour la complexité et que celle-ci implique de phénomènes quantitatifs : « un grand nombre d'unités interagissant ensemble selon un ordre ou un modèle plus ou moins intelligible. Cependant, ce qui rend la complexité intéressante, c'est que les unités d'un système agissent de manière à indiquer au moins un certain degré de hasard et d'incertitude. Les systèmes complexes ne sont pas parfaitement ordonnés ou absolument prévisibles ; Au contraire, ils défient les attentes par un comportement nouveau et surprenant. Bien que l'élément du hasard et d'incertitude indique le désordre, c'est précisément la présence créative et dynamique de l'ordre et du désordre qui rend un système complexe. »

Mais le consensus parmi les scientifiques est que la complexité est une propriété émergente des systèmes dynamiques qui se caractérisent par une grande diversité, interconnectivité, et souvent un comportement non-linéaire ou chaotique.

## **II.6 Les systèmes complexes : caractéristiques et propriétés**

### **II.6.1 Définition du terme « système »**

Le terme « système » est souvent utilisé d'une manière qui manque les connotations plus profondes qui sont au cœur de l'émergence relativement récente de la perspective des systèmes en science. Le terme est couramment utilisé pour désigner un concept de totalité, identifié par une certaine cohérence logique, mais sans mettre l'accent sur la structure des relations, des attributs et des interdépendances causales des parties. En ce sens, nous parlons d'un système de droit, d'un système politique, d'un système éducatif, d'un système de soins de santé, d'un système de production, d'un système économique, etc. Ces utilisations passent à côté d'un point plus profond,



et il pourrait donc être utile d'examiner quelques définitions choisies trouvées dans la littérature sur la pensée systémique.

La définition typique met l'accent sur la notion de système comme toute entité, toute totalité, constituée de parties en interaction. Une définition simple et claire proposée par Ludwig von Bertalanffy [12], biologiste allemand et père de la théorie générale des systèmes, se lit comme suit : « Un système est un complexe d'éléments en interaction mutuelle. » Cette définition est exempte de tout critère sauf un important, celui des « parties en interaction ». La définition, soit dit en passant, englobe deux idées importantes. Tout d'abord, il distingue les parties et les ensembles, un sujet majeur de la logique mathématique à part entière. Et deuxièmement, il met l'accent sur l'interaction des parties qui forment le tout. Selon le niveau de résolution, tout composant individuel peut lui-même être considéré comme un tout constitué de composants en interaction. L'accent mis sur les interactions dynamiques et les interdépendances fait toute la différence. Il définit le changement introduit par la vision systémique du monde.

Russell Ackoff [13], un autre pionnier des systèmes, suit une ligne de pensée similaire, mais introduit une tournure intéressante en suggérant qu'un système peut aussi être une entité conceptuelle. Selon Ackoff, un système est « une entité, conceptuelle ou physique, qui se compose de parties interdépendantes ». Cette observation élargit le domaine des systèmes possibles et a des implications pour la construction de modèles de systèmes. Pour le moment, pensez à ce qui suit : tout ensemble d'interactions définit un ensemble spécifique parmi tous les ensembles de relations possibles. En ce sens, tout modèle donné d'interactions représente un facteur limitant qui produit un type particulier de comportement et aucun autre.

La définition suivante élève le niveau d'abstraction en mettant en évidence la conséquence dynamique des interactions systémiques. Il a émergé, à la fin des années 1960, du projet de théorie des systèmes d'information (ISTP), qui a été organisé pour traiter de la description des structures de données. Il définit un système comme « un ensemble d'événements mutuellement contraints », une définition puissante et compacte en effet.

Une autre approche plus pragmatique est adoptée par Jay Forrester, à l'origine de la dynamique des systèmes, la méthodologie de modélisation développée à l'origine au MIT. Forrester a défini un système comme « un regroupement de pièces qui fonctionnent ensemble dans un but commun ». Inévitablement, cette définition soulève des questions sur la façon dont un « but » est défini. Il met en évidence le rôle d'un observateur dans l'interprétation d'un phénomène examiné. Un observateur peut assumer un but, par exemple, en suggérant que « le but des abeilles est de polliniser de manière croisée », ou jouer le rôle d'un agent créatif qui introduit réellement un nouveau but dans le monde, par exemple, en déclarant « le but de mon invention est de purifier l'eau ».

Une définition qui vient d'une tradition entièrement différente est due à Buckminster Fuller, l'architecte-designer futuriste. Dans son ouvrage fondateur *Synergetics – Explorations in the Geometry of Thinking* [15], Fuller définit un système comme « la première subdivision de l'univers en une entité concevable ». Une telle subdivision est un acte de cognition et, encore une fois, le rôle d'un observateur vient au premier plan. C'est l'observateur qui subdivise la réalité totale dans un acte qui sépare le centre d'attention de tout le reste.

New England Complex Systems Institute (NECSI) [16] définit un système complexe comme un système : « avec un grand nombre de composants en interaction, dont le comportement ne peut pas être déduit simplement du comportement des composants ». Encore faudrait-il préciser ce qui distingue une déduction simple d'une déduction difficile (ou complexe) ? En outre, en soumettant la complexité à notre capacité de compréhension, de telles définitions font de la complexité une propriété historique soumise à l'avancement de la science même qui l'étudie.

Enfin, une définition minimaliste et élégante associée à la théorie de l'information et aux travaux de Ross Ashby [17] affirme simplement qu' « un système est une source d'information ». Cette définition peut obscurcir l'accent mis sur les parties et les interactions, mais comme d'autres définitions rigoureuses, elle incarne des questions philosophiques et pratiques fascinantes. Ceux-ci sont associés à des questions profondes liées à nos concepts les plus profonds sur la nature de la réalité, le but, l'identité, la cognition, la nature de la connaissance, le rôle de l'intuition et la place de la conscience dans le monde.

Quelques observations supplémentaires relatives au rôle de la cognition pourraient être utiles pour le modélisateur de systèmes. Celles-ci concernent le défi de choisir les bonnes limites lors de la modélisation d'un système. Cette question des limites appropriées est en fin de compte dictée par un objectif particulier, et elle dépend, dans une large mesure, de l'expérience et des compétences du modélisateur. De plus, en tant que produit d'un acte mental, le modèle de chaque système restera toujours une représentation abstraite de la réalité. Un modèle, il ne faut jamais l'oublier, n'est pas la vraie chose. C'est un dispositif pragmatique, une nécessaire simplification de la réalité qui contribue à rendre gérables les problèmes que nous devons résoudre dans un monde complexe. Il ne peut offrir qu'une approximation et peu importe à quel point il est élaboré, il ne reflétera jamais toute la richesse du monde réel.

Enfin, la plupart des systèmes conséquents avec lesquels nous interagissons sont dynamiques dans leur nature même : ils changent, s'adaptent et évoluent continuellement. Cet aspect dynamique est capturé par l'idée du système autoorganisé, qui exige que les observateurs changent continuellement leur cadre de référence et, souvent, leurs conclusions. Il y a un élément « sensible au temps » impliqué ici, suggérant la vertu de garder l'esprit ouvert et peut-être même de favoriser une certaine flexibilité ludique lorsqu'il s'agit d'un monde complexe. Vous vous souvenez de Shakespeare ? « Il y a plus de choses au ciel et sur la terre, que ce dont vous rêvez dans votre philosophie... » Réfléchissez un instant à cette déclaration signifie l'efficacité de l'adoption de dogmes têtus et rigides face aux nombreux écosystèmes imbriqués qui font notre monde.

## II.6.2 Différence entre le compliqué et le complexe

Ce n'est pas tant la multiplicité des composants (la taille), ni même la diversité des interactions qui caractérisent la complexité tant qu'ils sont pratiquement et exhaustivement dénombrables (ensemble fini), on sera devant un système compliqué ( ou hyper compliqué ), dont un dénombrement combinatoire pourrait permettre de décrire tous les comportements possibles (et par là de prédire le comportement effectif à chaque instant dès que la règle ou le programme qui le régit est connu), en termes de mathématico-informatique on dit alors on est devant un problème polynomial [18].

C'est l'imprévisibilité potentielle (non calculable à priori) des comportements de ce système lié en particulier à la récursivité (boucles de rétroaction) qui affecte le fonctionnement de ses composants au cours des interactions, ils se transforment suscitant des phénomènes émergents certes intelligibles mais toujours pas prévisibles [1].

## II.6.3 Caractéristiques communes des systèmes

« Il n'y a pas d'ouragan dans une molécule d'eau, pas d'effondrement financier dans un billet d'un dollar. » [19].

La science de la complexité, également appelée science des systèmes complexes, étudie comment un grand ensemble de composants - interagissant localement les uns avec les autres à petite échelle - peut s'autoorganiser spontanément pour présenter des structures et des comportements globaux non triviaux à plus grande échelle, souvent sans intervention extérieure, autorités centrales ou dirigeants.

Les propriétés de la collection peuvent ne pas être comprises ou prédites à partir de la seule connaissance complète de ses constituants. Une telle collection est appelée un système complexe, et elle nécessite de nouveaux cadres mathématiques et de nouvelles méthodologies scientifiques pour son investigation. Voici quelques éléments que l'on doit savoir sur les systèmes complexes.

### II.6.3.1 INTERACTIONS

« Chaque objet que la biologie étudie est un système de systèmes. » (François Jacob) [20]. Les systèmes complexes sont souvent caractérisés par de nombreux composants qui interagissent de multiples façons entre eux et potentiellement avec leur environnement. Ces composants forment des réseaux d'interactions, parfois avec seulement quelques composants impliqués dans de nombreuses interactions. Les interactions peuvent générer de nouvelles informations qui rendent difficile l'étude isolée des composants ou la prédiction complète de leur avenir. En outre, les composants d'un système peuvent également être des systèmes entièrement nouveaux, ce qui conduit à des systèmes de systèmes interdépendants les uns des autres.

Le principal défi de la science de la complexité n'est pas seulement de voir les parties et leurs connexions, mais aussi de comprendre comment ces connexions donnent naissance à l'ensemble [20].

### *II.6.3.2 ÉMERGENCE*

« Vous n'avez pas besoin de quelque chose de plus pour obtenir quelque chose de plus. C'est ce que signifie l'émergence » [21].

Dans les systèmes simples, les propriétés de l'ensemble peuvent être comprises ou prédites à partir de l'addition ou de l'agrégation de ses composants. En d'autres termes, les propriétés macroscopiques d'un système simple peuvent être déduites des propriétés microscopiques de ses parties. Dans les systèmes complexes, cependant, les propriétés de l'ensemble ne peuvent souvent pas être comprises ou prédites à partir de la connaissance de ses composants en raison d'un phénomène connu sous le nom d'« émergence ». Ce phénomène implique divers mécanismes qui font que l'interaction entre les composants d'un système génère de nouvelles informations et présente des structures et des comportements collectifs non triviaux à plus grande échelle.

Ce fait est généralement résumé par l'expression populaire « le tout est plus que la somme de ses parties » [22], [23].

### *II.6.3.3 Dynamique*

LES SYSTÈMES COMPLEXES ONT TENDANCE À MODIFIER LEURS ÉTATS DE MANIÈRE DYNAMIQUE, MONTRANT SOUVENT UN COMPORTEMENT IMPRÉVISIBLE À LONG TERME.

« Chaos : Quand le présent détermine l'avenir, mais que le présent approximatif ne détermine pas approximativement l'avenir. »

Les systèmes peuvent être analysés en fonction de l'évolution de leurs états au fil du temps. Un état est décrit dans des ensembles de variables qui caractérisent le mieux le système.

Au fur et à mesure que le système change d'état de l'un à l'autre, ses variables changent également, répondant souvent à son environnement. Ce changement est dit linéaire s'il est directement proportionnel au temps, à l'état actuel du système ou aux changements de l'environnement, ou non linéaire s'il n'est pas proportionnel à ceux-ci. Les systèmes complexes sont généralement non linéaires et changent à des rythmes différents en fonction de leur état et de leur environnement.

Ils peuvent également avoir des états stables où ils peuvent rester les mêmes même s'ils sont perturbés, ou des états instables où les systèmes peuvent être perturbés par une petite perturbation. Dans certains cas, de petits changements environnementaux peuvent complètement modifier le comportement du système, connus sous le nom de bifurcations, transitions de phase ou « points de basculement » [23].

Certains systèmes sont « chaotiques », c'est-à-dire extrêmement sensibles aux petites perturbations et imprévisibles à long terme, ce qui montre ce que l'on appelle « l'effet papillon ».

Un système complexe peut également être dépendant du chemin, c'est-à-dire que son état futur dépend non seulement de son état présent, mais aussi de son histoire passée [25], [26].

#### *II.6.3.4 AUTO-ORGANISATION*

« Il est suggéré qu'un système de substances chimiques, appelées morphogènes, réagissant ensemble et diffusant à travers un tissu, est adéquat pour rendre compte des principaux phénomènes de morphogenèse ». [27]

Les interactions entre les composants d'un système complexe peuvent produire un modèle ou un comportement global. Ceci est souvent décrit comme de l'auto-organisation, car il n'y a pas de contrôleur central ou externe.

Au contraire, le « contrôle » d'un système autoorganisé est réparti entre les composants et intégré par leurs interactions. L'auto-organisation peut produire des structures physiques/fonctionnelles telles que des modèles cristallins de matériaux et des morphologies d'organismes vivants, ou des comportements dynamiques/informationnels tels que des comportements de bancs de poissons et des impulsions électriques se propageant dans les muscles des animaux.

Au fur et à mesure que le système s'organise par ce processus, de nouveaux modèles d'interaction peuvent émerger au fil du temps, ce qui peut conduire à la production d'une plus grande complexité.

Dans certains cas, les systèmes complexes peuvent s'autoorganiser dans un état « critique » qui ne pourrait exister que dans un équilibre subtil entre l'aléatoire et la régularité.

Les modèles qui apparaissent dans de tels états critiques autoorganisés montrent souvent diverses propriétés particulières, telles que l'autosimilarité et les distributions de loi de puissance des propriétés du modèle [28], [29].

### *II.6.3.5 Adaptation*

« Rien en biologie n'a de sens si ce n'est à la lumière de l'évolution. » [30].

Plutôt que de simplement se déplacer vers un état d'équilibre, les systèmes complexes sont souvent actifs et réagissent à l'environnement - la différence entre une balle qui roule au bas d'une colline et s'arrête et un oiseau qui s'adapte aux courants de vent en vol. Cette adaptation peut se produire à plusieurs échelles : cognitive, par l'apprentissage et le développement psychologique ; social, par le partage d'informations par le biais de liens sociaux ; ou encore évolutive, par la variation génétique et la sélection naturelle.

Lorsque les composants sont endommagés ou retirés, ces systèmes sont souvent capables de s'adapter et de récupérer leurs fonctionnalités précédentes, et parfois ils deviennent encore meilleurs qu'auparavant. Cela peut être réalisé par la robustesse, la capacité à résister aux perturbations ; la résilience, c'est-à-dire la capacité de revenir à l'état d'origine après une grande perturbation ; ou l'adaptation, c'est-à-dire la capacité de changer le système lui-même pour qu'il reste fonctionnel et survive. Les systèmes complexes possédant ces propriétés sont connus sous le nom de systèmes adaptatifs complexes [31].

### *II.6.3.6 INTERDISCIPLINARITÉ*

« Ce n'est peut-être pas tout à fait vain, cependant, pour rechercher des propriétés communes parmi divers types de systèmes complexes...

Les idées de rétroaction et d'information fournissent un cadre de référence pour visualiser un large éventail de situations [32].

Les systèmes complexes apparaissent dans tous les domaines scientifiques et professionnels, y compris la physique, la biologie, l'écologie, les sciences sociales, la finance, les affaires, la gestion, la politique, la psychologie, l'anthropologie, la médecine, l'ingénierie, les technologies de l'information, etc. Bon nombre des technologies les plus récentes, des médias sociaux aux technologies mobiles en passant par les véhicules autonomes et la chaîne de blocs, produisent des systèmes complexes dotés de propriétés émergentes qu'il est crucial de comprendre et de prédire pour le bien-être de la société.

Un concept clé de la science de la complexité est l'universalité, c'est-à-dire l'idée que de nombreux systèmes dans différents domaines présentent des phénomènes avec des caractéristiques sous-jacentes communes qui peuvent être décrites à l'aide des mêmes modèles scientifiques. Ces concepts justifient un nouveau cadre mathématique et informatique multidisciplinaire.

La science de la complexité peut fournir une approche analytique globale et interdisciplinaire qui complète les approches scientifiques traditionnelles qui se concentrent sur des sujets spécifiques dans chaque domaine [33].

### *II.6.3.7 MÉTHODE*

« Tous les modèles sont faux, mais certains sont utiles. » [34]

Les systèmes complexes impliquent de nombreuses variables et configurations qui ne peuvent pas être explorées simplement avec l'intuition ou le calcul papier-crayon. Au lieu de cela, la modélisation, l'analyse et les simulations mathématiques et informatiques avancées sont presque toujours nécessaires pour voir comment ces systèmes sont structurés et changent avec le temps.

À l'aide d'ordinateurs, nous pouvons vérifier si un ensemble de règles hypothétiques pourrait conduire à un comportement observé dans la nature, puis utiliser notre connaissance de ces règles pour générer des prédictions de différents scénarios hypothétiques. Les ordinateurs sont également utilisés pour analyser des données massives provenant de systèmes complexes afin de révéler et de visualiser des modèles cachés qui ne sont pas visibles à l'œil nu.

Ces méthodes informatiques peuvent conduire à des découvertes qui approfondissent ensuite notre compréhension et notre appréciation de la nature [34], [36].

# III. Méthodes Scientifiques de compréhension

## III.1 Chronologie des méthodes

Tout organisme doit lutter pendant toute son existence et cela pour assurer sa prospérité ou du moins sa survie. Ses perspectives seraient fortement améliorées et efficaces s'il est doté d'une vision précise de son environnement, en d'autres termes un ensemble de modèles explicatifs de cet environnement. De tels modèles peuvent prendre de nombreuses formes, d'une simple image, une histoire à un théorie scientifique complexe comme dans notre cas.

Dès la prise de conscience, l'homme a créé des théories implicites ou explicites sur le monde afin de naviguer dans ses défis et affronter ses complexités. Que ces théories soient primitives ou sophistiquées, anciennes ou actuelles, elles dépendent toutes en fin de compte de l'accumulation d'expérience. Par exemple, en mangeant des baies à plusieurs reprises et après observations de ces effets, les humains ont lentement commencé à apprendre lesquelles des baies étaient mortelles et celles qui étaient bons pour leur santé. Toute nouvelle théorie est mise à l'épreuve afin de déterminer si cette théorie est valide ou elle doit être abandonnée et remplacé

Ce qui a changé au cours de la trajectoire longue et ardue de l'évolution des connaissances, ce sont les caractéristiques essentielles des méthodes utilisées dans la construction des modèles explicatifs. Les changements dans les caractéristiques centrales de ces méthodes sont communément identifiés par les philosophes des sciences comme des jalons(repères) historiques majeurs, des changements profonds dans les paradigmes qui ont non seulement façonné la nature de l'acquisition de connaissances, mais ont également affecté la nature même de la réalité sociale et économique.

Pendant des milliers d'années, les modèles explicatifs, essentiellement des superstitions aux fortes saveurs animistes, ont été associés à des « forces » extérieures aux phénomènes qu'ils étaient censés expliquer. Les choses se sont passées, et les événements se sont déroulés comme ils l'ont fait, à cause de l'intervention de facteurs externes : les esprits, les dieux, les forces arbitraires mystérieuses, etc.

Dans la tradition occidentale, les premiers philosophes grecs sont crédités d'avoir apporté un changement fondamental, un changement qui est relativement récent, commençant il y a environ deux millénaires et demi, qui a jeté les bases de ce qui allait plus tard émerger comme la méthode moderne de la science. Les philosophes grecs ont jeté les bases de l'explication basée sur l'expérience. Ils ont introduit la méthode d'observation ordonnée et de documentation de divers aspects de la nature. Ils ont également établi la pratique de chercher des explications en décomposant des éléments du monde en leurs composants, jusqu'aux blocs de construction élémentaires, les « atomes », puis en cherchant à reconstruire une compréhension de l'ensemble. Le changement significatif consiste alors à passer d'une explication par une cause externe



arbitraire à une explication qui met l'accent sur la décomposition analytique des phénomènes en leurs composantes.

L'étape suivante de la trajectoire, qui a entraîné l'avènement de la science moderne, a continué à s'étendre sur l'approche analytique et réductionniste. Cela a conduit à la domination du prochain changement important : celui de voir le monde comme une machine. Ce développement est associé à des noms tels que Copernic, Kepler, Galilée, Bacon et Descartes. Il a culminé avec la mécanique de Newton et une vision du monde comme une machine géante, semblable à une horloge, exquise, obéissant aux lois simples du mouvement.

La méthode scientifique elle-même a établi une procédure rigoureuse pour l'acquisition et la vérification des connaissances. Les observations sont traduites en une hypothèse théorique, qui est ensuite soumise à des tests expérimentaux. Ce n'est que lorsque les résultats de tests reproductibles sont compatibles avec l'hypothèse que cette dernière est acceptée comme une théorie établie. La procédure repose sur la compréhension que toutes les théories sont essentiellement provisoires et doivent être remplacées lorsque de nouvelles observations contredisent une vérité acceptée.

L'approche analytique classique a été responsable d'une expansion stupéfiante et étonnamment rapide de notre compréhension de la réalité matérielle. Il a également été responsable de tous les dons et maux de la technologie moderne. Au 20<sup>ème</sup> siècle, cependant, il a commencé à rencontrer des difficultés considérables, même dans les sciences physiques. C'est en biologie, en particulier, que le modèle classique s'est avéré complètement inadéquat pour expliquer le comportement d'organismes entiers en se concentrant sur leurs composantes. Cette « crise » de la théorie scientifique et la prise de conscience que de nombreux aspects du monde ne peuvent être expliqués par une méthode réductionniste ont catalysé l'émergence des sciences du système. L'accent a été mis sur la mise en évidence des modèles d'interactions et d'interdépendances des parties pour la compréhension du comportement des ensembles, et le concept de « système » a été mis en évidence.

Rétrospectivement, nous pouvons discerner une trajectoire historique des approches pour expliquer la réalité. La trajectoire commence par « l'animisme », en mettant l'accent sur les forces extérieures arbitraires, suivi de « l'atomisme », puis du « mécanisme », tous deux illustrant la vision du monde classique, analytique, réductionniste et mécaniste ; et puis le concept « d'organisme », une façon de voir le monde comme un complexe de relations, d'interactions et d'interdépendances. Ce dernier constitue la vision systémique du monde.

Notez que les repères le long de cette trajectoire ne sont pas aussi séquentiels que ce que laissent entendre les étapes énumérées. Ils se chevauchent et coexistent en tant que mélange. En outre, tout au long de l'histoire, il y a eu des individus inspirés qui pouvaient voir au-delà de ce qui était visiblement évident, cherchant et exprimant une vision holistique et intégrée de la réalité. Pensez

à Léonard de Vinci, Spinoza, Blake, Hegel et bien d'autres. Les véritables mystiques de tous les temps et traditions en sont également un bon exemple.

L'émergence de la vision systémique du monde a été saluée comme une révolution majeure dans la pensée scientifique qui devait remplacer l'ancien modèle mécaniste. Il pourrait toutefois être utile de considérer les deux comme des théories complémentaires qui, existant en parallèle, continueront d'offrir des outils utiles pour aborder différents aspects de la réalité.

Du point de vue de la durabilité, les problèmes critiques surviennent dans un contexte extrêmement complexe, constituant un univers dynamique et multivariable qui implique de multiples aspects sociaux, politiques, économiques et culturels interagissant entre eux, entre les secteurs et avec les parties vivantes physiques et non humaines du monde. Cette réalité systémique est irréductible et ne cédera pas à une approche simple, linéaire et analytique. L'utilisation de tactiques réductionnistes lorsqu'il s'agit de systèmes est fondamentalement erronée, mais elle est courante lorsqu'il s'agit de conceptualiser et de tenter de résoudre les problèmes de durabilité.

Aborder des systèmes complexes comme s'il s'agissait de mécanismes simples ressemblant à une horloge ne fonctionne pas et ne fait généralement qu'exacerber les conditions très défavorables censées être résolues.

### **III.2 Vue d'ensemble de la pensée systémique et le réductionnisme**

La pensée systémique est ce que nous appelons un paradigme, une définition d'un paradigme dans un dictionnaire se lirait quelque chose comme Cybernétique ; « une vision du monde sous-jacente aux théories et à la méthodologie d'un phénomène ou sujet scientifique particulier ». Ainsi, nous pouvons comprendre qu'un paradigme est le fondement qui façonne notre façon de voir le monde, ce sont les hypothèses et les méthodes à partir desquelles nous construisons nos théories. Maintenant, il y a deux paradigmes fondamentalement différents au sein de la science, l'un est appelé analyse et l'autre synthèse.

### **III.3 Synthèse et analyse**

L'analyse est la méthode traditionnelle de raisonnement adoptée dans la science moderne par laquelle nous essayons de comprendre un système en le décomposant en ses éléments constitutifs. D'autre part, la synthèse, qui est le fondement de la pensée systémique, fonctionne dans le sens inverse en essayant de comprendre une entité à travers le contexte de ses relations au sein d'un tout dont elle fait partie. Mais commençons par parler un peu de l'analyse.

L'analyse est basée sur le principe que notre unité d'intérêt de base devrait être les parties individuelles d'un système. De là découle un processus de raisonnement appelé réductionnisme, le réductionnisme est le processus de décomposition ou de réduction des systèmes à leurs parties constitutives, puis de décrire l'ensemble du système principalement comme la simple somme de

ces éléments constitutifs. Le réductionnisme est souvent décrit en termes d'un processus en trois étapes que nous utilisons pour analyser les choses :

- Tout d'abord, nous prenons quelque chose et nous le décomposons en ses éléments constitutifs. C'est profondément intuitif pour nous lorsque nous souhaitons comprendre comment fonctionne une voiture, un oiseau ou une entreprise, la première chose que nous faisons est de l'isoler en l'emmenant dans un garage ou un laboratoire et de le décomposer en ses éléments constitutifs.
- Une fois que nous avons décomposé le système en ses composants les plus élémentaires, nous analysons ces composants individuels isolément afin de décrire leurs propriétés et leur fonctionnement isolément.
- Enfin, nous recombinaisons ces composants dans le système d'origine qui peut maintenant être décrit en termes de propriétés de ses éléments individuels.

Nous comprenons les systèmes en décomposant les parties et en les isolant, le paradigme réductionniste défavorise systématiquement et intrinsèquement les relations entre ces composants. Dans ce paradigme du réductionnisme, l'ensemble du système est implicitement considéré comme n'étant rien de plus que la somme de ses parties.

Ainsi, l'analyse fonctionne bien lorsqu'il y a un faible niveau d'interconnectivité et d'interdépendances au sein du système que nous modélisons, bien que cela puisse être vrai pour certains systèmes, ce qui n'est pas toujours le cas, beaucoup des systèmes que nous souhaitons décrire ont un niveau élevé d'interconnectivité et d'interdépendance, par exemple les écosystèmes, presque tous les systèmes en biologie, les réseaux informatiques et de nombreux types de systèmes économiques et sociaux. Ces systèmes au contraire sont principalement définis par les relations au sein du système et non par les propriétés statiques de leurs éléments, nous pouvons et continuons souvent à utiliser l'analyse pour essayer de les décrire et comprendre l'évolution du système, mais l'approche réductionniste a montré son inefficacité pour ce type de système ce qui nous a entraîné à changer notre paradigme de base pour un paradigme plus axé sur ces relations plutôt que sur les composants et c'est là que les synthèses et la pensée systémique entrent en jeu.

*« La pensée systémique signifie la capacité de voir la synergie de l'ensemble plutôt que seulement les éléments séparés d'un système et d'apprendre à renforcer ou à changer les modèles de système entier. » [37].*

Les synthèses signifient la combinaison de composants ou d'éléments pour former un tout connecté, c'est un processus de raisonnement qui décrit une entité à travers le contexte de ses relations et de son fonctionnement au sein de l'ensemble du système dont elle fait partie. La pensée systémique est ce processus de raisonnement appelé synthèses et il est également appelé ce qu'on appelle holisme. Cela signifie qu'il est caractérisé par la croyance que les parties de quelque chose sont intimement interconnectées et explicables uniquement par référence au tout.

Ainsi, les synthèses se concentrent sur les relations entre les éléments, c'est-à-dire la façon dont ces éléments sont assemblés ou organisés en un ensemble fonctionnel et, comme pour les analyses, nous pouvons également identifier quelques étapes clés de ce processus de raisonnement :

- La première étape du processus consiste à identifier le système dont notre objet d'intérêt fait partie, par exemple un oiseau faisant partie d'un écosystème plus large ou une personne faisant partie d'une culture plus grande.
- Ensuite, nous essayons d'avoir un aperçu général du fonctionnement de l'ensemble du système. Ainsi, par exemple, un disque dur fait partie d'un ordinateur et pour bien le comprendre, nous devons avoir une certaine compréhension de l'ensemble de l'ordinateur.
- Enfin, nous essayons de comprendre comment les pièces sont interconnectées et disposées pour fonctionner comme un tout.

En complétant ce processus, nous pouvons identifier le complexe de relations dans lequel notre entité est intégrée, sa place et sa fonction dans l'ensemble et dans la pensée systémique, ce contexte est considéré comme le cadre de référence principal pour décrire quelque chose.

### **III.4 La démarche de la synthèse et l'analyse**

La première chose à noter est que les méthodes de synthèse et d'analyse ne s'excluent pas mutuellement, elles devraient toutes deux faire partie de tout modèle bien développé, mais chacune aura une pertinence particulière en fonction du type ou des propriétés du système auquel nous avons affaire. Ainsi, il ne devrait pas être surprenant pour nous que la physique soit le foyer de l'approche réductionniste, cette approche qui a montré son efficacité pour le domaine de la physique par le grand nombre de travaux réalisés (ajouter les progrès dans la science de physique). Le réductionnisme traite souvent de systèmes inertes, statiques et décomposables, alors que le traitement de systèmes hautement interconnectés et dynamiques sont beaucoup plus enclins à la pensée systémique.

Donc, une partie de la question principale que nous poserons pour déterminer le type de système auquel nous avons affaire et donc la méthode de raisonnement appropriée sera comme suit :

- S'agit-il d'un système à base de composants ou remplit-il une fonction commune qui intègre les divers éléments ?
- Est-il isolé ou connecté ?
- S'agit-il d'un système déterministe linéaire ou d'un système non linéaire non déterministe?
- Et est-ce statique ou dynamique ?

Premièrement, s'agit-il d'un système réel ou simplement d'un ensemble de choses ? Lorsque nous voulons parler d'une entité composite, c'est-à-dire d'un groupe de choses, nous pouvons la décrire

soit comme un ensemble d'objets, soit comme un système, la différence ici étant qu'un ensemble est un groupe d'objets qui ne partagent aucune fonction commune, ainsi nous appelons un groupe

Des tasses sur une table, est un ensemble de tasses car elles existent indépendamment les unes des autres. Par contre, si nous prenons le corps humain, encore une fois c'est une entité composite, mais cette fois les éléments ont été conçus pour servir une fonction commune et donc nous pouvons l'appeler un système et nous devons utiliser la pensée systémique pour le comprendre.

Deuxièmement, dans quelle mesure le système est-il interconnecté ? L'analyse commence à partir d'une vue du monde basée sur les composants et construit une description basée sur les propriétés de ces composants, alors que la synthèse se concentre au contraire sur les relations entre les parties, donc du point de vue de la pensée systémique, nous nous intéressons souvent à la connectivité, c'est-à-dire répondre à la question de savoir « qui est connecté à quoi » et est donc le mieux adapté aux systèmes avec un haut niveau d'interconnectivité.

*« La pensée systémique est une discipline pour voir les ensembles. C'est un cadre pour voir les interrelations plutôt que les choses, pour voir les modèles de changement plutôt que les instantanés statiques » - [38]*

Troisièmement, avons-nous affaire à un système linéaire ou y a-t-il des boucles de rétroaction ? La pensée analytique recherche des relations linéaires directes entre la cause d'un événement et l'effet. C'est ce que nous appelons la pensée linéaire. La pensée systémique est conçue pour les événements qui sont le produit de parties complexes en interaction où les relations sont souvent cycliques avec des boucles de rétroaction.

Le système est-il principalement statique ou dynamique ? Les méthodes analytiques décrivent souvent les entités en termes de structures statiques avec une référence limitée à leur développement dans le temps. La pensée systémique adopte une vision plus dynamique des choses, contextualisant souvent les entités en termes de forces évolutives qui les ont façonnées et voyant ainsi le processus de développement comme un phénomène important pour comprendre le monde.

Enfin, avons-nous affaire à un système au niveau micro ou au niveau macro ?

Si c'est le niveau micro, l'analyse décompose les choses en parties et donc la pensée analytique se concentre généralement sur l'analyse et l'optimisation des sous-systèmes, dans l'idée que nous pouvons améliorer l'ensemble du système en optimisant tout simplement tous ses sous-composants.

Si nous avons affaire à un système au niveau macro, ce que nous appelons parfois le niveau global, nous devons utiliser la pensée systémique pour obtenir une vision de l'ensemble du système et une compréhension de la façon dont les parties interagissent pour atteindre une fonctionnalité globale.

# IV. Fondements de la pensée systémique

## IV.1 Les fondateurs et leurs théories

La pensée systémique ou tout simplement la systématique s'est construite progressivement aux États-Unis depuis les années 1940. Plusieurs domaines, tels que la Biologie, les Mathématiques, la Physique, l'Ingénierie et Gestion, etc..., ont contribué à l'apparition de ce concept. De ces domaines, on veut jeter un peu de lumière sur les apports significatifs des scientifiques et chercheurs tels que :

- Von Bertalanffy, le biologiste, a défini, vers la fin des années 30, le concept « système ouvert » suivi par la publication du célèbre livre « General System Theory ». Le but de cette théorie générale est d'identifier des principes explicatifs de l'univers en tant que système au moyen duquel on peut modéliser la réalité. Bertalanffy a alors déclaré : "...il y a des systèmes partout". Cette déclaration, en d'autres termes, veut dire que presque tous les objets ou phénomènes existants dans ce monde ont les caractéristiques des systèmes ou des totalités d'éléments, en interaction dynamique, chacune constitue un tout qui ne peut être réduit à la somme de ces éléments (Bertalanffy 1968, p220), Le Moigne (1977) écrit : "De tout ce qui précède, se dégage une vision stupéfiante, la perspective d'une conception unitaire du monde jusque-là insoupçonnée. Que l'on ait affaire aux objets inanimés, aux organismes, aux processus mentaux ou aux groupes sociaux, partout des principes généraux semblables émergent". ("Informatique, numérique et système d'information : définitions ...")

- Nobert Wiener, professeur de mathématiques au Massachusetts Institute of Technology (MIT), a développé une théorie unifiée de contrôle et de communication en combinant les idées des chercheurs, comme Rosenblueth du "Harvard Medical School" l'ingénieur J. H. Bigelow, liées à l'amélioration et contrôle des actions finalisées, a abouti à la découverte la boucle de rétroaction positive (amplificatrice) ou négative (stabilisatrice) qui s'appliquent à tous les organismes (machine ou organisme vivant). C'est l'apparition de ce que Nobert Wiener appellera la cybernétique qui a pour objectif la régulation des organismes vivants et les machines conçues par l'être humain.

- Claude Shannon, W. Weaver ; leur publication de l'ouvrage "la théorie mathématique de la communication" a permis à l'élaborer d'une théorie de l'information, qui reconnaît pour la première fois que l'information peut être traitée par la machine et les organismes vivants.

C'est la naissance de la cybernétique et le début des recherches sur l'intelligence artificielle avec W. McCulloch.

- J. W. Forrester, ingénieur électronicien et professeur au MIT, crée en 1961 la dynamique industrielle. Dans ce cadre, il considère l'entreprise en tant que systèmes cybernétiques et tente, par la simulation, de prévoir son comportement. Plus tard, il crée une nouvelle discipline, la "dynamique des systèmes".

