

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR UNIVERSITY -ANNABA

UNIVERSITEBADJI MOKHTAR -ANNABA



جامعة باجي مختار
- عنابة -

Faculté: Sciences de l'Ingénieur -Année 2020-
Département: Informatique

THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences

Adaptation automatique des systèmes complexes observables dans des environnements dynamiques et incertains

Option : Informatique

Présenté par

Ali Boukehila

Devant le juré composé de:

Président	Souici-Meslati Labiba	Pr.	Université Badji Mokhtar - Annaba
Rapporteur	Taleb Nora	Pr.	Université Badji Mokhtar - Annaba
Examineur	Zarzour Hafed	MCA	Université Mohammed-Chérif Messaadia de Souk Ahras
Examineur	Zedadra Ouarda	MCA	Université 8 Mai 1945 Guelma

Remerciements :

Je tiens à remercier en premier lieu **Pr. Nora Taleb**, Professeur à l'Université Badji Mokhtar-Annaba, grâce à elle ce travail a pu voir le jour. Je la remercie pour ses qualités de chercheur scientifique ainsi pour ses qualités humaines.

Ma reconnaissance va à notre cher **Pr. Meslati Djamel** (رحمه الله) pour avoir accepté de m'intégrer dans son laboratoire de recherche **LISCO**, merci au **Pr. Suici-Meslati Labiba**, que Dieu reconforte son cœur avec sa grâce.

Mes remerciements vont aussi au **Dr Ghazi Sabri** pour tout son soutien et ses conseils éclairés.

Je remercie tout ceux qui m'ont soutenu physiquement ou moralement durant ces longues années de travail.

Dédicace :

Je dédie ce modeste travail en premier lieu à mes Parents, Ma femme, mes enfants, à Mes Frères, ma famille et à Mes Amis.

Table des matières

الملخص:	8
Résumé :	9
Abstract:	10
Index des figures:	11
Index des tableaux:	12
Introduction générale.....	1
1 Contexte de la thèse :	1
2 Problématique.....	3
3 Objectif de la thèse	4
4 L'Approche proposée.....	5
5 Organisation de la thèse :	6
Chapitre 1 Cadre théorique : Systèmes complexes et systèmes multi-agents.....	8
1 Introduction	8
2 Système	9
3 Systèmes complexes.....	11
3.1 Définition	11
3.2 Mesures de la complexité.....	11
4 Théorie des systèmes complexes.....	12
4.1 Définition	12
4.2 Caractères des systèmes complexes	14
4.3 Classification des systèmes complexes	15
5 Systèmes complexes adaptatifs	16
5.1 Définition	16
5.2 Composants du système complexe adaptatif.....	18
5.3 Propriétés des systèmes complexes adaptatifs	19
5.4 Structure et comportement d'un CAS	21
5.4.1 Relations entre agents dans un CAS	22
6 Approches de modélisation des systèmes complexes adaptatifs.....	22
6.1 Qu'est ce qu'un modèle?	22
6.2 Emergence dans la modélisation des systèmes complexes adaptatifs.....	23
7. Systèmes multi-agents Adaptatifs	26

7.1 Définition	27
7.2 Qu'est-ce qu'un agent ?.....	27
7.3 Différents types d'agents.....	28
8.4 Architecture d'un agent.....	29
7.5. Qu'est-ce qu'un système multi-agent ?.....	30
7.5.1 Propriétés des SMA.....	30
7.5.2 L'environnement	31
7.6 Composition d'un SMA	32
7.7 Des applications de SMA.....	33
SMA et apprentissage.....	35
7.8 Théorie des AMAS (Adaptive Multi-Agent Systems).....	36
Processus d'apprentissage par auto-organisation.....	37
Situations Non Coopératives (SNC)	37
7.9 Modèles agent classique	39
7.9.1 Outils d'aide au développement de SMA	41
7.9.2 Les bibliothèques d'outils : Exemple d'ADK	42
JADE	42
8. Conclusion.....	43
Chapitre 2 : Emergence et comportements émergents	45
1 Introduction :	45
2 Définition	46
3. L'émergentisme britannique	47
4. D'autres sphères d'études récentes de l'émergence	49
4.1 Calcul émergent.....	49
4.2 Emergence en sciences cognitives	50
4.3 Emergence en Économie/Gestion	51
4.4 Vers une définition de l'émergence en SMA	52
5. Auto-organisation.....	55
5.1 Définition	55
5.2 Mécanismes des l'auto-organisation.....	56
6. Systèmes multi-agents.....	60
7 Classification de l'émergence	66
7.1 Chalmers.....	66
7.1.1 Émergence forte	66

7.1.2 Emergence faible	67
7.2 Boschetti et Gra	69
7.3 Cariani	70
7.4 Classification de Fromm	71
7.5 Discussion sur les différentes classifications	76
7.6 Classification unie	78
8 Mécanismes de l'émergence	80
8.1 Environnement	80
8.2 Agents.....	81
8.3 Comportement.....	84
8.4 Organisation	89
9. Exemple de phénomènes émergents.....	89
9.1 Une photo de	89
9.2 Fourmis, termites et autres insectes sociaux	90
9.3 L'économie	91
9.4 Embouteillages de trafic routier	91
9.5 Automates cellulaires	91
10. Conclusion.....	92
Chapitre 3 : Modélisation et Approches de détection de l'émergence	94
1. Introduction	94
2. Modélisation des systèmes à propriétés émergentes	94
2.1 Equations différentielles.....	94
2.2 Automates cellulaires	94
2.3 Systèmes multi-agents.....	95
2.4 Réseaux de neurones artificiels	96
2.5 Apprentissage des systèmes de classification	97
3. Approches de détections des phénomènes émergents.....	98
3.1 Approches par variables	99
3.2 Approches Formelles.....	104
3.3 Approches par événements.....	108
4. Comparaison entre les approches de détection de l'émergence.....	109
5. Mesures d'interaction.....	112
6 Conclusion.....	113

Chapitre 4 Présentation de la méthodologie (EDSIM)	114
1 Introduction	114
2. Architecture de EDSIM.....	115
3 Interactions comme métrique pour identifier l'émergence	115
4 l'Approche de la méthodologie EDSIM:	118
4.1 Formalisation des interactions.....	118
4.2Types d'interactions:.....	118
4.3 Classification des interactions:	119
4.4 Séquence d'interaction.....	119
5. Algorithme de détection	120
5.1 Couple d'interaction:	120
5.2 Couple en cours:.....	120
5.3 Couple stable:.....	120
5.4 Groupe d'interaction stable:.....	120
6. Détection de couples	121
7. Détection multiple de groupes.....	122
8. Le modèle de Boids.....	122
9. Résultats de l'expérimentation.....	123
9.1 Résultat de Classification	123
9.2Discussion	125
9. 3 Détection de couple et de flocage	125
10. Résultats de la détection de couple:	126
10.1 Couple detection results:	126
10.2 Compteur d'alignement	126
10.3 Discussion	127
11 Conclusion.....	127
Conclusion et perspectives	127
1. Conclusions	128
2. Perspectives :.....	130
Annexe : Publications et Communications :	131
1. Publication dans des revues internationales	131
2. Communications internationales :.....	131
Bibliographie.....	132

الملخص:

تقدم هذه الأطروحة نهجًا متعدد العوامل لمحاكاة نظام معقد متكيف وذاتي التنظيم وغير مؤكد. الهدف من هذا النهج هو اكتشاف اقتران السلوكيات غير المتوقعة في النظام. تم استخدام دراسة العديد من نماذج محاكاة الحياة الاصطناعية لمساعدتنا على فهم ظاهرة الظهور. النموذج الذي شاركنا فيه في تطوير خوارزمية الكشف الخاصة بنا هو نموذج محاكاة Boids متعدد العوامل. Boids هو برنامج حياة اصطناعية حدده رينولدز الذي يحاكي طيران مجموعة من الطيور. هدف هذه الدراسة هو اكتشاف وفهم ولادة السلوك الناشئ باستخدام التفاعلات باعتبارها المورد الرئيسي.

نقترح خوارزمية تعتمد على التفاعلات بين الوكلاء لتحديد السلوكيات غير المتوقعة الناشئة في نموذج Boids. المساهمات الرئيسية الثلاثة لهذا العمل هي: (1) استخدام التفاعلات كمقاييس ، (2) الكشف عن الظهور عند حدوثه ، (3) تجنب الحاجة إلى تخزين بيانات المحاكاة لتحليل ما بعد الوفاة. يتم إجراء تحليل أولي للتفاعلات لتصنيف تفاعلات النظام. أظهرت النتائج أن الخوارزمية كانت قادرة على الكشف عن ظهور المجموعات ، أي ظهورها في نموذج Boids. يتم توفير نتائج المحاكاة لتوضيح فعالية النهج المقترح.

يستخدم النموذج ضمن نظام متعدد العوامل. هذا الأخير ، على غرار وكيل. المرونة ، يتم تكيف الجانب المستقل من العوامل لدراسة الأنظمة المعقدة التكيفية وغير المؤكدة.

تم تطوير نظام محاكاة لإظهار جدوى النهج المقترح ، ويهدف إلى اكتشاف السلوكيات التي يصعب التنبؤ بها ، وكذلك التعرف عليها. تم اختبار النظام مع العديد من سيناريوهات طيران الطيور. اكتشف النهج هذه السلوكيات في النظام.

الكلمات المفتاحية :

أنظمة معقدة وذكية ، تكيف ، نظام متعدد العوامل ، مراقبة ، ظواهر ناشئة.

Résumé :

Ce mémoire présente une approche multi-agents pour la simulation d'un système complexe adaptatifs, auto-organisationnel et incertain. L'objectif de cette approche est de détecter l'appariation de comportements imprévus dans le système. L'étude de plusieurs modèles de simulation de vie artificielle ont été utilisé afin de nous aider à comprendre le phénomène de l'émergence. Le modèle que nous avons impliqué dans l'élaboration de notre algorithme de détection est le modèle de simulation multi-agents Boids. Boids est un programme de vie artificielle défini par Reynolds simulant le vol d'un groupe de oiseaux. Détecter et essentiellement comprendre la naissance d'un comportement émergent en utilisant les interactions comme principale ressource est l'objet de cette étude.

Nous proposons un algorithme basé sur les interactions entre agents pour identifier les comportements inattendus émergents dans le modèle Boids. Les trois principales contributions de ce travail sont: 1) Utilisation des interactions comme métriques, 2) Détection de l'émergence au moment où elle se produit, 3) Eviter le besoin de stocker les données de simulation pour une analyse post-mortem. Une analyse préalable des interactions est effectuée pour classer les interactions du système. Les résultats montrent que l'algorithme a pu détecter l'apparition de groupes, c'est-à-dire l'émergence dans le modèle Boids. Les résultats de la simulation sont fournis pour illustrer l'efficacité de l'approche proposée.

Le modèle proposé est utilisé au sein d'un système multi-agents. Ce dernier, modélisé sous forme d'agent, la flexibilité, le coté autonome des agents est adaptée pour étudier les systèmes complexes adaptatifs et incertains.

Un système de simulation a été implémenté pour prouver la faisabilité de l'approche proposée, il vise à détecter des comportements qui sont difficile à prédire, ainsi qu'à les identifier. Le système a été testé avec plusieurs scénarios de vol de oiseaux. L'approche a permis de détecter ces comportements dans le système.

Mot clés :

Systèmes complexes et intelligents, Adaptation, Système Multi-Agents, Observation, Phénomènes émergents.

Abstract:

This thesis presents a multi-agent approach for the simulation of a complex adaptive, self-organizational and uncertain system. The objective of this approach is to detect the pairing of unforeseen behaviors in the system. The study of several artificial life simulation models have been used to help us understand the phenomenon of emergence. The model that we have involved in the development of our detection algorithm is the Boids multi-agent simulation model. Boids is an artificial life program defined by Reynolds that simulates the flight of a group of birds. Detecting and essentially understanding the birth of emergent behavior using interactions as the main resource is the object of this study.

We propose an algorithm based on interactions between agents to identify unexpected behaviors emerging in the Boids model. The three main contributions of this work are: 1) Using interactions as metrics, 2) Detecting emergence as it occurs, 3) Avoiding the need to store simulation data for post-mortem analysis. A preliminary analysis of the interactions is carried out to classify the interactions of the system. The results show that the algorithm was able to detect the appearance of groups, i.e. the emergence in the Boids model. The simulation results are provided to illustrate the effectiveness of the proposed approach.

The model is used within a multi-agent system. The latter, modeled as an agent. The flexibility, the autonomous side of the agents is adapted to study the adaptive and uncertain complex systems.