Ces découvertes donnent de nouveaux outils conceptuels et de nouvelles façons de définir la réalité, et permettent d'aborder de nouveaux phénomènes, la complexité des systèmes avec lesquels nous devons composer. Ces apports ont fait l'objet d'évolutions importantes mais peu spectaculaires dans les méthodes de résolution de problèmes complexes.

En conclusion, Depuis le début des années 1950, lorsque des gens comme Ludwig von Bertalanffy et Kenneth Boulding ont développé le domaine de la " théorie des systèmes généraux " et Norbert Wiener, Gregory Bateson et d'autres ont développé le domaine de la " cybernétique ", et Jay Forrester a développé des " dynamiques de systèmes ", ont été de nombreuses tentatives pour se libérer du paradigme réductionniste et développer une compréhension plus holistique et systémique de la complexité du monde dans lequel nous vivons.

Les premiers penseurs systémiques visaient encore en fin de compte à améliorer leur capacité à mieux prédire et contrôler le système complexe en question.

L'introduction des connaissances de la théorie du chaos et des mathématiques non linéaires dans la science des systèmes a déclenché le développement de la théorie de la complexité.

L'interconnexion, l'imprévisibilité et l'incontrôlabilité sont des caractéristiques clés de tous les systèmes dynamiques complexes.

En traitant de la complexité plutôt que des mécanismes, l'objectif de la science passe de l'amélioration de notre capacité de prédiction et de contrôle à une meilleure compréhension de la dynamique et des relations des systèmes auxquels nous participons afin que notre participation puisse être plus appropriée.

« La théorie de la complexité est en train de devenir une science qui reconnaît et célèbre la créativité de la nature. C'est assez extraordinaire, car cela ouvre la porte à une nouvelle façon de voir le monde, en reconnaissant que ces systèmes dynamiques complexes sont sensibles aux conditions initiales et ont des propriétés émergentes. Nous devons apprendre à marcher prudemment par rapport à ces systèmes complexes dont dépend la qualité de notre vie, des écosystèmes microbiens à la biosphère, car nous les influençons bien que nous ne puissions pas les contrôler. Cette connaissance est nouvelle dans notre mentalité scientifique occidentale » Brian Goodwin (How leopard changed its spots : the evolution of complexity , 2001, p. 27).

COMMENT LIRE LA CARTE : Cette carte est une introduction macroscopique et interdisciplinaire à la science de la complexité. De gauche à droite, la carte est lue d'une manière à peu près historique - mais pas littéralement, car nous compressons l'espace intellectuel à n dimensions dans une grille de carte à deux dimensions. Aussi, afin de présenter un certain type de structure organisationnelle, l'histoire des sciences de la complexité est développée selon cinq grandes traditions intellectuelles : la théorie des systèmes dynamiques (violet), la théorie des systèmes (BLEU), la théorie des systèmes complexes (JAUNE), la cybernétique (GRIS) et l'intelligence artificielle (ORANGE). Encore une fois, l'ajustement n'est pas exact (et parfois même quelque peu forcé); mais c'est suffisant pour aider les nouveaux venus dans le domaine à se faire une idée de son histoire en évolution. A côté de ces traditions se trouvent les principaux thèmes et

méthodes scientifiques utilisés dans les sciences de la complexité. La couleur d'un thème identifie la tradition historique à laquelle il est "le mieux" associé, même si un thème est placé sur une trajectoire différente. Les thèmes ont été placés à peu près au point où ils sont devenus un domaine d'étude majeur ; reconnaissant que depuis lors, les chercheurs ont continué à travailler dans ce domaine d'une manière ou d'une autre. Par exemple, alors que l'intelligence artificielle (IA) a pris son envol dans les années 1940 et se place donc près du début de la carte, elle reste un domaine d'étude majeur à partir des années 2020. (MARRON) indiquent des sujets spécifiques au contenu/discipline, qui illustrent comment la science de la complexité est appliquée à différents contenus. Enfin, les thèmes à double ligne dénotent l'intersection d'une tradition avec un nouveau domaine d'étude, comme dans le cas de la complexité visuelle ou de la modélisation à base d'agents. Il est important de souligner que le positionnement des chercheurs par rapport à un domaine d'étude ne signifie pas qu'ils sont de cette période. Cela signifie seulement qu'ils sont associés à ce thème. Les chercheurs qui ont « fondé » ou « illustrent » actuellement des travaux dans ce domaine sont liés aux thèmes. Dans d'autres cas, cependant, des "chercheurs prometteurs" sont répertoriés - principalement pour attirer l'attention sur les chercheurs au début de leurs travaux. Il y avait aussi une tentative de présenter des recherches du monde entier, plutôt que du Nord global. De plus, bien que certains chercheurs aient eu un impact sur plusieurs domaines d'étude, compte tenu de leur position sur la carte, seules quelques-unes de leurs contributions peuvent être consultées - ce qui nous amène à notre dernier point : la carte n'a toujours été qu'une introduction au domaine - que Castellani a initialement créé en 2009 pour donner un sens aux choses. Depuis lors, au fur et à mesure que le domaine s'est développé, la carte a pris une vie propre, avec des personnes désireuses d'y voir des noms ou des domaines d'étude clés. Pour nous, la science de la complexité et la pensée systémique sont hétérodoxes (par exemple, la science computationnelle et la science de la complexité ne sont pas équivalentes) et la carte est une introduction évolutive à cette multiplicité, pas une clôture.

Dans cet article de commentaire, Brian Castellani réfléchit sur la croissance rapide des sciences de la complexité (en particulier au cours des deux dernières décennies) et leur enchevêtrement provocateur et évolutif avec la recherche sociale.



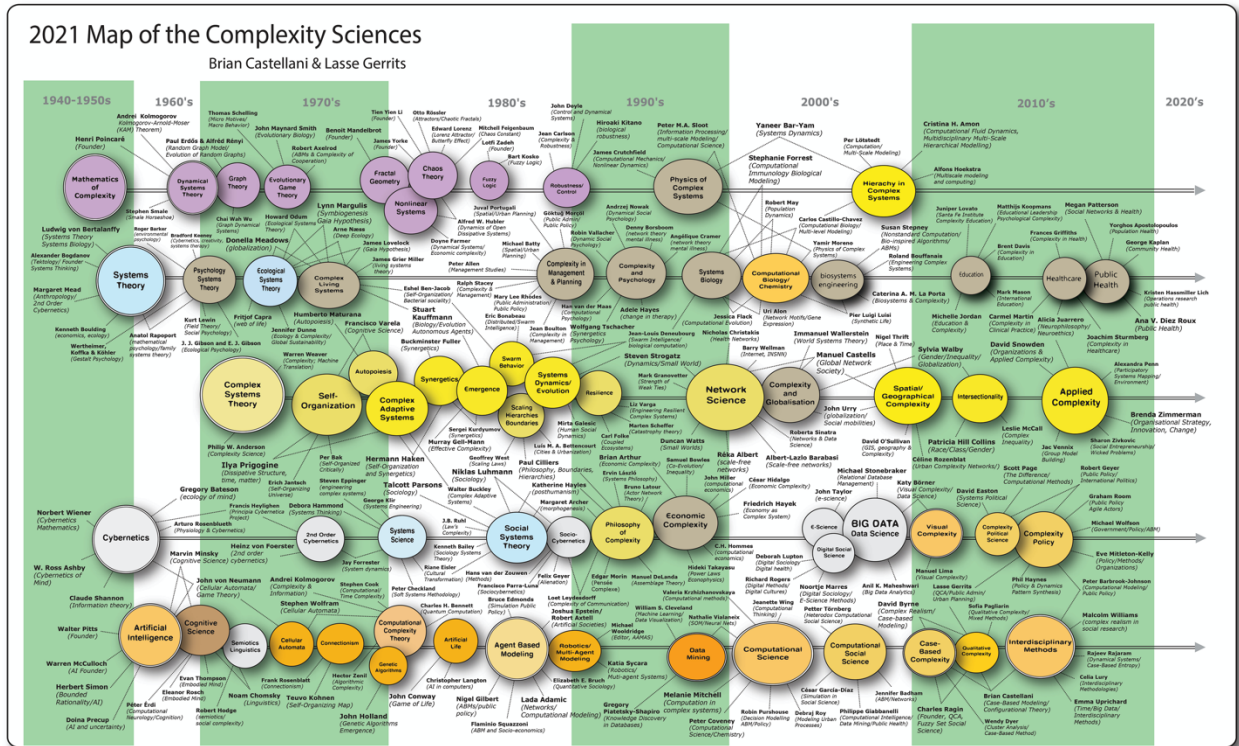


Figure 2 Cartographie de la Complexité des Sciences (Brian Castellani et Lasse Guerrits)

## IV.2 Apport de la théorie générale des systèmes

La théorie générale des systèmes de Ludwig von Bertalanffy est une approche interdisciplinaire visant à étudier les systèmes complexes en les considérant comme des ensembles d'éléments interconnectés et interdépendants. Cette théorie offre plusieurs contributions importantes dans la compréhension des systèmes complexes rencontrés dans divers domaines scientifiques, tels que la biologie, la psychologie, la sociologie, la sociologie, l'informatique, l'économie et d'autres sciences. Cette approche repose sur deux principes :

La citation "le monde système" : utilisée par Bertalanffy [39] dans son livre "General System Theory" fait référence à sa vision globale du monde comme étant constitué de multiples systèmes interconnectés. Bertalanffy soutenait que de nombreux phénomènes observés dans le monde réel, qu'ils soient biologiques, sociaux, économiques ou d'autres natures, peuvent être compris et étudiés à travers le prisme des systèmes.

Dans cette perspective, "le monde système" désigne l'idée que la réalité est constituée d'une multitude de systèmes imbriqués les uns dans les autres. Ces systèmes peuvent être des systèmes biologiques, des réseaux sociaux, des écosystèmes, des organisations, des économies, et même des entités abstraites comme des systèmes d'information ou des modèles mathématiques.

La notion de "monde système" implique une approche holistique de l'étude des phénomènes. Plutôt que d'analyser uniquement les parties individuelles ou les éléments isolés, Bertalanffy encourageait à considérer la manière dont ces éléments interagissent pour former des systèmes

plus vastes. Il mettait l'accent sur l'importance de comprendre les relations et les interactions entre les composants d'un système pour appréhender sa dynamique globale et ses propriétés émergentes.

En résumé, "le monde système" représente la vision de Bertalanffy selon laquelle le monde est essentiellement constitué de systèmes interconnectés, et que l'étude de ces systèmes, de leurs structures, de leurs interactions et de leurs propriétés collectives est fondamentale pour comprendre la complexité de la réalité dans sa globalité. Cette approche a eu un impact considérable dans de nombreux domaines scientifiques en encourageant une vision plus intégrative et holistique des phénomènes naturels et sociaux.

Mettre l'accent sur les caractéristiques et les propriétés communes de tous les systèmes, qui découlent directement du principe « système monde », sans tenir compte des détails spécifiques des domaines scientifiques :

1. Totalité et Holisme : Un système est considéré comme une entité globale constituée d'éléments interconnectés. Bertalanffy insiste sur le fait que l'ensemble (le système) est plus que la somme de ses parties individuelles. Le fonctionnement du système ne peut être pleinement compris qu'en considérant l'ensemble de ses composants et de leurs interactions.
2. Interrelation des parties : Les éléments constitutifs d'un système sont interconnectés et interdépendants. Les changements ou les interactions dans une partie du système peuvent avoir des répercussions sur d'autres parties, ce qui peut affecter le système dans son ensemble.
3. Structure et Organisation : Les systèmes possèdent une structure organisée, définissant les relations entre les éléments constitutifs. Cette structure est souvent non linéaire et peut inclure des boucles de rétroaction ou des hiérarchies qui régulent le fonctionnement du système.
4. Finalité ou Objectif : Les systèmes ont souvent des objectifs ou des finalités vers lesquels ils tendent. Ils peuvent fonctionner pour atteindre un certain but ou maintenir un équilibre dynamique malgré les perturbations externes.
5. Adaptabilité et Réponse au Changement : Les systèmes ont la capacité de s'adapter à des conditions changeantes. Ils peuvent présenter une résilience face aux perturbations externes en modifiant leurs structures ou leurs processus internes pour maintenir leur fonctionnement ou atteindre leurs objectifs.
6. Émergence de Propriétés Nouvelles : Les systèmes présentent souvent des propriétés émergentes qui ne peuvent être expliquées uniquement par l'analyse de leurs parties individuelles. Ces propriétés émergentes résultent des interactions complexes entre les éléments du système.
7. Équifinalité : Un système peut atteindre le même objectif ou résultat final à partir de différentes conditions initiales ou par différents chemins. Cela signifie que plusieurs configurations peuvent mener au même résultat.

## IV.3 Introduction à la modélisation qualitative des systèmes

### IV.3.1 Modèles mentaux

**Commençons cette section par une question à considérer:**

**Comment la réduction du temps de travail peut-elle affecter la richesse matérielle d'un pays ?**

Le bon sens nous oblige à prendre le temps de réfléchir aux réponses à ce genre de questions, qui paraissent assez complexes et qu'il est peu probable qu'on ait une réponse prête à portée de main. Néanmoins, on doit tenter d'y répondre, de la manière qu'on juge appropriée.

On doit probablement faire de nombreuses hypothèses dans les réponses, dont certaines pourraient être étayées par des recherches (si vous en avez envie!) et d'autres ne peuvent être basées que sur votre propre intuition ou bon sens. On doit être motivé à expliquer les réponses avec autant de détails que possible. Cependant, gardons à l'esprit que l'objectif est d'utiliser cet exercice comme un moyen de relever les défis de répondre à des questions complexes et d'expliquer la logique derrière votre réponse.

En écrivant les réponses à ce genre de questions, on est susceptible d'utiliser ce que les penseurs systémiques appellent « modèle mental ». Nous utiliserons le terme modèle mental comme suit:

*Les modèles mentaux sont des hypothèses profondément enracinées, des généralisations ou même des images de la façon dont les choses fonctionnent qui influencent la façon dont nous comprenons le monde et dont nous agissons.* (Tiré du livre de Peter Senge de 1990, *The Fifth Discipline*)[40]

Par exemple, en réponse à la question précédente sur la façon dont la réduction du temps de travail pourrait affecter la richesse matérielle d'un pays, on aura pu dire que la réduction des heures de travail réduirait la richesse matérielle d'un pays, et cette opinion pourrait être basée sur un certain modèle mental, un certain ensemble d'hypothèses sur la façon dont le monde fonctionne. Par exemple, l'argument est comme suit :

«on pense que la réduction du temps de travail dans un pays se traduira par moins de richesse matérielle pour la population de ce pays. En effet, la réduction des heures de travail signifiera moins de temps consacré à la production de biens et à la fourniture de services, ce qui se traduira par moins de revenus générés par personne ».

On peut avoir un modèle mental différent sur la situation, ce qui conduirait à une réponse différente :

« on pense que la réduction du temps de travail se traduira par une plus grande richesse pour la population parce que la population active aura plus de temps pour se reposer, ce qui la rendra plus productive dans ses heures de travail. Cette productivité accrue fera plus que compenser la réduction des heures de travail, de sorte qu'il y aura plus de biens et de services produits et, par conséquent, plus de richesse à distribuer ».

L'une ou l'autre de ces réponses et les modèles mentaux correspondants pourraient être justes (ou vous pourriez considérer que les deux sont faux) et l'une ou l'autre pourrait conduire à des actions différentes :

- Pour le premier modèle mental, la personne pourrait voter contre la législation visant à réduire le temps de travail.
- tandis qu'une personne, avec le deuxième modèle mental, pourrait voter pour cette législation.

En général, nos modèles mentaux, sur la façon dont le monde fonctionne, ont tendance à connaître non seulement les opinions que nous avons, mais aussi les politiques pour lesquelles nous optons, les décisions que nous prenons et même la façon dont nous nous comportons[40].

### **IV.3.2 Dynamique du système**

La dynamique des systèmes est une méthodologie pour construire des modèles formels de systèmes, beaucoup de systèmes appartenant à plusieurs domaines, tels que l'économie, la biologie, les sciences sociales, l'informatique, et tant d'autres, sont traitée par la dynamique des systèmes. Plutôt que de garder nos modèles mentaux sur de tels systèmes « dans notre tête », la dynamique du système offre un moyen de cartographier formellement ces modèles mentaux. Ce faisant, cela nous donne également l'occasion de réfléchir à nos modèles mentaux sur certains systèmes, et peut-être de les modifier lorsque nous le jugeons opportun, c'est-à-dire lorsque nous constatons un écart entre notre compréhension antérieure du fonctionnement d'un système et la façon dont il semble fonctionner sur la base de notre nouvelle analyse. Cela nous permet de prendre des décisions plus éclairées qui sont (espérons-le) basées sur des modèles plus précis sur le monde. Pour construire ces modèles formels, nous utiliseront un schéma spécifique de la dynamique des systèmes, connu sous le nom de diagramme de boucle causale(Causal Loop Diagram :CLD).

La schématisation en boucle causale est essentiellement la version qualitative de la modélisation de la dynamique des systèmes, par opposition à l'aspect quantitatif qui traite des modèles de simulation, c'est-à-dire des modèles quantifiés qui utilisent des équations pour simuler comment un système pourrait se comporter au fil du temps dans un ensemble donné d'hypothèses et de conditions.

Les diagrammes de boucle causale (CLD) ne sont pas quantifiés, ce sont des diagrammes qualitatifs qui cartographient les relations de cause à effet d'un certain problème ou modèle de comportement. Ils nous aident à analyser pourquoi certains problèmes peuvent survenir et pourquoi certaines solutions peuvent ou non donner des résultats.

#### ***IV.3.2.1 Conséquences imprévues***

Le degré élevé d'interdépendance dans un système complexe peut rendre extrêmement difficile de prédire comment une partie affectée du système affectera le reste. Certaines actions peuvent se répercuter le long de chaînes de cause à effet non reconnues, entraînant des conséquences qui ne sont ni voulues ni souhaitées. Cela explique pourquoi de nombreuses

« solutions » aux problèmes dans les systèmes complexes peuvent finir par être inefficaces ou, pire encore, dommageables pour le problème même qu'elles tentent de résoudre.

Par exemple, dans le système extrêmement complexe de l'économie mondiale, il est souvent très difficile de prédire comment une certaine politique se déroulera.

Subventionner les biocarburants peut contribuer dans une certaine mesure à atténuer le problème des émissions de gaz à effet de serre, mais l'augmentation de la demande de cultures exercera-t-elle également une pression sur les terres fertiles et augmentera-t-elle le prix des denrées alimentaires, avec des effets potentiellement désastreux?

Un autre exemple est le changement d'écosystème, où il est très difficile de dire comment une espèce, dans le système, affectera le reste du système. Étant donné le niveau élevé d'interdépendance entre les espèces dans le même écosystème. Considérez comment les abeilles jouent un rôle crucial dans la pollinisation et comment celle-ci joue un rôle crucial dans la fourniture future de nourriture aux abeilles et à de nombreuses autres espèces dans le même écosystème.

Ainsi, nous constatons que lorsqu'un problème survient dans un système complexe et qu'une intervention semble nécessaire, il est extrêmement important que nous essayions de développer une compréhension du système avant d'y intervenir. La dynamique des systèmes nous aide à effectuer cette compréhension afin de trouver de meilleures solutions aux problèmes des systèmes complexes et d'éviter - ou du moins de prendre conscience - de toute conséquence imprévue de nos stratégies.

#### *IV.3.2.2 Retards, rétroactions et non-linéarités*

Outre un niveau élevé d'interdépendance, les systèmes peuvent également être complexes en raison de l'existence de retards, de boucles de rétroaction et de non-linéarités. Ici, nous allons discuter de chacune de ces caractéristiques du système, et pourquoi elles rendent un système complexe.

**Retards:** Lorsqu'il y a un délai important entre une cause et un effet, il peut être difficile de voir la relation entre les deux et de prédire comment l'une affectera éventuellement l'autre. Considérez comment une entreprise peut passer des commandes pour de nouveaux stocks en fonction des stocks existants, mais que ces commandes n'arriveront pas avant un certain temps (il y a un délai entre la commande et l'arrivée de la commande), moment auquel le stock peut être plus petit ou plus grand que prévu. Cela peut rendre la gestion des stocks complexe.

**Boucles de rétroaction:** les boucles de rétroaction font référence à des chaînes circulaires de cause à effet. Par exemple, lorsqu'une augmentation de la population entraîne une augmentation des naissances, ce qui entraîne une nouvelle augmentation de la population (c'est ce qu'on appelle une boucle de rétroaction de renforcement (amplificatrice).

**Non-linéarités:** ce sont des relations par lesquelles une augmentation de la variable de cause ne produit pas un changement constant de la variable d'effet.

La dynamique du système a des moyens de mettre explicitement en évidence l'existence de retards, de boucles de rétroaction et de non-linéarités dans un système, ce qui aide à reconnaître la complexité de ce système et à trouver des solutions qui tiennent compte de cette complexité. La

création de diagrammes en boucle causale est particulièrement utile pour mettre en évidence les boucles de rétroaction dans un système.

#### *IV.3.2.3 Les avantages de la dynamique des systèmes*

Pour résumer, vous pouvez voir ci-dessous une liste de certains des avantages qui peuvent découler du développement d'un modèle de dynamique de système. Le modèle et le processus de construction peuvent nous aider à :

- Réfléchir profondément et logiquement à des questions/problèmes complexes, tels que ceux posés au début de ce module Expliquer notre raisonnement/nos modèles mentaux aux autres
- Rendre les hypothèses de notre pensée plus explicites aux autres et même à nous-mêmes Développer des modèles mentaux plus précis, c'est-à-dire qui reflètent mieux la réalité
- Prévoir différents scénarios et identifier les points de levier pouvant mener à des solutions efficaces et à long terme
- Développer des idées surprenantes et souvent contre-intuitives sur les problèmes, ce qui conduit à des solutions innovantes
- Réfléchir aux conséquences imprévues potentielles des solutions proposées

### **IV.3.3 Bref historique de la dynamique des systèmes**

La dynamique des systèmes a été développée dans les années 1950 par un homme appelé Jay Forrester. Forrester avait à l'origine une formation en ingénierie et a été l'un des premiers innovateurs en informatique. Malgré son succès dans ces domaines, il a décidé de se concentrer sur la gestion car, à la manière des systèmes, il sentait que ce qu'il avait appris dans les systèmes d'ingénierie pourrait également être utile dans les systèmes humains et sociaux. Il estimait également que la gestion était le domaine où se trouvaient les problèmes les plus urgents de l'époque.

Forrester a eu l'occasion d'explorer ses contributions potentielles dans le domaine de la gestion lorsqu'on lui a offert un poste de professeur à la nouvelle MIT Sloan School of Management. Son objectif initial était de déterminer comment sa formation en sciences et en génie pourrait être mise à profit, d'une manière utile, sur les questions fondamentales qui déterminent le succès ou l'échec des entreprises.

#### *IV.3.3.1 Dynamique industrielle*

La première expérience de Forrester de la valeur de la modélisation des systèmes est venue de conversations qu'il a eues avec les gestionnaires de General Electric. Ces gestionnaires ne savaient pas pourquoi les niveaux d'emploi dans leurs usines d'appareils électroménagers présentaient des cycles de trois ans, de sorte qu'ils devaient licencier un nombre important de personnes tous les trois ans. Il était facile de dire que les cycles économiques provoquaient une demande fluctuante, mais cela ne semblait pas être une explication suffisante pour Forrester.

Il a commencé à poser des questions sur la façon dont la société prenait des décisions d'embauche et d'inventaire, et à l'aide d'un stylo et du papier, il a commencé à dessiner les relations de cause à effet qui représentaient les politiques d'embauche de l'organisation, et comment elles étaient liées aux stocks et aux commandes. À partir de ce modèle, il pouvait « simuler » (en faisant ses propres équations sur un stylo et du papier) combien de personnes seraient embauchées semaine par semaine. Ce premier système de contrôle des stocks au crayon et au papier a été le début de la dynamique du système. Il a été décrit dans la première publication de Forrester à utiliser la méthodologie de la dynamique des systèmes, intitulée *Industrial Dynamics*.

L'analyse de Forrester a révélé que même si les commandes entrantes des entreprises restaient constantes (c'est-à-dire même s'il n'y avait pas de cycle économique), l'instabilité de l'emploi pouvait toujours résulter de politiques décisionnelles communes. Cela a mis en évidence la capacité de la dynamique des systèmes à révéler les conséquences imprévues des politiques dans les systèmes complexes.

#### *IV.3.3.2 Dynamique urbaine*

Dans les années qui ont suivi, Forrester et une équipe d'étudiants diplômés ont fait progresser le domaine émergent de la dynamique des systèmes à un rythme rapide, et un logiciel spécifique a été développé pour la méthode, permettant de simuler les modèles plus facilement que sur stylo et papier comme Forrester l'avait fait à l'origine.

De la fin des années 1950 à la fin des années 1960, la dynamique des systèmes a été appliquée presque exclusivement aux problèmes d'entreprise et de gestion. En 1968, cependant, Forrester a commencé à converser avec John Collins, l'ancien maire de Boston, qui se trouvait dans le bureau à côté de lui. À partir de ces conversations, Forrester a développé le travail connu sous le nom de *Urban Dynamics*, qui a été la première application non corporative de la méthodologie de la dynamique des systèmes.

Le travail a été très controversé, car il montre pourquoi de nombreuses politiques urbaines bien connues sont inefficaces ou aggravent les problèmes urbains. En outre, le modèle montre que les politiques contre-intuitives (les politiques qui semblent à première vue incorrectes) donnent souvent des résultats étonnamment efficaces. Par exemple, dans le modèle *Urban Dynamics*, une politique de construction de logements à faible revenu crée un piège de la pauvreté parce que ces logements ont utilisé de l'espace où des emplois auraient pu être créés, tout en attirant des personnes qui en ont besoin. L'analyse de Forrester, aidée par son modèle, a déclaré que la construction de logements à faible coût était un processus puissant pour produire la pauvreté, et non pour la réduire.

Ce cas a de nouveau démontré comment la dynamique des systèmes pouvait être utilisée pour découvrir les conséquences imprévues de certaines actions ou politiques, et il a également montré comment ces modèles peuvent aider à générer des idées contre-intuitives qui mènent à la découverte de solutions nouvelles et inattendues à de grands problèmes.

### *IV.3.3.3 La dynamique du système aujourd'hui*

Avant de décéder en 2016, à l'âge de 98 ans, Forrester a passé ses dernières années à travailler sur deux choses principales: la construction d'un modèle de dynamique des systèmes de l'économie américaine et la diffusion des compétences de la pensée systémique et de la modélisation des systèmes dans l'éducation, de la maternelle à l'université. À ses côtés, d'innombrables praticiens ont poussé le domaine plus loin et appliqué la dynamique des systèmes dans de nombreuses industries différentes, y compris la stratégie commerciale, la politique publique, la finance, la réforme des soins de santé, la gestion de l'environnement, et plus récemment, il a même été appliqué dans la modélisation des maladies dans le corps humain. Bon nombre des résultats ont été vraiment fructueux.

## **IV.3.4 Hypothèses centrales de la dynamique des systèmes**

Dans les pages qui suivent, nous discuterons de deux des principes fondamentaux sur lesquels repose la dynamique des systèmes. C'est que la structure détermine le comportement et qu'il est préférable d'adapter la perspective endogène lors de la résolution de problèmes.

### *IV.3.4.1 Premier principe :La structure détermine le comportement*

Nous discuterons d'abord de la croyance centrale selon laquelle la structure d'un système est celle qui motive son comportement. Pour mieux comprendre ce que cela signifie, nous pouvons utiliser l'analogie de l'iceberg. Les penseurs systémiques utilisent l'analogie de l'iceberg pour montrer que nous pouvons examiner les problèmes à quatre niveaux différents: le niveau de l'événement, le niveau des modèles, le niveau des structures du système et au niveau des modèles mentaux.

#### **IV.3.4.1.1 Le niveau des événements**

Voir le monde comme une série d'événements, c'est comme voir la pointe de l'iceberg : vous ne voyez que la surface émergée.

Par exemple, imaginez que vous attrapez un rhume. Vous pouvez réagir à cet événement en prenant des médicaments pour traiter le rhume. Il est souvent nécessaire de réagir aux événements, mais à long terme, il peut être nécessaire de regarder plus en profondeur pour comprendre pourquoi ces événements se produisent en premier lieu.

#### **IV.3.4.1.2 Le niveau des modèles**

Cela nous amène au niveau des modèles, ce qui nous oblige à regarder un peu sous la surface des événements quotidiens. Par exemple, nous pourrions reconnaître que nous attrapons un rhume tous les quelques mois, généralement pendant les périodes où nous dormons peu.



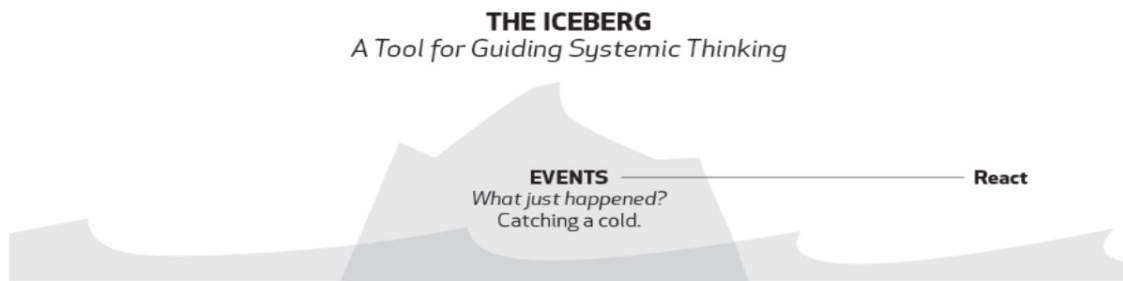


Image courtesy of [nwei.org/iceberg/](http://nwei.org/iceberg/)

Figure 3 Illustration de la pensée systémique par le modèle Iceberg : l'événement



Figure 4 Illustration de la pensée systémique par le modèle Iceberg : structure du système

Voir des modèles peut nous aider à anticiper les événements, ce qui est légèrement plus efficace que de réagir.

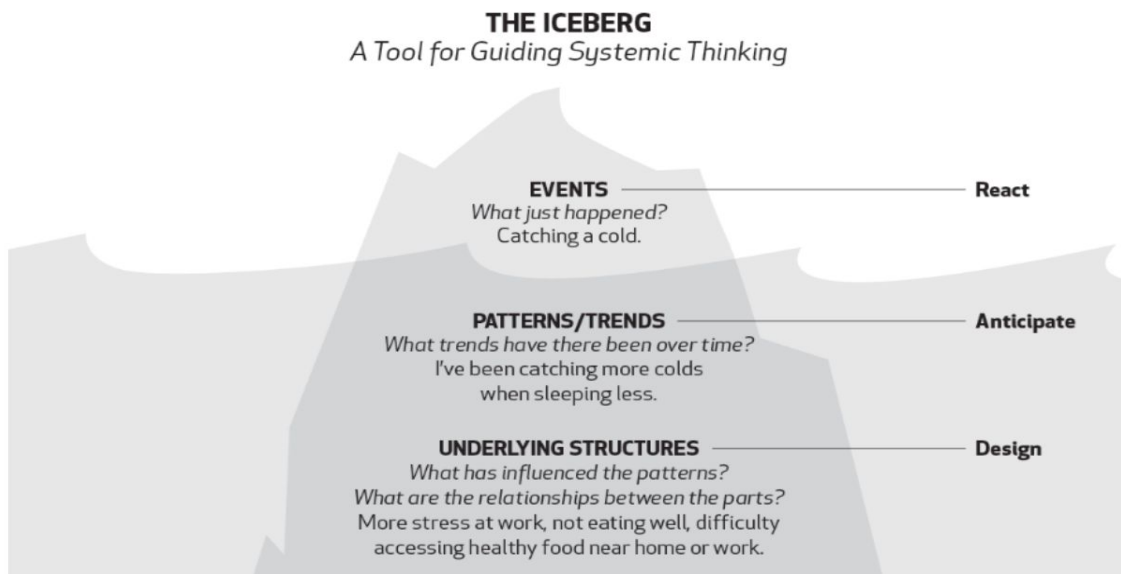
#### IV.3.4.1.3 Le niveau de structure du système

Si nous regardons encore plus profondément, nous trouverons ce que les penseurs systémiques appellent la structure du système. C'est l'ensemble des relations de cause à effet qui produisent un certain modèle de comportement. Cela ne concerne pas seulement les structures physiques (par exemple, le corps humain), mais aussi les structures des organisations (par exemple, les hiérarchies), les politiques (par exemple, la constitution d'un pays) et même les cultures (par exemple, l'importance relative qu'une société accorde au travail par rapport aux loisirs).

Dans l'exemple d'attraper un rhume tous les quelques mois, vous pourriez dire que le système qui en est responsable est votre mode de vie. Votre style de vie est essentiellement déterminé par les relations entre des choses comme votre travail, vos loisirs, votre revenu, votre alimentation et votre santé. Différentes relations entre ces entités produiront des modèles différents: un mode de vie dans lequel vous passez plus de temps à loisir et plus de revenus sur des aliments sains entraînera

probablement moins de rhumes qu'un mode de vie qui passe plus de temps au travail et moins de revenus à améliorer ou maintenir votre santé.

En dynamique des systèmes, le but de la modélisation est de révéler la structure du système telle qu'elle est, afin que nous puissions comprendre pourquoi certains modèles et événements se produisent.



*Figure 5. Illustration de la pensée systémique par le modèle Iceberg : le modèle mental.*

#### IV.3.4.1.4 Le niveau des modèles mentaux

Si nous allons encore plus loin, nous arriverons à la cause ultime de la structure du système et des modèles et événements que nous voyons: c'est le niveau des modèles mentaux. Comme indiqué précédemment, les modèles mentaux sont des hypothèses profondément enracinées, des généralisations ou même des images de la façon dont les choses fonctionnent qui influencent la façon dont nous comprenons le monde et dont nous agissons.

Dans l'exemple du style de vie, nous pouvons supposer que l'on valorisera le bonheur et qu'on choisira le style de vie qui, selon lui, le rend le plus heureux. Cependant, les gens peuvent avoir des modèles mentaux différents sur ce qui les rend heureux. Si l'on détient un modèle mental qui voit sa carrière comme la chose la plus importante pour son bonheur, qui voit une alimentation saine comme ne valant pas l'argent et les loisirs ne valant pas le temps, alors cet état d'esprit aboutira finalement à un mode de vie qui favorise la carrière plutôt que la santé et les loisirs. Si, d'autre part, nous avons un modèle mental dans lequel nous croyons que la santé et les loisirs sont aussi importants pour le bonheur que la carrière, alors nous mènerons un mode de vie totalement

différent et plus soucieux de la santé. Cela conduira finalement à différents modèles et événements dans notre vie - par exemple, avoir moins de rhumes!

Le modèle Iceberg peut servir de moyen utile de regarder le monde. Cela nous rappelle de regarder au-delà du niveau superficiel des événements pour voir les modèles, les structures du système et les modèles mentaux qui ont finalement causé ces événements. Cela nous donne un niveau plus profond pour aborder les problèmes.

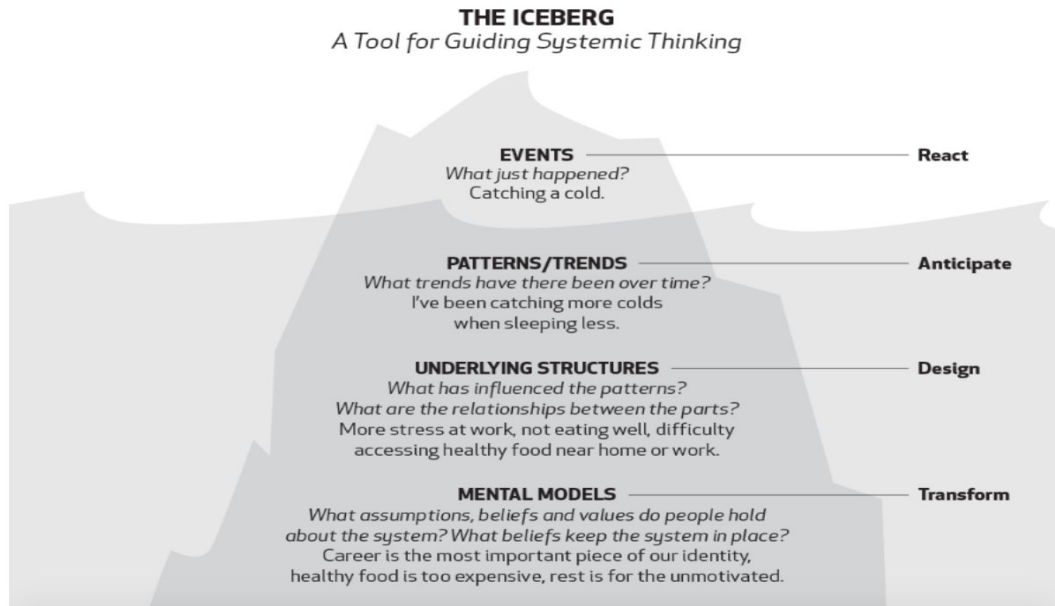


Figure 6. Illustration de la pensée systémique par le modèle Iceberg : l'intervention.

Comme nous l'avons dit précédemment, réagir aux événements, c'est comme traiter les symptômes d'une maladie sans essayer d'en traiter les causes. Reconnaître des modèles peuvent nous aider à anticiper les événements, mais cela en soi ne nous donne pas le pouvoir de contrôler ces modèles ou événements. Changer les modèles nous oblige à travailler au niveau de la structure du système, ce qui nous oblige presque toujours à travailler au niveau des modèles mentaux.

Pour un exemple plus éclairant que d'attraper un rhume, considérons l'effondrement de la banque Lehman Brothers en 2008. Cet événement faisait partie d'un modèle plus large selon lequel les institutions financières qui ont fortement investies dans le secteur hypothécaire à l'époque ont subi d'énormes pertes, après avoir réalisé d'énormes profits. Les penseurs systémiques regarderaient plus profondément ici et poseraient des questions sur la structure du système qui a causé ce modèle de croissance et d'effondrement. Ils s'interrogeraient sur la configuration des relations et des structures incitatives entre les régulateurs, les banques, les propriétaires et d'autres acteurs, ainsi que sur les valeurs défendues par les acteurs du système.

Afin d'éviter de graves récessions à l'avenir, il est clair qu'on doit revoir la structure du secteur hypothécaire, et peut-être de nombreuses parties du système financier. Cela nécessitera en soi un changement significatif dans les modèles mentaux non seulement des décideurs et des régulateurs, mais aussi du citoyen ordinaire. Selon la pensée systémique, agir à ce niveau du système est ce qui produira le changement le plus réussi et le plus durable.

En tant que tel, nous pouvons voir que ce sont nos modèles mentaux qui déterminent en fin de compte le fonctionnement d'un système. Le moyen le plus efficace de changer un système est donc de changer les modèles mentaux des acteurs qui le composent. C'est vraiment le but ultime de la dynamique des systèmes. Plutôt que de simplement révéler une structure de systèmes, une analyse de la dynamique des systèmes devrait être considérée comme réussie lorsqu'elle aide les gens à adopter des modèles mentaux plus précis ou utiles sur le monde.

Cela nous emmène souvent à modéliser d'abord la façon dont les acteurs d'un système perçoivent ce système. Une fois ces modèles mentaux révélés, nous pouvons nous demander si nos perceptions correspondent à la réalité. S'ils ne le font pas, alors on nous offre la possibilité de changer notre perception (c'est-à-dire notre modèle mental) afin qu'elle reflète mieux la réalité. Cela conduit à son tour à une meilleure prise de décision basée sur une image plus précise du monde.

Beaucoup de gens diront qu'une vision linéaire, réductionniste et « trop étroite » de notre monde domine toujours la société, où nous ne tenons pas compte du système plus large dans lequel de nombreux problèmes sont intégrés. Dans les systèmes complexes tels que les systèmes sociaux, cela conduit souvent à des politiques et à des actions qui aggravent les problèmes mêmes qu'ils sont censés résoudre. La dynamique des systèmes nous offre une méthodologie pour reconnaître la complexité réelle des systèmes du monde réel, plutôt que de la contourner. Cela peut nous amener à découvrir des solutions meilleures et à plus long terme aux problèmes, et à mieux communiquer la logique de ces solutions.

#### *IV.3.4.2 Deuxième principe : Le point de vue endogène*

Nous pouvons maintenant passer au deuxième principe de la dynamique des systèmes, qui est très lié au principe selon lequel la structure détermine le comportement. Le point de vue endogène se rapporte à la limite que nous fixons lors de l'analyse des problèmes (que ce soit par le biais de modèles de construction ou d'une autre méthode d'analyse). Il nous demande d'inclure dans notre limite d'analyse toutes les variables pertinentes qui contribuent au problème en question, plutôt que de simplement dire que le problème se produit en raison de facteurs externes (exogènes) qui sont hors de notre contrôle.

Quelques exemples pourraient rendre cela plus clair. Dans « Industrial Dynamics », Forrester a montré comment les politiques d'embauche internes de General Electric étaient la cause du cycle de trois ans des niveaux d'emploi, plutôt que quelque chose en dehors de l'entreprise, comme la

fluctuation de la demande dans l'économie. En ce sens, Forrester a montré que le problème était généré de manière endogène (au sein de General Electric), plutôt qu'exogène (en dehors de General Electric). En créant un modèle qui définissait délibérément la demande dans l'économie comme constante, Forrester démontrait comment le problème (besoin fluctuant de personnel) n'était pas causé par l'économie, mais par les politiques d'embauche des gestionnaires.

Constater que la source d'un problème se trouve à l'intérieur d'un système plutôt qu'à l'extérieur de celui-ci est une bonne nouvelle. En effet, si la source du problème se trouve dans le système que nous pouvons contrôler, alors il est en notre pouvoir de le changer. Dans le cas des gestionnaires de General Electric, ils ont pu identifier comment leurs propres politiques ont causé le cycle de trois ans, et ils ont donc pu modifier leurs politiques pour éviter cela. Si l'on pensait que le problème était externe au système (c'est-à-dire que les cycles étaient causés par la fluctuation de la demande dans l'économie), General Electric aurait eu moins d'agence pour modifier les cycles d'emploi.

#### IV.3.4.2.1 Implications du point de vue endogène

L'adoption de la perspective endogène a des implications importantes. Bon nombre des grandes questions d'aujourd'hui ne peuvent être abordées que sous cet angle. Prenons l'exemple du changement climatique. La perspective exogène sur cette question est que la hausse des températures de la Terre est le résultat de cycles naturels hors du contrôle humain (tels que les variations du rayonnement solaire), ce qui signifie que peu de choses peuvent être faites pour changer cela. La perspective endogène, d'autre part, reconnaît le rôle que les humains ont été montrés pour jouer dans cette question (via la combustion de combustibles fossiles, etc.) et plaiderait donc pour certaines politiques visant à prévenir davantage le changement climatique, telles que les subventions aux énergies renouvelables.

Nous avons également vu un exemple de la perspective endogène dans le cas des Grands Lacs, qui a montré comment les politiques de construction de structures de protection pour contrer les effets néfastes des inondations pourraient en fait conduire à la construction de plus de logements sur ces terres, et donc à une plus grande vulnérabilité à ces effets négatifs. Cela adopte une perspective endogène sur une situation où au moins un facteur majeur, les fluctuations de l'eau des lacs, était hors du contrôle de la communauté.

Une perspective exogène dans ce scénario verrait l'inondation comme quelque chose qui se produit tout simplement, et que lorsque cela se produit, il faut simplement récupérer et reconstruire. Il ne reconnaît pas le rôle que jouent les politiques et les actions humaines dans le processus.

#### **IV.3.5 Les limites de la dynamique des systèmes comme modélisation**

Dans cette section, nous examinerons ce que signifie modéliser un système, ce qui nous conduira à certaines des limites de la modélisation en général. Nous réfléchissons également aux limites particulières de la modélisation qualitative de la dynamique des systèmes par rapport à la modélisation quantitative de la dynamique des systèmes.

#### *IV.3.5.1 Définition du modèle*

La dynamique des systèmes est une technique qui utilise des modèles pour améliorer la compréhension d'un système. Nous avons utilisé le mot « modèle » assez souvent dans ce cours jusqu'à présent, et il peut donc être utile de prendre un moment pour le définir. Notre définition d'un modèle est la suivante :

*Un modèle est une abstraction (ou une construction ou une représentation humaine) de la réalité pour atteindre un certain objectif.*

Outre les modèles mentaux, il existe de nombreux autres types de modèles, utilisés dans notre vie quotidienne pour donner un sens au monde. Certains d'entre nous ont utilisé des modèles du système solaire à l'école primaire pour comprendre comment les planètes s'alignent autour du soleil. Certains ont utilisé des cartes pour naviguer dans une nouvelle ville. D'autres auraient pu simplement dessiner des figures humaines pour communiquer un message.

#### *IV.3.5.2 Les limites des modèles*

Il est important de comprendre que les modèles sont construits pour représenter la réalité et ne sont pas la réalité elle-même. Comme on le dit souvent, « la carte n'est pas le territoire » (si elle l'était, ce ne serait pas une carte mais juste un gros morceau de papier qui couvre tout !). Pour être utiles, les modèles incluent toujours une sorte de simplification du monde réel. Cela nous amène à la conclusion suivante :

***Aucun modèle n'est une représentation parfaite d'une réalité.***

***Tous les modèles sont faux, mais quelques-uns sont utiles.***

En plus d'être des simplifications de la réalité, les modèles sont aussi le produit d'un observateur ayant une compréhension subjective du monde. Cela les laisse ouverts à des préjugés. Néanmoins, bien que les modèles ne reflètent jamais la réalité à 100%, les bons modèles peuvent toujours être extrêmement utiles pour atteindre l'objectif pour lequel ils ont été conçus. Une carte n'est pas le territoire, mais une bonne carte nous aide quand même à arriver à destination. La théorie de la gravité de Newton n'est pas complètement exacte, mais elle nous aide toujours à prédire le mouvement des grands corps avec une précision incroyable.

#### *IV.3.5.3 Les limites de la dynamique des systèmes*

Finalement pour conclure, on peut dire que malgré ces limites, les CLD peuvent encore être des outils très utiles dans de nombreux contextes, en aidant les individus et les groupes à mieux analyser les problèmes et à communiquer leurs compréhensions et leurs hypothèses. Ils constituent également une bonne première étape vers la construction d'un modèle de simulation et peuvent aider à déterminer s'il est nécessaire ou non de construire un modèle de simulation.

Pour récapituler, nous avons commencé le chapitre par une série de questions complexes et vous avons demandé de passer un peu de temps à réfléchir à certaines d'entre elles et à écrire vos réponses. Nous avons ensuite expliqué comment les penseurs systémiques diraient que ces réponses sont basées sur votre modèle mental sur ces sujets / problèmes. De là, on a discuté de ce que signifie le terme modèles mentaux et a expliqué comment il peut être difficile de prendre

conscience ou de changer nos propres modèles mentaux sur des sujets complexes. Nous avons également discuté de la façon dont la communication de notre modèle mental aux autres peut être très difficile.

La dynamique des systèmes a ensuite été proposée comme un outil pour nous aider à modéliser formellement nos modèles mentaux et ceux des autres. Il a été dit que les modèles de dynamique des systèmes peuvent nous aider à développer et à communiquer nos modèles mentaux sur des systèmes complexes. En d'autres termes, ils nous aident à développer et à communiquer notre compréhension du fonctionnement du monde.

Après un bref aperçu de l'origine et de l'histoire de la dynamique des systèmes, nous avons abordé deux de ses principes centraux : que la structure détermine le comportement et qu'il est préférable d'adopter le point de vue endogène lorsqu'on aborde les problèmes. Après avoir examiné les avantages de la modélisation de la dynamique des systèmes, nous avons noté certaines de ses limites, et en particulier les limites de la modélisation qualitative par opposition à la modélisation quantitative.

Nous espérons que vous êtes maintenant enthousiaste à l'idée d'en apprendre davantage sur la dynamique du système. Dans les prochains modules, nous commencerons à démontrer à quoi ressemblent les CLD, comment les lire et comment les construire. Plus important encore, nous démontrerons comment la construction de ces modèles peut nous aider à mieux comprendre des problèmes complexes et à mieux identifier les solutions les plus efficaces et à long terme à nos défis et à ceux de notre société.

### IV.3.6 Diagramme de boucle causale (Causal Loop Diagram : CLD)

#### IV.3.6.1 Définition d'un CLD

Un Diagramme de boucle causale (CLD) est une représentation visuelle utilisée dans la dynamique des systèmes et la pensée systémique pour illustrer les relations de cause à effet entre les variables au sein d'un système complexe. Il aide à comprendre et à analyser les boucles de rétroaction et comment les changements dans une variable peuvent en influencer d'autres dans un système dynamique. Un CLD se compose généralement de nœuds (variables) reliés par des flèches (liens de causalité) indiquant la direction de l'influence.

Le diagramme de boucles causales est un outil puissant pour identifier et visualiser les processus complexes ainsi que les causes profondes de manière distinctive. Chaque système se comporte de manière spécifique en fonction des influences qui lui sont appliquées. Certains de ces effets peuvent être modifiés, tandis que d'autres ne le peuvent pas, et certains peuvent même être minimisés. Les diagrammes de boucles causales mettent en évidence la rétroaction systématique au sein des processus en démontrant comment la variable X influence la variable Y, qui à son tour affecte la variable Z à travers une chaîne de causes et d'effets. En examinant toutes les interactions entre les variables, nous pouvons découvrir le comportement global du système. L'utilisation d'un diagramme de boucles causales permet de mieux comprendre les relations complexes entre les différentes variables et d'analyser le fonctionnement global du système.

#### IV.3.6.2 Types de relations causales dans les CLD

Une relation de cause à effet dans une CLD est représentée par une flèche entre deux variables. Par « variable », nous entendons littéralement tout ce qui peut changer au fil du temps. La flèche va de la variable cause (celle qui cause le changement) à la variable d'effet (celle qui est affectée par le changement).

Il existe deux types de relations de cause à effet dans les CLD : positive et négative. Une relation positive est représentée par le symbole « + » à la tête de la flèche, tandis qu'une relation négative est représentée par le symbole « - » à la tête de la flèche.

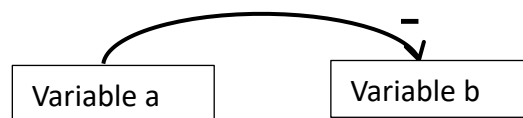


Figure 7 Liaison causale négative

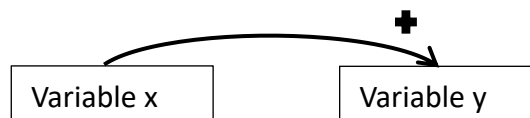


Figure 8 Liaison causale positive



Une relation positive signifie que la variable de cause à effet évolue dans la même direction, de sorte qu'une augmentation de la variable de cause entraîne une augmentation de la variable d'effet, et une diminution de la variable de cause entraîne une diminution de la variable d'effet, toutes choses égales par ailleurs.

Notez que le terme positif ne signifie pas que la relation est nécessairement souhaitable. Au lieu de cela, le terme positif ici vient de son utilisation mathématique, et signifie seulement que les deux variables se déplacent dans la même direction.

Inversement, dans une relation négative, la variable d'effet se déplace dans la direction opposée à la variable de cause. Donc, dans ce cas, une augmentation de la cause entraîne une diminution de l'effet, et une diminution de la cause entraîne une augmentation de l'effet, toutes choses égales par ailleurs.

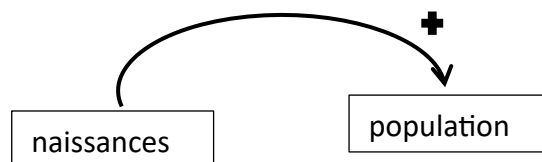
Encore une fois, le terme négatif ne signifie pas indésirable, mais se réfère uniquement au fait que les deux variables évoluent dans la direction opposée.

#### IV.3.6.2.1 Relation positive

Vous vous souvenez peut-être des deux modèles mentaux que nous avons exprimés dans le deuxième module concernant la question de savoir comment la réduction du temps de travail pourrait affecter la richesse matérielle d'un pays. Dans le premier modèle mental, l'opinion a été exprimée que la réduction du temps de travail se traduira par moins de richesse matérielle parce qu'il y aura moins de biens produits et moins de services fournis.

La relation causale exprimée en mots ici peut être formellement modélisée comme on le voit ci-dessous. Cette relation causale signifie que si les heures travaillées par semaine devaient être réduites, il y aurait moins de biens produits / services fournis par semaine. Il dit également que si les heures travaillées par semaine devaient être augmentées, les biens produits / services fournis par semaine augmenteraient également, toutes choses égales par ailleurs.

Un autre exemple de relation positive est celui des naissances à la population. Il s'agit d'une relation positive car une augmentation des naissances signifiera que la population sera plus importante qu'elle ne le serait si les naissances n'avaient pas augmenté. De plus, une diminution des naissances signifiera que la population sera plus petite que ce qu'elle aurait été autrement.



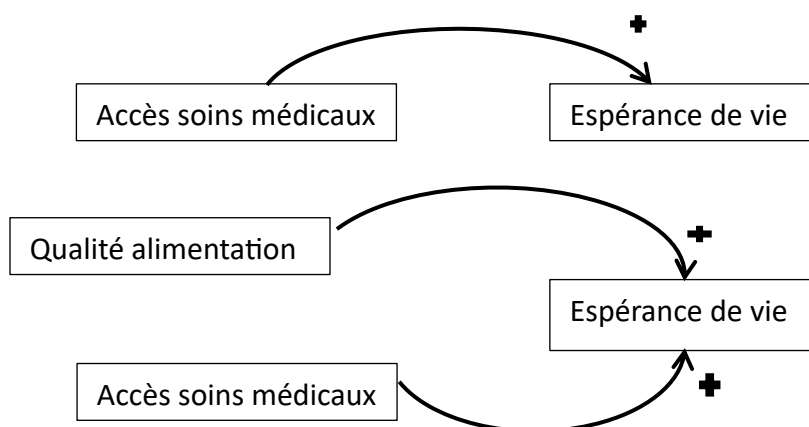
À la page précédente, nous avons utilisé l'expression « ... ce qu'il aurait été autrement ». Cette phrase s'applique à toutes les relations causales dans les CLD. Nous disons cela parce qu'une diminution de la variable de cause ne signifie pas nécessairement une diminution nette de la variable d'effet (dans une relation positive). Cela signifie simplement que la variable d'effet sera inférieure à ce qu'elle aurait été autrement (c'est-à-dire si la variable de cause n'avait pas diminué). De plus, dans une relation positive, une augmentation de la variable de cause ne signifie pas nécessairement que la variable d'effet augmentera, cela signifie simplement que la variable d'effet sera plus importante qu'elle ne l'aurait été autrement (c'est-à-dire si la variable de cause n'avait pas augmenté).

Par exemple, si les naissances dans une région diminuent de 10 000 par an à 7 000, la population autochtone continuera de croître tant que les naissances resteront supérieures aux décès dans la région. Cependant, la diminution des naissances signifie que la population augmentera à un rythme plus lent. Ainsi, la diminution des naissances (la diminution de la variable de cause) signifie que la population (la variable d'effet) sera inférieure à ce qu'elle aurait été autrement.

Vous nous avez peut-être aussi entendus utiliser le terme toutes choses égales par ailleurs lorsque nous décrivons la signification des relations causales. En effet, les relations causales dans les CLD sont toujours considérées isolément du reste du système. Lorsque nous déterminons chaque relation causale, nous supposons toujours que toutes les autres variables du système resteront égales. C'est ce que certains penseurs systémiques utilisent le terme « ceteris paribus », qui est latin pour « toutes choses étant égales par ailleurs ».

Donc, sur la base du modèle ci-dessous, nous pouvons dire qu'un meilleur accès aux soins de santé conduira à une plus grande espérance de vie.

Bien sûr, l'accès aux soins n'est pas la seule variable qui affecte l'espérance de vie. Par exemple, la qualité de l'alimentation d'une personne affectera également son espérance de vie. Cela peut être modélisé comme indiqué ci-dessous:

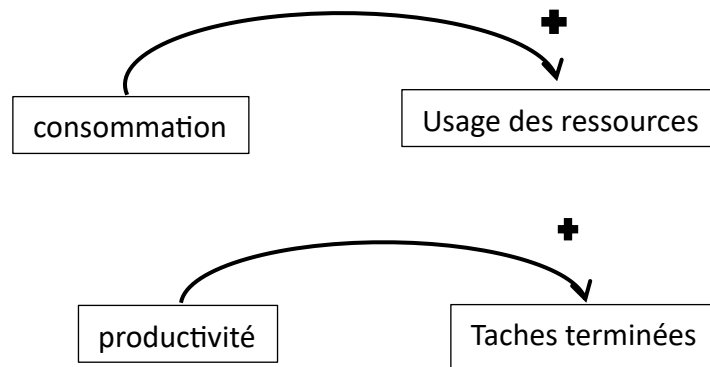


Ainsi, lorsque nous lisons ou développons des liens de causalité dans les CLD, nous déterminons toujours le type de relation isolément avec les autres variables (c.-à-d. en supposant qu'elles demeurent égales). Donc, le modèle ci-dessus dit qu'une augmentation de l'accès aux soins de santé augmentera votre espérance de vie, sans égard à ce qui arrive à votre qualité de l'alimentation, qui est une variable distincte et donc modélisée séparément.

La chose importante à garder à l'esprit est qu'une augmentation de la variable de cause entraînera la variable d'effet plus que ce qu'elle aurait été autrement, et vice versa.

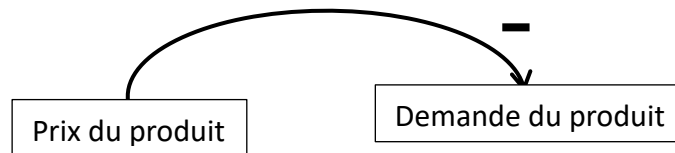
Quelques exemples de relations positives incluent celles résumées dans le tableau ci-dessous.

Variable cause	Variable effet
consommation	Usage des ressource
productivité	Nombre de taches terminées



#### IV.3.6.2.2 Relation négative

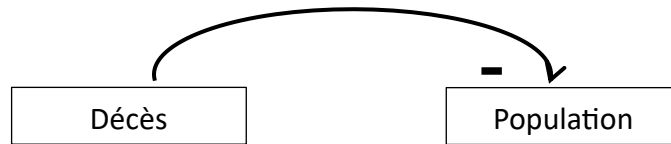
Ci-dessous, vous pouvez voir un exemple de relation négative. Ici, nous disons que si le prix des raisins augmente, la demande de raisins diminuera (en raison d'une certaine sensibilité supposée aux prix des personnes qui achètent des raisins). Nous disons également que si le prix des raisins diminue, la demande de raisins augmentera.



Un autre exemple de relation négative est celui des décès par rapport à la population. Une augmentation du nombre de décès signifie que la population sera plus petite que ce qu'elle aurait été autrement (c.-à-d. si les décès n'avaient pas augmenté).

Si le nombre de décès diminue, la population sera plus importante qu'elle ne l'aurait été autrement.

La chose importante à garder à l'esprit est qu'une augmentation de la variable de cause entraînera une variable d'effet inférieure à ce qu'elle aurait été autrement, et vice versa.

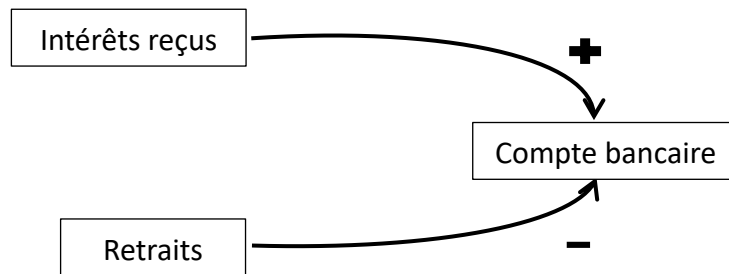


Ci-dessous, vous pouvez voir trois variables (paiements d'intérêts, retraits et argent dans le compte bancaire).

Une augmentation des intérêts gagnés (c'est-à-dire les intérêts que vous recevez de la banque) entraîne une augmentation de l'argent dans le compte bancaire au-dessus de ce qu'il aurait été autrement. De même, une diminution des intérêts gagnés entraîne moins d'argent dans un compte bancaire, par rapport à ce qui serait autrement le cas. En tant que tel, les intérêts gagnés sur l'argent dans le compte bancaire sont une relation positive.

Une augmentation des retraits entraîne moins d'argent dans un compte bancaire, et une diminution des retraits conduit à plus d'argent dans un compte bancaire (par rapport à un cas où les retraits n'ont pas diminué). En tant que tel, les retraits vers de l'argent dans un compte bancaire ont une relation négative.

Vous pouvez également avoir établi une relation positive entre compte bancaire et retraits, en supposant que le propriétaire du compte bancaire retirera plus d'argent lorsqu'il sera disponible. Nous discuterons de ces relations plus tard dans le module!



#### Remarque sur l'attribution de noms aux variables

Lorsque vous commencez à construire vos propres CLD, il est important de vous rappeler certaines pratiques exemplaires qui rendront vos CLD aussi utiles que possible. Deux des meilleures pratiques pour nommer vos variables sont les suivantes :

Les variables doivent être des noms ou des phrases nominales plutôt que des verbes. Choisissez des noms de variables dont le sens normal de l'orientation est positif. Expliquons pourquoi elles sont considérées comme des pratiques exemplaires.

1. Les variables doivent être des noms ou des phrases nominales plutôt que des verbes.

En effet, les actions (verbes) sont capturées par les liens de causalité reliant les variables. Ainsi, par exemple, il est préférable que nous ayons des variables telles que les coûts et les prix plutôt que des variables portant des noms tels que la hausse des coûts et les hausses de prix. L'ajout du verbe s'élève au diagramme suppose que les coûts ne feront qu'augmenter, ce qui biaise notre discussion vers un modèle de comportement (augmentation des coûts et des prix).



### IV.3.6.3 Boucles de rétroaction

Maintenant que nous avons passé en revue la grammaire de base de la lecture et de l'écriture des liaisons de causalité dans les CLD, nous pouvons enfin passer à la démonstration de la façon dont les CLD peuvent nous aider à analyser un problème, en d'autres termes, à parler la langue! L'un des aspects les plus précieux de la construction de CLD est qu'ils nous aident à reconnaître les boucles de rétroaction dans le système en question.

#### IV.3.6.3.1 Chaînes linéaires de cause-effet

Jusqu'à présent, nous n'avons modélisé que des relations unidirectionnelles entre une variable de cause et une variable d'effet.

Dans la pensée systémique, nous reconnaissons bien sûr que les effets sont souvent des causes pour d'autres variables. Par exemple, plus de fermes biologiques conduit à moins d'utilisation de pesticides chimiques, ce qui contribue positivement à la biodiversité, ce qui conduit à son tour à une meilleure qualité du sol. La modélisation de ces chaînes linéaires de causes et d'effets peut nous aider à reconnaître comment certaines variables sont interreliées (figure ci-dessous).

C'est l'un des avantages de la schématisation en boucle causale. Cela aide notre réflexion, en nous faisant cartographier des relations causales qui pourraient autrement être difficiles à reconnaître ou à expliquer aux autres.

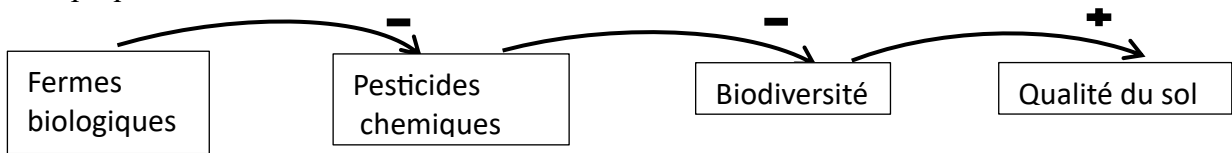


Figure 9 Chaîne linéaire cause-effet

#### IV.3.6.3.2 Chaînes circulaires de cause-effet

Une boucle de rétroaction est une chaîne circulaire de cause à effet. Ainsi, lorsque A affecte B, B affecte C et C affecte A à nouveau, nous disons qu'une boucle de rétroaction existe entre ces variables.

Tout comme il n'y a que deux types de relations causales (positives ou négatives), il n'y a aussi que deux types de boucles de rétroaction : le renforcement ou l'équilibrage.

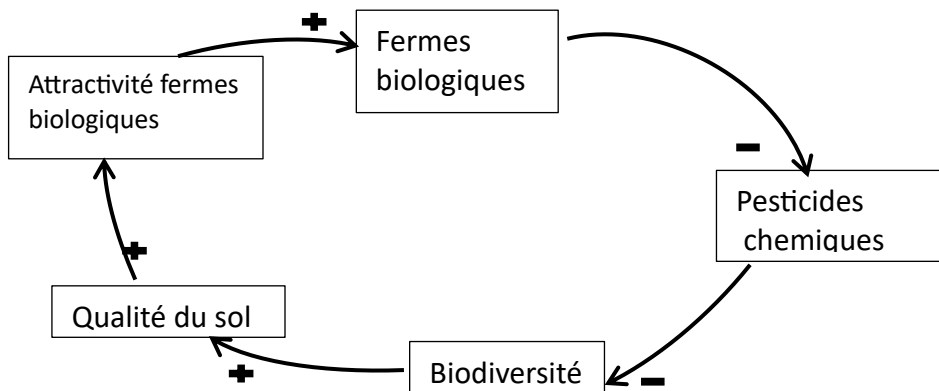


Figure 10 Chaîne circulaire cause-effet

#### IV.3.6.3.3 Boucles de rétroaction de renforcement (R)

Un exemple de boucle de rétroaction de renforcement est celui des naissances et de la population. La relation positive entre les naissances et la population fonctionne également dans l'autre sens - plus la population est élevée, plus il y aura de naissances, toutes choses égales par ailleurs.

Par conséquent, une augmentation de la population entraînera une augmentation des naissances, et donc une nouvelle augmentation de la population. L'augmentation initiale de la population est renforcée par cette structure de boucle de rétroaction dans le système.

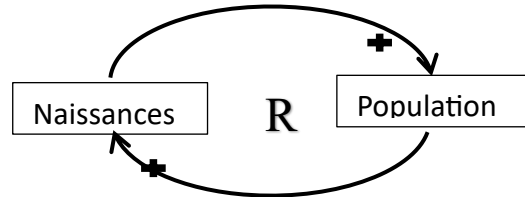


Figure 11 Boucle de rétroaction de renforcement

Dans une boucle de rétroaction de renforcement, un changement de direction dans l'une des variables entraîne encore plus de changement dans cette direction. En tant que tels, nous pouvons dire que les boucles de renforcement provoquent toujours une plus grande quantité de changements dans un système – elles renforcent le changement, pour ainsi dire. C'est pourquoi il est si important que nous soyons toujours conscients du renforcement des boucles de rétroaction dans tout système. La construction d'un CLD est un moyen efficace d'identifier les boucles de rétroaction dans un système.

Le changement apporté par le renforcement des boucles de rétroaction peut parfois être souhaitable, et parfois indésirable.

#### IV.3.6.3.4 Boucles de rétroaction d'équilibre Balance (B)

L'autre type de boucle de rétroaction qui existe est les boucles d'équilibrage. Alors que les boucles de renforcement provoquent généralement des changements plus importants au sein du système, les boucles d'équilibrage font généralement le contraire - elles empêchent le changement et créent une plus grande stabilité dans le système, que cela soit souhaité ou non.

Un exemple de boucle de rétroaction d'équilibrage est celui des décès et de la population. Lorsqu'une population augmente, le nombre total de décès augmente également, toutes choses égales par ailleurs. Avec une augmentation des décès, la population diminue à son tour. Une augmentation de la population est donc compensée par une augmentation des décès. À l'inverse, une diminution de la population sera partiellement compensée par une diminution des décès.

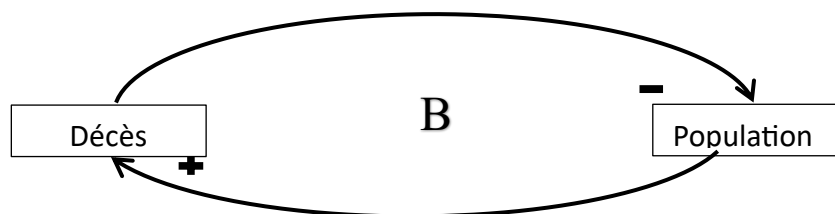
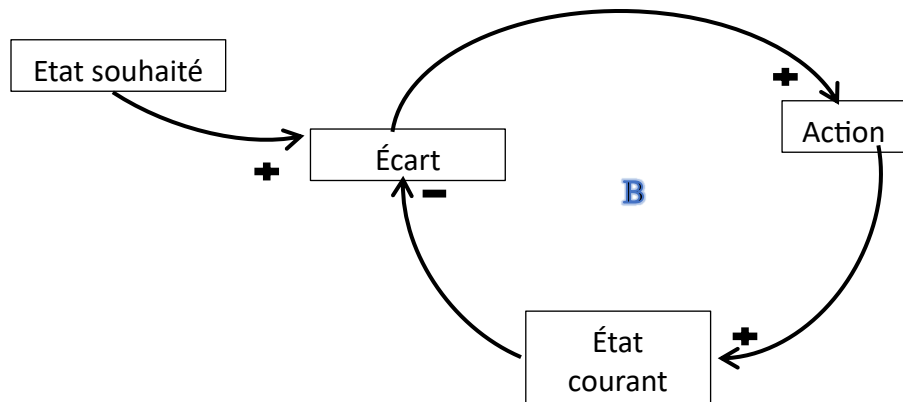


Figure 12 Boucle de rétroaction Balance ou d'équilibre

Chaque fois qu'il y a un état souhaité dans un système, il y aura presque toujours une boucle d'équilibrage qui décrit comment cet objectif est atteint.

Nous disons qu'à mesure que l'écart entre l'état souhaité et l'état actuel se creuse, il y aura plus d'actions correctives. L'objectif est de rapprocher l'état actuel de l'état souhaité jusqu'à ce que l'écart entre les deux soit comblé.



#### *IV.3.6.4 Construction d'un digramme complet*

L'exemple : Modélisation de la procrastination et de la productivité

Comme mentionné précédemment, les CLD peuvent être utilisés pour représenter différentes perspectives, ou modèles mentaux, sur une question ou un sujet donné. Dans ce paragraphe, nous allons créer deux CLD différents pour représenter deux modèles mentaux différents sur le même sujet. Le sujet sur lequel nous nous concentrerons est la façon dont la procrastination affecte la productivité.

Imaginons que vous interviewiez deux étudiants universitaires différents sur le sujet, Mary et Paul. En réponse à votre question sur la façon dont la procrastination affecte la productivité, Mary dit ce qui suit :

#### **Le modèle mental de Marie : la procrastination peut être utile pour la productivité**

« Lorsque je suis confronté à une date limite pour une mission, j'attends généralement jusqu'à la dernière minute pour commencer à travailler. J'avais l'habitude de penser que c'était une habitude terrible, mais au fil des ans, je me suis rendu compte que je suis simplement plus productif sous pression. C'est parce que plus je me rapproche de mon échéance et plus il reste de tâches à accomplir, plus je ressens de pression sur les délais. Cette pression sur les délais augmente ma productivité, de sorte que j'effectue plus de tâches par heure. Cela signifie que dans l'ensemble, je passe moins de temps sur les missions, avec le même résultat, ce que je considérerais comme une situation plus productive ! »

Imaginez que vous vous tourniez alors vers Paul et qu'il réponde à votre question comme suit :

## **Le modèle mental de Paul : la procrastination peut augmenter les erreurs et réduire la productivité.**

« Je partage le point de vue de Mary selon lequel, lorsque je suis sous pression, j'accomplis les tâches plus rapidement, mais j'ajouterais que lorsque je travaille plus vite à cause de la pression du temps, je fais plus d'erreurs. Et plus d'erreurs signifie plus de tâches restantes à accomplir. De plus, si je ne repère pas les erreurs, cela réduira la qualité de mon travail. En tant que tel, je pense que je suis généralement mieux loti lorsque je commence la mission tôt et que je la termine avec moins de pression et donc moins d'erreurs, plutôt que d'attendre que la pression du délai se fasse sentir.