A simulation system is developed to show the feasibility of the proposed approach, it aims to detect behaviors that are difficult to predict, as well as to identify them. The system has been tested with several bird flight scenarios. The approach detected these behaviors in the system.

Keywords:

Complex and intelligent systems, Adaptation, Multi-Agent System, Observation, Emerging phenomena.

Index des figures:

Chapitre 1:

Figure 1.1 Système complexe.....	12
Figure 1.2 Représentation des composants d'un SCA.....	18
Figure 1.3: Structure et comportement d'un CAS.....	22
Figure 1.4 Complexité de l'émergence	26
Figure 1.5 Un agent dans l'environnement.	29
Figure 1.6 Un système multi-agent et son environnement.	31
Figure 1.7 Théorème de l'adéquation fonctionnelle	36
Figure 1.8 Adaptation par auto-organisation d'un système en interaction dynamique avec l'environnement	38

Chapitre 2:

Figure 2.1 Une image de.....	90
Figure 2.2 Système de fourmis.	90
Figure 2.3. Emergence dans un trafic routier	91

Chapitre 3:

Figure 3.1.: Jeu de la vie (Game of Life).....	95
Figure 3.2: Réseau de neurones: un exemple de réseau de neurones avec entrée, couche cachée et production.	96
Figure 3.3 Architecture du système de classification.....	97

Chapitre 4:

Figure 4.1: Architecture générale de EDSIM	115
Figure 4.2: Classification des interactions du système	119
Figure 4.3: Séquence d'interaction	120
Figure 4.4 Les trois comportements composant un agent oiseau dans Boids	123
Figure 4.5: Pseudo-Code du modèle Boids	123
Figure 4.6: Simulation $I = (S, A, C, A)$	124
Figure 4.7: Résultat de Simulation	126

index des tableaux:

Tableau 1.1 Exemples de phénomène émergents	13
Tableau 2.1 Classification de l'émergence en fonction des rôles, de la fréquence, prévisibilité et spécifications du système.	74
Tableau 2.2: Classification de l'émergence en fonction des frontières, retours et sauts / sauts.	75
Tableau 2.3: Classification et complexité	77
Tableau 3.1 Liste de quelque travaux représentant les approches d'identification de l'émergence	111
Tableau 4.1: $I = (S, A, C)$ (Normal processing)	124
Tableau 4.2: Simulation $I = (S, A, C)$ at step 3000	124
Tableau 4.3: $I = (S, A, C, A)$	124
Tableau 4.4: $I = (S, C)$	125
Tableau 4.5: $I = (S, A)$	125
Tableau 4.6: $I = (S, A, A)$	125
Tableau 4.7: $I = (S, C, C)$	125
Tableau 4.8: Détection de Couple	126

Introduction générale

1 Contexte de la thèse :

Les systèmes informatiques sont devenus très complexes avec le développement des outils de stockage et de traitement de l'information ainsi que l'évolution des réseaux. Cela a permis la conception de modèles et de techniques pour une utilisation décentralisée et à grande échelle. Il permet la conception de modèles et d'outils de simulation tels que les systèmes multi-agents. La flexibilité de la simulation multi-agents(SMA) permet d'étudier les comportements dans des systèmes qui se caractérisent par leur complexité. Dans ce travail, nous analysons les interactions entre agents pour détecter l'émergence. Les comportements émergents se retrouvent presque partout dans la vie réelle, et leur étude reste incomplète car de tels phénomènes ne sont pas faciles à détecter (Randles et al 2006). Il est certain que les interactions entre les composants du système sont un facteur essentiel pour le développement de tels phénomènes. En raison de l'interaction entre les composants et de la capacité qu'ont ces composants de décider individuellement selon une certaine logique; le système peut être modélisé avec la simulation à base d'agents, où les agents représentent ces composants (Heath et al 2007).

Le but final de ce travail comme de nombreux travaux de recherches dans le domaine est d'exploiter tout le potentiel d'émergence. Les efforts de recherche sont principalement divisés en deux approches; basé sur des variables (Heath et al 2007) (Goldstein 1999) (Johnson 2006) et sur des événements (Johnson 2006). Dans l'approche à base de variables, l'émergence est mesurée quantitativement par une variable choisie, par exemple, le centre de masse d'une population animale, de sorte que l'émergence est détectée en testant les changements d'une variable.

L'application de méthodes à base de variables dans des systèmes incertains continus est difficile, en outre, surmonter le coût de calcul, et la nécessité d'une intervention humaine constante est un autre défi. L'approche événementielle se concentre sur les changements d'état des systèmes (Singh, et al 2017), le comportement émergent est vu comme la conséquence d'événements provoquant un changement de point, au niveau global (Marco), ou au niveau des composants du système (Micro).

L'une des principales approches utilisées pour détecter l'émergence est basée sur la détection de points de changement dans le système, l'émergence est un état global dans un système. Les interactions des agents sont les données à traiter dans un environnement SMA.

Dans la simulation, nous recherchons des points d'inflexion où les états du système changent, cela peut être la conséquence de diverses conditions incertaines. Ces événements peuvent être rares, à cause de cela, un modèle statistique général ne conviendra pas.

De nombreuses définitions de l'émergence existent dans la littérature, Fromm considère que l'émergence est un paradoxe: les propriétés émergentes sont souvent immuables et changeantes, constantes et fluctuantes, persistantes et changeantes, inévitables et imprévisibles, dépendantes et indépendantes du système dans lequel elles surgissent (Fromm 2004), pour plus de définitions, lire (Bonabeau et al 1995, Emmeche, Koppe, Stjernfelt, et al.2000, Fromm 2005, Holland 2007)

De nombreuses classifications de l'émergence existent, dans le cadre de ce travail, nous suivons la classification de Fromm, Fromm classe les comportements émergents en quatre types (I-IV) en fonction de différents types de rétroaction et de relations causales entre les niveaux micro et macro d'un système. Pour plus de classifications, lisez (Bar-Yam 2004, Holland 2007).

Les connaissances acquises grâce à l'étude de l'émergence pourraient également être utilisées pour et des moyens de prévenir les phénomènes émergents indésirables (tels que les blocages systèmes de fabrication) de se produire. Ou du moins aider à trouver la cause. Un article important sur ce sujet est (Van Dyke Parunak et al 1997), par (H. Van Dyke Parunak et R. S. VanderBok), en outre, dans les simulations de processus naturels, obtenir un aperçu des tels phénomènes nous aide à comprendre ces processus naturels. Un exemple de cela est les simulations de comportement de groupe lors d'évacuations d'urgence. Un des plusieurs travaux sur la modélisation à base d'agents de tels phénomènes sont fournis par (Chan), par exemple dans (Chan et al 2010), les résultats de l'analyse des comportements émergents peuvent être utilisé par les architectes pour concevoir des bâtiments dans lesquels en cas d'urgence, les évacuations se déroulent plus facilement. L'étude de l'émergence en milieu naturel pourrait aboutir à la recherche de nouvelles solution pour d'autres systèmes, par exemple, l'étude du comportement des fourmis par simulation a apporté des algorithmes qui peuvent trouver des solutions quasi optimales pour le transport commercial aérien, voir (Dorigo et al 1997).

Dans cette thèse nous nous intéressons à la modélisation et la simulation de comportements de groupe d'individus, les interactions entre ces individus et leurs impacts sur l'état général dans le système est notre principal objectif.

2 Problématique

De nombreux modèles ont été utilisés pour l'étude des systèmes complexes ouverts et décentralisés comme MOISE(Hannou et al 1999) et GAIA(Zambonelli et al 2003), l'adaptation a souvent été axée sur le comportement d'une entité en dépit des autres entités dans l'environnement. L'évolution rapide des technologies de communication et l'apparition de réseaux de plus en plus étendu reliant tous les objets connectables met en exergue la limitation de certains modèles qui se limitent à étudier une seule entité sans prendre en considération les interactions entre les objets, les comportements incertains et même risqué des ces objets.

Dans ce contexte, de nombreux domaines d'application nécessitent des modèles reposants sur des entités autonomes qui n'ont qu'une vue limitée de leur environnement mais ayant des propriétés observables qui aident à l'évaluation de la cohésion sociales des entités et contribue à l'analyse de leurs besoins sociaux. D'où les comportements qui affectent les espaces partagés doivent être vérifiés afin d'éviter les effets imprévisibles ou dangereux. Ceci peut être accompli par l'observation sans toucher à l'autonomie des entités elles-mêmes, en outre l'observation vise à s'assurer de l'existence des phénomènes collectifs émergents.

Comprendre les comportements émergents pose un défi intéressant. L'émergence peut représenter un comportement valide découlant de phénomènes apparemment sans rapport, ou elle peut refléter une erreur dans un modèle ou dans sa mise en œuvre (Davis 2005). Le comportement est émergent s'il est inattendu et découle des interactions des composants sous-jacents du modèle (Johnson 2006). Un comportement émergent peut être bénéfique, par exemple, si le comportement inattendu permet aux utilisateurs d'adapter le modèle pour prendre en charge des tâches que le concepteur n'a jamais prévues. Un comportement émergent peut être problématique s'il reflète une erreur dans la conception ou la mise en œuvre d'un modèle.

Intuitivement, l'émergence renvoie soit à une propriété au niveau macro qui est «plus que la somme» des parties de niveau micro («propriété» ou émergence «synchronique») ou à l'apparition d'un nouveau phénomène qualitativement distinctif dans le temps («temporel» ou émergence «diachronique»). Un exemple frappant de l'émergence de la propriété est un troupeau d'étourneaux tournant dans le ciel avant de se percher: le troupeau semble avoir une forme et trajectoire propre, qui semble dépasser celles de la des oiseaux individuels.

L'émergence temporelle est bien illustrée par l'apparition de nouvelles caractéristiques morphologiques pendant l'embryogenèse et le développement. Cet article se concentre sur la mesure de l'émergence immobilière, à travers de nouvelles opportunités pour mesurer

l'émergence temporelle sont également identifiés. Après Bedau (1997, 2003), les deux et l'émergence temporelle peut être différenciée en trois catégories: forte, faible et nominale. Des décompositions similaires peuvent être trouvées dans (Van Gulick, 2001; Bar-Yam, 2004). Le moins controversé de ceux-ci est l'émergence nominale, qui est simplement la notion d'une sorte de propriété qui peut être possédée par des objets ou des processus de niveau macro mais pas par leur micro-niveau constituants. Par exemple un groupe d'oiseaux qui vole en groupe, chaque individu ne possédant pas une propriété de coordination.

L'objectif de cette thèse est de passer en revue les problèmes de modélisation de telles applications avec des systèmes distribués autonomes et développer des outils d'observations qui permettront d'apporter des preuves de convergences vers des phénomènes collectifs émergents.

3 Objectif de la thèse

Depuis des décennies, les chercheurs essaient de mesurer ou quantifier l'émergence. Un résumé des outils de détection des comportements émergents est donné dans (Boschetti et al. 2005). Divers mécanismes ont été proposés comme métriques pour détecter ou évaluer l'émergence. L'information est l'une de ces mesures. En utilisant l'entropie d'information, (Wuensche 1999) démontre que des modèles complexes d'automates cellulaires unidimensionnels exposent une variance élevée de l'entropie d'entrée au fil du temps. (Crutchfield 1994) introduit un cadre hiérarchique basé sur la mécanique computationnelle pour étudier l'émergence et propose des métriques de complexité prenant en compte la complexité déterministe et la complexité stochastique pour détecter et quantifier l'émergence. (Haglich et al 2010) utilise l'algèbre semi-booléenne pour détecter les comportements émergents dans les réseaux sociaux.

Dans les travaux liés à l'exploration de données, diverses méthodes ont été introduites pour trouver des modèles ou des points de changement à partir d'un ensemble de données observées. Si les données sont les observations (par exemple, des échantillons au fil du temps) d'un système d'agent, puis des méthodes existantes pour détecter des modèles, des points de changement (par exemple, une transition de phase), ou même des valeurs aberrantes (par exemple, pour la validation) peuvent être appliquées (certaines peuvent nécessiter des modifications) pour détecter les comportements émergents. Par exemple, (Shalizi 2001) donne une approche algorithmique pour la découverte de modèles dans les séries temporelles et les automates cellulaires. (Grossman et al. 2009) définissent le comportement émergent

comme un point de changement dans une série chronologique et suggèrent que les algorithmes de détection de point de changement peuvent être utilisés pour détecter les comportements émergents.