### **IV.3.6.4.1 Tentative d'un modèle à partir de zéro**

Dans les prochaines diapositives, nous vous guiderons à travers un processus de développement des CLD des modèles mentaux de Marie et Paul. Cependant, avant de commencer, nous vous encourageons à faire votre propre tentative pour développer un CLD de chaque modèle mental. Vous pouvez ensuite comparer vos modèles aux nôtres et voir si vous avez appris quelque chose de notre processus. Veuillez noter que le développement de modèles est un processus difficile qui devient plus facile avec la pratique. On ne s'attend certainement pas à ce que vous soyez en mesure de produire des modèles rapidement et efficacement pour l'instant. Néanmoins, nous croyons que

### **IV.3.6.4.2 Identification des variables**

« Lorsque je suis confronté à une date limite pour une mission, j'attends généralement jusqu'à la dernière minute pour commencer à travailler. J'avais l'habitude de penser que c'était une habitude terrible, mais au fil des ans, je me suis rendu compte que je suis simplement plus productif sous pression. C'est parce que plus je me rapproche de mon échéance et plus il reste de tâches à accomplir, plus je ressens de pression sur les délais. Cette pression sur les délais augmente ma productivité, de sorte que j'effectue plus de tâches par heure. Cela signifie que dans l'ensemble, je passe moins de temps sur les missions, avec le même résultat, ce que je considérerais comme une situation plus productive ! »

Comme première étape de la modélisation, il peut être utile de choisir certaines des variables essentielles que vous utiliserez pour construire le modèle. Essayez de le faire vous-même avant d'aller plus loin. Notez qu'il s'agit souvent d'un processus itératif et que vous pouvez choisir des noms de variables très différents lorsque vous commencez à établir des liens de causalité. Souvent, de nombreux modélisateurs proposent simplement les variables nécessaires lors de la construction du modèle. Cependant, nous pensons que décider des noms de variables avant de commencer le modèle peut être un exercice utile pour un débutant.

Voici quelques conseils utiles pour choisir des variables :



- 1- Choix uniquement des variables nécessaires pour communiquer le message essentiel du modèle
- 2- Recherche des relations et la causalité, et laissez-les vous guider pour ramasser les variables importantes. Les relations impliqueront deux variables ou plus
- 3- Ne pas inclure pas de verbes dans le nom de votre variable; Les verbes sont des actions et ils sont représentés par les flèches causales
- 4- Utilisation des noms clairs pour représenter les noms de variables
- 5- Les variables sont généralement mentionnées dans le texte plusieurs fois avec des noms différents; Essayez de les regroupez en un seul nom de variable.

Ci-dessous, vous pouvez voir les quatre noms de variables que nous avons choisis, ainsi que quelques alternatives viables pour cette variable, et certains noms que nous ne considérerions pas comme les meilleures pratiques, pour les raisons décrites.

### 1) Taches restantes :

Une variable très importante que vous pouvez identifier est le nombre de tâches restantes, que nous considérons comme le nombre total de tâches que Marie doit effectuer avant de considérer que sa mission est terminée. Cela comprend des tâches telles que la lecture d'articles et la rédaction de chapitres/sections de son article.

**Noms alternatifs viables :** Tâches ouvertes / Tâches restantes de Marie / Tâches non terminées / Tâches / Fraction de devoir restant à terminer

**Pas la meilleure pratique :** un nombre inférieur de tâches ne serait pas un nom de variable recommandé, car les liens de causalité nous permettront déjà de réfléchir à la façon dont ces variables changent au fil du temps. N'oubliez pas que les noms de variables doivent être des noms alors que les verbes sont pris en charge par les flèches !

### 2) Jours restants pour terminer les tâches :

Cette variable peut être utilisée pour mesurer le nombre de jours dont Marie dispose jusqu'à la date limite des tâches.

**Noms alternatifs viables :** temps écoulés/ temps restants, vous pourriez avoir trois variables pour représenter celle-ci, où vous avez la date limite des tâches et la date actuelle, qui est la même que les jours restants pour terminer les tâches. Cependant, nous pensant que les jours restants pour terminer les tâches capturent le sens d'une manière plus simple.

**Pas la meilleure pratique :** la proximité de la date limite peut être utilisée comme variable, mais nous pensons que ce n'est pas un terme aussi clair que le nombre de jours restants pour terminer les tâches.

### 3) Pression sur les délais

Mary a parlé de la façon dont la pression de respecter ses délais joue un rôle crucial dans la motivation de ses tâches de finition plus rapidement. En tant que tel, il est très important de représenter cette variable.

**Noms alternatifs viables:** pression de planification / pression pour terminer l'affectation.

**Pas de bonne pratique :** absence de pression sur les délais. Ce ne serait pas un nom de variable conseillé parce qu'il est plus facile de penser à augmenter la pression des délais que de penser à réduire l'absence de pression sur les délais.

### 4) Taux d'achèvement des tâches

Cela représente le nombre de tâches que Marie accomplit par heure/jour/semaine.

**Noms alternatifs viables:** nous aurions pu choisir la productivité comme nom variable, mais nous pensons que le taux d'achèvement tâches concerne la productivité.

**Pas de bonne pratique:** Tâches terminées: Si nous essayons de parler de productivité, il pourrait être déroutant si vous utilisiez le terme Tâche terminée pour représenter cela, car cela pourrait signifier le nombre total de tâches déjà terminées, qui est le résultat de la productivité, et n'est pas la productivité elle-même. Les tâches accomplies par jour, en revanche, sont un indicateur de productivité.

Vous avez peut-être également choisi un nom de variable tel que Procrastination. Nous n'avons pas choisi de représenter cette variable car nous pensons qu'elle n'est pas nécessaire pour notre modèle.

Identification de la ou les variables centrales :

Dans l'exercice précédent, nous avons identifié quatre variables qui seront utilisées pour construire notre CLD. Notre prochaine étape serait d'identifier la variable que nous considérons comme la plus importante, puis de partir de là pour établir les relations causales nécessaires. Veuillez consulter la liste ci-dessous et choisir la variable qui, selon vous, est la plus centrale à notre problème.

Liste des variables :

- 1- Tâches restantes.
- 2- Jours restants pour terminer les tâches.
- 3- Pression sur les délais.
- 4- Taux d'achèvement des tâches.

Nous soutenons que les tâches restantes sont la variable centrale de notre problème. C'est parce que l'objectif principal de Marie est de réduire le nombre de tâches restantes à zéro - en d'autres termes, de terminer la tâche.

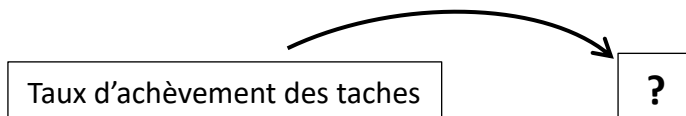
Vous avez peut-être choisi une autre variable, telle que le taux d'achèvement des tâches, comme variable centrale, arguant que le principal problème est la productivité. Notez qu'il n'y a pas de bonne réponse à cette question. En effet, beaucoup de gens pourraient simplement lire le texte et commencer à développer un modèle tout de suite sans penser à ce qu'est la variable centrale. Nous suggérons simplement une approche que nous trouvons utile.

#### IV.3.6.4.3 Identification des relations causales :

Une fois que nous avons identifié notre variable centrale, nous pouvons y déplacer la forme pour montrer les relations de cause à effet dont elle fait partie. Tout d'abord, nous pouvons considérer la ou les variables affectant notre variable centrale. Selon vous, quelle variable a un effet sur les tâches restantes ?

Liste des variables restantes :

- 1- ● Jours restants pour terminer les tâches
- 2- ● Pression sur les délais
- 3- ● Taux d'achèvement des tâches.
- 4- ● tâches. restantes



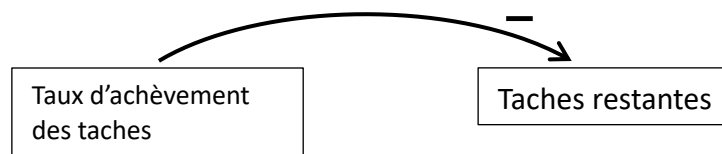
Plus il y a de tâches accomplies par heure/jour/semaine, moins il restera de tâches à faire. En tant que tel, le taux d'achèvement des tâches affecte les tâches restantes.

Quelle polarité donneriez-vous à cette relation - positive ou négative? Passez à la page suivante pour voir la réponse.

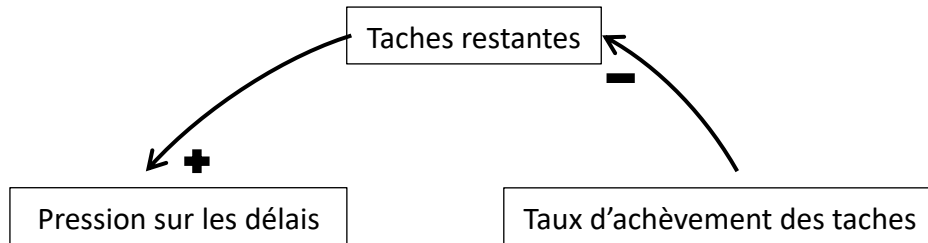
Une augmentation du taux d'achèvement des tâches se traduirait par moins de tâches restantes, toutes choses égales par ailleurs. En tant que tel, il existe une relation négative entre le taux d'achèvement des tâches et les tâches restantes.

Ensuite, nous pouvons identifier quelle(s) variable(s) les tâches restantes affectent. Selon vous, qu'est-ce que cette variable affecte dans le modèle? Pour rappel, voici ce que Marie a dit :

"... plus il reste de tâches à accomplir, plus je ressens de pression sur les délais. Voyez comment nous modélisons cela à la page suivante.



D'après ce que Marie a dit, plus de tâches restantes signifie plus de pression sur les délais. En tant que tel, il y a une relation positive allant du premier au second.

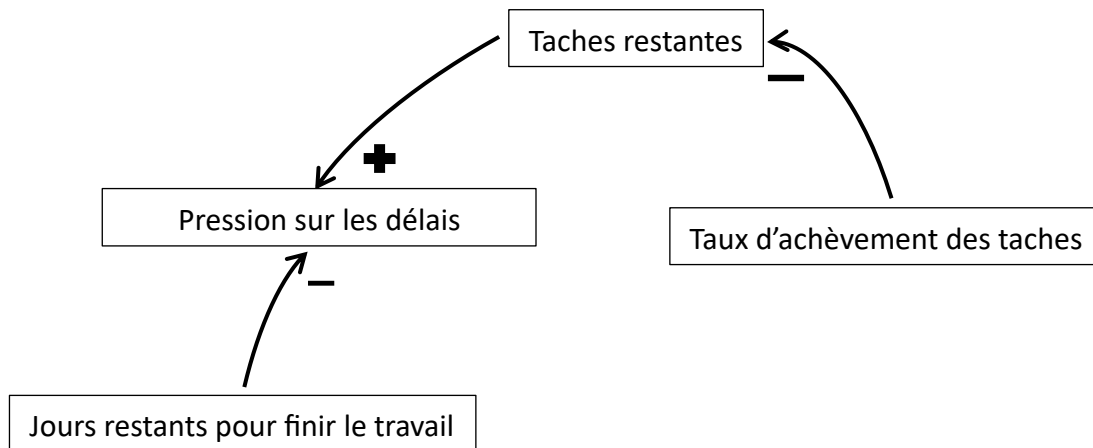


Notre prochaine étape consisterait à identifier toute autre variable qui affecte la pression de l'échéance.

Mary a dit que « plus on se rapproche de mon échéance, et plus il reste de tâches à accomplir, plus je ressens une pression sur les délais ».

Nous avons déjà montré comment les tâches restantes affectent la pression des délais. Cependant, Mary a également dit que plus elle est proche de son échéance, plus elle ressent de pression.

Moins de jours restants pour terminer les tâches signifie plus de pression sur les délais. En tant que tel, nous établissons une relation négative du premier au second.



Mary a parlé de la façon dont la pression de l'échéance a augmenté sa productivité, que nous appelons le taux d'achèvement des tâches dans notre modèle. Plus de pression sur les délais signifie un taux d'achèvement des tâches plus élevé, et il y a donc une relation positive allant de la première à la seconde.

Pouvez-vous repérer la boucle de rétroaction dans ce modèle et dire si elle est équilibrée ou renforcée?

Il y a une boucle d'équilibrage, que nous appelons B1 : la pression signifie la productivité. Cette boucle identifie comment une augmentation de la pression des délais entraîne une augmentation

du taux d'achèvement des tâches, ce qui entraîne à son tour une réduction des tâches restantes. Cela réduit ensuite la pression sur les délais.

N'oubliez pas que pour voir toutes les variables d'une boucle, passez simplement votre curseur sur le nom de la boucle (dans ce cas, B1).

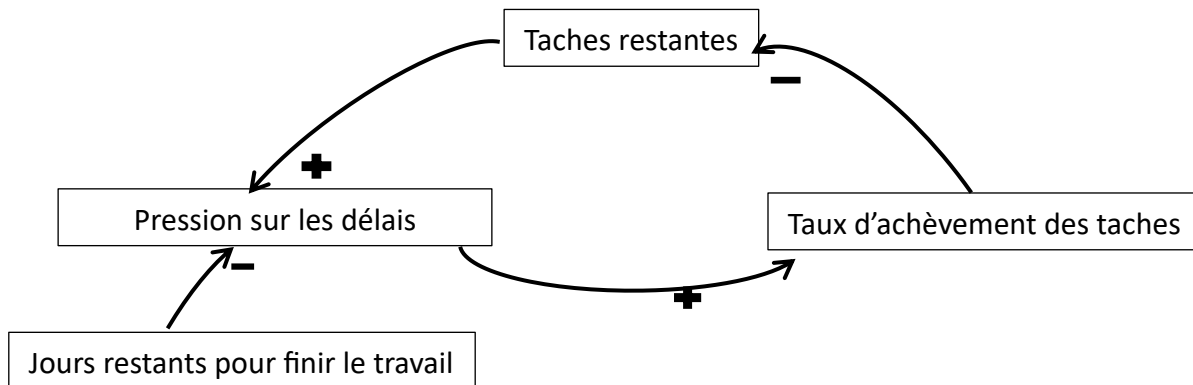


Figure 13 Diagramme 1 réalisé

#### IV.3.6.4.4 Développement d'un CLD

Jusqu'à présent, nous avons utilisé 4 étapes simples pour développer notre diagramme CLD du modèle mental de Marie. Pour résumer, nous avons :

1. ● Identification de toutes les variables pouvant être utilisées pour développer notre CLD
2. ● Choix d'une variable centrale pour démarrer le développement de notre modèle
3. ● Identification des relations causales vers et depuis notre variable centrale
4. ● Complété notre diagramme en identifiant toutes les relations causales avec et à partir d'autres

tout en identifiant les boucles de rétroaction importantes. Dans les diapositives suivantes, nous utiliserons les mêmes étapes pour développer un CLD du modèle mental de Paul.

Le modèle mental de Paul

Essayons d'utiliser les étapes de la page précédente pour créer un CLD qui représente le modèle mental de Paul. Pour rappel, la réponse de Paul à la question de savoir comment la procrastination pourrait affecter la productivité est partagée ci-dessous :

#### **Le modèle mental de Paul : la procrastination peut augmenter les erreurs et réduire la productivité**

« Je partage le point de vue de Mary selon lequel, lorsque je suis sous pression, j'accomplis les tâches plus rapidement, mais j'ajouterais que la pression des délais me fait passer moins de temps par tâche, ce qui augmente le nombre d'erreurs que je fais. Plus d'erreurs signifie plus d'erreurs de correction, et donc plus de tâches restantes à accomplir. Je manque aussi parfois ces erreurs avant

de soumettre, ce qui diminue la qualité de mon travail. En tant que tel, je pense qu'il vaut mieux commencer une mission tôt et la terminer avec moins de pression et donc moins d'erreurs commises.

Essayez de choisir les noms de variables dont vous avez besoin pour construire le modèle mental de Paul maintenant en suivant les étapes pour choisir les noms indiqués en haut .

### Identifier les relations causales

Puisque Paul dit qu'il est d'accord avec le point de vue de Marie sur la façon dont la pression des délais augmente sa productivité, nous pouvons garder la même structure que celle que nous avons pour le CLD de Marie et le rajouter au modèle de Marie. À droite, vous verrez les nouveaux noms de variables que nous avons choisi d'inclure dans le modèle.

Comme prochaine étape, essayons de dessiner tous les liens de causalité que Paul a mentionnés.

Paul a dit que lorsqu'il accomplit des tâches plus rapidement, il fait plus d'erreurs. En tant que tel, nous pouvons dire qu'il existe une relation positive allant du taux d'achèvement des tâches aux erreurs. En même temps, Paul a dit que « plus d'erreurs signifie plus d'erreurs de correction, et donc plus de tâches restantes à accomplir ». Nous représentons cela en mettant une relation positive entre les erreurs et les tâches restantes.

Paul a également déclaré que les erreurs peuvent entraîner une baisse de la qualité du travail, étant donné qu'il pourrait ne pas repérer certaines erreurs avant de soumettre la tâche. C'est pourquoi nous mettons une relation négative allant des erreurs à la qualité du travail.

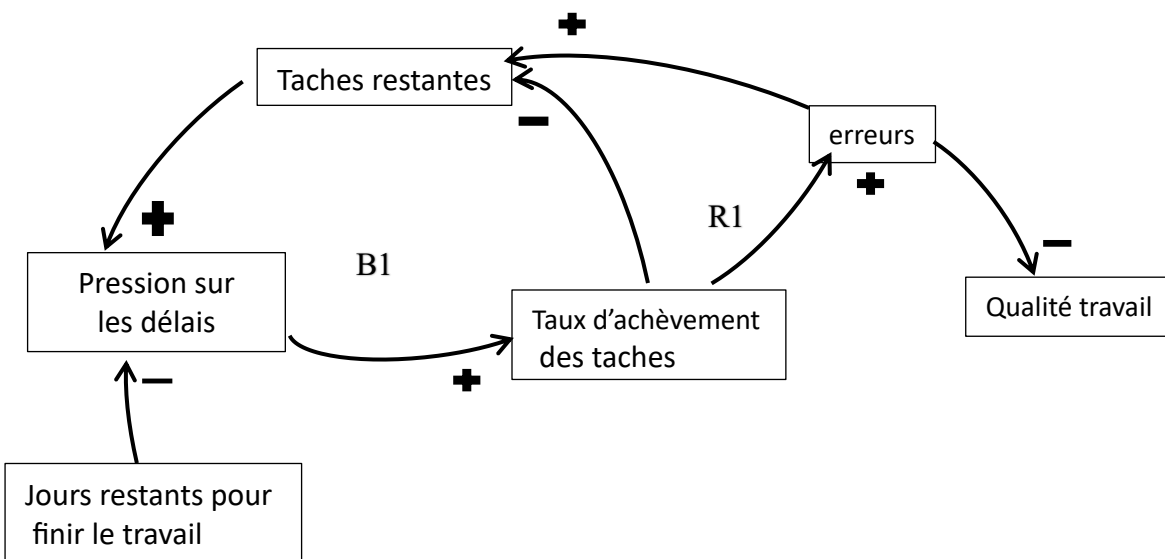


Figure 14 Diagramme de Boucles Causales complet et finalisé

Ci-dessus, nous voyons qu'il y a une boucle de rétroaction de renforcement (rappelez-vous, pour C'est une boucle importante à noter. Alors que B1 montre le mécanisme par lequel la procrastination peut augmenter la productivité, R1 montre comment elle peut la réduire. R1 montre comment le fait d'attendre que la pression de la date limite entre en jeu peut augmenter votre taux d'achèvement des tâches, de sorte que vous faites plus d'erreurs. Cela peut non seulement potentiellement entraver la qualité du travail, mais aussi augmenter les tâches restantes que vous avez, ce qui augmente encore la pression des délais et augmente ainsi les erreurs que vous faites! C'est un cercle vicieux dont il est bon d'être conscient. Paul pense que c'est vrai pour lui. Cependant, peut-être que Marie pense différemment; Peut-être qu'elle ne fait pas d'erreurs sous la pression!

**Perspicacité:** Les boucles de rétroaction nous aident à analyser la structure sous-jacente d'un système qui crée le comportement dynamique que nous observons.

Le but de la section précédente était de vous guider tout au long du processus de construction d'un CLD. Nous avons pensé qu'il était bon de commencer avec un modèle quelque peu personnel et peut-être facile à comprendre.

#### IV.3.7 Conclusion

Comme mentionné dans l'introduction, nous nous concentrerons uniquement sur la modélisation qualitative des systèmes (c.-à-d. les CLD). Nous ne nous concentrerons pas sur la modélisation quantitative (c.-à-d. la simulation). Par modélisation de simulation, nous entendons celle qui attribue des valeurs aux variables d'un modèle et utilisent des équations mathématiques pour décrire les relations entre les variables connexes. À l'aide d'un logiciel spécifique, on peut produire des graphiques de la façon dont les différentes variables devraient codévelopper au fil du temps, en fonction des hypothèses de votre modèle.

Les CLD présentent des avantages en ce sens qu'ils sont plus faciles à construire et peuvent être plus facilement compris que les modèles de simulation. Dans de nombreux cas, la construction d'un CLD est suffisante pour la tâche à accomplir. Cependant, dans de nombreux cas, il est souvent nécessaire de construire des modèles de simulation pour développer une compréhension suffisante d'un système.

L'un des inconvénients des CLD par rapport aux modèles de simulation est que les CLD ne sont pas aussi utiles pour comprendre comment les variables peuvent interagir au fil du temps. Lorsqu'il y a plusieurs variables dans un modèle, notre esprit n'a tout simplement pas la capacité cognitive de comprendre comment ces variables pourraient se développer au fil du temps, étant donné les nombreuses relations entre elles, dont beaucoup ne sont pas linéaires. Les logiciels de simulation font ces calculs pour nous, de la même manière qu'une calculatrice nous aide à faire des sommes trop difficiles à faire avec notre esprit seul. Néanmoins, nous devons toujours nous rappeler que les modèles de simulation sont également limités - ils ne simulent pas l'avenir, car ils reposent entièrement sur les hypothèses que nous avons mis dans le modèle

?

## IV.4 La théorie du chaos

### IV.4.1 Le déterminisme de Laplace

La prédiction du comportement des systèmes a toujours été un défi majeur pour les scientifiques et les chercheurs. L'idée de pouvoir anticiper le futur et de comprendre les mécanismes qui régissent le monde qui nous entoure a fasciné de nombreux esprits brillants au fil des siècles. Parmi eux, le scientifique français Pierre-Simon Laplace a apporté une contribution significative à ce domaine, en développant une approche mathématique pour prévoir le comportement des systèmes.

Pierre-Simon Laplace a vécu au 18<sup>e</sup> et au début du 19<sup>e</sup> siècle, une époque marquée par les progrès scientifiques et l'essor des mathématiques. Laplace était convaincu que tout événement dans l'univers était déterminé par les lois de la physique et les conditions initiales du système. Selon lui, si nous connaissions avec précision ces lois et les conditions initiales, nous pourrions prédire l'avenir de n'importe quel système.

Le concept central du déterminisme de Laplace repose sur l'idée que l'univers est régi par des lois immuables et que chaque événement est la conséquence nécessaire des événements qui l'ont précédé. Cette vision du monde suppose que la nature est parfaitement prévisible et qu'il est théoriquement possible de prédire le comportement de tout système, du mouvement des planètes aux interactions entre les particules subatomiques.

**« Le présent où nous vivons maintenant est l'effet d'une cause antérieure et elle est la cause du futur ».**

Les limites du déterminisme et nouvelles prédictions

Le déterminisme de Laplace a été une avancée significative dans la prédiction des systèmes, ces idées ont été remises en question au fil du temps parce que tout d'abord ce concept suppose connaître les conditions initiales d'un système avec une précision infinie ce qui est pratiquement impossible dans la réalité, puis la complexité croissante des systèmes rend souvent les prédictions à long terme extrêmement difficiles, voire impossibles.

la prédiction des systèmes reste un domaine de recherche actif et crucial dans de nombreux domaines scientifiques. Les progrès de la théorie du chaos, modélisation mathématique, combinés à la puissance croissante des ordinateurs, ont permis de faire des prédictions de plus en plus précises dans de nombreux domaines.

Si nous connaissions exactement les lois de la nature et la situation de l'univers au moment initial, nous pourrions prédire exactement la situation de ce même univers à un moment ultérieur. Mais même s'il était vrai que les lois naturelles n'avaient plus de secret pour nous, nous ne pourrions toujours connaître la situation initiale qu'approximativement. Si cela nous a permis de prédire la situation suivante avec la même approximation, c'est tout ce dont nous avons besoin, et nous

devrions dire que le phénomène a été prédit, qu'il est régi par des lois, mais Poincaré que ce n'est pas toujours le cas et il existe des systèmes où de petites différences dans les conditions initiales en produisent de très grandes erreurs dans le phénomène final. Poincaré avait les tentatives de



prévision météorologique à long terme, Il a fallu attendre l'invention de l'ordinateur électronique pour que le monde scientifique commence à considérer ce phénomène comme significatif et la prédiction parfaite devient impossible. . .

#### **IV.4.2 Théorie du chaos et les systèmes complexes**

C'est l'avènement et la compréhension du chaos qui a finalement enterré l'espoir d'une prédiction parfaite de tous les systèmes complexes. L'idée déterminante du chaos est qu'il existe certains systèmes (des systèmes chaotiques) dans lesquels même de minuscules incertitudes dans les mesures de la position initiale et de la quantité de mouvement peuvent entraîner d'énormes erreurs dans les prévisions à long terme. C'est ce qu'on appelle la « dépendance sensible aux conditions initiales » appelé aussi « effet papillon, Butterfly effect ».

Dans certains (minime partie) systèmes naturels, de telles petites incertitudes n'auront pas d'importance. Si vos mesures initiales sont justes mais pas parfaitement précises, vos prévisions seront également proches de la droite, sinon elles seront exactes, c'est le cas des astronomes peuvent prédire les éclipses presque parfaitement malgré des incertitudes même relativement importantes dans la mesure des positions des planètes, mais ce n'est pas le cas pour la plupart des systèmes naturels et artificiels.

La théorie de la complexité est enracinée dans la théorie du chaos, qui est parfois considéré comme une information extrêmement compliquée, plutôt que comme une absence d'ordre. [35 Les systèmes chaotiques restent déterministes, bien que leur comportement à long terme puisse être difficile à prédire avec une quelconque précision. Avec une parfaite connaissance des conditions initiales et des équations pertinentes décrivant le comportement du système chaotique, on peut théoriquement faire des prédictions parfaitement précises du système, bien qu'en réalité cela soit impossible à faire avec une précision arbitraire. Ilya Prigogine a soutenu [36] que la complexité n'est pas déterministe et ne permet en aucun cas de prédire précisément l'avenir. [37].

La théorie du chaos est une branche des mathématiques et de la physique qui étudie les systèmes dynamiques déterministes très sensibles aux conditions initiales. Ces systèmes sont souvent caractérisés par des comportements apparemment aléatoires et imprévisibles, bien qu'ils soient régis par des lois mathématiques précises. La théorie du chaos a des implications importantes dans la compréhension des systèmes complexes.

Par conséquent, la principale différence entre les systèmes chaotiques et les systèmes complexes est leur histoire. [41] Les systèmes chaotiques ne s'appuient pas sur leur histoire comme le font les systèmes complexes. Le comportement chaotique pousse un système en équilibre dans un ordre chaotique, ce qui signifie, en d'autres termes, hors de ce que nous définissons traditionnellement comme « ordre ». D'un autre côté, les systèmes complexes évoluent loin de l'équilibre au bord du chaos. Ils évoluent à un état critique construit par une histoire d'événements irréversibles et inattendus, que le physicien Murray Gell-Mann a appelé « une accumulation d'accidents gelés ». [42]

Le bord du chaos (ou "edge of chaos" en anglais) est un concept important en sciences des systèmes complexes. Il fait référence à une région intermédiaire entre les états ordonnés et désordonnés d'un système, où le comportement du système peut être à la fois stable et adaptable.

Dans un sens, les systèmes chaotiques peuvent être considérés comme un sous-ensemble de systèmes complexes se distinguant précisément par cette absence de dépendance historique. De nombreux systèmes réels complexes sont, en pratique et sur des périodes longues mais finies, robustes. Cependant, ils possèdent le potentiel d'un changement qualitatif radical de nature tout en conservant l'intégrité systémique.

### **IV.4.3 Les concepts de la théorie du Chaos**

Les systèmes isolés ont tendance à évoluer vers un équilibre unique, un état spécial qui a fait l'objet de nombreuses recherches sur ce concept pendant des siècles. Mais quand nous regardons autour de nous, nous constatons que ce type de systèmes ne représente qu'une toute petite partie des phénomènes dans ce monde.

Notre monde est beaucoup plus complexe que cela et derrière cette complexité se cache le fait que la dynamique d'un système peut être le produit de multiples forces d'interaction différentes, avoir plusieurs états d'attracteur et être capable de changer entre différents attracteurs au fil du temps.

#### *IV.4.3.1 Vocabulaire de la théorie*

Le comportement du système est défini par l'évolution des conditions initiales à travers le temps, et cette évolution décrit (dessine) une trajectoire qui est représentée par une séquence de points dans un espace multidimensionnel. Cette trajectoire prend, au cours de l'évolution, différentes formes qui définissent le vocabulaire de la théorie du chaos.

#### *IV.4.3.2 Attracteurs*

Un attracteur est un ensemble particulier de points ou une région de l'espace des phases (l'espace multidimensionnel où évolue le système) vers laquelle les trajectoires du système ont tendance à converger ou à être "attirées". En d'autres termes, c'est un motif récurrent ou une structure stable que le système adopte au fil du temps.

Il existe plusieurs types d'attracteurs, notamment :

- 1) Attracteur fixe ou ponctuel : Les trajectoires convergent vers un seul point dans l'espace des phases. Ce type d'attracteur est souvent associé à la stabilité.
- 2) Attracteur cyclique : Les trajectoires convergent vers une trajectoire périodique (orbite périodique) dans l'espace des phases. Ce type d'attracteur est lié à des oscillations périodiques. la trajectoire est bouclée sur un ensemble de points.
- 3) Les attracteurs étranges sont plus complexes et caractérisent souvent les systèmes chaotiques. Contrairement à attracteur fixe, les attracteurs étranges sont des structures complexes et chaotiques que l'on trouve dans les systèmes dynamiques non linéaires. Ils se caractérisent par leur sensibilité aux conditions initiales, leur non-répétitivité, leur structure

géométrique fractale et leur dépendance aux paramètres du système. Les trajectoires du système semblent erratiques et non périodiques lorsqu'on les observe, mais elles restent confinées à cet attracteur étrange. L'exemple le plus célèbre d'un attracteur étrange est l'attracteur de Lorenz, qui a été découvert en modélisant les mouvements atmosphériques. Les attracteurs sont importants car ils permettent de comprendre comment l'évolution d'un système chaotique peut quand même exhiber une certaine forme de régularité ou de structure à long terme. Ils sont essentiels pour caractériser le comportement des systèmes dynamiques et sont utilisés pour étudier et prédire le comportement de systèmes hyper complexes tels que la météo, les oscillations cardiaques, la turbulence, etc.

#### **IV.4.4 Illustration de la théorie du chaos**

##### *IV.4.4.1 La carte logistique*

La carte logistique, ou logistic map en anglais :

- est un modèle mathématique relativement simple, un outil très puissant et largement utilisée par les chercheurs et les étudiants pour étudier le comportement des systèmes complexes, en particulier dans le domaine de la dynamique des systèmes non linéaires et de la théorie du chaos.
- est capable de représenter une grande variété de comportements dynamiques, allant de la stabilité à la complexité chaotique, en fonction de ses paramètres. Elle peut ainsi servir de modèle générique pour étudier comment des systèmes simples peuvent évoluer vers des comportements complexes.
- est très connue pour exhiber des comportements chaotiques dans certaines plages de paramètres cela signifie que de petits changements dans les conditions initiales ou dans les paramètres du modèle peuvent conduire à des résultats très différents et apparemment imprévisibles, ce qui est une caractéristique clé des systèmes complexes.
- n'est pas seulement un concept théorique. Elle a des applications dans divers domaines, notamment en biologie (modélisation de populations), en économie (modèles de croissance économique), en écologie (dynamique des populations), et même en physique (étude de systèmes dynamiques non linéaires).
- est un outil puissant et polyvalent pour comprendre et explorer le comportement des systèmes complexes, en particulier ceux qui présentent des dynamiques non linéaires et chaotiques. Elle offre un moyen d'aborder des questions complexes de manière conceptuellement accessible, tout en permettant des idées profondes sur la nature des systèmes complexes dans le monde réel.

La formule de la carte logistique est une équation mathématique qui est couramment utilisée pour modéliser la croissance d'une population dans un environnement limité en ressources. Elle est définie par la relation suivante :

$$X_{n+1} = r \cdot X_n \cdot (1 - X_n)$$

Dans cette équation :

$X_{n+1}$  : représente la population à l'étape suivante (n+1) du modèle.

$X_n$  : représente la population à l'étape actuelle (n).

$r$  : est un paramètre appelé taux de croissance intrinsèque, qui représente la vitesse à laquelle la population augmente lorsque les ressources sont abondantes.

$1-X_n$  : représente la fraction des ressources disponibles qui reste après que la population  $X_n$  ait consommé sa part.

Il y a quelques contraintes importantes associées à cette formule :

$0 \leq X_n \leq 1$  : La population est généralement exprimée sous forme de proportion par rapport à la capacité maximale de l'environnement. Ainsi,  $N_n$  varie toujours entre 0 (absence de population) et 1 (capacité maximale de l'environnement pour soutenir la population).

$0 \leq r \leq 4$  : Le paramètre  $r$  est également contraint, généralement dans la plage de 0 à 4. Cette limite est importante pour éviter des valeurs de croissance extrêmes qui pourraient ne pas avoir de sens biologique.

#### IV.4.4.2 Illustration graphique

##### IV.4.4.2.1 Attracteurs

Les systèmes complexes peuvent prendre, au fil du temps, plusieurs formes ou états :

##### 1) Attracteur ponctuel ou fix point

$R = 2,00$

Tableau 1 valeurs issues de la formule de la carte logistique avec  $R = 2,00$

$X_0$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$
0,2	0,384	0,568	0,589	0,581	0,584	0,583	0,583

$R = 2,50$

Tableau 2 valeurs issues de la formule de la carte logistique avec  $R = 2,50$

$X_0$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$
0,2	0,4	0,6	0,6	0,6

Tableau 3 Avec modification de la valeur initiale

$X_0$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6 \dots\dots\dots X_{16}$	$X_{17}$	$X_{18}$
0,9	0,225	0,4359	0,6147	0,5920	0,6038	.....	0,6000	0,6000

##### 2) Attracteurs cycliques ou periodic attractor :

a) période = 2

$R = 3,10$

Tableau 4 valeurs issues de la formule de la carte logistique avec  $R = 3,10$

$X_0$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6 \dots\dots\dots X_{11}$	$X_{13}$	$X_{14}$	$X_{15}$	$X_{16}$

0,2	0,496	0,775	0,541	0,77	0,549 .....	0,765	0,557	0,765	0,557
-----	-------	-------	-------	------	-------------	-------	-------	-------	-------

b) période = 4

R=3,50

Tableau 5 valeurs issues de la formule de la carte logistique avec R= 3,5

X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>i</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>16</sub>	X <sub>17</sub>
0,874	0,385	0,829	0,383	-	-			0,383	0,827	0,501	0,875	0,383	0,827	0,501	0,875

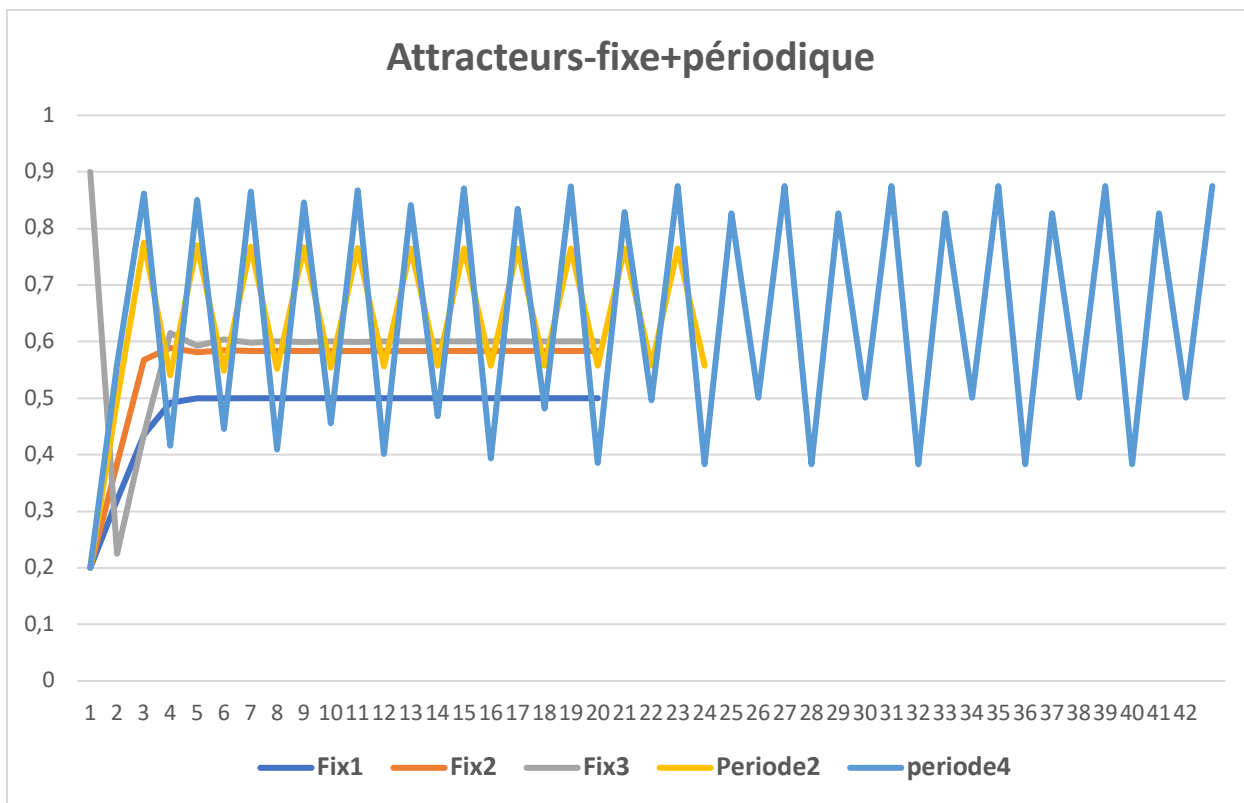


Figure 15 illustration graphique commune des attracteurs fixes et périodiques

c) Attracteur étrange ou strange attractor :

R=4,00

Tableau 6 valeurs issues de la formule de la carte logistique avec R= 4,00

0,0157	0,06181	0,23197	0,7126	0,8191	0,5926	0,9656	0,1325	0,4599	0,9935	0,0254	0,0993
--------	---------	---------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

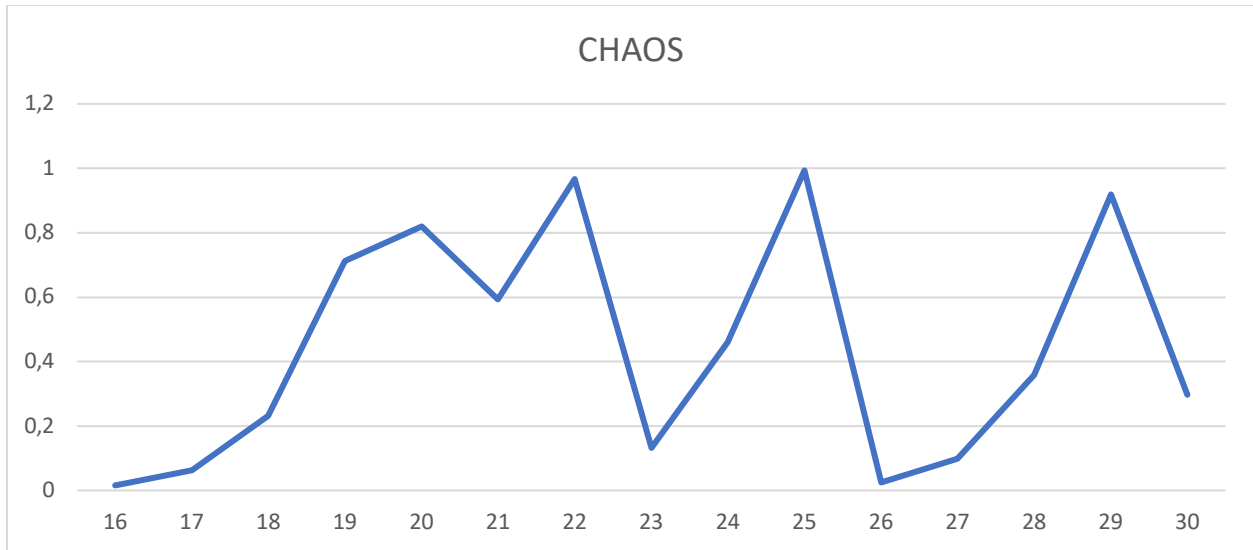


Figure 16 . Illustration graphique de l'attracteur étrange

d) Dépendance sensible aux conditions initiales :  $R=4,00$   $X_0 = 0,200000$  et  $X'_0 = 0,200001$

1) Les 7 premières itérations

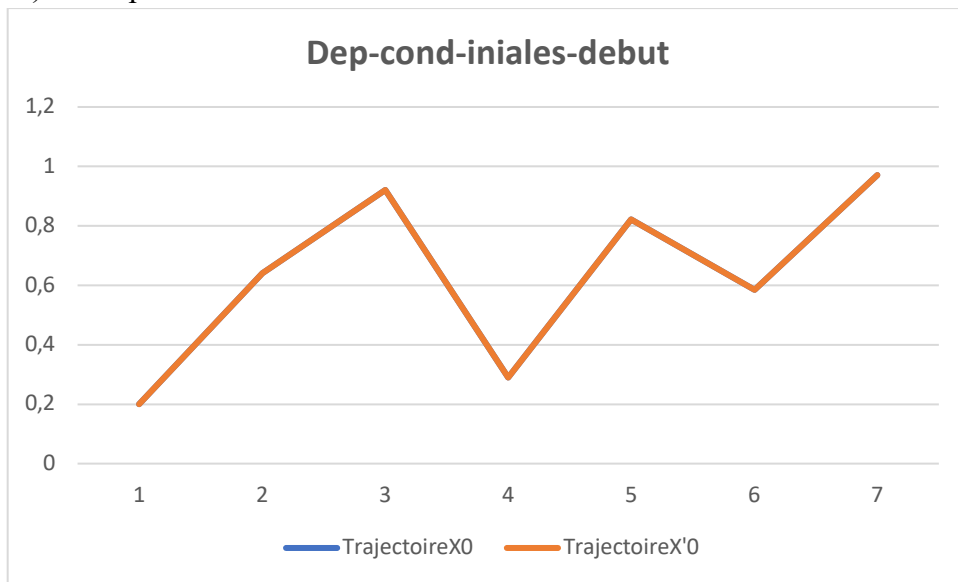


Figure 17 Superposition graphique des deux courbes pour les 07 premières itérations

2) De la 16<sup>ième</sup> itération à la 30<sup>ième</sup>

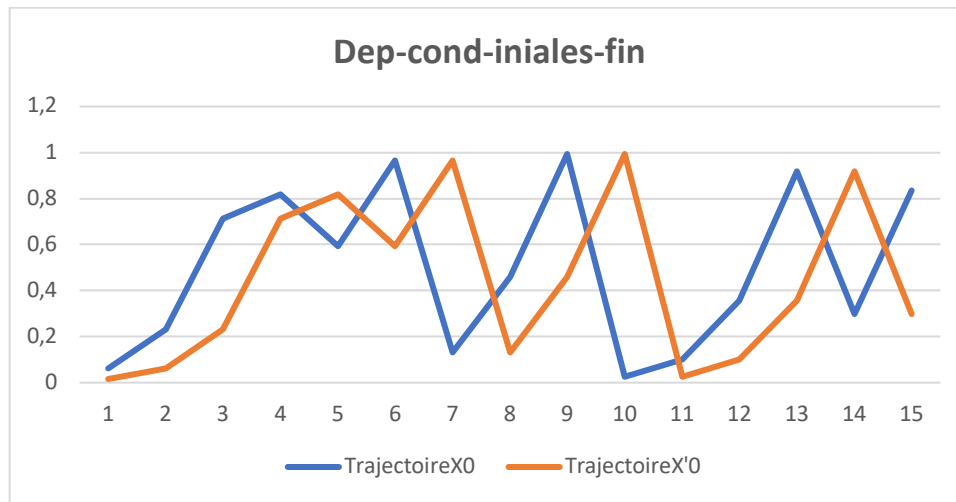


Figure 18 Séparation des deux courbes bleue et rouge pour les itérations à partir de la 16<sup>ième</sup>

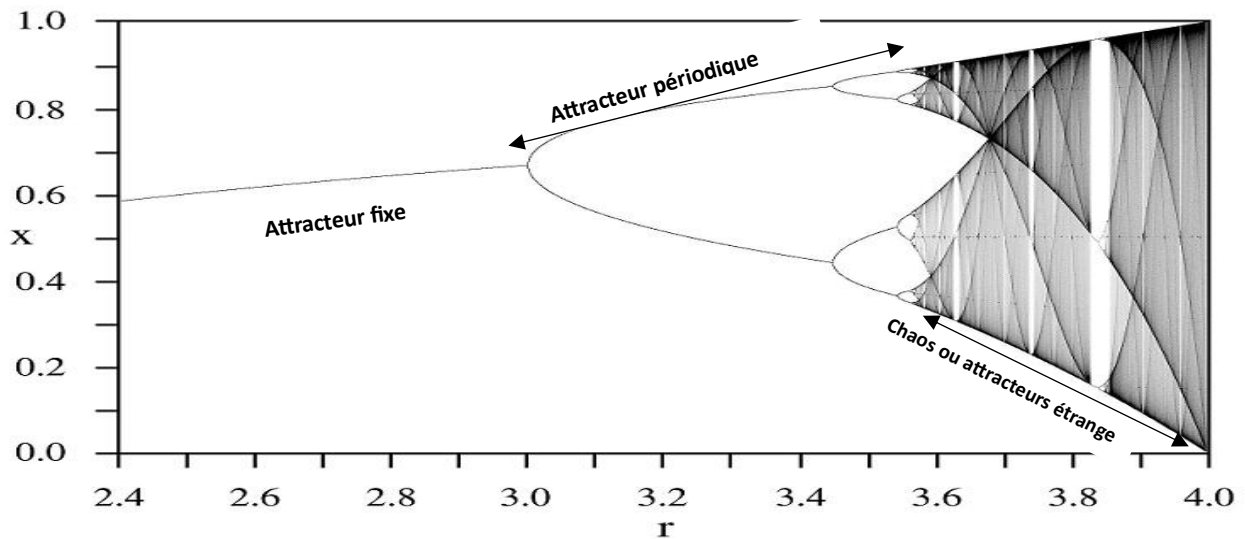


Figure 19 Illustration générale des bifurcations en fonction de la constante  $r$

#### IV.4.4.2.2 Les attracteurs étranges à géométrie fractale :

Le motif géométrique fractal observé dans certains systèmes chaotiques. Il se caractérise par des trajectoires qui semblent erratiques et non périodiques, qui sont cependant confinées dans une région de l'espace des phases. Les attracteurs peuvent avoir des structures complexes et révéler des motifs fascinants lorsqu'ils sont visualisés.

Les attracteurs présentés dans les figures ci-dessous font parties de ceux qui présentent ce motif géométrique fractal.

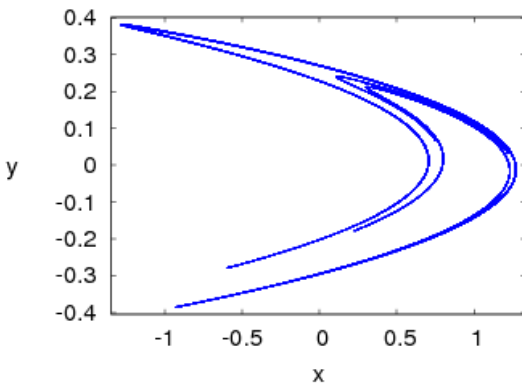


Figure 20 Attracteur étrange de Hénon

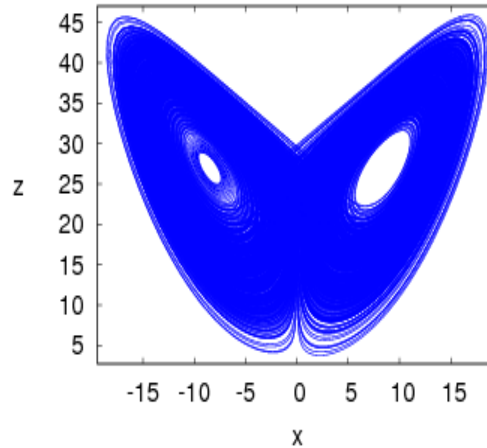


Figure 21 Attracteur étrange de Lorenz

#### IV.4.6 INTERPRÉTATION

- Le but d'utiliser la carte logistique (logistic map) est d'illustrer le phénomène du chaos.
- La carte logistique (logistic map), est un modèle simple et entièrement déterministe, une fois étirée peut présenter un type de comportement chaotique apparemment aléatoire avec une dépendance sensible à la valeur de  $R$ .
- La théorie du chaos nous a fourni un vocabulaire pour décrire les comportements complexes du système, au cours de son évolution, en utilisant des termes tels que : Attracteur fixe, Attracteurs périodiques, route vers le chaos par dédoublement de période, Attracteurs étrange.
- Il n'y a pas de hasard dans la carte logistique : en d'autres termes, toute nouvelle valeur de  $X$  est complètement déterminée par celle qui la précède, et pourtant cela n'a pas empêché que le système a un comportement aléatoire, c'est ce qu'on appelle le chaos déterministe où le chaos résulte d'un système d'équations complètement déterministe.
- Découvrir des propriétés universelles pour les systèmes chaotiques que nous pourrions les appeler « ordre du chaos ».

À retenir : si nous sommes devant un chaos déterministe, une prédiction parfaite à la manière de Laplace avec son univers déterministe précis, est impossible, et ceci est dû à l'absence des valeurs exactes des conditions initiales.



## V. Outils de la modélisation

### V.1 Introduction à la modélisation des systèmes complexes

La science de la complexité est une science construite sur le calcul et utilise un certain nombre de nouvelles techniques de calcul primaire parmi lesquelles sont ; Modélisation à base d'agent, Automate cellulaire ; logiciel d'analyse de réseau ; analyses statistiques. Premièrement, la modélisation à base d'agent, les trois idées centrales aux modèles basés sur des agents sont des agents comme objets, émergence et complexité. Un modèle basé sur agent (ABM) est une classe de modèles de calcul permettant de simuler les actions et les interactions d'agents autonomes (entités individuelles et collectives telles que des organisations ou des groupes) en vue d'évaluer leurs effets sur le système dans son ensemble. Des exemples pourraient être des commerçants sur le marché financier pour acheter ou vendre à un prix donné ou un oiseau au sein d'une troupeau donnée à un ensemble de règles qui ajustent son modèle de vol en fonction de l'emplacement de ses voisins. La plupart des recherches de modélisation informatique décrivent des systèmes d'équilibre ou de déplacement entre l'équilibre. La modélisation par agent, cependant, à l'aide de règles simples, peut simuler un complexe de comportement d'équilibre.

Les agents (qui peuvent être tout système avec la capacité d'action autonome, tels que les commerçants du marché, les gouvernements, les plantes ou les poissons) sont dotés de règles simples qui régissent leur comportement et leurs interactions avec d'autres agents. La simulation est laissée à fonctionner pendant une période donnée de manière à permettre un degré d'interaction suffisant entre les agents révélant ainsi des motifs stables à long terme.

Le processus est l'une des émergents où l'interaction du niveau inférieur (micro) au système donne lieu à une structure de niveau supérieure (macro). En tant que telle, une notion clé est que de simples règles comportementales peuvent générer un comportement complexe. **Net Logo** est le logiciel open source le plus populaire utilisé pour la modélisation basée sur des agents.

Un automate cellulaire est une autre méthode de calcul. Un automate cellulaire est un programme informatique représentant une collection de cellules "colorées" sur une grille de forme spécifiée qui évolue par un certain nombre d'étapes de temps discrètes selon un ensemble de règles basées sur les états des cellules voisines. Les règles sont ensuite appliquées de manière itérative pour autant d'étapes de temps que souhaitée. Grâce à ce processus d'interaction entre les cellules, le système évolue dans le temps pour produire des structures autoorganisées qui sont le produit de règles simples. À partir de ces règles simples, une vaste quantité de structures différentes peut être produite (en fait, il a été prouvé qu'ils sont capables de calcul universel). Les automates cellulaires ont été utilisés pour modéliser des phénomènes autoorganisés dans le monde réel telles que la ségrégation raciale de quartier, la synchronisation de lumières clignotantes parmi les lucioles et les modèles de coquillages peuvent être générés par des programmes d'automates cellulaires. L'automate cellulaire (similaire à la modélisation à base d'agent) reflète l'approche de bas-forme de l'auto-organisation.

Une autre méthode centrale de la science de la complexité est celle de l'analyse de réseau, qui est l'application de la théorie du réseau à l'analyse des données empiriques. C'est un outil clé utilisé par les chercheurs dans l'analyse des systèmes complexes. Des quantités massives d'ensembles de données sont maintenant librement disponibles sur Internet des relations commerciales, des réseaux sociaux, du flux d'informations. Ces ensembles de données sont amenés dans un logiciel d'analyse de réseau à visualiser et de révéler des modèles tels que la centralité, la connectivité, la robustesse, etc. que nous discuterons dans une section ultérieure de la théorie du réseau. Le logiciel d'analyse de réseau nous permet de convertir (souvent des temps impénétrables denses) définit une langue visuelle qui le rend rapide et facile à obtenir un aperçu de la dynamique structurelle clé soulignant le fonctionnement du système. **Gephi** est un logiciel open source d'analyse de réseau largement utilisé par les chercheurs.

## **V.2 La théorie des réseaux**

### **V.2.1 Introduction**

Durant les 03 dernières décennies, une science à grandit autour de ce domaine interdisciplinaire des réseaux. Avant la naissance de cette nouvelle science, les scientifiques ont abordé les réseaux chacun selon son domaine d'étude, par exemple, les mathématiciens utilisent les réseaux qu'ils appellent " graphes", et développèrent une théorie entière, nommée la théorie des graphes. Les sociologues étudiaient les réseaux sociaux, les économistes étudiaient les réseaux économiques et financiers, etc... Mais ces domaines étaient perçus comme étant largement séparés, et il y avait peu de communication entre les scientifiques qui s'intéressent chacun à la contribution de ce concept à sa propre discipline. Mais durant les dernières décennies, certains scientifiques, qui ont pris en considération la pluridisciplinarité de cette théorie, commencèrent à s'interroger sur les caractéristiques communes des réseaux.

### **V.2.2 Importance de l'analyse des réseaux**

L'analyse des réseaux est une nouvelle méthode puissante que nous avons maintenant qui nous permet de convertir des ensembles de données souvent volumineux et denses en une visualisation attrayante qui peut communiquer rapidement et efficacement la dynamique sous-jacente au sein du système. En combinant de nouvelles découvertes dans les mathématiques de la théorie des réseaux avec de nouvelles sources de données et notre compréhension sociologique, l'analyse des réseaux sociaux offre un énorme potentiel pour une compréhension plus profonde, plus riche et plus précise des systèmes sociaux complexes qui façonne notre monde.

### **V.2.3 Vue d'ensemble des réseaux**

Nous abordé ce qu'on appelle le paradigme des réseaux, c'est-à-dire de la toute nouvelle perspective qu'offre la théorie des réseaux lorsque nous regardons le monde à travers le prisme de la connectivité.

Par ce premier point, nous allons définir de ce que nous pourrions appeler le paradigme des réseaux, tous les modèles et théories sont comme des fenêtres sur le monde, tous ne sont pas parfaits, ils nous permettent tous de comprendre seulement certaines choses sur un phénomène quelconque et en plus ils reposent tous sur un ensemble d'hypothèses. Cet ensemble de méthodes et d'hypothèses qui soutiennent un domaine scientifique particulier s'appelle un paradigme.

Donc, avant de commencer à entrer dans l'aspect technique de la théorie des réseaux, nous voulons vous faire prendre conscience de certaines des caractéristiques clés du paradigme des réseaux, ces caractéristiques constitueront des thèmes majeurs que nous redécouvrirons et essaierons de mettre en évidence au fur et à mesure que nous avancerons dans ce qui suit.

Tout d'abord, la connectivité est un tout pour les réseaux, au sein de systèmes dont les composants sont relativement isolés, nous pouvons concentrer notre intérêt sur les composants individuels du système, en analysant leurs propriétés, nous pouvons comprendre le fonctionnement de l'ensemble du système.

Ce monde de connectivité a un type d'espace très différent de celui auquel nous sommes habitués. En fait, nous avons passé notre vie à nous promener dans un espace tridimensionnel, ce que nous avons appelé une géométrie euclidienne, qui est profondément intuitive pour nous. Cependant, la géométrie des réseaux est ce que nous appelons leur topologie de réseau. Cette topologie étire et plie notre espace tridimensionnel autour d'elle.

Troisièmement, les réseaux représentent un type de structure très organique qui émerge souvent de bas en haut, mais qui se voit également imposer certaines contraintes environnementales. Des exemples de cela pourraient être les déroutés commerciaux qui ont émergé à différentes périodes de l'histoire. Au Moyen Âge, les commerçants d'Asie échangeaient des marchandises avec des marchands d'Inde et du Moyen-Orient qui, à leur tour, apportaient des marchandises en Europe et vice versa, faisant ainsi émerger un réseau presque mondial de routes commerciales à partir des interactions locales entre les marchands.

Enfin, la complexité et la non-linéarité sont des caractéristiques inhérentes aux réseaux. Cependant, comme le modèle d'un réseau est nettement visuel, il peut nous donner un aperçu rapide et intuitif d'un système complexe. La théorie des réseaux tire parti des nouveaux développements en calcul pour être en mesure de traiter de très grands ensembles de données et de les présenter de manière rapide, significative et engageante.

### **V.2.3.2 Analyse de réseau**

L'analyse de réseau est une application dans la théorie des réseaux qui analyse et modélise les systèmes complexes. Pour cela, la première chose dont nous avons besoin est d'adopter un langage formel qui s'appelle « théorie des graphes », il nous donne une sorte de langage standardisé avec lequel nous discutons et quantifions la structure et les propriétés des réseaux.

Le niveau Micro : Une fois que nous avons ce vocabulaire de base et que nous voulons analyser un réseau, nous nous tournons vers les caractéristiques et les propriétés inhérentes et d'une grande importance des éléments individuels du réseau qui sont sujet d'étude. Par exemple, dans un réseau

informatique, il se peut que nous ne soyons pas pertinents pour savoir qui possède les différents ordinateurs et connexions, mais que nous nous intéressions simplement à la vitesse des ordinateurs et à la bande passante des connexions, l'objectif dans cette analyse est de se concentrer sur certaines informations et négliger d'autres.

Dans notre cas, On peut aussi se demander si ces relations sont pondérées ou non ou vont dans les deux sens ou si elles sont simplement unidirectionnelles, savoir à quel point un nœud individuel est connecté ou à quel point il est central dans le réseau global.

Le niveau Macro : Les différentes manières de connecter, ne serait-ce que quelques éléments, se développent très rapidement et ils génèrent beaucoup de structures différentes pour les réseaux.

Le premier type de réseau que les chercheurs ont commencé à explorer était ce qu'on appelle un réseau aléatoire.

En étudiant les réseaux générés aléatoirement, on a découvert des caractéristiques de la structure globale des réseaux étudiés ne sont pas celle des réseaux aléatoires.

Cependant, bon nombre des réseaux que nous voyons autour de nous, tels que les marchés commerciaux, les réseaux logistiques, les réseaux d'amitié, les réseaux électriques, les réseaux trophiques et autres, ne sont pas aléatoires. le réseau global émerge des règles et des interactions au niveau local. Lorsque nous commençons à comprendre ces règles, nous pouvons commencer à comprendre les différents types de structures de réseau globales qui en découlent.

## V.2.4 Théorie des graphes

Dans le langage formel des mathématiques, un réseau est appelé graphe et la théorie des graphes est le domaine des mathématiques qui étudie ces objets appelés graphes. La première théorie des graphes remonte à 1736. Le premier manuel a vu le jour en 1958. Cependant, la plupart des travaux dans ce domaine datent de moins de quelques décennies.

Dans son essence, un graphe est vraiment très simple, il se compose de seulement deux parties appelées sommets et arêtes.

### V.2.4.1 DÉFINITION

Un graphe est un couple  $G = (V, E)$  comprenant deux ensembles :

- $V$  : sommets ;
- $E$  : arêtes, chacune étant associée à couple  $(u, v)$  ou une paire  $\{u, v\}$  de sommets  $(u, v \in V)$ .
- Il y a plusieurs principaux types de graphes :
- Dans un graphe non orienté, les arêtes n'ont pas d'orientation et sont donc associées à une paire  $\{u, v\}$ . Dans un graphe orienté, les arêtes sont appelées arcs et ont une orientation de  $u$  vers  $v$  ; elles sont ainsi associées au couple  $(u, v)$ . Un graphe mixte comporte à la fois des arêtes et des arcs, on le définit alors plutôt comme le triplet  $G = (V, E, A)$ .
- Un graphe simple est un graphe ne comportant ni boucles ni multi-arêtes, c'est-à-dire qu'aucun sommet n'est connecté à lui-même, et entre deux sommets il n'existe qu'une seule arête.

- Dans un graphe pondéré (ou valué), à chaque arête est associé un nombre (son poids), représentant par exemple une distance, un coût ou une capacité.
- Deux sommets reliés par une arête sont dits voisins ou adjacents.

Un sommet ou un nœud est une chose, c'est-à-dire qu'il est dis-le une entité et que nous pouvons lui attribuer une valeur, de sorte qu'une personne est un exemple de nœud comme une voiture, une planète, une ferme, une ville ou une molécule. Toutes ces choses ont des propriétés statiques qui peuvent être quantifiées, comme la couleur de notre voiture, la taille de notre ferme ou le poids de notre molécule. Dans la science des réseaux, les sommets sont plus souvent appelés nœuds, nous utiliserons donc généralement ce terme dans ce qui suit.

#### *V.2.4.2 Les connexions*

Nous allons continuer à développer notre vocabulaire, mais cette fois-ci en nous concentrant sur la façon dont nous modélisons la connectivité d'un nœud ou entre les nœuds d'un graphe. Comme nous l'avons mentionné, la connectivité est un concept clé dans le paradigme du réseau, nous essayons souvent de mesurer l'importance des choses en termes de quantité pour l'une de leurs propriétés, mais dans les réseaux, la connectivité d'un nœud individuel devient une mesure clé par son importance au sein du réseau.

**Le degré d'un nœud** dans un réseau est une mesure du nombre de connexions qu'il a avec d'autres nœuds. Ce degré de connectivité peut être interprété en termes de probabilité immédiate qu'un nœud intercepte tout ce qui circule dans le réseau.

Si nous analysons un réseau non dirigé et non pondéré, le degré de connectivité d'un nœud sera alors simplement une somme de tous les liens que le nœud possède. Si le graphique est orienté, nous pouvons affiner notre analyse en le divisant en une mesure pour la quantité de liens entrants et sortants.

**Nœuds adjacents** :s'il existe un bord entre le nœud A et le nœud B, nous disons qu'ils sont adjacents, donc si nous prenons une carte d'un métro, nous pourrions dire que chaque station ou nœud est adjacent à toute autre station qui n'est qu'à un arrêt de celle-ci. Nous pouvons ensuite capturer toutes les relations au sein d'un réseau en créant une matrice d'adjacence. Nous pouvons créer une simple matrice 2 par 2 pour capturer les connexions au sein d'un réseau en plaçant un 1 à la section transversale entre deux nœuds s'ils sont adjacents et un 0 sinon, le résultat final étant un tableau de toutes les connexions dans le système.

La manière dont deux nœuds d'un réseau sont connectés, c'est-à-dire le passage ou le canal d'un nœud à un autre à travers le réseau, est appelée un voyage ou un chemin. Une marche sur un graphe est une séquence de sommets adjacents où la répétition est autorisée, avec une marche nous allons simplement d'un nœud à l'autre le long d'une séquence d'arêtes. Un chemin est une promenade sans revisiter aucun nœud, c'est-à-dire une séquence de liens du premier au dernier nœud sans répétition (le problème du voyageur de commerce).

#### V.2.4.3 Mesures de centralité

La centralité est vraiment une mesure qui nous indique l'influence ou l'importance d'un nœud au sein du réseau global, ce concept de signification aura des significations différentes selon le type de réseau que nous analysons, donc d'une certaine manière, les indices de centralité sont des réponses à la question « Qu'est-ce qui caractérise un nœud important ? »

À partir de cette mesure de centralité, nous pouvons avoir une idée de la position des nœuds dans le réseau global. Le degré de connectivité d'un nœud que nous avons examiné précédemment est probablement la mesure la plus simple et la plus élémentaire de la centralité. Nous pouvons mesurer le degré d'un nœud en regardant le nombre d'autres nœuds auxquels il est connecté par rapport au total auquel il pourrait éventuellement être connecté. Mais cette mesure du degré ne capture vraiment que ce qui se passe localement autour de ce nœud, elle ne nous dit pas vraiment où se trouve le nœud dans le réseau, ce qui est nécessaire pour bien comprendre sa centralité et son influence.

Ce concept de centralité est un peu plus complexe que celui de degré et peut souvent dépendre du contexte, mais nous présenterons certains des paramètres les plus importants pour essayer de saisir l'importance d'un nœud donné au sein d'un réseau. L'importance d'un nœud peut être considérée de deux manières, d'une part, la quantité de ressources du réseau qui transitent par le nœud et, d'autre part, l'importance du nœud dans ce flux, par exemple s'il peut être remplacé, de sorte qu'un pont au sein d'un réseau de transpiration d'une nation peut être très important parce qu'il transporte un très grand pourcentage du trafic ou parce qu'il s'agit du seul pont entre deux emplacements importants. Cela nous aide donc à comprendre la signification sur le plan conceptuel, mais nous devons maintenant définir des paramètres concrets pour capturer et quantifier cette intuition.

Nous présenterons ici quatre des mesures les plus importantes pour y parvenir. Tout d'abord, comme nous l'avons déjà mentionné :

- le degré de connectivité d'un nœud est une mesure primaire qui définit son degré d'importance dans son environnement local.
- la centralité de proximité : qui tentent de capturer la proximité d'un nœud par rapport à tout autre nœud du réseau, c'est-à-dire la rapidité ou la facilité avec laquelle le nœud peut atteindre d'autres nœuds.
- L'intermédiarité est une troisième métrique que nous pourrions utiliser, qui tente de capturer le rôle des nœuds en tant que connecteur ou pont entre d'autres groupes de nœuds.
- Enfin, nous avons des mesures de prestige qui tentent de décrire votre importance en fonction de l'importance des nœuds auxquels vous vous connectez. Encore une fois, lequel de ces éléments fonctionne le mieux dépendra du contexte.

**Le degré de centralité** est simplement une mesure du nombre de liens d'entrée et de sortie d'un nœud et peut dépendre du poids de ces liens. La centralité de proximité est une mesure de sa distance par rapport à tous les autres nœuds. La proximité d'un nœud peut être calculée en fonction de son chemin le plus court vers tous les autres nœuds du réseau.

**La proximité** est définie comme l'inverse de l'éloignement, où l'éloignement d'un nœud donné est défini comme la somme de ses distances à tous les autres nœuds. Ainsi, plus un nœud est central,

plus sa distance totale par rapport à tous les autres nœuds est faible. La proximité peut être considérée comme une mesure du temps qu'il faudra pour diffuser quelque chose comme l'information du nœud d'intérêt à tous les autres nœuds de manière séquentielle. Nous pouvons comprendre comment cela est corrélé à l'importance du nœud dans la mesure où il s'agit d'une mesure de la capacité du nœud à affecter tous les autres éléments du réseau.

La centralité consiste vraiment à déterminer à quel point un nœud est essentiel pour un réseau dans son fonctionnement en tant que point de pont unique entre les autres nœuds du réseau.

**La centralité de l'intermédiarité** quantifie le nombre de fois qu'un nœud agit comme un pont le long du chemin le plus court entre deux autres nœuds. Dans cette formulation, les sommets qui ont une forte probabilité de se produire sur un chemin le plus court choisi au hasard entre deux sommets ont une valeur d'intermédiarité élevée.

**La dernière mesure** est d'essayer de capturer à quel point les nœuds, auxquels un nœud donné est connecté, ont caractéristiques et des propriétés très importantes au sein du système., donc au lieu de regarder le nombre total de connexions que vous avez, il est plus intéressé par la valeur de ces connexions, une façon de capturer cela est appelée centralité des vecteurs propres. La centralité des vecteurs propres attribue des scores relatifs à tous les nœuds du réseau en se basant sur le concept selon lequel les connexions aux nœuds hautement connectés contribuent davantage que les connexions aux nœuds avec des degrés de connectivité inférieurs. La centralité du vecteur propre est une mesure utilisée par les moteurs de recherche Web pour essayer de classer l'importance relative d'un site Web en examinant l'importance des sites Web qui y sont liés

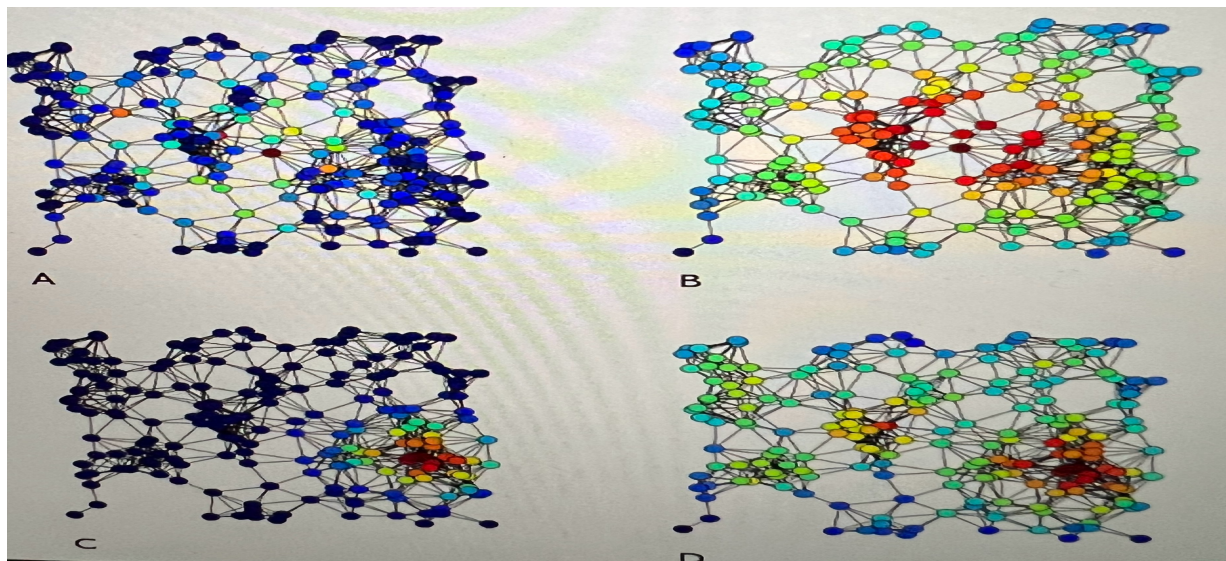


Figure 22 Types de centralité

A: Centralité d'intermédiarité  
C : Centralité de degré

B : Centralité de proximité  
D : Centralité de vecteurs propres

## V.2.5 Structure des réseaux

### V.2.5.1 Topologie des réseaux

Dans ce qui suit, nous allons examiner les mesures globales qui font référence à l'ensemble d'un graphique. Comme nous l'avons noté précédemment, les réseaux sont un type de structure très informelle qu'ils développent souvent simplement sans aucune conception globale descendante. Quelqu'un construit un protocole pour que deux ordinateurs échangent des informations sur un réseau et le partage avec un collègue, tandis que d'autres personnes en voient l'utilité et se connectent à ce petit réseau, puis à d'autres personnes au fur et à mesure que le réseau se développe, jusqu'à ce que 25 ans plus tard, nous ayons un réseau massif de réseaux qu'est Internet.