Dans les domaines des sciences sociales, de l'informatique et de la robotique, de nombreux travaux sont également réalisés dans l'étude des comportements émergents. Par exemple, (Minati 2002) utilise l'ergodicité pour détecter l'émergence. L'ergodicité dans (Minati 2002) est différente de celle des systèmes de file d'attente. Dans (Minati 2002), l'ergodicité signifie que le comportement moyen d'un ensemble d'agents à une époque donnée est similaire au comportement moyen d'un agent individuel de cet ensemble sur une longue période de temps. (Pour les lecteurs familiarisés avec les systèmes de files d'attente, une analogie serait la propriété PASTA d'une file d'attente markovienne - Arrivées de Poisson voir Moyennes de temps (Wolff 1982).) L'état global dans un système multi-agents change quand un comportement émergent se produit; l'état global du système change avec les changements qui peuvent apparaître au niveau des agents qui peut produire des comportements émergents locaux (tels que des modèles dans Game of Life(Conway 1970)).

Bien que de nombreux travaux aient été réalisés sur l'émergence et que diverses mesures aient été proposées, l'ingrédient de base de l'émergence - les interactions - n'a pas été explicitement estimé et utilisé comme mesure pour détecter les comportements d'émergence. Nous étudions l'utilisation de la métrique -interactions- pour identifier de possibles comportements émergents. Nous appliquons et testons cette métrique sur des modèles Multi-agents.

4 L'Approche proposée

Ce mémoire étudie l'utilisation des interactions comme métrique pour détecter les comportements émergents dans le contexte de modèles de simulation multi-agents. L'un des principaux usages de la simulation multi-agents est la simulation de comportements émergents de systèmes complexes. Alors qu'il existe de nombreuses autres approches de simulation qui peuvent être utilisées pour simuler des comportements émergents à différents niveaux de détails, les modèles de simulation multi-agents se distinguent des approches existantes en raison de leur flexibilité pour simuler des agents autonomes en interaction; et les interactions donnent lieu à des comportements d'émergence. Cet travail se concentre sur cette utilisation de simulation multi-agents. Notre méthode d'identification des propriétés émergentes dans le modèle de Boids(Reynolds 1987) est basée sur l'analyse des interactions. Afin de vérifier les propriétés émergentes observées dans une simulation à base d'agents, la

première étape consiste à formaliser l'interaction dans la simulation. L'observation de plusieurs simulations nous a conduit à comprendre le rôle de chaque interaction dans le modèle Boids(Reynolds 1987), nous avons pu élaborer, classer et construire des séquences d'interactions.

Pour pouvoir utiliser les interactions comme métriques afin de comprendre et détecter l'émergence, une analyse préalable du système est nécessaire, nous classons les interactions du système en fonction de règles qui régissent le comportement des agents lors des simulations du modèle Boids. Pour illustrer notre méthode, les trois règles du modèle de Boids sont simples et largement connues, tirées de notre analyse du système, nous classons les interactions en contexte émergent en catégories. En tenant compte de ces catégories pour les interactions, l'algorithme que nous proposons pourra détecter un changement dans l'état du système qui peut être considéré comme un état émergent.

5 Organisation de la thèse :

La démarche qu'on a adoptée pour la réalisation de ce travail est reflétée dans l'organisation de ce document. Ce manuscrit est structuré en sept chapitres y compris ce chapitre d'introduction.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des éléments et les concepts concernant la modélisation des systèmes complexes adaptatifs et incertains. La compréhension et la détection des comportements émergents est un axe de recherche dans le domaine des systèmes complexes, pour cela, nous avons choisi de présenter dans ce chapitre, les composants ainsi que les définitions d'un système complexe. Les différentes approches utilisées pour la modélisation de la complexité dans ce type de système sont aussi présentées.

Le troisième chapitre présente les concepts liés à l'émergence, notamment, les différents types de l'émergence, les origines et les effets de ce phénomène. Nous présentons aussi dans ce chapitre les deux méthodes classiques de définition et de modélisation de l'émergence : les modèles pour émergence faible et modèles pour émergence forte.

Le quatrième chapitre, expose les différentes approches de détections de l'émergence, la modélisation des systèmes émergents est étudié, ainsi que les caractéristiques des approches de détections des phénomènes émergents et la mesure de l'émergence.

les systèmes multi-agents. Les définitions ainsi que les concepts liés aux systèmes multi-agents sont présentés. dans le cinquième chapitre, on présente les avantages qui nous ont motivés à adopter cette approche de modélisation. Les limites ainsi que la problématique de validation des modèles de simulation multi-agents (SMA) sont aussi discutées.

Dans le chapitre 6 nous décrivons l'approche proposée (EDSIM) pour le développement d'un simulateur basé multi-agents pour détecter l'émergence dans le modèle Boids. Le chapitre commence par présenter l'architecture générale du modèle proposé. Les scénarios d'expérimentation sont enfin décrits, nous analysons et discutons les résultats des expérimentations.

Enfin, nous terminons ce manuscrit par le chapitre 7 qui présente une conclusion générale par laquelle nous résumons les contributions apportées grâce à ce travail de recherche, nous présentons aussi les perspectives de notre travail.

Chapitre 1 Cadre théorique : Systèmes complexes et systèmes multi-agents

1 Introduction

Le travail présenté dans cette thèse concerne la modélisation et la simulation informatique des systèmes dynamiques. Notre réflexion et les développements associés se réfèrent aux notions de système, modèle et modélisation, ainsi que de simulation. De plus, nous avons choisi la modélisation du transfert d'échelle en écologie marine comme cadre d'application, ce qui illustre ces notions dans un contexte pluridisciplinaire. Dans ce premier chapitre, nous donnons un ensemble de définitions et décrivons un ensemble de concepts qui permettent de définir le cadre général de cette thèse.

Un domaine de recherche scientifique relativement récent est l'exploration de la dynamique des systèmes complexes. Une caractéristique déterminante des systèmes complexes est leur tendance à s'auto-organiser globalement à la suite de nombreuses interactions locales. En d'autres termes, l'organisation se produit sans aucune structure ou entité d'organisation centrale. Une telle auto-organisation a été observée dans des systèmes à des échelles allant des neurones aux écosystèmes.

Un système adaptatif complexe a les caractéristiques suivantes: il persiste malgré les changements dans les divers composants individuels qui le composent; les interactions entre ces composants sont responsables de la persistance du système; et le système lui-même s'engage dans l'adaptation ou l'apprentissage (Holland, 1995). Dire qu'un système est complexe, c'est dire qu'il oscille entre l'ordre et le désordre sans se fixer dans aucun des deux états. Dire qu'un tel système s'adapte, c'est dire qu'il répond à l'information en changeant.

De tels systèmes abondent. Non seulement la colonie de fourmis et le corps humain dans son ensemble, mais aussi divers systèmes du corps tels que le système nerveux et le système immunitaire entrent dans cette catégorie. Ce sont des systèmes qui persistent malgré les changements continus des composants individuels, conservant la cohérence et s'adaptant en réponse à une quantité phénoménale d'informations tout au long de la vie de l'organisme dans lequel ils fonctionnent, (Holland 1995) soutient que l'adaptation elle-même crée de la complexité. (Kauffman 1995) est d'accord, disant: «Un système vivant doit d'abord être capable de trouver un compromis interne entre malléabilité et stabilité. Pour survivre dans un environnement variable, il doit être stable, certes, mais pas si stable qu'il le reste pour

toujours. statique. Ainsi, ces systèmes survivent et prospèrent dans un contexte évolutif, ou plus précisément co-évolutif.

(Kauffman 1995) plaide en faveur de l'importance de la co-évolution des agents et de leurs environnements. À mesure qu'un agent change, l'environnement change, y compris les autres agents, et vice versa. Ainsi, l'agent et l'environnement agissent comme partenaires dans la danse de l'évolution. Ceci est facile à visualiser quand on pense aux interrelations dans un écosystème. Mais comment un agent particulier "lit" un environnement dont il ne peut "voir" qu'une petite partie?

Ce chapitre introduit les notions de base qui sont essentielles à la compréhension du principe de l'adaptation dans les systèmes complexes. Pour se faire, il est scindé en quatre sections : dans la **première section** on définit le système et son environnement, dans la **deuxième section** on introduit les systèmes complexes, dans la **troisième section** on aborde les systèmes dynamiques et dans la **dernière section** on présente les systèmes complexes adaptatifs. On achève ce chapitre par une conclusion où on fait une synthèse de tout ce qui a été avancé, dans ce chapitre, sur les systèmes ; que ce soit d'un point de vue complexité, le côté dynamique ou bien l'adaptabilité, et où on ouvre une parenthèse quant à l'avenir de ce domaine de recherche qui commence à s'affirmer comme une discipline à part entière, indispensable pour concevoir et réaliser les systèmes du futur ou pour comprendre des phénomènes notamment dit émergents issus de systèmes naturels, restant énigmatiques à ce jour.

2 Système

Notre étude s'inscrit dans un courant de pensée qui propose une certaine vision du monde, la systémique. De cette vision découle une pratique particulière de l'activité scientifique. La partie proprement opératoire de l'analyse systémique est née des travaux de (Bertalanffy 1968), ou plus récemment (Forrester 1980). Elle met l'accent sur la notion du système comme faisant partie d'un tout. Jusque là, l'approche scientifique était résolument réductionniste, c'est-à-dire qu'elle procédait par décomposition du réel pour en isoler une partie qui devenait l'objet d'étude. Cette approche a trouvé ses limites dans des perspectives d'explications plus globales ou les mécanismes décrits au niveau individuel ne suffisent pas à expliquer le comportement de l'ensemble. Précisons d'abord la notion de système. P.A. (Fishwick 1995) nous donne la définition suivante:

"Un système est une partie de réalité où opèrent le temps et l'espace et des relations causales entre les différentes parties de ce système. Nous posons nécessairement des frontières en

fabriquant un monde fermé et en identifiant clairement les éléments qui font partie du système et ceux qui l'affectent de l'extérieur."

Fishwick parle ici de systèmes physiques, biologiques ou sociaux (différents de systèmes de pensée par exemple). Ces types de systèmes sont effectivement ceux qui relèvent de la systémique. Nous voyons ici que la systémique se veut transdisciplinaire (ou pluridisciplinaire) en essayant de trouver des lois générales indépendantes des contextes d'applications. Cette transdisciplinarité nous intéresse particulièrement dans notre travail.

La définition récente citée plus haut fait intervenir le temps mais surtout l'espace comme opérant sur l'évolution du système. Ainsi, les systèmes sont vus comme dynamiques et spatialisés, à la différence d'une vision originale essentiellement dynamique, nous nous intéressons principalement au rôle de l'espace sur la dynamique d'un système particulier. Nous retenons donc ici la définition de <système> de P.A. Fishwick. La notion d'interaction était déjà présente chez les fondateurs de la systémique. Néanmoins cette première vision insistait principalement sur les eux entre les parties (transfert de matière, d'énergie ou d'informations) et les boucles de rétroactions (le système agissant sur lui-même). Dans cette perspective, l'interaction est considérée comme un échange, comme le passage d'une quantité d'un élément du système à un autre ayant pour conséquence une transformation de ce dernier. Une évolution du courant systémique est apparue avec des travaux comme ceux d'E. (Morin 1977). Ces travaux mettent l'accent sur la notion d'auto-organisation des systèmes comme les interactions des parties. Cette évolution a donné naissance au concept d'autopoïèse (un système auto-organisé tend à garder constante son organisation³). Cette vision rénovée de la systémique a elle-même donné naissance à une néo systémique, la kénétique, qui centre son objet d'étude sur les interactions entre entités et l'organisation qui en résulte dans les systèmes. Dans notre application, nous nous inscrivons plutôt dans le deuxième courant de la systémique en centrant notre étude sur les interactions entre les composants d'un système et ses conséquences sur les propriétés d'un système.

La notion de partie, élément ou entité d'un système est centrale en systémique. Un système étant lui-même une partie du monde, il se pose alors la question de la granularité ou niveau de description que l'on choisit pour représenter un système. De plus, la relation d'inclusion des parties dans d'autres parties amène à une hiérarchisation des systèmes. Cette notion implique de pouvoir observer un système à différents niveaux d'abstraction ; elle sera centrale dans notre travail.

3 Systèmes complexes

3.1 Définition

Les systèmes complexes sont généralement définis en fonction de leurs caractéristiques. Ils sont formés d'un grand nombre de composants en interactions intenses les uns avec les autres, empêchant l'observateur de prévoir leur rétroaction, leur comportement ou évolution par le calcul. Ils ont des dynamiques très riches, dépourvues d'équilibre avec des modèles et des fluctuations sur un grand nombre d'échelles spatiales (pouvant varier d'un macro-niveau à un micro-niveau, allant d'une dimension stellaire à une dimension atomique) et temporelles (pouvant varier du siècle au moment spontané). Le plus frappant dans ces systèmes c'est qu'à première vue ils semblent ne rien avoir en commun. Mais, en les analysant profondément, on réalise qu'ils partagent souvent des modèles de structure et des moyens d'organisation similaires. Exemples : un groupe de machines dans une usine de fabrication, les nœuds dans un réseau P2P, un groupe de récepteurs chimiques sur une surface cellulaire ou même un groupe de personnes dans un contexte donné.