Personne n'a planifié Internet, tout comme personne n'a vraiment planifié les réseaux financiers mondiaux qui ont émergé au cours des dernières décennies. Les traders, les investisseurs et les institutions établissent des connexions partout où ils pensaient qu'il y avait un retour sur investissement viable, mais maintenant que ces réseaux font partie de notre monde, ils peuvent commencer de manière assez aléatoire, mais ils se développent souvent en une structure globale stable et la compréhension des modèles de cette structure globale est d'une importance capitale dans la théorie des réseaux et l'objet de cette section.

Nous pouvons appeler cette structure globale d'un réseau sa topologie, où la topologie signifie simplement la façon dont les parties constitutives sont interdépendantes ou disposées : dans le contexte d'un réseau, elle définit la façon dont les différents nœuds sont placés et interconnectés les uns avec les autres et les modèles globaux qui en découlent.

Pour illustrer cela, pensons à un ensemble de réseaux simples, chacun contenant le même nombre de nœuds, mais chacun ayant une topologie globale différente en raison de la façon dont il est connecté. Nous pourrions avoir ce qu'on appelle un graphe arborescent avec une structure arborescente qui se ramifie, nous pouvons avoir un graphe en anneau avec une structure circulaire, un graphe de départ avec un nœud central avec tous les autres comme ramifications de celui-ci.

Chaque topologie a ces propres caractéristiques et ces propres propriétés qui ont une grande influence sur le fonctionnement du système, l'évolution ainsi que les changements au fil du temps. Les réseaux ont une structure globale et cette topologie globale du réseau est importante, car elle permet d'influer sur les actions et les capacités des nœuds au niveau local.

Une autre propriété à l'échelle macro du système que nous allons nous intéresser à modéliser et à quantifier est sa taille. Par taille, nous entendons simplement le nombre de nœuds.

Enfin, dans les sections suivantes, nous parlerons du modèle global de connectivité d'un réseau. La façon dont un réseau est connecté joue un rôle important dans la façon dont les réseaux sont analysés et interprétés. En raison d'un ensemble commun de propriétés partagées par un sous-ensemble du système, nous obtenons souvent des sous-systèmes formant des réseaux, ces sous-



systèmes sont appelés clusters et ont souvent un effet significatif sur la composition des réseaux, par exemple, nous pourrions penser ici au clustering dans les différents groupes culturels à travers le monde, bien que deux cultures comme celle de la France et de l'Italie soient différentes, ils partagent un héritage gréco-romain commun qui leur donne, ainsi qu'à d'autres pays européens, un ensemble de caractéristiques communes à travers lesquelles ils forment un cluster culturel au sein du réseau des cultures mondiales.

Les réseaux sont souvent créés par les nœuds du réseau, qui créent ou non des connexions en réponse aux conditions locales. Cependant, une fois qu'un réseau a atteint un certain niveau de maturité, une structure de niveau global aura émergé qui se répercutera sur les éléments des systèmes. Une fois que c'est le cas, il faut alors analyser cette structure globale du réseau, ce que nous avons appelé sa topologie afin de le comprendre.

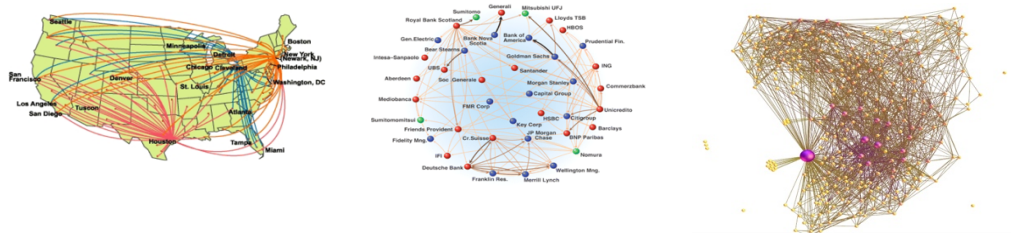


Figure 23 Les différents types de réseaux les plus répondus

**Airline Routes**

<http://virtualskies.arc.nasa.gov/research/tutorial/images/12routemap.gif>

**Bank Network**

From Schweitzer et al., Science, 325, 422-425, 2009  
<http://www.sciencemag.org/cgi/content/full/325/5939/422>

**Neural Network(C.Elegans)**

<http://gephi.org/wp-content/uploads/2008/12/screenshot-celegans.png>

**V.2.5.2 Connectivité**

L'une des caractéristiques déterminantes d'un réseau est son degré global de connectivité, qui peut être considéré comme la caractéristique déterminante. Passer d'un système avec un faible degré de connectivité à un système avec un haut degré de connectivité n'est pas seulement un changement quantitatif dans le nombre de périphéries dans le réseau, c'est aussi un changement qualitatif

Une façon de quantifier ce concept de connectivité globale à un réseau est de se référer à sa densité. La densité d'un réseau est définie comme un rapport entre le nombre de tronçons et le nombre de tronçons possibles, ce qui correspond également au degré moyen de connectivité aux nœuds du réseau. Ainsi, lorsque nous augmentons notre paramètre de couplage, nous augmentons la densité du réseau et le degré moyen de connectivité.

Pour cette raison, le degré de connectivité dans le système peut ne pas toujours croître de manière linéaire simple, mais en raison de cette non-linéarité, le niveau de connectivité peut croître ou

diminuer de manière exponentielle et rapide, ce qui entraîne des points de basculement et des transitions de phase. Nous en discuterons plus loin lorsque nous examinerons la dynamique des réseaux, c'est-à-dire la façon dont ils changent au fil du temps.

### **V.2.5.3 Diamètre et échelle du réseau**

La taille d'un réseau n'est pas tant importante en raison de la quantité d'éléments auxquels nous avons affaire, mais plutôt parce qu'elle définit le contexte de la proximité ou de la distance moyenne entre un nœud du réseau et un autre, ce qui est important car cela nous indiquera à quelle vitesse quelque chose se propagera dans le réseau et aussi à quel point les différents composants du réseau sont susceptibles d'être intégrés.

Établir une connexion au sein d'un réseau, ou se déplacer d'un nœud à un autre est rarement gratuit, cela coûte généralement une certaine ressource, qu'il s'agisse du coût du carburant pour voyager dans un réseau de transport, de la pose de câbles pour transporter des informations ou du risque de rejet lorsque vous demandez à quelqu'un de sortir avec quelqu'un. Plus nous devons parcourir de longues distances le long d'un réseau pour aller d'un point A à un point B,

Deux mesures importantes pour capturer cette distance globale entre les nœuds sont : le diamètre du réseau et la longueur moyenne de son chemin.

Le diamètre d'un réseau est simplement le plus long de toutes les géodésiques du réseau, si l'on se souvient qu'une géodésique est le chemin le plus court entre deux nœuds. Ainsi, lorsque nous demandons le diamètre d'un réseau, nous examinons tous les chemins les plus courts, puis nous choisissons le plus long, ce qui nous donnera une idée de la distance que quelque chose pourrait avoir à parcourir pour traverser complètement le réseau. La longueur moyenne du chemin est calculée en trouvant le chemin le plus court entre toutes les paires de nœuds, en les additionnant, puis en divisant par le nombre total de paires. Cela nous montrera le nombre d'étapes en moyenne qu'il faut pour passer d'un membre du réseau à un autre.

Nous pouvons citer l'un des porte-parole de Facebook à propos de cette constatation lorsqu'il a déclaré, je cite : « Dans ces deux œuvres, nous montrons comment le réseau social Facebook est à la fois global et local, il relie des personnes éloignées les unes des autres, mais a aussi la structure locale dense que nous voyons dans les petites communautés. » C'est ce que l'on appelle les phénomènes du petit monde dont nous discuterons plus en profondeur dans une section ultérieure, mais une chose que nous souhaitons souligner ici est que cette question de la proximité des choses dans un réseau n'est pas seulement un produit de sa taille, mais c'est aussi un produit de la structure du réseau, comme nous nous y attendrions.

### **V.2.5.4 Clustering et connectivité**

Un cluster est simplement un sous-ensemble des nœuds et des arêtes d'un graphe qui possèdent certaines caractéristiques communes, ou qui sont liés les uns aux autres d'une manière particulière formant une structure spécifique à un domaine. Ainsi, alors qu'un composant fait

simplement référence au fait qu'un ensemble donné de nœuds sont tous connectés ou non, un cluster fait référence à la façon dont ils sont connectés et à quel point ils sont connectés, c'est-à-dire la fréquence des liaisons entre un sous-ensemble donné de nœuds [72].

Afin de modéliser le degré de clustering d'un sous-ensemble de nœuds, il suffit de prendre un nœud et d'examiner comment se connecte un nœud auquel il est lié à d'autres nœuds auxquels il est également connecté. Donc, s'il s'agissait d'un réseau social d'amis, nous vous demanderions combien de vos amis connaissent vos autres amis, plus vos amis sont interconnectés, plus le sous-ensemble est considéré comme étant groupé. Ce regroupement au sein des réseaux sociaux est aussi appelé clique, une clique est un groupe de personnes qui interagissent les unes avec les autres plus régulièrement et plus intensément que les autres dans le même cadre.

Dans ce contexte social, le regroupement (clustering) peut être corrélé à l'homophilie, où l'homophilie décrit le phénomène par lequel les gens ont tendance à former des liens avec ceux qui leur ressemblent, comme le montre le célèbre dicton « Les oiseaux d'une même plume se rassemblent ». Nous pourrions penser que le clustering vient du fait que l'interaction entre des nœuds avec des attributs similaires nécessitera souvent moins de ressources que l'interaction entre des nœuds avec des attributs différents, par exemple entre des cultures où il peut y avoir une barrière linguistique ou entre différents appareils sur un réseau qui peuvent avoir des protocoles différents, ou le clustering peut être dû à des contraintes physiques de la dépense de ressources nécessaires pour les maintenir sur une plus grande distance, Il en résulte ainsi un regroupement autour d'un voisinage géographique.

Le coefficient de clustering d'un nœud est alors une méthode pour mesurer le degré d'un cluster local, il existe un certain nombre de méthodes de ce type pour le mesurer, mais elles essaient essentiellement de capturer le rapport des liens existants reliant les voisins d'un nœud les uns aux autres par rapport au nombre maximum possible de ces liens qui pourraient exister entre eux. Un coefficient de clustering élevé pour un réseau est une autre indication de ce phénomène de petit monde que nous avons vu précédemment.

## **V.2.6 Type de réseaux.**

### **V.2.6.1 Distribution des degrés**

Dans cette section, nous allons parler des différents types ou modèles de réseaux que nous trouvons dans le monde, ces différents modèles sont basés sur une caractéristique clé de la composition d'un réseau - c'est-à-dire à quel point il est centralisé ou distribué - car cela définira de nombreuses propriétés du réseau telles que la façon dont quelque chose va circuler à travers lui, Quels nœuds exercent une influence ou à quelle vitesse pouvons-nous affecter l'ensemble du réseau.

Alors que dans la dernière section, nous examinions vraiment le degré global de connectivité à un réseau comme paramètre principal, lorsque on augmente ou on réduit ce paramètre cela affectera

le réseau dans son ensemble. Le paramètre clé que nous allons étudier est la distribution des degrés d'un réseau ; celle-ci tente de capturer la différence dans le degré de connectivité entre les nœuds dans un graphique,

Les différents modèles de réseau dont nous parlerons dans cette section reposeront sur ce spectre de distribution des degrés. En partant de systèmes avec une distribution de degrés très homogène, c'est-à-dire que tous les nœuds ont un nombre relativement similaire de connexions qu'on appelle réseau régulier, nous parlerons aussi de réseaux aléatoires et de systèmes distribués où nous avons une topologie relativement uniforme par rapport au réseau, mais au fur et à mesure que nous augmentons notre paramètre de distribution de degrés, nous commencerons à voir apparaître des hubs. Ces types de réseaux sont décrits comme décentralisés, ce qui implique que, contrairement à notre graphe distribué où il n'y avait pas de centre réel, ceux-ci ont un certain nombre de hubs centraux différents, ces réseaux décentralisés ont la propriété du petit monde que nous avons mentionné précédemment, ce qui les rend très efficaces pour connecter une grande quantité d'éléments dans une courte longueur de chemin moyen.

Enfin, au fur et à mesure que nous augmentons notre paramètre de distribution de degrés pour créer une très grande disparité entre les différents degrés de connectivité des nœuds, la structure des réseaux centralisés commence à apparaître avec un ou quelques nœuds dominants et de nombreux nœuds avec un niveau de connectivité relativement faible, ce type de réseau est capturé dans un modèle appelé réseau longue queue à échelle libre ou réseau à loi de puissance dont nous parlerons ultérieurement.

L'augmentation progressive du paramètre centralisation de degrés a révélé que la plupart des réseaux ne sont en fait ni aléatoires ni réguliers, les gens ne choisissent pas leurs amis au hasard et que les autorités de transport ne se contentent pas de tracer au hasard des autoroutes entre deux endroits, Ces connexions sont établies selon des règles spécifiques, qui régissent pourquoi et avec quels autres nœuds un nœud établira une connexion. Et c'est à partir du comportement agrégé de ces nœuds qui interagissent que nous obtenons des réseaux qui ont des propriétés spécifiques et largement rencontrées, ce qui signifie que nous ne vivons pas dans un monde de réseaux aléatoires, mais en fait dans un monde de réseaux qui ont une structure spécifique qui a émergé de ces règles locales.

#### **V.2.6.2 Réseaux aléatoires et distribués**

Comme son nom l'indique, ce type de réseau est généré en prenant simplement un ensemble de nœuds et en plaçant au hasard des liens entre eux avec une certaine probabilité donnée. Donc, nous prenons simplement deux nœuds dans le réseau et nous lançons un dé pour voir s'il y aura une connexion entre eux ou non, plus nous définissons notre probabilité élevée, plus il y aura de chances qu'il y ait une connexion et donc plus le graphe global deviendra connecté. Il s'agit d'un système simple en ce sens qu'une fois que vous avez décidé du nombre de nœuds qu'il y aura, il n'est alors défini que par un seul paramètre, qui est le paramètre de probabilité pour la probabilité que deux nœuds quelconques forment une connexion.

Si nous regardions la distribution des degrés de ce réseau, elle suivrait une distribution normale. Puisqu'il a été généré aléatoirement, il y aura une certaine différence dans la distribution des degrés de connectivité entre les nœuds. En fait, certains auront un degré, d'autres cinq, mais il y aura un degré normal ou moyen bien défini. Dans cette distribution, il y aura très peu de nœuds avec un très grand degré et très peu avec un très faible degré, la plupart tendront vers le nombre normal de connexions.

Contrairement aux réseaux du monde réel, il y a peu de clustering dans les réseaux aléatoires. Par conséquent, le réseau qui en résulte contient très rarement des nœuds hautement connectés. Par conséquent, un réseau aléatoire n'est pas un bon modèle candidat pour l'architecture hautement connectée qui caractérise de nombreux réseaux que nous voyons autour de nous. Bien qu'il s'agisse d'un exercice théorique utile, les réseaux aléatoires ne représentent généralement pas les réseaux dans le monde réel, ils sont considérés comme beaucoup plus aléatoires car les réseaux du monde réel sont généralement créés pour remplir une fonction et sont limités par une ressource limitante, ce qui leur donne un modèle plus distinct. Si nous regardons un réseau comme les routes commerciales traditionnelles à travers le désert du Sahara en Afrique, cela peut sembler quelque peu aléatoire à première vue, mais nous savons que ce n'est pas parce que pour les caravanes de chameaux et de commerçants qui ont créé ces réseaux, se mettre en route pour traverser le Sahara dans n'importe quelle direction aléatoire leur aurait été fatal.

### V.2.6.3 Réseaux décentralisés et de petite taille

Dans cette section, nous allons poursuivre notre discussion sur la façon dont différentes distributions de degrés au sein d'un réseau génèrent différents modèles de réseaux. Nous avons précédemment examiné ce qui se passe lorsque nous avons un faible niveau de diversité entre les différents degrés de connectivité des nœuds en explorant les réseaux distribués(aléatoires), qui avaient une distribution de degrés très égalitaire. Cependant, de nombreux réseaux ne partagent pas ce schéma. En effet, au fur et à mesure que nous augmentons notre distribution de degrés, en tenant compte des nœuds avec un degré de connectivité beaucoup plus élevé que les autres, nous constatons que la topologie globale du réseau devient plus différenciée à mesure que des clusters locaux émergent, certains nœuds jouant un rôle central, c'est-à-dire défini comme un hub.

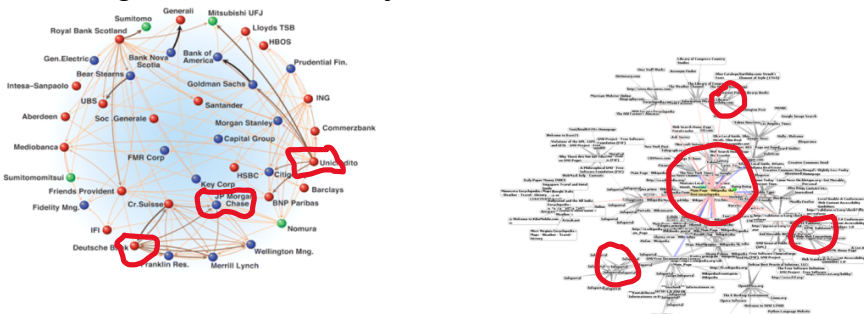


Figure 24 Réseaux décentralisés de petites tailles

Nous appelons ce modèle de réseau qui a des hubs locaux est un réseau décentralisé, il peut y avoir un centre global, mais il est toujours défini en grande partie par ce qui se passe au niveau local.

En réalité, le système ou réseau est soumis à certaines contraintes de ressources environnementales et que le réseau ne peut surmonter toutes ces contraintes qu'en combinant leurs ressources, ce qui a entraîné la formation des Hubs.

Ces hubs ont ensuite pour fonction de connecter les nœuds localement, mais aussi de les connecter globalement à d'autres hubs du réseau. Il en résulte alors des clusters locaux, mais aussi des connexions globales entre les clusters, ce qui nous donne les phénomènes de petit monde mentionnés précédemment. Un réseau de petite taille est un type de graphe dans lequel la plupart des nœuds ne sont pas voisins les uns des autres, mais la plupart des nœuds peuvent être atteints à partir de n'importe quel autre par un petit nombre de connexions. Une certaine catégorie de réseaux de petite taille a été identifiée par Duncan Watts et Steven Strogatz en 1998. Watts et Strogatz ont mesuré qu'en fait, de nombreux réseaux du monde réel ont une petite longueur moyenne de chemin le plus court, mais aussi un coefficient de clustering significativement plus élevé que prévu par hasard.

Le phénomène des petits mondes a depuis été popularisé dans l'hypothèse des six degrés de séparation, qui est une théorie selon laquelle tout le monde n'est qu'à six pas ou moins de toute autre personne dans le monde, de sorte qu'une chaîne de connexions « un ami d'un ami » peut être établie entre deux personnes en un maximum de six étapes. De nombreux graphes empiriques sont bien modélisés par les réseaux de petits mondes. Les réseaux sociaux, les liens vers des sites Web sur Internet, les wikis tels que Wikipédia et les réseaux génétiques présentent tous cette caractéristique du petit monde.

Nous pouvons voir le phénomène de petit monde derrière notre modèle de réseau décentralisé, car il y avait ces clusters locaux avec des hubs, les hubs établissant des connexions mondiales permettant un ensemble relativement efficace de connexions globales au système, sans avoir à dépenser trop de ressources pour maintenir de très nombreuses connexions mondiales qui sont susceptibles d'être coûteuses et difficiles à entretenir.

#### **V.2.6.4 Réseaux centralisés et de loi de puissance**

Les réseaux centralisés représentent des réseaux avec un degré de distribution très élevé, ce qui signifie que dans ce type de structure de réseau, il y aura de très nombreux nœuds avec un très faible niveau de connectivité et un ou très peu de nœud avec un degré de connectivité exceptionnellement élevé. Par conséquent, ils sont très hétérogènes et inégaux en termes de connectivité et d'influence par rapport aux différents nœuds du réseau.

Commençons par prendre l'exemple d'un système centralisé. Si nous devons examiner un réseau d'activités bancaires mondiales avec des nœuds représentant la taille des actifs comptabilisés dans la juridiction respectives et les limites entre eux l'échange d'actifs financiers. Nous verrions comment très peu de nœuds centraux dominent ce réseau, il y a environ 200 pays dans le monde, mais les 19 plus grandes juridictions en termes de capital sont responsables ensemble de plus de

90% des actifs. Ce type de structure centralisée d'un réseau est étonnamment répandu dans notre monde et nous pourrions en citer de nombreux autres exemples, tels que les réseaux sociaux ou très peu de personnes connectées à des millions de personnes et la grande majorité très peu connectée.

## **V.2.7 Diffusion dans les réseaux**

### **V.2.7.1 Dynamique du réseau**

Traditionnellement, la recherche en théorie des graphes concentre son attention sur l'étude des graphes statiques. Cependant, presque tous les réseaux réels sont dynamiques par nature et leurs évolutions et leurs changements au fil du temps est une caractéristique déterminante de leur topologie et de leurs propriétés. Comme la théorie des réseaux est une nouvelle science, une grande partie de celle-ci est encore axée sur l'exploration des bases des graphes statiques, car l'étude de leur dynamique entraîne l'ajout d'un nouvel ensemble de paramètres à nos modèles ce qui nous amène à un nouveau niveau de complexité, dont une grande partie reste inexplorée, et fait l'objet d'une recherche active dans la théorie des réseaux [73].

La dynamique de la formation des réseaux du monde réel est complexe et reste un domaine de recherche très ouvert où de nombreuses questions fondamentales restent sans réponse.

Une manière dont les réseaux du monde réel se forment est à travers le prisme de la théorie de la spéculation (obtenir peu à peu), la théorie de la percolation (filtrage) examine comment quelque chose filtre ou pécule à travers quelque chose d'autre, comme de l'eau qui coule sur le flanc de la colline : l'eau trouvera le chemin de moindre résistance créant des canaux et des sillons dans le flanc de la colline. Cette formation de réseau est alors le produit des contraintes de ressources que son environnement lui impose, mais les contraintes sont inégalement réparties et la topologie des réseaux en tient compte en suivant les chemins de moindre résistance.

La dynamique, de la formation, du renforcement et de la dissolution des réseaux du monde réel, est complexe et reste un domaine de recherche très ouvert où de nombreuses questions fondamentales restent sans réponse [74].

### **V.2.7.2 Diffusion et contagion**

La façon, dont quelque chose se propage sur un réseau, est un phénomène très important et très utiles dans l'analyse de nombreux réseaux différents. L'exemple classique est la diffusion d'une maladie dans une certaine population. Mais nous pourrions parler de la façon dont la perte d'une espèce dans un écosystème affecte les autres espèces, de la propagation de la contagion financière d'une institution à une autre, ou de la diffusion de certaines informations au sein d'un groupe de personnes. Plus formellement, on appelle cela propagation sur un réseau ou diffusion, la façon, dont la diffusion se produit et sa durée, est définie par un certain nombre de paramètres différents. Nous nous contenterons d'énumérer ici les principaux facteurs impliqués avant de les examiner individuellement.

### V.2.7.3 Robustesse

La robustesse et la résilience sont souvent considérées comme la capacité d'un système à maintenir sa fonctionnalité face à des perturbations externes. Nous en voyons des exemples extraordinaires, des réseaux écologiques qui persistent malgré des changements environnementaux extrêmes. Les réseaux de communication comme Internet peuvent souvent faire face à des dysfonctionnements, des erreurs et des attaques, sans que ces événements locaux n'entraînent des défaillances mondiales catastrophiques, mais nous voyons également le contraire où une petite défaillance d'un système financier, par exemple, peut se propager pour affecter l'ensemble du système

Nous concluons ici en faisant un dernier point, à savoir que la connectivité est une arme à double tranchant en ce qui concerne la robustesse. Les connexions permettent l'intégration, ce qui est une source clé de robustesse, car elle relie les composants des systèmes entre eux, mais la connectivité peut également être une voie de propagation des catastrophes. La crise financière la plus récente en est peut-être un bon exemple, où des liens inconnus entre des instruments financiers complexes et des institutions conduisent à une contagion rapide

Finalement, au cours du développement de ces thèmes présentés dans la vue d'ensemble du domaine des réseaux, quelques phénomènes ou caractéristiques communes aux réseaux tels que « petit monde, longue queue, échelle libre, robustesse, défaillance, vulnérabilité » ont apparus qui nécessitent des illustrations :

## V.2.8 Les caractéristiques communes des réseaux

### V.2.8.1 Le petit monde-Small World

#### V.2.8.1.1 Les six degrés de séparation

Pour quantifier ce phénomène de Small world **Stanley Milgram** [67] a étudié le niveau de connectivité des individus grâce à une expérience sur terrain et avant l'existence des courriels. Des individus, venus de différents endroits des États-Unis, devaient envoyer une lettre à un courtier financier vivant sur la côte Est (Boston). Les individus très éloignés de ce courtier (Nebraska), qui ne connaissent pas directement la personne en question, doivent envoyer la lettre à des connaissances proches susceptibles de connaître le courtier. Très peu de lettres sont parvenues à destination, mais celles qui ont atteint l'agent de change sont arrivées très rapidement. Milgram a déduit de son expérience qu'en moyenne chaque personne aux États-Unis est à une distance de 6 personnes avec n'importe quel autre américain, sachant qu'une distance de 1 signifie que les individus se connaissent directement. C'est le concept des "six degrés de séparation".

Plus tard d'autres expérimentations ont confirmé cette propriété, ce qui a permis ensuite de généraliser cette moyenne de six relations humaines, soit cinq intermédiaires, entre deux individus. Un modèle qui fonctionne même si la planète compte plus de 7 milliards de Terriens.



Cela illustre donc la propriété du petit monde, l'idée qu'un réseau a relativement peu de liaisons longue distance, mais qu'il existe des chemins courts entre la plupart des paires de nœuds, généralement créés par des hubs. Ce qui est intéressant, c'est que cette propriété de « petit monde-small world » n'est pas spécifique uniquement pour les réseaux sociaux, mais la plupart des réseaux complexes partagent cette propriété.

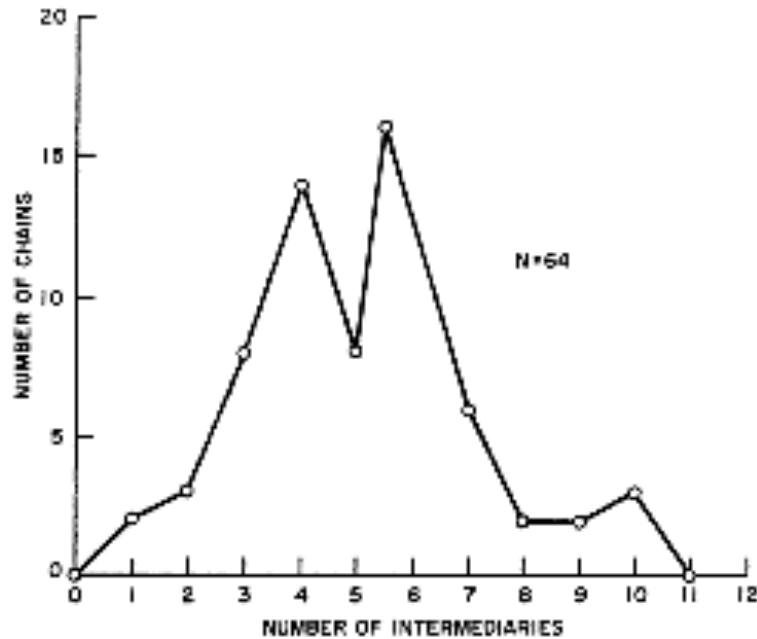


Figure 25 Graphique de l'expérience de Stanley Milgram

#### V.2.8.1.2 Propriétés du petit monde

Dans les années 1990, deux mathématiciens, Duncan Watts et Steven Strogatz, ont écrit un article sur ce phénomène d'un point de vue mathématique. Cet article, intitulé « Collective Dynamics of 'Small-world' networks », a peut-être été l'élément déclencheur pour l'étude des réseaux d'une manière interdisciplinaire [66].

Watts & Strogatz ont examiné 3 types de réseaux très différents du monde réel :

- Un réseau d'acteurs de films, où les nœuds étaient des acteurs individuels, et deux nœuds étaient liés si les 2 acteurs apparaissaient dans le même film. Ils ont également examiné un type de réseau très différent,
- le réseau électrique aux États-Unis, où les nœuds étaient les générateurs, les transformateurs, les sous-stations et 2 nœuds étaient reliés s'ils avaient une ligne de transmission entre eux.
- le cerveau du ver *C. Elegans*, où les nœuds sont des neurones et 2 nœuds étaient liés s'ils sont reliés par une synapse.

En étudiant ces trois exemples à travers le prisme de la connectivité, Watts et Strogatz ont découvert qu'ils avaient cette structure commune qu'ils appelaient la propriété du petit monde.

Cette propriété n'est pas spécifique seulement pour les trois exemples précédents mais elle est commune pour la plupart des réseaux sociaux.

La structure du petit monde telle qu'elle est définie par Watts et Strogatz a deux caractéristiques :

- Une longueur moyenne des chemins très faible.
- Un degré de clustering très élevé.

### V.2.8.1.3 Résultats expérimentaux de Stoltz et Watts

Tous les réseaux sujets d'étude, qui font partie du monde où nous vivons, ont tous le même nombre de nœuds et le même nombre de liaisons.

Tableau 7 Valeurs des deux propriétés pour les types de structures de réseaux.

Réseaux / Caractéristiques	$L_{\text{actuel}}$	$L_{\text{aléatoire}}$	$C_{\text{actuel}}$	$C_{\text{aléatoire}}$
Acteurs films	3,65	2,99	0,79	0,00027
Station électrique	18,7	12,4	0,080	0,005
Cerveau de ver	2,65	2,25	0,28	0,05

$L_{\text{actuel}}$  = Distance moyenne (longueur du plus court chemin) entre les paires de nœuds dans le réseau donné

$L_{\text{aléatoire}}$  = Distance moyenne (longueur du plus court chemin) entre les paires de nœuds dans un réseau aléatoire.

$C_{\text{actuel}}$  = Coefficient de clustering pour le réseau donné

$C_{\text{aléatoire}}$  = Coefficient de clustering pour le réseau aléatoire

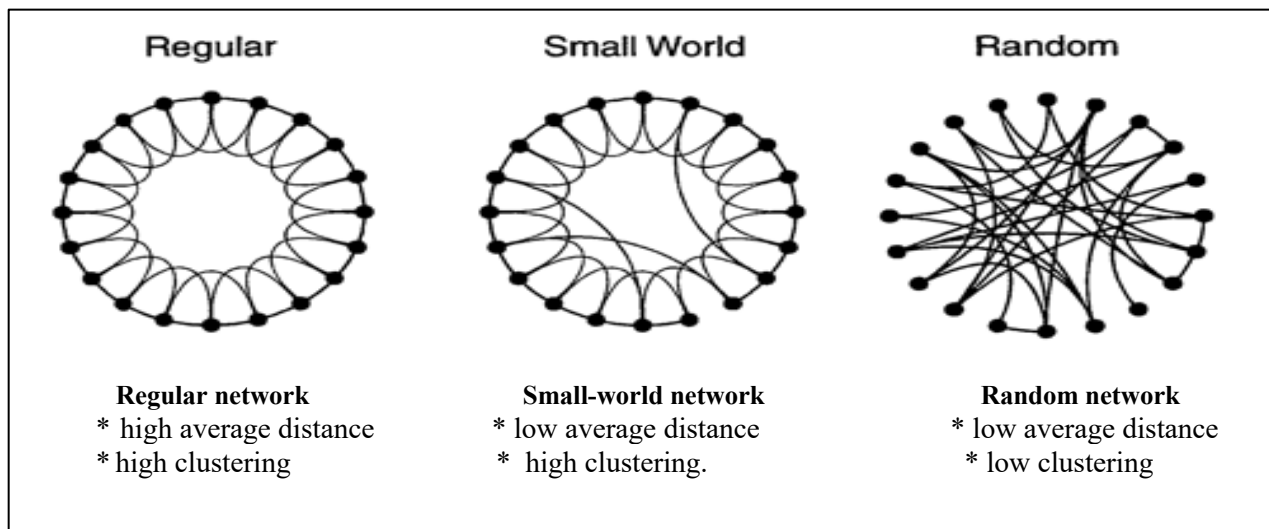
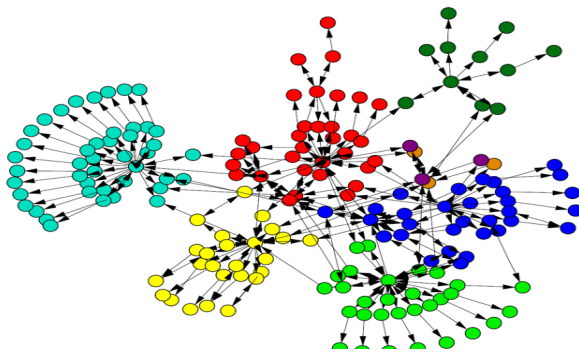


Figure 26 Les types de réseaux selon Stoltz et Watts

En conclusion, l'intérêt principal de cette approche est de proposer un type théorique de graphe. L'inconvénient est que tous les graphes ou presque issus de données empiriques, correspondent à la définition du Small-world network [42]. Ainsi, ce graphe, bien que d'essence théorique, se retrouve alors empiriquement dans la nature contrairement aux graphes aléatoires ou réguliers. Le succès de ce modèle tient donc en quelque sorte dans son universalité. Quoi qu'il en soit, les propriétés de ces graphes sont peu précises, ce qui peut aussi expliquer en partie son universalité ».

### V.2.8.2 Réseaux à échelle libre et longue queue

Ces réseaux ou Scale-Free and Long-Tailed Network Structure ( en anglais ) ont un petit nombre de nœuds très connectés appelés Hubs, qui jouent un rôle central dans la structure et les interactions du réseau. Les deux réseaux suivants ont le même nombre de nœuds et le même nombre de liaisons :



Structure type réseaux connectés Aléatoirement

Figure 27 Structure Aléatoire



Structure type d'une partie World Wide Web (sommets=web pages, liaison=liens entre pages)

Figure 28 structure décentralisée

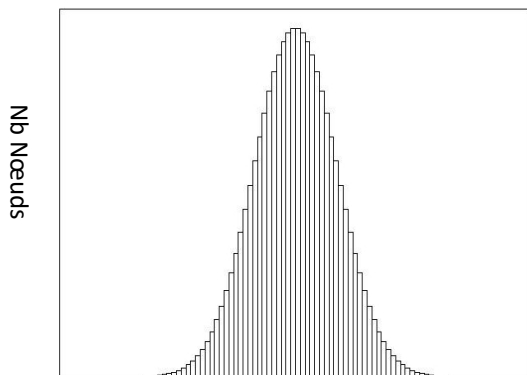


Figure 29 Distribution de degrés- réseau aléatoire

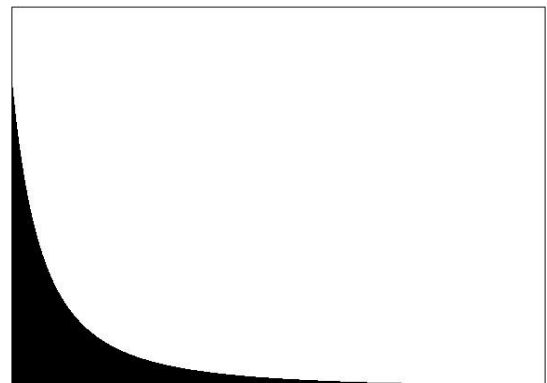


Figure 30 distribution de degrés- réseau petit monde

F1 : Une distribution normale, également appelée "distribution gaussienne", est caractérisée par une courbe en forme de cloche symétrique. Elle est définie par sa moyenne (qui correspond au sommet de la cloche) et son écart-type (qui détermine à quel point la distribution est étalée). Dans une distribution normale, la majorité des données se trouvent près de la moyenne, et l'éloignement des données de la moyenne diminue de manière régulière. De nombreux phénomènes naturels et sociaux suivent approximativement une distribution normale, ce qui en fait un outil statistique puissant pour analyser les données.

F2 : L'idée principale est que, dans un réseau comme le WEB, chaque site Web peut se lier à un autre site par le biais de liens hypertextes. Plus il y a de sites Web, plus il y a de possibilités de liens vers de nouveaux sites. Cette croissance des liens suit une tendance exponentielle.

En termes plus concrets, au fur et à mesure que de nouveaux sites web apparaissent, ils ont tendance à se lier à des sites déjà établis, et ces nouveaux sites deviennent à leur tour des points de connexion pour de nouveaux sites. Ainsi, la croissance du nombre de liens hypertextes est souvent exponentielle car chaque nouveau site ajoute non seulement de nouveaux liens, mais également de nouvelles opportunités pour d'autres sites de se lier à lui.

Cela crée une croissance accélérée du réseau, semblable à la façon dont une distribution exponentielle se développe avec le temps. Cependant, il est important de noter que bien que la croissance des liens puisse suivre une tendance exponentielle, d'autres facteurs tels que l'évolution des technologies, les comportements des utilisateurs et les changements dans les politiques en ligne peuvent également influencer la croissance du World Wide Web [41].

# VI. CHAPITRE 5 : Expérimentation

## VI.1 Introduction

De nos jours, les réseaux sociaux géolocalisés (LBSN) suscitent une attention considérable. L'émergence des appareils mobiles industriels rend les smartphones largement utilisés partout dans la vie quotidienne. De plus, en raison de l'apparition de la technologie Internet, le téléphone mobile est devenu un outil nécessaire permettant aux utilisateurs d'obtenir des informations en temps réel. Le téléphone permet de gérer différentes activités de la vie, notamment la recherche d'informations d'intérêt telles que les achats en ligne, un plan de voyage à partir de capteurs GPS, une formation en ligne et la recherche d'emploi. Cette explosion de l'utilisation des services SBSN sur appareils mobiles permet d'enregistrer des données mobiles massives avec une grande variété de ressources de données. À partir de ces énormes ressources de données, il peut être aidé à déterminer les schémas de trajectoire des utilisateurs, ainsi qu'à reconnaître et suivre leurs comportements de déplacement. Pour cela, de nombreux SBSN ont vu le jour, qui peuvent être séparé en un filtrage collaboratif basé sur le contenu [43]. Le SBSN permet de partager des services et a reçu beaucoup d'attention, comme Gowalla [44] qui est utilisée ici dans notre expérimentation.

De nos jours, les (SBSN) intègrent les données de réseau social et de trajectoire mobile [45]. C'est ainsi que des millions d'utilisateurs mobiles partagent leurs emplacements préférés avec des contenus liés à la localisation. De ce fait, vu l'énorme quantité d'informations contenues dans les SBSN, il est très intéressant de concevoir un schéma efficace pour analyser les activités d'un utilisateur dans les SBSN. Néanmoins, les travaux existants souffrent d'un manque de véracité et d'efficacité. Pour cette raison, les techniques d'exploration de données basées sur leur représentation et leur modèle de données ont connu un grand succès au cours de la dernière décennie [46], [57]. Cependant, les techniques d'exploration de données ont été largement utilisées dans divers domaines, notamment le Web sémantique [48], la synthèse d'images [49] et l'analyse des SBSNs [50]. Les méthodes d'exploration de données permettent de générer et de créer des modèles basés sur des données existantes appelées données d'entraînement. Ces modèles sont des outils utiles pour la représentation des données, la découverte de données et l'analyse de prédiction [51].

Dans notre travail, nous proposons une nouvelle méthode d'analyse de l'activité des utilisateurs basée à la fois sur les méthodes de biclustering et sur les règles d'association [52]. Premièrement, la méthode du biclustering est utilisée avant d'extraire les règles afin de trouver des sous-matrices de lignes et de colonnes aussi similaires que possible les unes aux autres et aussi différentes que possible du reste.

L'algorithme Apriori [53] est appliqué sur chaque sous-matrice pour décrire conjointement les lieux et comportements préférés des utilisateurs. Dans le cadre conçu, les commentaires émis par les utilisateurs et leur déplacement d'une position (emplacement) à une position (emplacement) se

complètent. Ainsi, la méthode introduite est un outil puissant pour décrire et expliquer les données hétérogènes collectées à partir des LBSN.

Dans le modèle généré, nous considérons deux facteurs de règles d'association, notamment la localisation et les commentaires des utilisateurs. Le modèle donné est  $(X \diamond Y [\text{support}\%, \text{Confidence}\% \text{ et Lift}]$  où X et Y sont l'emplacement visité par l'utilisateur tandis que (support, confident et lift) sont des mesures utilisées pour évaluer les règles d'une association.

Les contributions données dans cet article sont exploitées pour améliorer la personnalisation des systèmes de recommandation d'objectifs. En observant un grand nombre de lieux visités par les utilisateurs, nous découvrons comment les vrais utilisateurs préfèrent leurs lieux préférés et devraient être en mesure de faire des recommandations plus réalistes. De plus, la méthode biclustering permet de réduire l'espace de recherche, ce qui améliore la qualité de génération du modèle et elle est directement utilisée comme modèle régional dans un système de recommandation de localisation.

## **VI.2 Travaux connexes**

Dans ce travail nous voulons définir des règles d'association basées sur un modèle utilisé pour avoir plus d'informations sur les activités des utilisateurs sur LBSN et pouvant être utilisées dans les systèmes de recommandation touristique. Pour faire de bonnes recommandations d'emplacement, nous avons besoin d'informations plus approfondies sur la manière dont les utilisateurs se déplacent d'un endroit à l'autre, quels types d'emplacements existent et quels endroits doivent être fréquemment visités. Récemment, grâce à l'utilisation mondiale de divers systèmes intégrés dans les téléphones mobiles intelligents et à l'attractivité des réseaux sociaux, divers travaux ont vu le jour dans le domaine des systèmes de recommandation LBSN [50]. Les systèmes de recommandation peuvent être divisés en catégories de lieu [54], recommandation de prochain POI [55], réseaux de neurones récurrents [56] et recommandation d'itinéraire [57]. Un bref examen des algorithmes de recommandation existants, de la représentation distribuée, des modèles de réseau neuronal, des algorithmes de clustering et de la prédiction du lien social et de la recommandation dans les LBSN est présenté ci-dessous.

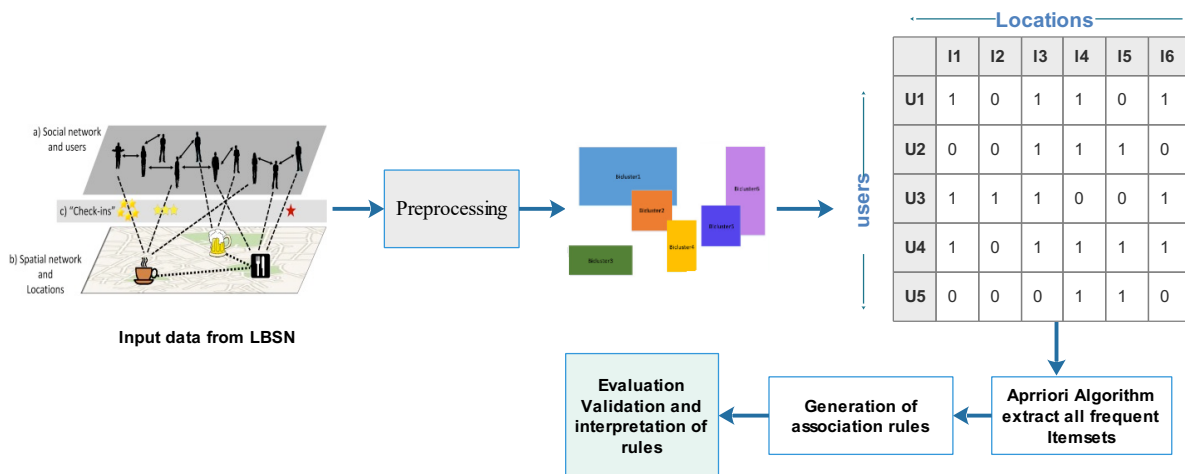
Gao et al. [55] ont examiné les informations satisfaites dans les LBSN. Ainsi, les recommandations de points d'intérêt (POI) sont étudiées avec divers types d'informations de contenu. Cependant, sur la base du sentiment des utilisateurs en tant qu'indicateurs des intérêts des utilisateurs, les propriétés des POI sont prédites. Par exemple, Chen et al. [58] ont étudié l'intérêt des enregistrements des utilisateurs associés pour la recommandation dans LBSN.

Cai Wenjie et coll. [59] ont conçu et évalué une nouvelle méthode de recommandation de localisation appelée LC-G-P afin de faire face à la faible efficacité et précision du système de recommandation traditionnel basé sur le filtrage collaboratif. Le système conçu repose sur le regroupement de communautés et la fusion de diverses fonctionnalités, notamment la distance géographique, la popularité de l'emplacement et les caractéristiques des utilisateurs.

Huayu et al. [60] ont étudié une structure en deux étapes pour le problème de recommandation de POI en prenant en compte les informations d'enregistrement de trois types d'amis en comptant les amis de localisation, les amis sociaux et les amis voisins. Par exemple, Zhao et al. [61] expliquent les POI avec des tweets géolocalisés. Par ailleurs, Diem et al. [62] ont conçu un modèle utilisé pour prédire la prochaine activité des utilisateurs. Le modèle basé sur le contexte passé et actuel des utilisateurs. De plus, le modèle constitue un excellent outil pour relier la prédiction de localisation à la planification des transports. Les types de localisations à gros grains ont été étudiés par Likhyani et al. [63]. Cependant, l'idée consiste à étudier la relation entre les données de localisation éparpillées et les informations cartographiques ; il profite alors de ces informations secondaires pour prédire plus précisément la localisation de la prochaine visite. Bien qu'en situation d'urgence, Shem-Tov et al. [64] ont conçu un modèle pour guider les utilisateurs vers le meilleur ami le plus proche.

### VI.3 Méthodologie proposée

1. La figure 1 présente le schéma de la méthode proposée d'extraction des règles d'association à partir de l'ensemble de données LBSN. Le processus comprend donc quatre étapes principales. La première concerne le prétraitement de l'ensemble de données (donc certaines opérations, y compris le traitement de la valeur nulle et la préparation des matrices de données (user\_location /user\_comment)).
2. La deuxième étape est l'application de l'algorithme de biclustering pour sélectionner des sous-matrices révélatrices. Montrant un motif unique.
3. La troisième étape est l'application de l'algorithme Apriori sur les sous-matrices. Cependant, l'algorithme Apriori se compose de deux étapes principales : (1) extraire les ensembles d'éléments fréquents globaux, puis l'étape (2) extrait les règles d'association utiles de l'ensemble d'éléments fréquents fourni par l'étape (1).
4. La quatrième étape consiste à visualisation et interprétation des règles utiles extraites.

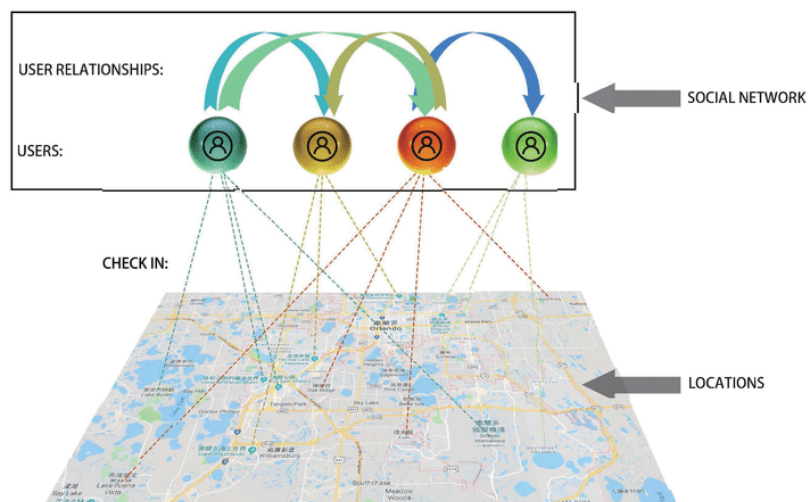


**Figure 27** : schéma de conception des règles de biclustering et d'association basées sur l'activité des utilisateurs dans le modèle LBSN

### VI.4 Réseau social géolocalisé

L'objectif des systèmes LBSN est de fusionner les fonctionnalités des réseaux sociaux en ligne et de permettre aux utilisateurs de partager leurs données urbaines, qui contiennent des informations spatio-temporelles et des aspects sociaux, y compris les préférences et les routines de l'utilisateur [65]. Outre ce processus bien connu sous le nom de réseau de capteurs participatifs [68], un point essentiel est que les utilisateurs peuvent déterminer manuellement quand, comment, où et quoi partager.

Formellement, le concept de LBSN [69],[70] correspond au graphe  $G$  est la forme d'un 3-tuple  $G = (V ; E; C)$ , où  $V$  est l'ensemble des nœuds par ex. utilisateurs,  $E$  fait référence à un ensemble de bords qui décrivent les connexions sociales entre les utilisateurs, et  $c$ 'est l'ensemble de données d'enregistrement des utilisateurs. Dans la figure 2, nous illustrons un exemple d'architecture LBSN [71]. Cette architecture basée sur les fonctionnalités GPS, qui localise les utilisateurs et leur permet de partager des données spatio-temporelles telles que la localisation et le contenu multimédia géolocalisé, par exemple des textes, des photos et des vidéos. L'architecture comprend deux couches. La couche de réseaux sociaux en ligne (OSN), les utilisateurs forment leurs réseaux sociaux, en fonction des interactions dans les LBSN et la couche de localisation physique (PLL) : permet aux utilisateurs de s'enregistrer et de quitter leurs applications de services basés sur la localisation.



**Figure 28.** Architecture des LBSN de réseaux sociaux géolocalisés [71]



### VI.4.1 Règles d'association

Le concept de règles d'association pour extraire des éléments d'un ensemble de données volumineux a été introduit par Agrawal et al. [52], avec le premier algorithme appelé Apriori [53]. L'extraction des règles d'association se déroule en deux étapes principales. La première étape consiste à trouver tous les ensembles d'éléments fréquents, qui ont un support supérieur ou égal aux seuils minimaux définis précédemment et appelés Minsupp. La deuxième étape génère toutes les règles d'association à partir des ensembles d'éléments fréquents obtenus lors de la première étape. Ces règles doivent avoir une confiance supérieure ou égale aux seuils minimaux définis précédemment, notés Minconf. Ainsi, certaines règles sont acceptées tandis que d'autres sont rejetées par Apriori.

Supposons que les règles d'association soient définies comme suit :  $(X \rightarrow Y[\text{support}\%, \text{confiance}\% \text{ et ascenseur}])$ , où X et Y sont des ensembles d'éléments fréquents et X est appelé le côté gauche (LHS) tandis que Y est appelé le côté droit (RHS). Le support%, la confiance% et l'ascenseur sont des mesures de qualité de la règle qui indiquent respectivement la fiabilité, la précision et la validité de la règle [75].

Voici comment sont évaluées ces mesures :

$$\text{support}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{numberof}(X \text{ and } Y)}{\text{Totalnumberoftransaction}} \quad (1)$$

$$\text{confidence}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{support}(X \rightarrow Y)}{\text{support}(X)} \quad (2)$$

$$\text{lift}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{support}(X \rightarrow Y)}{\text{support}(X) \times \text{support}(CY)} \quad (3)$$

### VI.4.2 L'algorithme Apriori

#### Algorithm Apriori

##### **Input :**

**D:** a set of transactions

**Minsup:** threshold of min support

##### **Output:**

**L:** the frequents **Itemsets**.

- 1 L1 = {1- frequents **itemsets**}
- 2 k=2;
- 3 **while** Lk-1 non vide **Do**
- 4 Ck=Apriori-Gen (Lk);
- 5 **for each** t of D **Do**
- 6 C<sub>t</sub> = **Subset** (C<sub>k</sub>, t); {the itemset candidats contenus in C<sub>k</sub>}
- 7 **For each c of C<sub>t</sub> Do**
- 8 c.count++ ;

```

9   end For
10  end For
11   Lk = {c de Ct / c.count >= minsup};
12   k++;
13  End while
14   Return ULk;

```

### VI.4.3 Algorithme de règles de génération

**Algorithmgen-rules;**

```

1  For each frequent Itemset  $f_i$  Do
2    generate all sub-itemsets  $I_j$  of  $f_i$ 
3  End For
4  For each sub-itemset  $I_j$  of  $f_i$  Do
5    generaterule( $I_j \rightarrow (f_i - I_j)$ ) if  $Minconf \geq$  threshold minconf
End For

```

### VI.5 Initialisation et préparation des données

Dans cette section, nous détaillons la phase d'initialisation et de préparation des données, comprenant les matrices de localisation et de commentaires des utilisateurs. Par la suite, nous mettons en œuvre l'algorithme de biclustering afin de sélectionner des sous-matrices présentant des modèles similaires. Enfin, nous utilisons l'algorithme Apriori pour extraire les règles d'association, comme illustré dans la Figure 31 qui représente le processus.

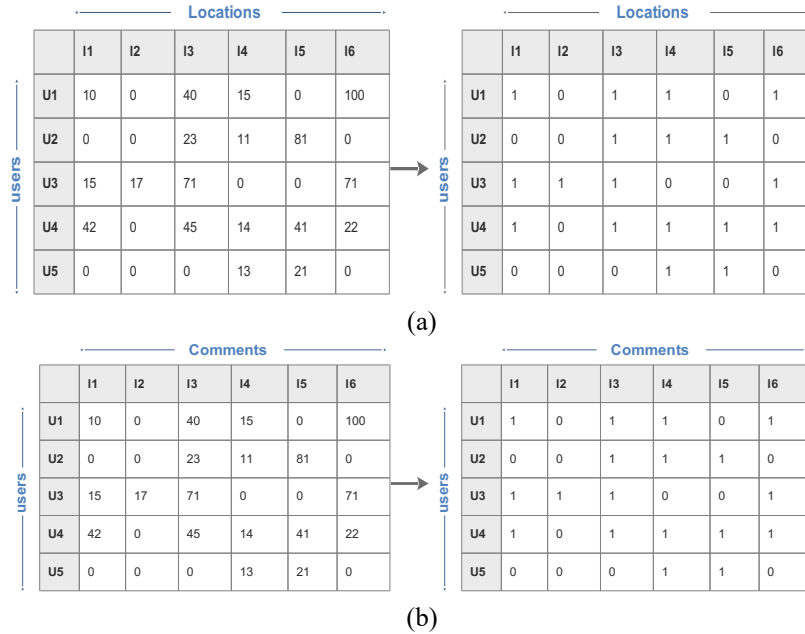
Soient U et L les abréviations pour les utilisateurs et les emplacements, respectivement. La fonction  $F_{u,l}$  est définie pour calculer la fréquence à laquelle un utilisateur se trouve à un emplacement donné. La formule de  $F_{u,l}$  est la suivante :

$$F_{u,l} = \begin{cases} f_{u,l} & \text{number of user which located in location } l \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

L'algorithme de biclustering fournit des sous-matrices. Ensuite, nous avons transformé chaque cluster de l'emplacement utilisateur défini des données binaires. Forme telle que les sous-matrices  $SM \in R^{U \times L}$ ,

$$SM_{u,l} = \begin{cases} 1 & \text{if } f_{u,l} \geq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

Où, la valeur  $SM_{u,l} = 1$  fait référence au fait que les utilisateurs ont visité l'emplacement l. de même ; une valeur de 0 ne localise pas à l'emplacement l.



**Figure 29.** (a) utilisateurs de la matrice avec emplacement visité  
(b) commentaires des utilisateurs de la matrice

## VI.6 Commentaires des utilisateurs

Soit U et C désignant respectivement le nombre d'utilisateurs et de commentaires. Tout d'abord, nous calculons la fréquence  $C_{u,c}$  de chaque utilisateur à qui l'on fait des commentaires sur le lieu d'enregistrement. La représentation de  $C_{u,c}$  comme :

$$C_{u,c} = \begin{cases} c_{u,c} & \text{number of comment } c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

Par la suite, nous établissons le commentaire de l'utilisateur en se basant sur une forme de données binaires, à savoir la matrice d'interaction  $MC \in \mathbb{R}^{(U \times C)}$  des utilisateurs et des lieux visités, de la manière suivante :

$$MC_{u,c} = \begin{cases} 1 & \text{if } c_{u,c} \geq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

À ce stade, une valeur de 1 pour  $MC_{u,c}$  indique que les utilisateurs u ont laissé un commentaire c.

## VI.7 Algorithme de biclustering

Les données LBSN à grande échelle, en particulier les données spatio-temporelles, nécessitent une attention particulière pour les algorithmes de clustering. Toutefois, des méthodes de biclustering ont été développées pour mettre en évidence des sous-matrices révélant des modèles similaires. Ainsi, nous examinons et étudions un algorithme appelé algorithme Xmotifs pour le biclustering des données LBSN. Ensuite, les résultats de cette méthode sont utilisés par l'algorithme apriori pour fournir une règle d'association utile et performante.

Murali et Kasif [76] ont présenté l'algorithme Xmotifs qui recherche les états génétiques conservés. Cependant, pour y parvenir, il est nécessaire d'effectuer un ensemble de prétraitements. Une fois que l'emplacement de l'utilisateur de la matrice de données est généré, l'algorithme sélectionne une colonne aléatoire  $n_l$  (nombre d'emplacements) et suit les étapes suivantes :

1. Sélectionnez un sous-ensemble SD de colonnes  $n_u$  (nombre d'utilisateurs) et collectez toutes les lignes avec un état égal dans ce sous-ensemble, y compris la colonne ci-dessus.
2. Collectez toutes les colonnes où ces lignes ont le même état.
3. Si le bicluster contient le plus de lignes parmi tous les biclusters trouvés et s'il est supérieur à une fraction  $\alpha$  des données, renvoyez-le.

## VI.8 La base de données Gowalla

Nous avons procédé à l'évaluation et au test de la méthodologie prévue sur les ensembles de données Gowalla, qui sont accessibles au public. Gowalla est un LBSN lancé en 2007 [77], qui permet aux utilisateurs de partager leurs informations spatio-temporelles avec leurs amis via des enregistrements. Cet ensemble de données possède le plus grand réseau social parmi tous les publics. Gowalla couvre 30 367 points géoréférencés de la ville de New York et contient également des informations sur 357 753 visites effectuées par 19 183 utilisateurs. Ainsi, l'ensemble de données Gowalla comprend les fichiers suivants : `spots.txt`, qui contient des informations sur les spots identifiés par des identifiants, des noms et des coordonnées géospatiales. Le fichier `users.txt` de Gowalla définit les utilisateurs par leurs identifiants, leurs noms, leurs villes d'origine et leurs coordonnées géospatiales. Le fichier `highlight.txt` est un tableau qui répertorie les spots marqués comme points forts par les utilisateurs de Gowalla, avec les spots inclus, les identifiants d'utilisateur, une description textuelle et la catégorie des spots. Enfin, le fichier `users-spots.txt` est un tableau qui répertorie les spots visités par les utilisateurs de Gowalla, avec le spot et les identifiants utilisateur, accompagnés d'un attribut indiquant si l'utilisateur visite fréquemment le spot. Les tableaux 8 et 9 présentent respectivement le type de données et les catégories de Gowalla.

**Tableau 8** Propriétés des données de Gowalla

<b>Designation</b>	<b>Number</b>
<b>users</b>	19183
<b>Activities</b>	8334
<b>spot id</b>	30367
<b>Connected hometown</b>	11129
<b>Frequency check-in</b>	357753
<b>categories of spot or highlights.txt</b>	9

**Tableau 9** Categories de Gowalla

<b>N°</b>	<b>Categories</b>
1	Architecture and building
2	Art and Culture
3	College and education
4	Entertainment
5	Food
6	Nightlife
7	Park, Nature and recreation
8	Shopping and services
9	Travel and Lodging

## **VI.9 Expérimentations et discussions**

Dans cette section, nous présentons l'application de notre méthode proposée sur l'ensemble de données Gowalla, illustré ci-dessus. Pour notre implémentation, nous utilisons le langage R. Ce langage nous permet d'appliquer l'algorithme Apriori en utilisant différents packages qui comprennent des règles d'association de conception et d'affichage, ainsi que des statistiques sur les règles extraites.

La première étape consiste à prétraiter les données, en se concentrant sur la gestion des données. Nous éliminons tous les enregistrements manquants ou mal placés. Ensuite, nous créons deux matrices, ML et MC, qui contiennent respectivement les emplacements des utilisateurs et les

commentaires des utilisateurs. Les données de la matrice ML indiquent les emplacements visités par les utilisateurs, tandis que la matrice MC contient les informations fournies par les utilisateurs lorsqu'ils visitent un emplacement.

Nous utilisons les équations (4) et (5) pour effectuer le processus sur la matrice ML, et les équations (6) et (7) pour effectuer le même processus sur la matrice MC. L'idée est de déterminer si un utilisateur visite ou non un emplacement parmi les connexions possibles à un lieu contenant ce type. Ensuite, nous appliquons l'algorithme de biclustering de motifs aux matrices ML et MC afin d'extraire les sous-matrices qui présentent des motifs pertinents. Enfin, nous appliquons l'algorithme Apriori à chaque sous-matrice pour générer des ensembles d'items fréquents avec des règles d'association.

Nous avons réalisé deux types d'expérimentations : dans la première, nous avons considéré les emplacements fréquemment visités pour obtenir les utilisateurs de Gowalla, en nous basant sur le fichier users-spots.txt fourni par l'ensemble de données Gowalla. Dans la seconde, nous avons étudié les activités des utilisateurs en nous basant sur les données fournies dans highlight.txt, proposé par les services Gowalla.

## **VI.10 Expérience I, règles d'association utilisateurs-emplacements**

Dans cette section, nous exposons les résultats qui comprennent certaines règles extraites avec leurs tracés correspondants à l'aide de la méthode utilisant le langage R. R propose un package appelé "arules" qui permet d'appliquer plusieurs algorithmes pour l'extraction de règles d'association. Nous avons également utilisé les packages ArulesViz [78] et vis network [79] qui fournissent des fonctions permettant de tracer des graphiques et des statistiques sur le nombre de règles d'association basées sur des paramètres tels que maxlen, qui indique la longueur des règles (c'est-à-dire le nombre d'éléments), supp : le support des règles et conf : la confiance des règles. De plus, certains tracés ont été présentés en analysant les règles à l'aide de graphiques comptant des nuages de points pour les règles et des tracés à deux clés, graphique de règles et tracés de coordonnées parallèles.

Dans la première étape, à partir de la base de données Gowalla, nous générons des matrices d'emplacements d'utilisateurs (voir section 2.3.1), qui sont ensuite stockées dans un fichier .CSV, puis nous les importons avec la commande :

```
fichier <- read.csv("nom de fichier.csv").
```

Dans la deuxième étape, nous devons appliquer l'algorithme de biclustering Xmotif afin d'extraire les clusters. Chaque cluster est stocké dans un sous-fichier (.csv).

Dans la troisième étape, pour chaque cluster, nous extrayons les règles d'association à l'aide de l'algorithme apriori :

règles = a priori(fichier, paramètre = liste(supp =  $\alpha$ , conf =  $\beta$ , minlen =  $\gamma$ )); où  $\alpha$  et  $\beta$  appartiennent à  $[0,1]$ ,  $\gamma$  devrait être plus.

Enfin, nous avons sélectionné et décrit quelques règles d'association en fonction de leurs catégories (voir Tableau 9).

En conséquence, dans le Tableau 11, nous avons répertorié quelques règles avec leurs descriptions. De plus, nous avons présenté dans la Figure 32 le cheminement de ces règles sur une carte utilisant Google Maps.

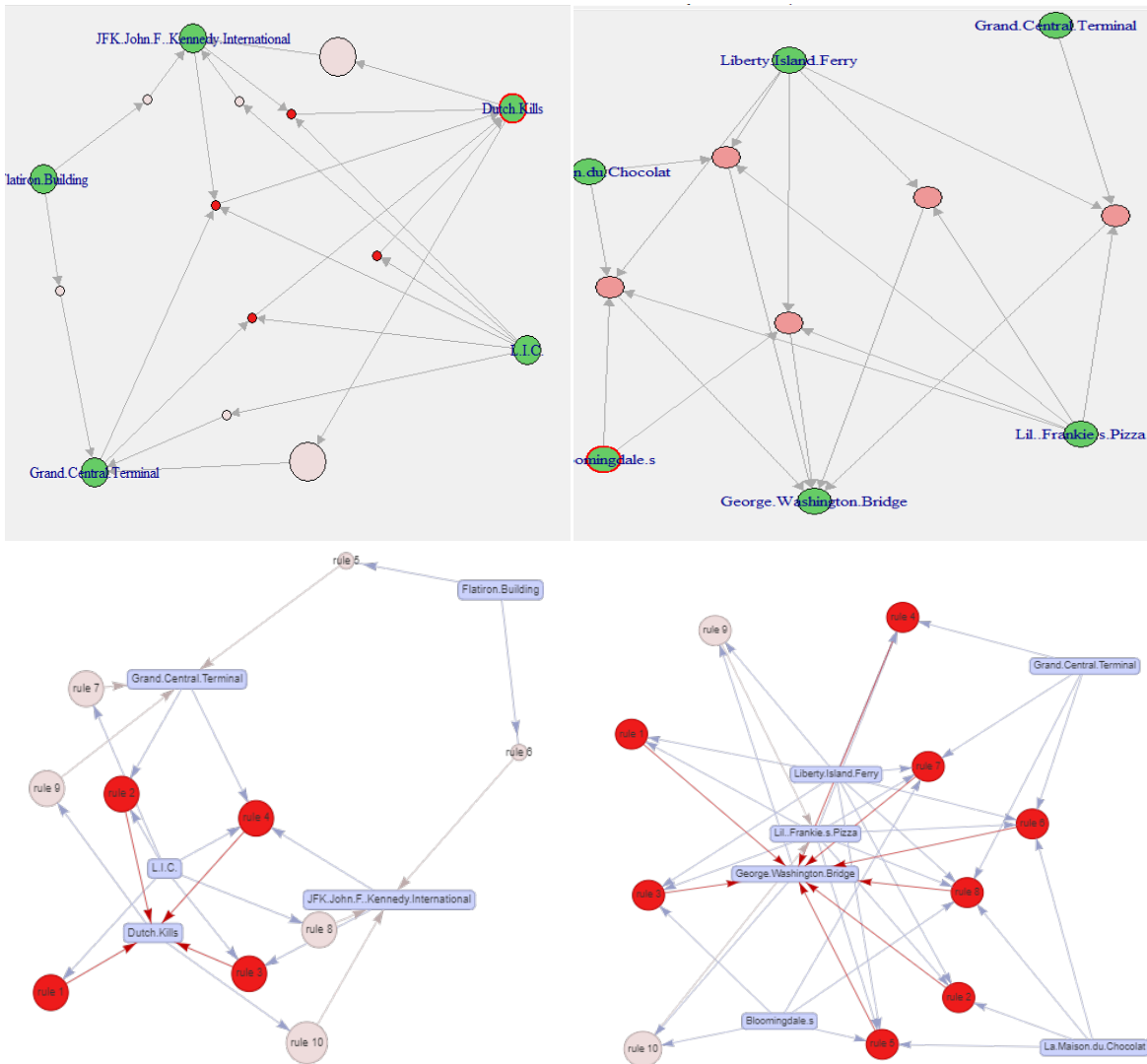
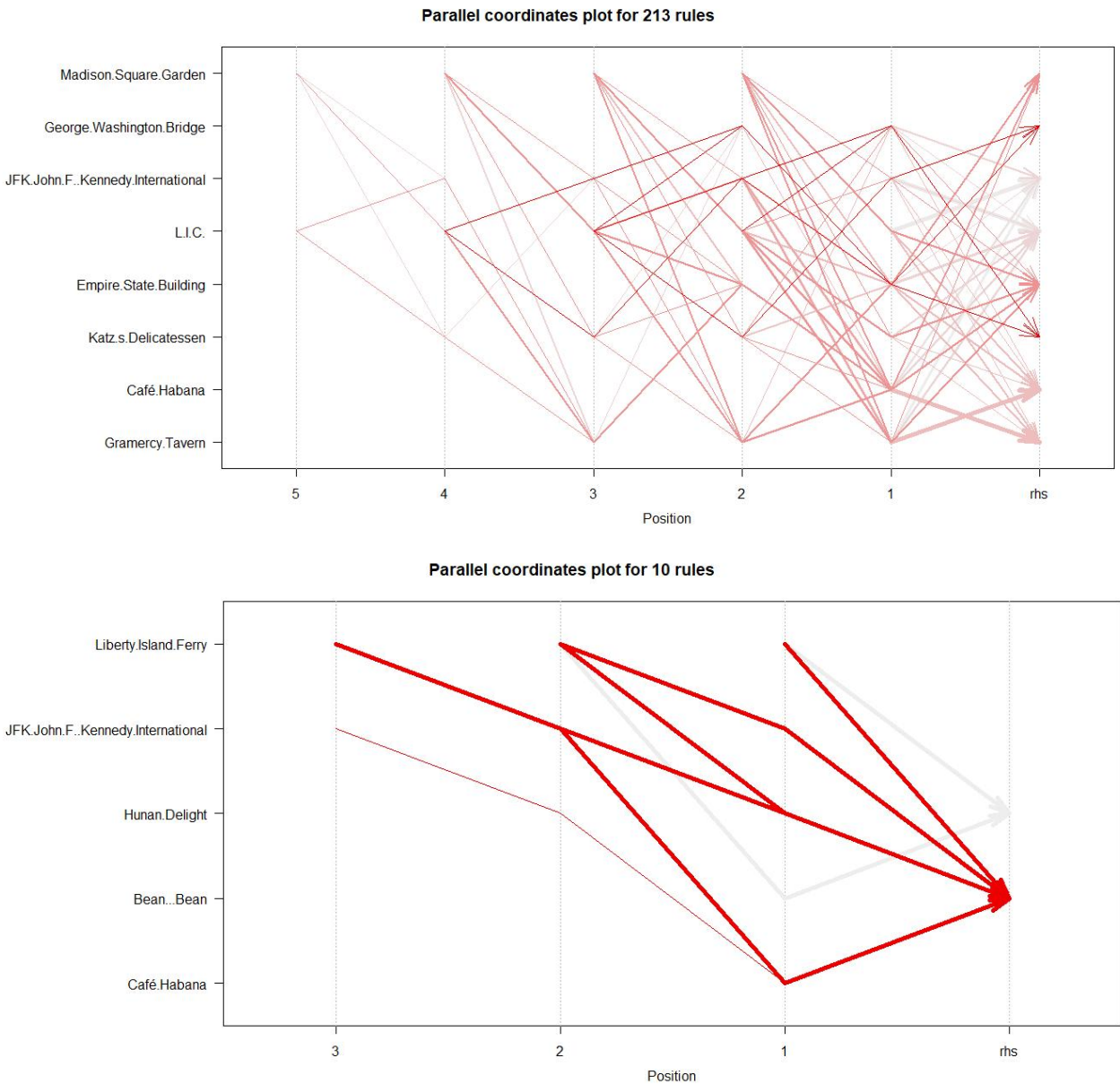


Figure 30. Graphe de quelques règles

La Figure 32 illustre un graphe représentant certaines règles fournies par les outils VisAR [80] sans aucune contrainte de mise en page. De plus, dans ce graphe, la taille des nœuds est déterminée en fonction du support le plus élevé, tandis que la couleur indique l'ascenseur le plus élevé. Les lignes entrantes correspondent au LHS (Left Hand Side) et les lignes sortantes caractérisent le RHS (Right Hand Side).