3.2 Mesures de la complexité

La théorie de la calculabilité a permis de formuler des mesures de complexité des objets . Ainsi, la complexité algorithmique donne une mesure de la variation du temps de calcul en fonction de la taille des données en entrée d'un algorithme. Cette mesure est effective et permet de comparer l'efficacité de deux algorithmes pour la résolution d'un même problème par exemple. Néanmoins, cette mesure devient difficile à calculer pour des algorithmes un tant soit peu compliqués (i.e. longs à décrire).

En 1965, Kolmogorov donne une mesure de la complexité (Li and Vitányi 1997). Cette mesure s'applique à une chaîne de symboles binaires. Nous en donnons ici la définition.

Soit U un algorithme de décompression, alors la complexité $K_U(x)$ d'une chaîne binaire x en considérant U est :

$$K_U(x) = \min\{|y| \mid U(y) = x\}$$

où $|y|$ désigne la longueur d'une chaîne binaire y .

En d'autres termes, la complexité de x est définie par la plus petite chaîne y décrivant x en utilisant l'algorithme U . Cette mesure est souvent associée à la taille du plus petit algorithme décrivant l'objet (ici la chaîne de symboles). Cette mesure a été étendue par C. Bennett avec sa mesure de la complexité organisée ou en profondeur. Elle rend compte du temps de calcul de l'algorithme minimal décrivant une suite de symboles. Elle ajoute la notion de temps de calcul à la complexité de Kolmogorov. Nous pouvons également citer l'entropie

thermodynamique comme mesure du désordre, de la non-similarité et donc de la complexité. Nous ne traitons pas de ce type de complexité dans notre travail.

4 Théorie des systèmes complexes

4.1 Définition

La théorie des systèmes complexes est récente, son contenu et son vocabulaire sont encore incertains. Cependant elle est l'objet de nombreux travaux de recherche parce qu'il se développe une prise de conscience de l'omniprésence des systèmes complexes dans de nombreuses disciplines économiques, sociales, écologiques... et de la nécessité de comprendre leur fonctionnement pour pallier les nombreux risques engendrés par les progrès des technologies et par la mondialisation.

Plusieurs théories importantes conçues au cours du XXème siècle ont contribué au développement de la théorie des systèmes complexes :

- ✓ La théorie du chaos exposée ci-dessus
- ✓ La cybernétique définie par N.Wiener dans le livre « Cybernetics or Control and communication in the animal and the machine » publié en 1948. La cybernétique étudie le fonctionnement des systèmes asservis avec le concepts de rétroaction (feedback) positive ou négative. Elle formalise les graphes d'interactions entre les organes d'un système.
- ✓ La systémique avec la contribution importante de Ludwig Bertalanffy présentée dans le livre « General system theory » publié en 1968 vers la fin de sa vie. La systémique repose sur le concept de holisme, antithèse du réductionnisme, qui affirme que pour comprendre le fonctionnement d'un système il faut étudier simultanément l'ensemble de ses composants avec leurs interactions et non pas étudier isolément chaque composant.

La création du Santa Fe Institute aux USA dans l'état de New Mexico en 1984 sur l'initiative de personnalités Prix Nobel et Field Medal, et avec le soutien du président de la banque City Corp. qui estimait que les outils d'analyse économique étaient tout à fait inappropriés a été un évènement important.

Cet institut a pour mission de rechercher des lois communes à des systèmes complexes de natures variées :

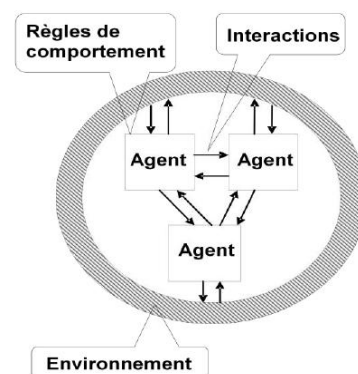


Figure 1.1 Système complexe

économiques, biologiques, sociaux..., de définir des outils d'analyse et de prévision.

Un système complexe est constitué d'agents qui interagissent entre eux, avec leur environnement et avec les phénomènes émergents créés par ces interactions.

Les agents peuvent être de nature variée : un animal, une personne, un groupe de personnes, une institution, un organe, une cellule, un enzyme...

Les règles de comportement d'un agent définissent les stimuli qu'il émet vers les autres agents en fonction des stimuli qu'il reçoit des autres agents et de son environnement. Ces règles sont évolutives en fonction du vécu de l'agent : stimuli qu'il a reçus et qu'il a émis.

L'émergence, propriété importante des systèmes complexes, est un processus de création de phénomènes par les interactions des agents : entre eux et avec leur environnement. Les phénomènes émergents sont de natures variées par exemple l'apparition d'un nouvel agent, d'une modification de l'environnement, d'une loi de distribution des événements... Ces phénomènes peuvent être surprenants et défier l'intuition et le bon sens. Les émergences ne sont pas planifiées ni pilotées par une autorité qui aurait une vue d'ensemble du système.

Le tableau suivant montre quelques exemples d'émergences en précisant les agents, les méthodes d'interaction, les phénomènes émergents.

Agents	Interactions	Phénomène émergent
Insectes sociaux	Intensité des odeurs (phéromones)	Galerias d'une fourmilière
Animaux grégaires	Vue, ouïe	Vols groupés d'oiseaux, bancs de poissons
Consommateurs	Directe : imitation Indirecte : impact de la demande sur l'offre	Prix de marché, engouements
Particules	Règles de la physique des atomes et particules élémentaires	Pression, température, courant électrique

Tableau 1.1 Exemples de phénomène émergents

Dans une fourmilière les agents sont les fourmis, les interactions des fourmis sont indirectes au moyen de dépôts d'hormones odorantes appelées phéromones, le phénomène émergent est l'habitat des fourmis constitué de galeries. Il n'y a aucune coordination centralisée, seulement des interactions locales entre des fourmis qui n'ont aucune vue d'ensemble de la fourmilière.

Des simulations sur ordinateur ont permis de démontrer que la formation des vols groupés d'oiseaux ou des bancs de poissons résulte des interactions entre des oiseaux ou poissons qui obéissent chacun à quelques règles de comportement très simples comme le maintien d'une distance vis-à-vis de leurs voisins et des obstacles.

Un marché peut être conceptualisé comme un système complexe dont les agents sont les consommateurs et l'environnement est l'offre. Par son acte d'achat un consommateur interagit avec les autres consommateurs indirectement par l'impact de cet achat sur les prix et l'évolution des produits et directement par l'influence de son acte sur les comportements des consommateurs informés de son achat. Les phénomènes émergents sont les prix de marchés, l'évolution de l'offre, les engouements.

4.2 Caractères des systèmes complexes

Les caractéristiques les plus communes aux systèmes complexes sont :

- Un système complexe est un système composé d'un assemblage d'éléments/agents, pouvant être eux même des systèmes, autonomes (avec un degré d'indépendance relatif) et travaillant ensemble pour atteindre un but commun ou accomplir une mission. Contrairement à un système complexe, un système compliqué a une autonomie réelle limitée, comme un moteur d'avion (on peut démonter et remonter ses pièces, mais si une seule manque il ne pourra pas fonctionner convenablement). Une fourmilière, par contre, est un système complexe ; même dans le cas où elle est partiellement détruite, elle continue à assurer pleinement ses fonctions.
- Chaque élément se comporte selon son propre jeu de règles internes, de croyances, de contraintes et de modèles en réponse aux interactions locales avec d'autres éléments et son environnement.
- Les agents/éléments sont guidés par des évaluations locales, motivées par la nécessité de se coupler/grouper avec d'autres agents, de nouer des relations interdépendantes pour un accomplissement mutuel de leurs exigences individuelles. Ces agents ne cessent de revoir leurs préférences en besoins et le degré à partir duquel ils seront compromis à se lier avec d'autres (Ludington 2017).
- Les systèmes complexes réalisent les missions, buts ou fonctions à travers des interactions complexes entre les éléments. Pris séparément, ces éléments ne peuvent pas réussir les mêmes accomplissements ; le tout est plus grand que la somme des parties.
- Les interactions compliquées entre les éléments d'un système complexe favorisent l'émergence de phénomènes complexes.
- Même lorsque les règles propres à chaque élément sont simples et déterministes, le comportement de l'ensemble est souvent complexe et difficile à prévoir à moyen et long terme.
- Les systèmes complexes sont non-linéaires et rétroactifs.

- Les systèmes complexes réalisent l'état de la criticalité auto-organisée sans plan ou mécanismes de contrôle centralisé.
- Les systèmes complexes évoluent à proximité de ce que *Kauffman* appelle le bord du chaos. Au bord du chaos, le système est optimisé pour l'adaptation; le nombre d'interactions est suffisamment grand pour que de nouveaux changements puissent apparaître. Mais, le système ne devient pas complètement instable.
- Les systèmes complexes exhibent de la cohérence sous les changements, via des actions conditionnelles ou de l'anticipation et ceci sans direction centrale ou planification (Holland 96).

Le degré de complexité des systèmes fait souvent référence au potentiel du comportement émergent dans les phénomènes complexes et imprévisibles (Chan 2001). L'économie, les écosystèmes, le cerveau humain, les embryons en phase de développement et les colonies de fourmis ou de bactéries sont autant d'exemples de systèmes complexes. Dans le cas d'une économie considérée, les éléments peuvent être des individus ou des entreprises, dans un écosystème les éléments pourrait être des espèces, dans le cerveau humain les éléments sont des cellules nerveuses, dans un embryon les éléments sont des cellules, etc. Notons que pour connaître l'évolution d'un système complexe, il faut faire l'expérience sur un modèle réduit. Autrement dit, lorsqu'on veut modéliser un système, on conçoit un certain nombre de règles d'évolution, puis on simule le système en itérant ces règles jusqu'à obtenir un résultat significatif. Un système est dit complexe si le résultat final n'est pas prédictible directement en connaissant les règles. Chaque système complexe est constitué d'un réseau d'éléments en interaction simultanée les uns avec les autres et avec l'environnement. Il y a des actions et des réactions continues suite à ce que les autres agents font (rien n'est essentiellement fixe). Les éléments des systèmes complexes présentent un certain degré d'autonomie et leurs missions individuelles ne sont pas nécessairement tout-à-fait alignées avec la mission globale. La tendance de chaque élément à aligner (adapter) ses propres missions à la mission globale peut être modélisée en terme d'attracteurs qui influent sur l'efficacité de l'ensemble du système complexe à réaliser sa mission globale. Cela permet aussi d'ajouter de l'ordre dans le système.

4.3 Classification des systèmes complexes

Il n'existe pas aujourd'hui une méthode reconnue de classement des systèmes complexes. (Lepicard 2009) propose un classement inspiré des travaux de John Holland du Santa Fe Institute quant à la définition des systèmes complexes adaptatifs :

- **Systèmes de sciences physiques** : fluides en turbulence, systèmes météorologiques, processus de percolation ou diffusion, cellules de Bénard. Les agents de ces systèmes ont des règles de comportement notablement plus simples que celles des systèmes de sciences du vivant.
- **Systèmes des sciences du vivant**: Ces systèmes comprennent au moins un agent « vivant » : microbe, animal, personne, structure sociale. Ils possèdent les propriétés des systèmes complexes adaptatifs présentés ci-dessous. Exemples de système des sciences du vivant : systèmes biologiques, économiques, écologiques, sociaux, une ville, une entreprise, le réseau de l'Internet avec les internautes parce que les interagences sont des agents du système .
- **Systèmes artificiels (artéfacts)**. Ce sont des systèmes construits par l'homme essentiellement au moyen de l'informatique. Exemples : réseaux de distribution de l'électricité, robots collectifs, objets informatiques en interaction, réseaux de l'Internet sans les internautes. Ces systèmes ont la potentialité des fonctionnalités des systèmes complexes adaptatifs.

5 Systèmes complexes adaptatifs

5.1 Définition

Dans sa forme la plus simple, un système complexe adaptatif est une manière de penser et d'analyser les choses en reconnaissant la complexité, les modèles et interrelations plutôt que de se concentrer sur la cause et effet. Le terme «systèmes complexes adaptatifs» a été inventé dans les années 1980 à l'Institut interdisciplinaire de Santa Fe, au Nouveau-Mexique. Cependant. Par exemple, dans le 19e siècle, l'école autrichienne d'économie décrit comment l'ordre dans les systèmes de marché est spontanée (ou émergent) et n'est pas nécessairement prévu. Au XXe siècle, l'étude des phénomènes complexes a ensuite été appliqué à l'économie, psychologie, biologie, cybernétique, anthropologie et sciences naturelles. Depuis une dizaine d'années, les concepts ont commencé à être utilisé plus largement dans la santé, l'éducation et les sciences sociales. Les partisans de cette façon de penser suggèrent que dans le passé, les chercheurs et les planificateurs ont travaillé dans des équipes linéaires avec des règles de cause et effet simples. Les analystes ont vu le monde ou les organisations leur sujet d'étude comme une machine et une pensée que s'ils démontaient la machine et comprenaient les composants, alors ils comprendraient le tout. On a également supposé que si chaque pièce était fait pour mieux fonctionner, alors l'ensemble pouvait mieux travailler. Certains planificateurs et analystes ont suggéré que beaucoup de choses restent imprévisibles et

nécessitent de nouveaux styles d'analyse, y compris la météo, écosystèmes, systèmes immunitaires et organisation et le comportement humain.

Dans le domaine de la physique quantique, les chercheurs ont découvert que les plus petites particules sous-nucléaires se comportaient selon un ensemble de règles. Des chercheurs de nombreuses disciplines ont commencé à explorer des phénomènes de manière similaire et une nouvelle théorie a émergé connue comme «théorie de la complexité». La théorie de la complexité est basée sur les relations, les modèles émergents et les itérations.

Cela suggère que l'univers est plein de systèmes tels que les systèmes météorologiques, les systèmes immunitaires et systèmes sociaux, et que ces systèmes sont complexes et s'adaptent constamment à leur environnement.

Au cours de la dernière décennie, cette façon de penser sur les systèmes est devenu connu comme systèmes complexes adaptatifs.

La définition la plus courante d'un système complexe adaptatif, basé sur les travaux de John Holland, est un réseau dynamique d'agents agissant en parallèle, réagissant constamment à ce que sont les autres agents font, qui à son tour influence le comportement du réseau dans son ensemble. Le contrôle a tendance à être dispersé et décentralisé et le comportement global du système est le résultat de nombreuses décisions prises constamment par des agents individuels.

D'autres ont défini ce modèle comme l'étude des relations entre les composants qui en résultent des comportements collectifs d'un système et comment le système interagit et forme des relations avec son environnement. Les autres définitions se concentrent sur des composants plus physiques, comme voir les systèmes complexes adaptatifs sous forme de collections d'unités en interaction qui ont la capacité d'évoluer pour s'adapter à un environnement changeant.

Défis complexes de la pensée systémique adaptative certaines des hypothèses que les décideurs les planificateurs et les chercheurs peuvent tenir pour acquis lors de l'interprétation des choses. Ces hypothèses comprennent:

- que chaque effet observé a un effet observable cause
- même les choses les plus compliquées peuvent être compris en décomposant le tout en pièces et l'analyse
- que si nous analysons suffisamment les événements passés, cela aidera à prévoir les événements futurs.

Ces hypothèses ont été utilisées lors de l'étude le monde physique mais partisans du complexe

la théorie des systèmes adaptatifs suggère qu'ils ont servi moins bien en explorant comment les communautés des personnes interagissent et se comportent. Des phrases telles que systèmes complexes adaptatifs , science de la complexité, théorie de la complexité et systèmes évolutifs complexes sont souvent utilisés de manière interchangeable. Quelques théoriciens suggèrent que la pensée des systèmes complexes adaptatifs est un sous-ensemble de la théorie de la complexité ou vice versa.

D'autres utilisent les termes «complexité» et systèmes complexe adaptatifs de manière interchangeable car le les principes sont considérés comme similaires ou synonymes ou parce qu'il y a un manque de compréhension sur toute différence entre les deux.

Le terme «systèmes complexes adaptatifs» est utilisé tout au long de l'analyse pour la cohérence, mais il est a reconnu que certains auteurs utilisent «la théorie de la complexité »pour décrire les mêmes principes. Cette façon de penser n'est pas une théorie unique car il comprend plus d'un cadre théorique et est de nature interdisciplinaire.

Pour plus de commodité, cette analyse utilise les termes théorie, approche, modèle et façon de penser pour décrire le concept partout, mais il est reconnu que le concept n'est pas de nature unilatérale et a de nombreuses définitions et approches différentes.

5.2 Composants du système complexe adaptatif

La pensée des systèmes complexes adaptatifs suggère que les agents de tout système sont tous les composants de ce système et interagissent et se connectent avec les autres agents de manière imprévisible et non planifiée. Pour exemple, les molécules d'air et d'eau interagissent dans un système météorologique et les plantes et les animaux interagissent dans ce qu'on appelle un écosystème.

Ce modèle estime que toutes les interactions au sein des systèmes commencent à former des modèles émergents qui à son tour sont renvoyés dans le système et influencent davantage les interactions des agents. Il n'y a pas de définition de systèmes complexes adaptatifs, mais ce modèle de pensée a tendance à être guidé par des principes et composants répertoriés dans les pages suivantes.

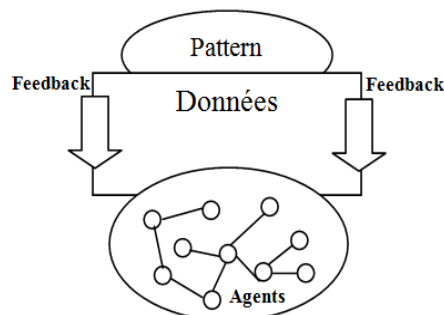


Figure 1.2 Représentation des composants d'un SCA

5. 3 Propriétés des systèmes complexes adaptatifs

Les caractéristiques des systèmes complexes adaptatifs comprennent:

- Un grand nombre d'éléments qui interagissent dynamiquement
- Tout élément du système est affecté par et affecte plusieurs autres systèmes
- Interactions non linéaires, donc de petits changements peuvent avoir de grands effets
- Ouverture, il peut donc être difficile de définir le système limites
- Un flux constant d'énergie pour maintenir la organisation du système
- Une histoire où le passé contribue à façonner le présent comportement
- Les éléments du système ne connaissent pas comportement du système dans son ensemble et répondent uniquement à ce qui est disponible ou connu localement.

Emergence

Les agents du système interagissent apparemment de manière aléatoire mais de toutes ces interactions des modèles émergent qui forment et changent le comportement des agents et du système lui-même.

Co-évolution

Les systèmes font partie d'un environnement plus large, à mesure que l'environnement change, les systèmes assure le meilleur ajustement possible. Cela influence à son tour en plus large environnement, en créant un cycle constant de changer au fur et à mesure que le système se développe pour s'adapter aux environnements. Quelques théoriciens font la distinction entre les «systèmes complexes adaptatifs », qui s'adaptent en permanence aux changements mais n'apprennent pas du processus, et «Systèmes complexes évolutifs», qui apprennent et évoluent à chaque changement et ainsi contribuent à influencer leur l'environnement, prévoir les changements probables et se préparer en conséquence est nécessaire.

D'autres ne font aucune distinction et à la place suggèrent que les systèmes «adaptatifs» peuvent également apprendre. Cela indique que des organisations peuvent avoir besoin de considérer l'importance d'utiliser une terminologie telle que les systèmes complexe évolutifs au lieu des systèmes complexes adaptatifs comme moyen de conceptualiser le leadership et l'organisation du développement.

Connectivité

Les agents d'un système se connectent et se interagissent l'un avec l'autre, cela est essentiel à la survie du système et donc, les relations entre agents sont généralement considéré comme plus importantes que les agents eux-mêmes dans la pensée des systèmes complexes.

Systemes imbriqués

La plupart des systèmes sont intégrés dans d'autres systèmes. Par exemple, un hôpital est un système en soi avec personnel, patients et soignants, fournisseurs, partenaires, commissaires et voisins. L'hôpital aussi appartient à un système de santé plus large dans sa ville ou Région et le système plus large.

Règles simples

Les systèmes complexes adaptatifs ne sont pas compliqués et sont souvent régis par des principes simples.

Itération

De petits changements au sein d'un système peuvent se construire comme un boule de neige, conduisant à un changement plus important.

Sous optimal

Les systèmes complexes adaptatifs n'ont pas à être parfait et certains suggèrent que toute énergie utilisée être bien meilleur que les alternatives est gaspillé énergie.

Variété requise

La pensée des systèmes complexes adaptatifs suggère que plus la variété au sein du système est grande, plus c'est le cas, et plus il est susceptible de créer de nouvelles possibilités et co-évoluer.

Auto-organisation

Les systèmes complexes adaptatifs n'ont pas d'hierarchie de commandement. Ils se réorganisent constamment pour trouver le meilleur ajustement avec l'environnement.

Bord du chaos

La pensée des systèmes complexes adaptatifs n'est pas exactement la même chose que la théorie du chaos, qui est dérivée de mathématiques, bien qu'il y ait des chevauchements.

Les systèmes vont de l'équilibre au chaos. Ceux systèmes qui ne sont pas en mesure de répondre à leur l'environnement cessera d'exister. Ainsi un système en le chaos cesse de fonctionner comme un système. Complexe la théorie adaptative suggère que le plus productif l'état d'un système est le «bord du chaos» où est le maximum de variété et de créativité. Sur la base de ces propriétés, on pourrait soutenir que des systèmes complexes adaptatifs sont tout autour de nous, ou qui nous faisons partie de plusieurs systèmes complexes adaptatifs . Principes tels que l'auto-organisation et l'émergence sont ce qui distingue un système adaptatif complexe d'autres systèmes multi-agents, qui sont simplement systèmes composés de

plusieurs agents en interaction. Dans les systèmes complexes adaptatifs, les agents ainsi que le système est adaptatif. Des exemples de systèmes complexes adaptatifs peuvent inclure les hôpitaux individuels et les soins de santé organisations, communautés, partis politiques, cerveau, le système immunitaire, les colonies de fourmis, le stock marché, l'écosystème, le développement des embryons et toute entreprise de groupe social humain. cependant, certains pourraient soutenir que toutes ces choses ne partagent pas toutes les caractéristiques des systèmes complexes adaptatifs. Parmi les études empiriques étudiées dans le scan, peu de systèmes proprement ou sans aucun doute correspond à toutes les propriétés répertoriées ici.

5.4 Structure et comportement d'un CAS

(Dooley 1996) donne une bonne description du comportement d'un système complexe adaptatif qui englobe les caractéristiques trouvées dans les travaux de (Holland 1996), Il annonce qu'un CAS se comporte et évolue selon les trois principes suivants.

- L'ordre est émergent et non pré-déterminé. L'historique du système est irréversible. Aussi, le comportement futur du système est souvent imprévisible.
- Les blocs de base composant un CAS sont les agents. Ces agents sont des éléments semi-autonomes qui cherchent à maximiser une certaine mesure de fitness en évoluant au fil du temps. Ils scannent leur environnement et développent des schémas représentant des règles d'interprétation et d'action. Ces schémas sont souvent développés à partir de schémas plus basiques.
- Ces schémas d'agents sont rationnellement bornés : ils sont potentiellement non-déterministes à cause de l'incomplétude ou l'incertitude de l'information. Ils dépendent de l'observateur car il est souvent difficile de séparer un phénomène de son contexte. Aussi, ces schémas peuvent être contradictoires les uns aux autres. Ils existent en multitudes et rivalisent pour survivre.

Donc, un système complexe adaptatif reçoit l'information de son environnement, identifie des régularités dans cette information, et condensent ces régularités sous forme de schémas ou modèles à adopter pour pouvoir gérer son monde. Il existe toujours une variété de modèles et de schémas d'interprétation et d'action offerts au système. Le résultat de l'action du système va stimuler des feedbacks de l'environnement qui vont influencer les futures choix des schémas. La figure 1 synthétise la structure et le comportement d'un CAS.