**Figure 31.** Exemples de coordonnées parallèles

La Figure 29 présente la représentation graphique des coordonnées parallèles pour les règles d'ordre 2 à 5, soit 213 et 10 respectivement. Cette illustration permet une lecture claire des règles,



telles que {liberty.Island Ferry} → {Bean..Bean} ou {Madison.Square.Garden} → {JFK.John.F.Kennedy.International}, et ainsi de suite.

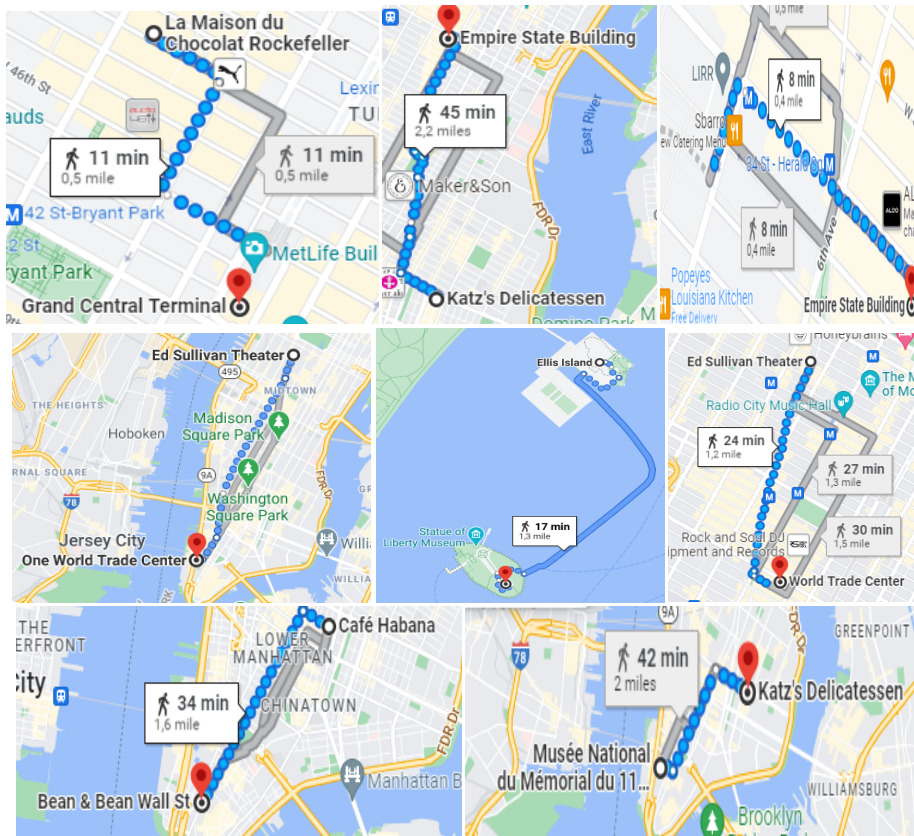
**Tableau 10.** Quelques règles avec leur descriptions

Rules	sup.	conf.	lift	Description
{La.Maison.du.Chocolat} => {Grand.Central.Terminal}	8.21%	100%	9.12	Selon ces règles, il est précisé que 8,21% des utilisateurs de Gowalla se trouvent dans Grand.Central. Terminal plutôt qu'à La. Maison.du.Chocolat, avec une certitude de 100%.
{JFK.John.F.Kennedy.International} => {Grand.Central.Terminal}	3.52%	100%	2.83	Ici 3,52 % des utilisateurs se trouvent à Grand Central, la gare terminale provenant de l'aéroport international JFK John F. Kennedy, avec une fiabilité de 100 %.
{Katz.s.Delicatessen, Madison.Square.Garden} => {Empire.State.Building}	3.57%	100%	9.33	Ici 3,57 % des utilisateurs localisés à Katz.s.Delicatessen et Madison.Square.Garden se trouvent dans l'Empire State Building avec une certitude de 100 %.
{Bloomingdale.s, George.Washington.Bridge, Grand.Central.Terminal, La.Maison.du.Chocolat, Lil..Frankie.s.Pizza} => {Statue.of.Liberty}	1.36%	80%	9.08	Cette règle montre que 1,36% des utilisateurs de Gowalla ont une préférence pour {Bloomingdale.s, George.Washington.Bridge, Grand.Central.Terminal, La.Maison.du.Chocolat, Les lieux Lil..Frankie.s.Pizza} et sont des visiteurs de la Statue de la Liberté avec un taux de confiance de 80%.
{Liberty.Island.Ferry} => {Hunan.Delight}	0.98%	100%	5.37	La règle indique que 0,98 % des utilisateurs de Gowalla présents dans le spot « Hunan.Delight » ont été localisés à

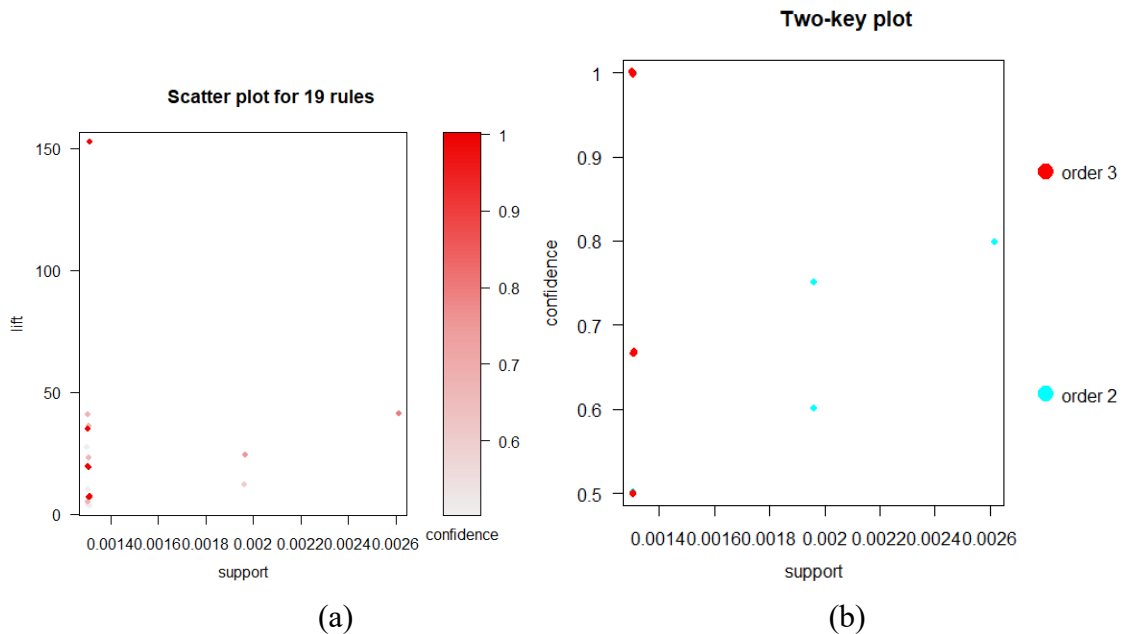
				Liberty.Island.Ferry, soit 100 % des individus.
{Ed Sullivan Theatre} => {1 World Trade Center}	1.31%	100%	1.53	Selon cette règle, 1,31% des utilisateurs présents dans le spot "Ed Sullivan Theatre", qui se trouve également dans le World Trade Center, bénéficient d'une confiance totale à 100%.
{Katz.s.Delicatessen} => {Empire.State.Building}	7.14%	100%	9.33	Cette règle indique que 7,14% des utilisateurs sont situés dans l'Empire.State. Le bâtiment est situé dans le restaurant Katz.s.Delicatessen avec une précision de 100%
{Empire.State.Building, Gramercy.Tavern} => {Madison.Square.Garden}	7.14%	100%	9.33	Cette règle nous indique que 7,14 % des utilisateurs de Gwalla sont localisés dans l'Empire.State.Building et Gramercy. Les établissements de restauration sont implantés dans le stade Madison.Square.Garden avec une exactitude de 100 %.
{Bean...Bean} => {The.Museum.of.Modern.Art.. MoMA.}	0.98	100%	29	Selon la règle, une précision de 100 % indique que 0,98 % des visiteurs de Bean...Bean Coffee apprécient également de visiter le Museum of Modern Art (MoMA).
{ Café.Habana } => {Bean...Bean}	0.98	100%	8.12	La règle stipule que 0,65% des utilisateurs présents dans le café {Bean...Bean} se trouvent au Café. Le café Habana affiche une précision de 50%.
National.9.11. Memorial.Museum} => {Katz's Delicatessen }	0.45%	75%	4.12	Cette règle implique que 0,45 % des utilisateurs présents dans le musée commémoratif du 11 septembre, situé dans le restaurant Katz's Delicatessen,

				<p>sont localisés avec une précision de 75 %.</p>
<p>{ Madison.Square.Garden } =&gt; { Citi.Field }</p>	0.98%	100%	8.12	<p>Cette règle montre que 0,98% des utilisateurs de Gowalla, situé à Madison.Square.Garden, ont également une préférence pour le stade city.Field avec une précision de 100%.</p>

Au vu de ce qui a été présenté ci-dessus, on peut clairement voir la raison pour laquelle nous avons exposé plusieurs résultats sous forme de graphiques générés par le logiciel R pour 19 règles dans la Figure 34. Le nuage de points pour 19 règles est également représenté avec une légende à deux clés. La Figure 35 (a) illustre la variété des règles en fonction des mesures de support, de confiance et de lift. Quant à la Figure 35 (b), elle met en évidence l'ordre des règles en fonction des mesures de soutien et de confiance.



**Figure 32** présente un itinéraire reliant les règles de précédences et d'antécédences pour les lieux visités par les utilisateurs de Gowalla à New York.



**Figure 33.** Visualise: (a) nuage de points pour 19 règles ; (b) tracé à deux points

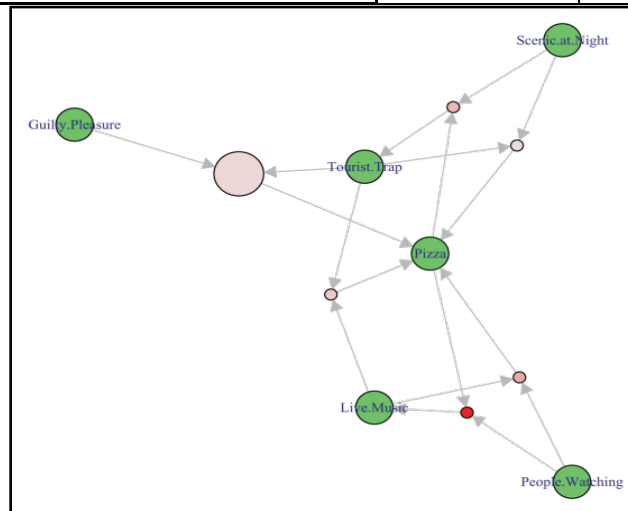
La Figure 36. présente la représentation graphique des coordonnées parallèles pour 19 règles d'ordre 2 et 3. En se basant sur cette illustration, il est facile de déchiffrer les règles, telles que {Ellis.Island} → {Statue of Liberty} ou {Ed.Sullivan.Teatre} → {X1.World.trade.Center} et ainsi de suite.

## VI.11 Expérience II, règles d'association commentaires-utilisateurs

Une alternative efficace pour contourner les limitations du "check-in" omniprésent consiste à influencer la localisation par d'autres moyens utiles et uniques. Gowalla a récemment introduit un nouveau service appelé "Highlights" qui permet aux utilisateurs de définir des lieux en fonction de leurs favoris et de leurs expériences, plutôt que de simplement effectuer des "check-ins". Chaque réponse peut ainsi révéler un peu de l'identité de l'utilisateur et de l'endroit où il passe son temps. Grâce aux services de "données d'expérience" associés à certains lieux, les utilisateurs peuvent découvrir les expériences intéressantes de leurs amis lorsqu'ils s'enregistrent dans leurs lieux préférés.

**Tableau 11** Règles générées en utilisant les paramètres  $\text{supp}=0.09$ ,  $\text{conf}=0.5$ ,  $\text{minlen}=2$ .

Rules	support	confidence	lift
[1] {Live.Music,People.Watching} => {Pizza}	0.09581882	0.7857143	4.849462
[2] {People.Watching,Pizza} => {Live.Music}	0.09581882	0.5500000	7.428235
[3] {Scenic.at.Night,Tourist.Trap} => {Pizza}	0.09581882	0.5500000	3.394624
[4] {Pizza,Scenic.at.Night} {Tourist.Trap} =>	0.09581882	0.5000000	4.519685
[5] {Live.Music,Tourist.Trap} {Pizza} =>	0.09581882	0.6470588	3.993675
[6] {Guilty.Pleasure,Tourist.Trap} {Pizza} =>	0.10452962	0.5714286	3.526882

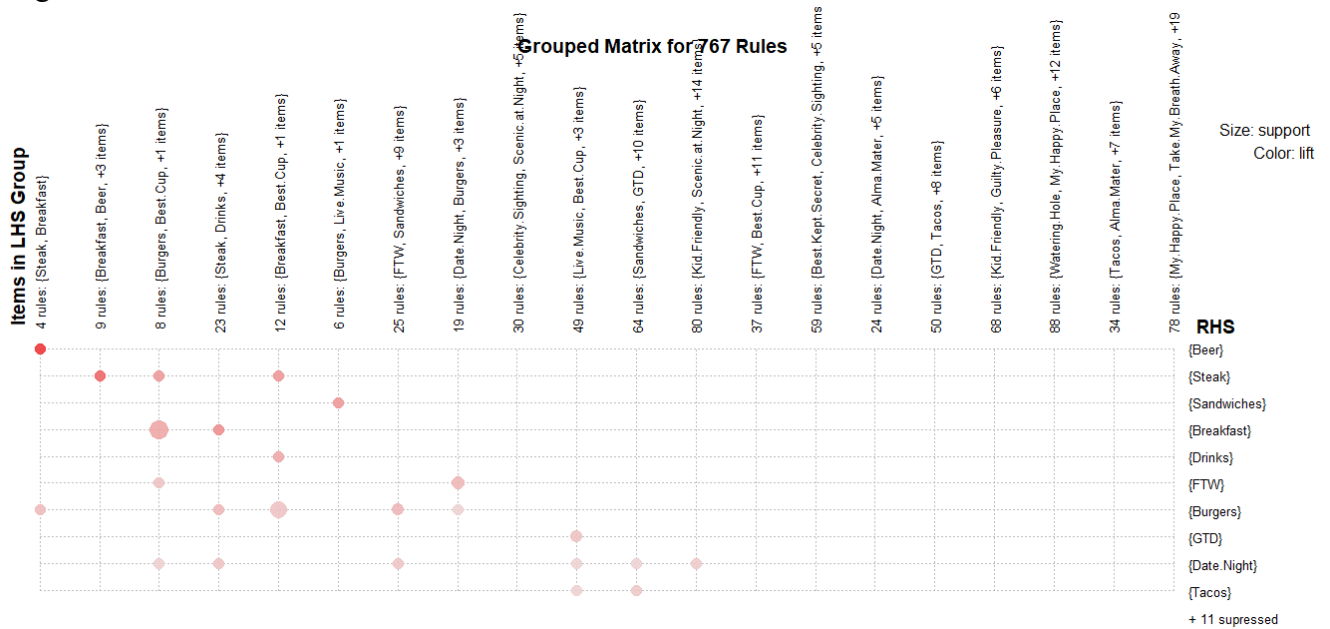


**Figure 34.** Illustration d'un graphe de 6 règles

Les outils VisAR [80] offrent la possibilité d'illustrer des échantillons de règles. Par exemple, la Figure 36 présente un graphique de six règles sans restriction de mise en page. Dans ce graphique, la taille des nœuds est basée sur le support le plus élevé et la couleur représente l'ascenseur le plus élevé.

Dans un autre exemple, nous avons utilisé l'instruction "apriori (file, parameter=list(supp=0.004, conf=0.5,minlen=2))" pour extraire 767 règles. Ces règles sont illustrées dans la Figure 37, où nous présentons également une matrice groupée de 763 règles. Cette représentation nous permet de mieux décrire la relation entre les règles et les ensembles d'éléments fréquents. Ainsi, l'utilisation de graphiques pour afficher les règles d'association améliore leur présentation et leur

visualisation. De plus, cela renforce l'interopérabilité et permet de visualiser de vastes ensembles de règles.



**Figure 35.** Matrice groupée pour 767 règles (LHS→RHS)

Nous avons extrait plus de 14 906 éléments, dont certains sont importants tandis que d'autres pourraient être superflus. Par conséquent, le choix du seuil de soutien et de confiance revêt une importance capitale pour obtenir des règles plus rigoureuses. De plus, il est impossible de tout expliquer. Quelques-unes de ces règles sont exposées et discutées dans le Tableau 12.

**Tableau 12** Some rules with their descriptions

Rules	sup.	conf.	lift	description
{Guilty.Pleasure, Celebrity Sighting }=> { Tourist.Trap }	0.0871	0.6667	6.02	Cette règle stipule que les visiteurs touristiques sont considérés comme coupables. Le plaisir et les observations de célébrités représentent environ 8,71 % avec une précision de 66,67 %.
=> {Pizza}				
{Best.Kept.Secret,Pizza} => {Best.Cup}	0.0871	66.667	5.88	Cette règle détermine les individus qui excellent dans leurs commentaires. Gardé secret et préféré comme repas, la pizza est leur choix favori. Ils préfèrent la

				Best Cup avec une réalité de 8,7% et une précision de 66,67%.
{Pizza,Scenic.at.Night} => {Tourist.Trap}	0.0958	0.5000	4.52	Cette règle met en évidence que 9,58% des individus qui apprécient regarder Scenic le soir privilégient les touristes pour déguster une pizza avec une précision de 50 %.
{Live.Music,People.Watching} => {Pizza}	0.0785	0.958	4.85	Cette règle montre que les individus ont une préférence pour un lieu où ils peuvent écouter de la musique en direct. Quant aux moments forts, ils impliquent généralement de déguster une pizza avec une fiabilité de 7,875% et une précision de 95,8%.
{TakeMyBreathAway} => {BestKeptSecret}	0.114	1.00	2.44	Cette règle montre que plus de 11% des utilisateurs du site Gowalla, qui manifestent un intérêt pour le cinéma en le recherchant et en le commentant, ont également une préférence pour les espaces verts avec une précision de 100%.
{ Scenicat Night} => {My Happy Place}	0.091	1.000	3.14	La présente règle indique que près de 9% des utilisateurs du site préfèrent les endroits offrant une vue magnifique sur des paysages charmants, tels que la vue nocturne de New York avec ses lumières éblouissantes, et ils les qualifient de « Mon endroit heureux ». Cette règle est précise à 100%.
{Celebrity Sighting, WTF=> {Take My Breath Away}	0.091	1.000	4.00	Cette règle stipule que 9,10% des individus qui apprécient les apparitions de célébrités et se trouvent au milieu d'un espace ouvert expriment "époustouflant" avec une précision de 100%.
{Alma Mater, Pizza} => {Burgers}	0.114	1.000	2.933	Cette règle stipule que les individus qui se rendent à Alma Mater pour déguster leur pizza préférée, optent également pour des hamburgers avec une fiabilité de 11,4% et une précision de 100%.

## VI.12 Conclusion

Nous avons présenté ici une approche novatrice basée sur le biclustering et l'algorithme Apriori pour l'analyse et la prédiction des activités des utilisateurs. L'étude de cas a été menée sur la plateforme de réseau social Gowalla. Le schéma proposé comprend quatre étapes principales, à savoir le prétraitement des données, la préparation de la matrice de données de l'emplacement des utilisateurs et de l'utilisateur, la méthode de biclustering pour obtenir une sous-matrice pertinente, et enfin l'algorithme Apriori pour extraire les associations significatives. Les règles d'association extraites ont été considérées comme des modèles pour représenter les connaissances. En outre, le modèle de règle d'association décrit brièvement les activités des utilisateurs et est considéré comme un nouvel outil qui peut être inclus dans les méthodes de pointe proposées. Les règles d'association sélectionnées ont été décrites en fonction des catégories proposées par Gowalla du LBSN. Dans les travaux futurs, l'application de méthodes de sélection de caractéristiques sur la matrice de données avant l'extraction du modèle de règles d'association sera étudiée. Les résultats obtenus sur un ensemble de données Gowalla accessible au public ont démontré l'efficacité de la méthode présentée dans l'analyse des LBSN.



## VII. CONCLUSION GENERALE

L'objectif de cette thèse était d'explorer la notion de complexité qui est devenue centrale dans de nombreux domaines scientifiques.

Nous nous sommes intéressés aux systèmes complexes, c'est-à-dire des systèmes difficiles à appréhender avec les méthodes traditionnelles de la science en raison de leurs nombreux éléments interconnectés et en interaction, de leur non-linéarité, de leur capacité d'auto-organisation et d'émergence de comportements collectifs. Nous avons effectué une revue de l'état de l'art du concept de complexité à travers différentes disciplines telles que les mathématiques, la physique, la biologie, la sociologie, l'économie et bien d'autres.

Nous avons présenté les principales théories développées pour étudier ces systèmes complexes : la théorie générale des systèmes, la cybernétique, la théorie du chaos, la théorie de l'information. Nous avons également exploré des outils de modélisation et de simulation numérique adaptés à l'étude de ces systèmes.

Par ailleurs, nous avons mis en évidence le caractère profondément interdisciplinaire de la science et de la complexité. Nous avons souligné également le défi que posent ces systèmes pour la science classique ainsi que le besoin de nouvelles approches, plus générale, plus systémiques, intégrant des boucles de rétroaction et une pensée non linéaire.

Le sujet de recherche étudié ici est très pertinent et nécessite d'être approfondi en vue d'améliorer les résultats obtenus. Nous pensons qu'il est impératif d'explorer plusieurs autres possibilités et que nous proposons comme perspectives qui pourraient être étudiées pour approfondir le travail réalisé dans cette thèse sur les systèmes complexes, pour ce faire nous proposons ce qui suit :

- Approfondir l'étude de cas réalisée en l'appliquant à d'autres jeux de données réelles issu de systèmes complexes (réseaux sociaux, réseaux de transport, marchés financiers etc.)
- Étudier des applications concrètes de la pensée complexe dans des domaines variés : en urbanisme, en biologie, en épidémiologie, en logistique, en psychologie sociale.
- Développer une méthodologie interdisciplinaire intégrant systémique, pensée complexe et design pour appréhender des problèmes complexes en entreprise ou dans la sphère publique.
- Étendre le travail à d'autres théories de la complexité : théorie de l'auto-organisation, théorie de la viabilité, systémique cognitive.

En conclusion, cette thèse offre une synthèse structurée d'un domaine émergent aux enjeux cruciaux pour de nombreux secteurs. Elle ouvre des perspectives passionnantes pour une meilleure compréhension de notre monde complexe afin de mieux relever les défis auxquels nos sociétés sont confrontées.

## VIII. BIBLIOGRAPHIE

- [1] Morin, E. and Weinmann, H., 2008, *La complexité humaine*, Flammarion, 1-384 pp
- [2] Debru, Claude, et Pascal Nouvel. « III. De la biologie moléculaire à l'ingénierie génétique : la science et la société », , *Le possible et les biotechnologies. Essai de philosophie dans les sciences*, sous la direction de Debru Claude, Nouvel Pascal. Presses Universitaires de France, 2003, pp. 169-257.
- [3] Zimmerman, B., Lindberg, C., & Plsek, P. (1998). A complexity science primer: What is complexity science and why should I learn about it. *Adapted From: Edgware: Lessons From Complexity Science for Health Care Leaders*, Dallas, TX: VHA Inc.
- [4] Raia, F. (2005). Students' understanding of complex dynamic systems. *Journal of Geoscience Education*, 53(3), 297-308.
- [5] Gerstenberger, D. (1966). Mitchell," Joe Gould's Secret for 2m Mitchell "(Book Review). *Western Humanities Review*, 20(3), 255
- [6] Fraisiopi Fausto, 2012, *La complexité et les phénomènes, Nouvelles ouvertures entre science et philosophie*, Paris, Hermann.
- [7] Grauwin, S., & Jensen, P. (2011). Mapping scientific institutions. *Scientometrics*, 89(3), 943-954.
- [8] Ladyman, J. Science, metaphysics and method. *Philos Stud* 160, 31–51 (2012). <https://doi.org/10.1007/s11098-012-9910-y>
- [9] Gabbay, D. M., Thagard, P., Woods, J., & Hooker, C. A. (2011). *Philosophy of complex systems* (Vol. 10). Elsevier.
- [10] Mitchell, S. D. (2003). *Biological complexity and integrative pluralism*. Cambridge University Press.
- [11] Kuhlmann, M. (2011). Mechanisms in dynamically complex systems.
- [12] Wolfgang, H. (2005). Ludwig von Bertalanffy forerunner of evolutionary systems theory.
- [13] Ackoff, R. L. (1994). Systems thinking and thinking systems. *System Dynamics Review*, 10(2-3), 175-188.
- [14] Forrester, J. W. (2007). System dynamics—the next fifty years. *System Dynamics Review: The Journal of the System Dynamics Society*, 23(2-3), 359-370.
- [15] Fuller, R. B. (1982). *Synergetics: explorations in the geometry of thinking*. Estate of R. Buckminster Fuller.
- [16] Bar-Yam, Y. New England Complex Systems Institute 24 Mt. Auburn St., Cambridge, MA 02138, USA [yaneer@necsi.org](mailto:yaneer@necsi.org)/[sayama@necsi.org](mailto:sayama@necsi.org).
- [17] Ashby, W. R. (1956). *An Introduction to Cybernetics*. Chapman and U, London.
- [18] Le Moigne, J. L. (1987). *Qu'est-ce qu'un modèle*. Université d'Aix-Marseille III, Faculté d'économie appliquée.
- [19] Dodds, P. S., & Watts, D. J. (2005). A generalized model of social and biological contagion. *Journal of theoretical biology*, 232(4), 587-604.
- [20] Jacob, F. (1970). *La logique du vivant: une histoire de l'hérédité*. (No Title).
- [21] Gell-Mann, M. (2010). Murray Gell-Mann. *Quantum Algebra and Symmetry*, 660.
- [22] Bar-Yam, Y. (1997). *About complex systems*. Reading, Addison-Wesley.

- [23] Ball, P. (2004). *Critical mass: How one thing leads to another*. Macmillan.
- [24] Lorenz, E. (1961). *Chaos theory*.
- [25] Strogatz, S. H. (2018). *Nonlinear dynamics and chaos with student solutions manual: With applications to physics, biology, chemistry, and engineering*. CRC press.
- [26] Gleick, J. (2008). *Chaos: Making a new science*. Penguin.
- [27] Turing, A. M. (1939). Systems of logic based on ordinals. *Proceedings of the London Mathematical Society, Series 2*, 45, 161-228.
- [28] Ball, Philip. *The auto-made tapestry: training of patterns in nature*. Oxford University Press, 1999.
- [29] Scott, C., Jean-Louis, D., Franks Nigel, R., James, S., Guy, T., & Eric, B. (2003). *Self-organization in biological systems*.
- [30] Dobzhansky, Th., Ayala, F.J., Stebbins, G.L. & Valentine, J.W. — *Evolution*. San Francisco, Freeman, 1977, 33-1 pp. 146-148
- [31] Holland, J. H. (1992). Complex adaptive systems. *Daedalus*, 121(1), 17-30.
- [32] Simon, H. A. (1992). De la rationalité substantive à la rationalité procédurale. *Revue Pistes*, 3.
- [33] Thurner, S., Hanel, R., & Klimek, P. (2018). *Introduction to the theory of complex systems*. Oxford University Press.
- [34] Sand, S. (1990). La correspondance comme boîte noire : le cas de Georges Sorel. *Mil neuf cents. Revue d'histoire intellectuelle (Cahiers Georges Sorel)*, 8(1), 105-121.
- [35] Sayama, Hiroki. *Introduction to the Modeling and Analysis of Complex Systems*. Open SUNY Textbooks, 2015.
- [36] Pagels, Heinz R. *The Dreams of Reason: The Computer and the Rise of the Sciences of Complexity*. Bantam Books, 1989.
- [37] Daft, R. L. (2004). *Organization theory and design*.
- [38] Senge, P. (2001). *Peter Senge and the learning organization*.
- [39] Von Bertalanffy, L. (1972). The history and status of general systems theory. *Academy of Management Journal*, 15(4), 407-426.
- [40] Peter, S. (1990). *The fifth discipline. The Art & Practice of Learning Organization*. Doubleday Currence, New York.
- [41] Barabási, A. L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *science*, 286(5439), 509-512.
- [42] Berge, C. (1973). *Graphes et hypergraphes (2eme éd.)*. Dunod, Paris.
- [43] X. Ding, J. Xu, and G. Chen, "Exploring structural analysis of place networks using check-in signals," in 2013 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 2013, pp. 3194–3199.
- [44] M. Ye, P. Yin, W.-C. Lee, and D.-L. Lee, "Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation," in Proceedings of the 34th International ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval, 2011, pp. 325–334.
- [45] C. Yang, M. Sun, W. X. Zhao, Z. Liu, and E. Y. Chang, "A neural network approach to jointly modeling social networks and mobile trajectories," *ACM Trans. Inf. Syst.*, vol. 35, no. 4, pp. 1–28, 2017.

- [46] P. L. Lekshmy and M. A. Rahiman, "A sanitization approach for privacy preserving data mining on social distributed environment," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 11, no. 7, pp. 2761–2777, 2020.
- [47] C. C. Aggarwal, *Data mining: the textbook*. Springer, 2015.
- [48] P. Ristoski and H. Paulheim, "Semantic Web in data mining and knowledge discovery: A comprehensive survey," *J. Web Semant.*, vol. 36, pp. 1–22, 2016.
- [49] S. Shin and I. Hwang, "Data-Mining-Based computer vision analytics for automated helicopter flight state inference," *J. Aerosp. Inf. Syst.*, vol. 14, no. 12, pp. 652–662, 2017.
- [50] J. Bao, Y. Zheng, D. Wilkie, and M. Mokbel, "Recommendations in location-based social networks: a survey," *Geoinformatica*, vol. 19, no. 3, pp. 525–565, 2015.
- [51] A. Zafar and S. Chitnis, "Survey of depression detection using social networking sites via data mining," in *2020 10th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)*, 2020, pp. 88–93.
- [52] R. Agrawal, T. Imieliński, and A. Swami, "Mining association rules between sets of items in large databases," in *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, 1993, pp. 207–216.
- [53] R. Agrawal, R. Srikant, and others, "Fast algorithms for mining association rules," in *Proc. 20th int. conf. very large data bases, VLDB*, 1994, vol. 1215, pp. 487–499.
- [54] D. Preoŕtiuc-Pietro, J. Cranshaw, and T. Yano, "Exploring venue-based city-to-city similarity measures," in *Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing*, 2013, pp. 1–4.
- [55] H. Gao, J. Tang, X. Hu, H. Liu, and others, "Content-aware point of interest recommendation on location-based social networks.," in *Aaai*, 2015, vol. 15, pp. 1721–1727.
- [56] E. Palumbo, G. Rizzo, R. Troncy, and E. Baralis, "Predicting Your Next Stop-over from Location-based Social Network Data with Recurrent Neural Networks.," in *RecTour@ RecSys*, 2017, pp. 1–8.
- [57] M. De Choudhury, M. Feldman, S. Amer-Yahia, N. Golbandi, R. Lempel, and C. Yu, "Automatic construction of travel itineraries using social breadcrumbs," in *Proceedings of the 21st ACM Conference on Hypertext and Hypermedia*, 2010, pp. 35–44.
- [58] X. Chen, Y. Zeng, G. Cong, S. Qin, Y. Xiang, and Y. Dai, "On information coverage for location category-based point-of-interest recommendation," in *29th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2015.
- [59] W. Cai, Y. Wang, R. Lv, and Q. Jin, "An efficient location recommendation scheme based on clustering and data fusion," *CoElectr. Eng.*, vol. 77, pp. 289–299, 2019.
- [60] H. Li, Y. Ge, R. Hong, and H. Zhu, "Point-of-interest recommendations: Learning potential check-ins from friends," in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 975–984.
- [61] K. Zhao, G. Cong, and A. Sun, "Annotating points of interest with geo-tagged tweets," in *Proceedings of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management*, 2016, pp. 417–426.

- [62] D. To, D. Si, and Y. Chen, “Traveler’s Next Activity Predication with Location-Based Social Network Data,” in Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Prediction of Human Mobility, 2019, pp. 15–23.
- [63] A. Likhvani, D. Padmanabhan, S. Bedathur, and S. Mehta, “Inferring and exploiting categories for next location prediction,” in Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, 2015, pp. 65–66.
- [64] I. B. Shem-Tov and S. Bekhor, “Extracting Travel Demand for Emergency Situations Using Location-Based Social Network Data,” *Transp. Res. Procedia*, vol. 45, pp. 111–118, 2020.
- [65] M. M. Islam, *From Government to E-Governance: Public Administration in the Digital Age: Public Administration in the Digital Age*. IGI Global, 2012.
- [66] Watts, D., Strogatz, S. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature* 393, 440–442 (1998). <https://doi.org/10.1038/30918>
- [67] Stanley Milgram, « The small-world problem » [archive], sur PsycEXTRA Dataset, 1967
- [68] T. H. Silva et al., “Users in the urban sensing process: Challenges and research opportunities,” *Pervasive Comput. Next Gener. Platforms Intell. Data Collect.*, pp. 45–95, 2016.
- [69] Z. Zou, X. Xie, and C. Sha, “Mining user behavior and similarity in location-based social networks,” in 2015 Seventh International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP), 2015, pp. 167–171.
- [70] Z. Wu, S. Pan, F. Chen, G. Long, C. Zhang, and S. Y. Philip, “A comprehensive survey on graph neural networks,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, 2020.
- [71] F. Hao, J. Zhang, Z. Duan, L. Zhao, L. Guo, and D.-S. Park, “Urban Area Function Zoning Based on User Relationships in Location-Based Social Networks,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 23487–23495, 2020.
- [72] Belayadi, Y., Khababa, A., Attia, A., & Maza, S. (2022). An Effective Method Based on Bi-Clustering and Association Rules for User Activity Analysis in Location-Based Social Network. *Ingenierie des Systemes d'Information*, 27(6), 855.
- [73] Belayadi, Y., Khababa, A., Attia, A., & Akhtar, Z. (2021). USER ACTIVITIES ANALYSIS IN LOCATION BASED SOCIAL NETWORK VIA ASSOCIATION RULES. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 11(3).
- [74] Akrouf, S., Meriem, L., Yahia, B., & Eddine, M. N. (2013). Social network analysis and information propagation: A case study using Flickr and YouTube networks. *International Journal of Future Computer and Communication*, 2(3), 246-252.
- [75] F. Berzal, I. Blanco, D. Sánchez, and M.-A. Vila, “A new framework to assess association rules,” in *International Symposium on Intelligent Data Analysis*, 2001, pp. 95–104.
- [76] T. M. Murali and S. Kasif, “Extracting conserved gene expression motifs from gene expression data,” in *Biocomputing 2003*, World Scientific, 2002, pp. 77–88.
- [77] X. Liu, Y. Liu, K. Aberer, and C. Miao, “Personalized point-of-interest recommendation by mining users’ preference transition,” in *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Information & Knowledge Management*, 2013, pp. 733–738.

- [78] M. Hahsler, “arulesViz: Interactive Visualization of Association Rules with R.,” *R J.*, vol. 9, no. 2, 2017.
- [79] B. V Almende and B. Thieurmel, “Robert T. visNetwork: Network Visualization using ‘vis.js’ Library. 2019,” *R Packag. version*, vol. 2, no. 9, 2017.
- [80] L. Yang, “Visualizing frequent itemsets, association rules, and sequential patterns in parallel coordinates,” in *International Conference on Computational Science and Its Applications*, 2003, pp. 21–30.