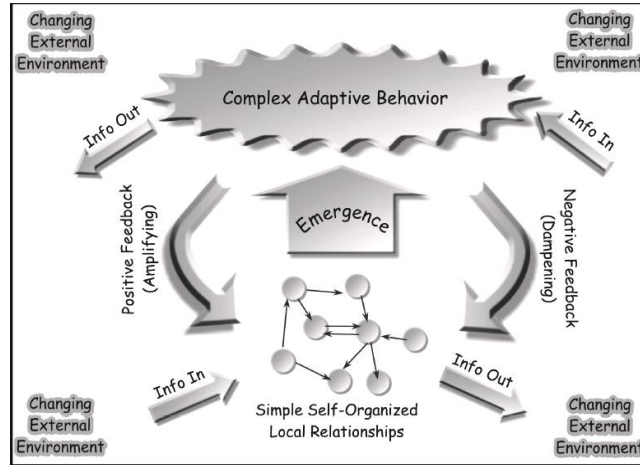


Figure 1.3: Structure et comportement d'un CAS
(Reus, 2010)

5.4.1 Relations entre agents dans un CAS

Selon (Gharajedaghi 1999), on peut trouver quatre classes d'inter-relations entre agents (ou ensemble d'agents) dans un CAS. Ces classes sont déterminées par le niveau de compatibilité entre les moyens et finalités des agents. On peut les résumer comme suit, sachant que la survie d'un CAS dans un environnement ouvert peut nécessiter n'importe quel type de ces inter-relations. - Coopération : la coopération (ou collaboration) entre les agents d'un CAS est possible quand les moyens des agents ainsi que leurs finalités sont compatibles.

- Coalition : elle peut avoir lieu quand les moyens d'agents sont compatibles mais leurs finalités sont incompatibles.

- Compétition : la compétition entre agents apparaît quand les moyens des agents sont incompatibles mais leurs finalités sont compatibles.

- Conflit : le conflit entre agents d'un CAS apparaît quand les moyens des agents ainsi que leurs finalités sont incompatibles. Ce type d'inter-relation entre agents peut être dangereux car les agents vont souvent combattre les uns contre les autres avec une intention de destruction.

6 Approches de modélisation des systèmes complexes adaptatifs

6.1 Qu'est ce qu'un modèle?

(Legendre 1993) distingue deux catégories principales de modèle : le modèle objet et le modèle théorique, lesquels répondent à des besoins différents. Le modèle objet est vu, selon (Mouloud et al 1999) cité par (Harvey et Loïsel 2009), comme un « modèle concret, construit à partir des données expérimentales, qui rend compte aussi fidèlement que possible de certaines des propriétés, géométriques ou fonctionnelles, de l'objet et des lois auxquelles il est soumis ». C'est prioritairement à ce type de modèle que nous faisons référence dans notre

intention de modéliser l'activité instrumentée au cœur d'un ENA. Grâce à ces modèles, « il devient possible d'organiser les connaissances en modèles plus facilement communicables, puis d'utiliser certains de ces modèles dans la réflexion et dans l'action pour permettre l'organisation des connaissances et rendre l'action plus efficace ». De son côté, « le modèle théorique permet d'élaborer, à partir du modèle de l'objet, une théorie qui ramène le phénomène étudié à un phénomène plus général (concept) en accord avec l'expérience et confronté avec elle » (Harvey & Loïselle, 2009, p. 96). Dans ce cas, modéliser l'activité instrumentée d'un ENA reviendrait à dégager des invariants, des principes généraux, à la fois structuraux et fonctionnels pouvant les représenter dans leur ensemble ; l'objectif serait de passer du cas particulier à la généralisation. Pour (Backer 2000), les modèles répondent à deux fonctions essentielles que nous rappelent (Desmoulin 2006, p. 161) :

- « proposer un cadre conceptuel permettant au concepteur de représenter le monde, en particulier en vue de faire des conjectures sur son comportement » ; - « fournir des représentations manipulables par l'humain ou par la machine et utiles à leur activité ». Ainsi, de la manière dont nous l'entendons dans cette note de synthèse, modéliser l'activité instrumentée au cœur d'un ENA revient à décrire dans un système de représentations (souvent de manière visuelle et graphique) des besoins et des solutions fonctionnelles répondant à un projet de conception et/ou de réalisation d'un environnement numérique d'apprentissage. Ce peut être aussi pour évaluer et/ou analyser l'activité qui y règne ou encore à des fins de compréhension, et/ou de contrôle ou encore de prédiction. De nombreux modèles existent pour atteindre l'un de ces objectifs. Certains d'entre eux ont été exclusivement conçus pour remplir une de ces fonctions tandis que d'autres permettent d'en remplir plusieurs à la fois, comme par exemple celles de guider l'ingénierie et d'évaluer, d'analyser ou contrôler le comportement du système. Commençons par décrire ces modèles capables d'assurer plusieurs fonctions d'usage avant de passer aux modèles exclusivement conçus pour la conception ou pour l'analyse d'un ENA.

6.2 Emergence dans la modélisation des systèmes complexes adaptatifs

Aspect du comportement émergent dans la modélisation CAS L'émergence est originaire du pays des «systèmes complexes» et il existe quatre écoles de pensée qui étudient l'émergence, comme le résumant (Wolf 2005): Théorie des systèmes complexes adaptatifs : Concept des modèles de niveau macro émergeant • des agents en interaction. Théorie des systèmes dynamiques non linéaires et théorie du chaos: concept d'attracteurs • qui guident le comportement du système. L'école synergique: Concept de paramètre d'ordre qui influence •

quels phénomènes au niveau macro un système présente. Thermodynamique loin de l'équilibre: concept de structures • dissipatives et de systèmes dynamiques issus de conditions éloignées de l'équilibre. Les nouveaux domaines d'application de l'émergence sont le Système de Systèmes (SoS) (Mittal & Rainey 2015) et les systèmes sociotechniques complexes (Mittal 2019). L'aide à la modélisation et à la simulation pour l'ingénierie SoS (Rainey & Tolk 2015) aborde quatre types d'émergence.

Émergence simple: La propriété ou le comportement émergent est prévisible par • des modèles simplifiés des composants du système. Émergence faible: La propriété émergente est facilement et systématiquement reproduite • dans la simulation du système mais pas dans les modèles de non-simulation de complexité réduite du système, c'est-à-dire que la simulation est nécessaire pour le reproduire.

Émergence forte: La propriété émergente est cohérente avec les propriétés • connues mais même en simulation, elle est reproduite de manière incohérente sans aucune justification de sa manifestation. Émergence fantasmagorique: La propriété émergente est incompatible avec les propriétés • connues du système et est impossible à reproduire dans une simulation d'un modèle de complexité égale à celle du système réel. Les propriétés émergentes faibles peuvent être formellement spécifiées à l'aide de principes mathématiques et reproduites dans un environnement de simulation (Mittal 2013, Szabo & Teo 2015, Szabo 2019). Ils sont connus a priori. En revanche, de fortes propriétés émergentes sont découvertes, après coup. Un comportement émergent fort est limité par la connaissance des propriétés existantes du système. Par conséquent, de nouvelles connaissances sont toujours générées lorsque de fortes propriétés émergentes sont connues pour la première fois (Mittal 2013). Lorsqu'elles sont connues lors d'une étude de simulation par des méthodes stochastiques (Mittal & Rainey 2015) et sont validées comme une nouvelle propriété cohérente avec les propriétés connues par les experts en la matière (PME) du système, elles sont alors incorporées comme «nouveau comportement» ce n'est plus «émergent». Une fois connus, ils peuvent maintenant être formalisés en tant que comportement émergent faible. Cela se traduit par un processus cyclique de découverte des connaissances et d'augmentation des connaissances dans le modèle existant (Mittal 2014), et peut désormais être reproduit de manière cohérente dans une simulation. Les études stochastiques et la quantification des incertitudes relèvent du domaine de la simulation.

Ces méthodes de calcul utilisées en conjonction avec les théories existantes permettent de valider les théories existantes ou de suggérer des modifications. Ceux-ci aident également à définir les limites de la théorie, à leur tour, nous donnant des connaissances spécifiques sur les contraintes et les limites de cette théorie qui doivent être mises en œuvre pour comprendre le comportement émergent. La figure 2 montre le cône de complexité émergente reliant la taxonomie des comportements émergents à une complexité croissante sur l'axe y, et la division du cône en espaces de recherche stochastiques et déterministes sur l'axe x. Le domaine déterministe est soutenu par des théories établies, comme la cybernétique, la théorie des systèmes, la théorie du contrôle et la théorie des réseaux. Le domaine stochastique est soutenu par la théorie de l'estimation. Le volume du cône représente la variété (Ashby 1991). Le périmètre du cône représente les contraintes et la frontière de la connaissance comme un cylindre qui aborde la variété et les contraintes. Le cylindre de connaissances autour de l'émergence simple et faible dans le domaine déterministe signifie de vastes connaissances disponibles pour développer des abstractions. Un cône divergeant reflète la complexité croissante à mesure que les contraintes sont assouplies dans le domaine stochastique, ce qui entraîne une augmentation de la variété et un manque de constructions théoriques pour comprendre le comportement complexe global. De plus, sur le plan informatique, le comportement émergent peut être compris à l'aide de la dernière technologie actuelle d'ingénierie des fonctionnalités, d'apprentissage en profondeur et d'analyse de données à l'aide du Big Data et de l'apprentissage automatique (Bouzeghoub 2017). Cela faciliterait l'identification de divers comportements holistiques et leur classification, ce qui faciliterait la conception de divers algorithmes pour détecter le comportement émergent éventuel qui pourrait être utile dans le contexte urgent (SoS).

Cet aspect est largement ascendant. Une fois que divers observateurs sont rendus disponibles par le calcul, ils peuvent être intégrés dans le répertoire de comportement de l'agent afin que le comportement émergent, qui est maintenant détectable et perceptible à la frontière agent-environnement grâce à divers capteurs nouvellement développés (logiciels et matériels), puisse être utilisé et agi par l'agent. Ce processus affine le comportement de l'agent par rapport à l'environnement dans lequel il se trouve, le situant ainsi dans l'environnement, et donc manifestant un comportement adaptable. 2 La variété fait référence au nombre total d'états dans le système. Cette activité devient maintenant descendante car il y a un processus de conception conscient (effectué par un humain) qui est utilisé pour un tel raffinement du comportement et l'incorporation d'un nouveau comportement émergent en tant que

comportement causal ayant un impact sur le comportement existant de l'agent. Le processus devient ainsi de plus en plus cyclique, dans lequel les études de simulation découvrent constamment de nouveaux comportements émergents cohérents qui sont ensuite continuellement ajoutés au répertoire de comportement agent / système.

Cet aspect est largement ascendant. Une fois que divers observateurs sont rendus disponibles par le calcul, ils peuvent être intégrés dans le répertoire de comportement de l'agent afin que le comportement émergent, qui est maintenant détectable et perceptible à la frontière agent-environnement grâce à divers capteurs nouvellement développés (logiciels et matériels), puisse être utilisé et a;

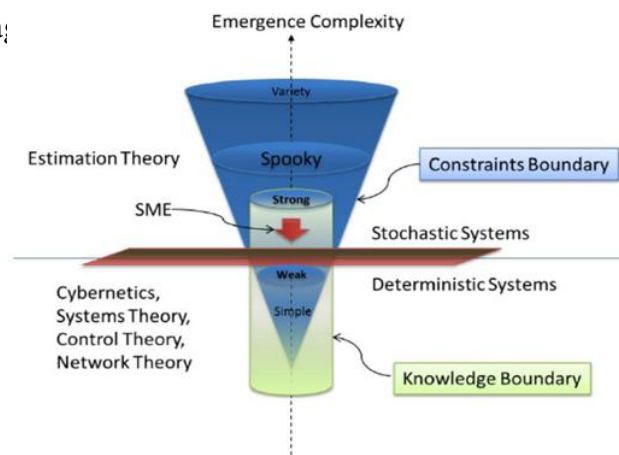


Figure 1.4 Complexité de l'émergence (Mittal 2015)

Ce processus affine le comportement de l'agent par rapport à l'environnement dans lequel il se trouve, le situant ainsi dans l'environnement, et donc manifestant un comportement adaptable. La variété fait référence au nombre total d'états dans le système. Cette activité devient maintenant descendante car il y a un processus de conception conscient (effectué par un humain) qui est utilisé pour un tel raffinement du comportement et l'incorporation d'un nouveau comportement émergent en tant que comportement causal ayant un impact sur le comportement existant de l'agent. Le processus devient ainsi de plus en plus cyclique, dans lequel les études de simulation découvrent constamment de nouveaux comportements émergents cohérents qui sont ensuite continuellement ajoutés au répertoire de comportement agent / système.

7. Systèmes multi-agents Adaptatifs

L'objectif de ce chapitre est d'introduire les systèmes multi-agents (SMA) et de montrer en quoi cette approche est intéressante pour le contrôle de systèmes complexes. Les concepts principaux sont présentés avant d'aborder quelques techniques de contrôle et d'apprentissage

utilisant les SMA. La suite du chapitre se focalise sur la notion d'auto-organisation et présente une vision particulière des SMA, fondée sur la coopération.

7.1 Définition

Les systèmes multi-agents (SMA) sont des systèmes composés de plusieurs entités autonomes en interaction que l'on appelle agents. La distribution au sein du système de la connaissance, des calculs, ou encore du contrôle en est la principale caractéristique. Ils appartiennent ainsi à la branche que l'on appelle distribuée de l'intelligence artificielle (IAD), celle qui s'intéresse à la résolution collective de problèmes, c'est-à-dire à l'élaboration de comportements au sein d'un collectif menant à la réalisation d'une tâche globale particulière.

Cette section commence par définir ce qu'est un agent, puis s'intéresse aux interactions entre plusieurs d'entre eux pour aborder le principe de système multi-agent. Quelques techniques multi-agents de contrôle et d'apprentissage sont ensuite présentées.

7.2 Qu'est-ce qu'un agent ?

Le concept d'agent est apparu avec les premiers programmes destinés à s'exécuter sur le long terme, au sein d'un environnement dans lequel ils jouissent d'une certaine autonomie d'action. Le terme se retrouve par exemple dans la littérature de l'apprentissage par renforcement.

Leur définition a depuis été enrichie et affinée, notamment par (Wooldridge et Jennings, 1995) et (Ferber 1999). Un consensus s'est établi autour d'une liste de propriétés et d'un schéma

d'exécution présentés ci-après. Un agent est une entité physique ou logicielle qui :

- est autonome,
- existe au sein d'un environnement qu'elle est capable de percevoir et sur lequel elle peut agir, – possède une représentation partielle de cet environnement,
- est capable de communiquer avec d'autres agents,
- possède des ressources,
- possède des compétences et peut offrir des services.

Le comportement d'un agent résulte de ses perceptions, de ses connaissances, de ses compétences, et bien évidemment de son but. Il suit un cycle de vie en trois étapes se répétant indéfiniment tout au long de son exécution :

- la phase de perception durant laquelle l'agent acquiert de nouvelles informations sur l'environnement
- la phase de décision durant laquelle l'agent choisit les prochaines actions à effectuer

– la phase d'action durant laquelle l'agent réalise les actions décidées à l'étape précédente.

La propriété la plus importante d'un agent est son autonomie. Celle-ci se rapporte au contrôle de son exécution : un agent peut dire "non" à une requête, il décide lui-même d'agir ou non, et de la nature de ses actions. C'est d'ailleurs ce qui le différencie d'un simple sous-programme. Cette autonomie sous-entend qu'un agent a des buts qui lui sont propres, et qu'il peut les privilégier à la résolution d'une requête extérieure.

Enfin, notons que cette définition s'appuie fortement sur la notion d'environnement, qui elle ne bénéficie pas d'un consensus dans la communauté. Intuitivement, l'environnement peut être décrit comme tout ce qui est extérieur à l'agent et qu'il peut percevoir.

7.3 Différents types d'agents

Outre l'autonomie qui est une propriété commune à tous, les agents possèdent d'autres caractéristiques par lesquelles ils peuvent être différenciés (Gleizes et al. 2011).

Réactif Un agent est dit réactif lorsqu'il est capable de réagir aux modifications de son environnement. Ses actions sont déclenchées par les événements dans l'environnement. On parle alors de comportement réflexe. Les conditions des règles de comportement reposent sur ses perceptions et son état interne. Un agent réactif n'a généralement pas (ou très peu) de mémoire.

Proactif À l'opposé des agents réactifs se situent les agents proactifs. De tels agents sont capables de modifier leurs buts et d'en générer de nouveaux. Ils disposent d'une mémoire et mettent en œuvre des algorithmes d'apprentissage complexes. On s'y réfère parfois sous le nom d'agents cognitifs. C'est le cas par exemple des agents Croyance-Désir-Intention BDI, pour Belief-Desire-Intention, (Rao et Georgeff 1995). Il n'y a en réalité pas de limite franche entre agent réactif et agent proactif, ils représentent les extrémités d'une échelle de granularité.

Les agents réactifs, moins complexes, sont généralement présents en plus grand nombre dans un système et chacun d'entre eux s'occupe d'une tâche relativement simple. On parle d'un système à granularité fine. Les agents cognitifs sont quant à eux de granularité plus grosse, chacun peut prendre en charge une tâche plus compliquée et ils sont donc généralement moins nombreux pour former un système.

Situé Un agent est qualifié de situé lorsque ses perceptions et sa communication avec les autres agents sont conditionnées par son positionnement dans l'environnement. Par exemple, un agent-piéton dans une simulation de foule ne percevra pas les mêmes obstacles selon sa position. C'est un agent situé. De même, un agent-fourmi qui communique avec les autres au

travers de l'environnement (en déposant des phéromones) est un agent situé.

Communicant Les interactions des agents communicants ne dépendent pas de leur positionnement.

Leur environnement ne possède pas de référentiel, et les agents communiquent directement par envoi de messages sans qu'une quelconque mesure de position n'interfère. Là encore, la frontière entre situé et communicant n'est pas absolue. Des agents situés peuvent utiliser divers canaux de communication, dont l'envoi direct de messages.

D'autres caractéristiques sont parfois associées aux agents. Notons par exemple les agents sociaux qui tiennent compte des autres agents à divers degrés dans leur raisonnement, ou encore les agents adaptatifs qui modifient leur comportement au cours de leur vie.

7.4 Architecture d'un agent

Les agents possèdent généralement une architecture modulaire bien définie. Les modules utilisés varient selon les applications, mais trois se retrouvent systématiquement :

– Le module perception prends en compte les évènements provenant de l'environnement.

Il peut s'agir d'une simple boîte à lettre dans le cas d'un agent communicant, ou d'un module gérant des capteurs pour un agent situé.

– Le module décision implémente le raisonnement de l'agent. Il comprend les connaissances de l'agent et des règles pour les exploiter, et décider d'action à entreprendre en fonction du but de l'agent. Il peut s'agir de simples règles conditionnelles pour un

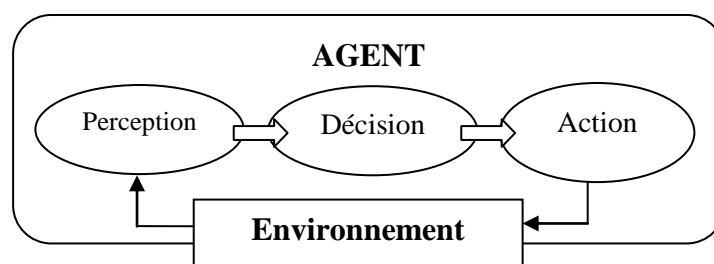


Figure 1.5 Un agent dans l'environnement.

agent réactif comme d'algorithmes d'apprentissage et d'un moteur d'inférence pour un agent cognitif.

– Le module action réalise les actions que le module décision lui demande. Il peut s'agir de simples envois de messages dans le cas d'agents communicants comme d'actions plus complexes mettant en œuvre des effecteurs. C'est ce qui est vu depuis l'extérieur comme le comportement de l'agent.

La figure 5.1 schématise ces modules et leur interaction avec l'environnement. Cette architecture de base est souvent enrichie de modules propres à l'approche, par exemple d'un module spécifique pour les connaissances, les compétences ou encore l'apprentissage. De nombreuses implémentations sont en fait hybrides, possédant des caractéristiques à la fois réactives et cognitives et des modules d'interaction à la fois situés et communicants. Cette modularité fait que la programmation par composants est particulièrement appropriée au développement d'agents, et donc de SMA.

La notion d'agent étant maintenant bien définie, il est temps de s'intéresser aux systèmes multi-agents.

7.5. Qu'est-ce qu'un système multi-agent ?

Un système multi-agent (SMA) est un ensemble d'agents en interaction dans un environnement commun, agissant pour résoudre une tâche commune et cohérente. Ce dernier point est important car il implique l'unité du SMA, malgré le fait que chaque agent possède son propre but individuel qui peut éventuellement entrer en conflit avec celui des autres.

Cette composition particulière donne aux SMA des propriétés très intéressantes.

7.5.1 Propriétés des SMA

Tout d'abord, au sein d'un SMA, la connaissance et le savoir-faire sont distribués parmi les agents (Boes et al 2017). Chaque agent pris individuellement possède sa propre représentation de l'environnement et ses propres compétences, qui sont insuffisantes pour accomplir la tâche globale du système. Mais toutes les connaissances et compétences nécessaires à la tâche sont malgré tout présentes, distribuées dans le système. Cette propriété importante rend les SMA particulièrement adaptés aux problèmes présentant une distribution naturelle.

Un SMA est autonome, aucun système ne le contrôle depuis l'extérieur. Cela provient directement de l'autonomie de chacun des agents. Ainsi, le contrôle d'un SMA est également décentralisé : chaque agent est responsable de son exécution. De ce fait, les agents d'un SMA s'exécutent généralement en parallèle et de manière asynchrone.

Un SMA est dit ouvert si des agents peuvent apparaître ou disparaître. Dans le cas contraire, le système est qualifié de fermé. Du fait de l'autonomie, la création d'un nouvel agent est le plus souvent décidée par un agent existant du système. La disparition peut quant à elle être un suicide, ou bien être provoquée par l'environnement de l'agent selon son degré d'autonomie.

Enfin, un SMA dont tous les agents possèdent le même type de perception et d'action, et les mêmes compétences, est homogène. Si tous les agents ne partagent pas les mêmes capacités, le système est hétérogène. Par exemple, dans la modélisation multi-agent d'une équipe de

basketball, chaque agent-joueur dispose du même type de perceptions (vision, ouïe) et d'actions (dribbler, passer, tirer, etc), seules certaines caractéristiques propres les différent (taille, vitesse, etc). Le SMA est homogène. Mais si l'on ajoute le coach à ce modèle, avec des types d'actions différents (remplacements, temps-morts, consignes, etc), le système est hétérogène.

Les SMA se sont développés suivant trois branches principales (Boes 2014) : la résolution collective de problèmes, la simulation, et l'interaction avec l'utilisateur. La différence entre les trois tient en fait à leur environnement, plus ou moins contraint et faisant intervenir ou non un humain. Aussi, l'environnement est un élément essentiel de tout SMA qui se doit d'être maintenant abordé.

7.5.2 L'environnement

L'environnement est un concept très important lorsque l'on parle de systèmes multi-agents. C'est de lui que le système tire de l'information, et c'est lui qui supporte l'activité des agents. Il n'existe cependant pas de définition qui fasse consensus (Weyns et al. 2005).

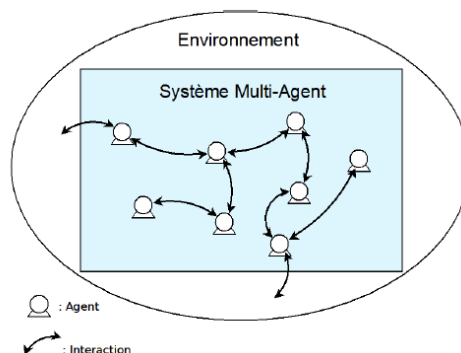


Figure 1.6 Un système multi-agent et son environnement (Boes 2017).

Différents environnements peuvent être identifiés selon le point de vue adopté. L'environnement du SMA comprend tout ce qui lui est extérieur. Par exemple, l'environnement d'une équipe de basket est constitué du terrain, du panier, de la balle, des adversaires, du public, etc, mais pas des joueurs qui la composent. De même, l'environnement d'un agent comprend tout ce qui lui est extérieur, mais cela inclut les autres agents du système. L'environnement d'un joueur est celui de l'équipe, plus tous ses coéquipiers. Dans un SMA hétérogène, tous les agents n'ont pas les mêmes capacités de perception. Ainsi, il est possible que seule une partie des agents d'un SMA interagissent avec l'environnement du SMA, les autres étant internes au système

Les interactions entre un SMA et son environnement sont couplées. Lorsque le SMA effectue une action sur l'environnement, celui-ci est modifié. La perception de cette modification agit comme un signal de retour sur le SMA. Notons que l'agent qui effectue l'action et celui qui perçoit la modification ne sont pas forcément les mêmes.

On peut distinguer plusieurs facettes de l'environnement d'un agent. Il y a d'un côté l'environnement physique, composé de ce que les capteurs des agents peuvent percevoir, et de l'autre côté, l'environnement social, composé des autres agents connus. Dans l'exemple de la simulation d'une équipe de basketball, l'environnement physique est par exemple composé des paniers et de la balle, et l'environnement social des autres joueurs et du coach.

Enfin, il existe une variété d'environnements aussi vaste que les applications le permettent.

L'environnement peut être continu ou discret, déterministe ou non, statique ou dynamique.

Autrement dit, il n'y a pas de restriction sur la nature de l'environnement pour y plonger un SMA, autre que celle de l'existence de moyens de perception et d'action.

La création d'un SMA demande donc de définir son environnement et de fournir un moyen d'interaction avec celui-ci. D'autres éléments sont nécessaires et sont décrits dans les paragraphes suivants.

7.6 Composition d'un SMA

Les agents et l'environnement sont les composantes les plus visibles d'un SMA, mais d'autres sont tout aussi cruciales. (Demazeau 1995) propose par exemple une vue des SMA en quatre composantes élémentaires :

- Les agents, incluant la description complète de leur architecture et de leurs comportements.
- L'environnement, incluant la description des ressources avec lesquelles peuvent éventuellement

interagir les agents.

- Les interactions, incluant l'ensemble des moyens assurant les interactions entre les agents, en particulier les protocoles de communication et les langages utilisés. Nous avons vu que les agents pouvaient communiquer soit par le biais de modifications sur l'environnement, soit directement par envoi de messages. La spécification de ces communications va avoir un impact important sur le comportement global du système.

On regroupe sous le nom d'infrastructure les protocoles et les services permettant aux agents de fonctionner, assurant notamment leur communication. Ceux-ci ont fait l'objet de nombreux travaux, un des plus connus étant KQML, un langage permettant de manipuler des connaissances (Finin et al. 1994).

– Les organisations , incluant les éléments permettant de structurer un ensemble d’agents, par exemple sous forme de hiérarchie ou d’un simple réseau de relations. on reviendra plus longuement sur la notion d’organisation.

Cette approche se nomme Voyelles, du fait des initiales des quatre composantes.

Inclure son environnement dans la description d’un SMA peut paraître paradoxal, puisque celui-ci est censé être tout ce qui est à l’extérieur du SMA. En fait, cela montre le fort couplage qui existe entre les deux. À l’inverse des programmes classiques, un agent, comme un SMA, n’est pas conçu pour s’arrêter après un certain temps et donner un résultat. Il n’est utile que par son couplage avec l’environnement, sans lui, il ne peut ni percevoir, ni agir.

Au sein d’un SMA, les agents peuvent acquérir une caractéristique très intéressante : la localité. Un agent peut être conçu de sorte qu’il suive son propre but local, sans connaître la tâche globale du système dont il fait partie. Ses perceptions et ses actions sont également locales et l’activité globale du système résulte alors de l’ensemble des actions locales des agents. Cela permet de n’avoir à spécifier entièrement ni le problème (qui pourrait être trop complexe pour le permettre), ni sa solution (qui n’est de toute façon généralement pas connue). Ceux-ci sont répartis dans les buts et les comportements de chaque agent.

Certains SMA peuvent être analysés de manière récursive. Autrement dit, un agent peut être lui-même un SMA composé d’agents de niveau inférieur.

Enfin, la conception d’un SMA est généralement très proche du domaine d’application.

Les agents correspondent à des éléments du problème, ce qui facilite l’instanciation du SMA. Il n’est en effet nul besoin de transformer les données du domaine dans une autre représentation (à l’image d’un génotype par exemple) pour qu’elles soient exploitables par le système.

7.7 Des applications de SMA

Les paragraphes suivant survolent quelques techniques de contrôle et d’apprentissage à base de SMA. Étant naturellement décentralisés, c’est dans les systèmes physiquement distribués qu’ils ont trouvé le plus d’applications. Mais leurs avantages ne se limitent pas à ce type de problème.

SMA et contrôle de systèmes

Le contrôle de chaînes de production fait intervenir des entités physiquement distribuées (les machines, les opérateurs, les produits, etc). Les systèmes de contrôle centralisés présentent le défaut majeur d’être rigides et de tomber dans des situations où toute la chaîne

doit être stoppée lorsqu'une avarie y apparaît localement. C'est notamment pour cette raison que les SMA et leur fonctionnement décentralisé sont régulièrement utilisés (Leitão 2009).

Par exemple, (Heragu et al. 2002) proposent un SMA en trois couches :

- La couche "haute" n'est composée que d'un agent, appelé Système qui est responsable de la planification pour l'ensemble de l'usine. Il génère des buts pour chaque département.
- La couche "intermédiaire" est composée d'agents Cellule, chacun est responsable d'un département de l'usine. Ils transforment les objectifs fournis par la couche supérieure en buts pour les agents de la couche inférieure.
- La couche "basse" est composées d'agents de trois types, qui représentent les entités de l'usine impliquées dans la réalisation des objectifs : les Consignes, les Machines et les MHD (dispositifs de manutention).

Les agents de chaque couche négocient leurs activités en fonction de leurs ressources et selon un système d'enchères. Ils utilisent notamment une base de connaissances et un module d'apprentissage (incorporant un réseau de neurones). Ce processus de décision décentralisé permet une plus grande souplesse face aux imprévus, comme des pannes ou des commandes urgentes.

Les SMA peuvent être utilisés à divers niveaux dans le contrôle. Dans le domaine des bioprocédés, certains travaux les utilisent à la fois pour concevoir le futur système contrôlé, et pour donner des conseils à un superviseur humain. Le SMA visant à proposer des actions de contrôle possède une structure hiérarchique dont le sommet est un agent coordinateur, suivi d'agents Opérations représentant les opérations spécifiques envisageables sur le bioprocédé, puis d'agents IA et Principes qui permettent l'utilisation de modèles prédictifs. L'avantage des SMA est ici encore la distribution. Elle permet le passage à l'échelle en mettant en relation plusieurs modèles couvrant chacun une échelle ou une plage de fonctionnement limitée du procédé. Aucun modèle global n'est en effet en mesure de représenter efficacement le procédé.

Dans ces approches, le contrôle est effectivement distribué. Le passage à l'échelle et la flexibilité sont assurés par la décentralisation des agents. Les agents spécifiques au domaine (Machines pour les chaînes de production, Opérations et IA pour les bioprocédés, etc) rendent l'instanciation plus facile, mais font perdre en généricité. Il faudrait les revoir entièrement pour appliquer le SMA à un autre type de système contrôlé. Des agents spécifiques au problème du contrôle, indépendamment du domaine, seraient préférables. En outre, l'apprentissage est réalisé par des techniques classiques, comme les réseaux de neurones,

embarquées dans chaque agent. Ce point est susceptible d'alourdir leur déploiement sur des cas réels. Certains SMA sont quant à eux entièrement dédiés à l'apprentissage.

SMA et apprentissage

Ce paragraphe se concentre sur des approches d'apprentissage multi-agent, à ne pas confondre avec des techniques parfois qualifiées de "basées agent" qui n'impliquent qu'un seul agent apprenant (par exemple sous la forme d'un LCS). Les techniques d'apprentissage multi-agent peuvent se séparer en deux catégories (Panait et Luke 2005) :

– L'apprentissage concurrent, où de multiples apprentissages sont menés simultanément, chaque agent embarquant le plus souvent entièrement un algorithme d'apprentissage.

Il y a donc plusieurs apprenants.

– L'apprentissage en équipe, où un seul apprenant découvre le comportement d'un collectif.

Apprentissage Concurrent L'apprentissage concurrent est l'approche la plus suivie. Chaque agent est un apprenant autonome, mais pas indépendant. Son apprentissage est influencé par son environnement, qui inclut les autres agents. En apprenant, un agent modifie son comportement (ses actions sur l'environnement) et peut ainsi potentiellement rendre invalide celui des autres agents. Ils vont apprendre, s'adapter et peut-être invalider à leur tour le comportement courant de l'agent. On parle alors de co-adaptation. Les algorithmes utilisés par les agents sont généralement directement dérivés du Q-learning et des algorithmes génétiques, et beaucoup font appel à des concepts de la théorie des jeux comme l'équilibre de Nash, par exemple (Tuyls et al. 2006).

En apparence, l'apprentissage concurrent peut se rapprocher du méta-apprentissage, avec l'idée de combiner efficacement plusieurs apprenants. Mais l'apprentissage concurrent n'est pas supervisé, et fait apparaître en réalité de nombreux challenges dus à la dynamique imprévisible de l'environnement. En particulier, la répartition du signal de renforcement entre les agents est un problème délicat et crucial pour le bon fonctionnement du SMA. Outre les limites des algorithmes utilisés par chaque agent, cela pèse sur le travail d'instanciation à fournir pour ce type de méthode.

Apprentissage en équipe L'apprentissage en équipe ne fait intervenir qu'un seul apprenant, mais celui-ci apprend le comportement d'un ensemble de plusieurs agents. Les méthodes utilisées diffèrent selon que le SMA soit homogène ou hétérogène. Dans le premier cas, un comportement est appris et appliqué à tous les agents. Dans le second, chaque agent est différent, permettant une plus grande richesse de comportements collectifs mais impliquant une plus grande complexité. Certaines approches hybrides combinent les deux en formant des groupes d'agents homogènes apprenant chacun des comportements collectifs différents

Si le résultat est un SMA, l'apprentissage en équipe n'est pas lui-même multi-agent. Il s'agit en réalité d'une application presque directe de techniques d'apprentissage classiques. Les algorithmes génétiques sont par exemple utilisés en encodant le comportement de chaque agent dans le même long chromosome (Tavafi et al. 2017). Cependant, cette approche met le doigt sur un aspect capital des SMA : le lien entre le comportement local des agents et le comportement global du système. En effet, l'apprentissage en équipe cherche à apprendre le comportement de chaque agent en se basant sur une évaluation du comportement global du système. Or, ce comportement global est quasiment impossible à prévoir à partir des comportements locaux des agents. C'est dans ce type de situation que le mot émergence est parfois évoqué.

7.8 Théorie des AMAS (Adaptive Multi-Agent Systems)

Depuis plus d'une décennie, les équipes de recherche étudient différentes approches pour la conception de systèmes complexes adaptatifs, spécifiquement basée sur les systèmes multi-agents adaptatifs et l'émergence. C'est dans le cadre de ces travaux que la théorie des AMAS a vu le jour. Cette théorie repose sur le théorème de l'adéquation fonctionnelle démontré par P. Glize (Glize, 2001, Boes et al., 2017) et propose d'utiliser le principe de l'auto-organisation par coopération pour des systèmes ayant des environnements fortement dynamiques ou dont la fonction est impossible à spécifier exhaustivement.

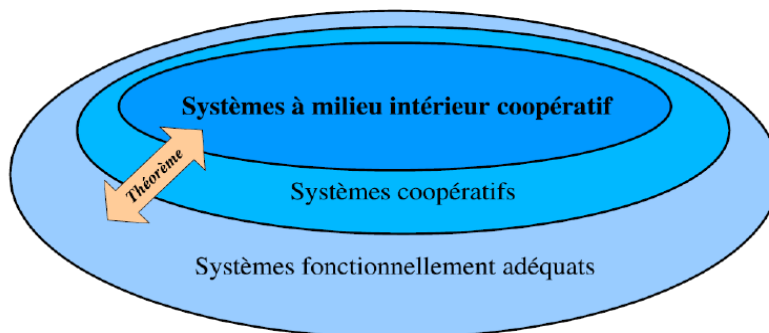


Figure 1.7 Théorème de l'adéquation fonctionnelle (Bonjean 2009)

Un système est dit « fonctionnellement adéquat » s'il effectue bien ce pour quoi il a été conçu. Ce jugement est effectué par un observateur extérieur au système connaissant la finalité de celui-ci.

Théorème 1. Pour tout système fonctionnellement adéquat, il existe au moins un système à milieu intérieur coopératif qui réalise une fonction équivalente dans le même environnement. Ce théorème montre que tout système réalisant une fonction possède un équivalent fonctionnel dans lequel les agents qui le composent sont en interaction coopérative. Ce théorème a un fort impact sur la conception d'un système. En effet, désormais, le concepteur

d'un système doit se focaliser sur le comportement des agents qui le constituent et les doter des moyens nécessaires pour qu'ils entretiennent des relations coopératives avec leur environnement.

Processus d'apprentissage par auto-organisation

Dans les SMA que nous étudions, la fonction globale du système émerge de l'auto-organisation de ses parties. Plus formellement, la fonction globale f_s d'un système S est obtenue par combinaison des fonctions partielles f_i assurées par les parties P_i de S . Si l'on prend comme opérateur de combinaison des fonctions partielles, on a alors : $f_s = f_1 \ f_2 \ \dots \ f_n$. Or, comme généralement $f_1 \ f_2 \neq f_2 \ f_1$, un changement d'organisation, et donc un changement de combinaison des fonctions partielles, modifiera la fonction globale du système.

Le processus d'apprentissage par auto-organisation consiste alors à doter chaque partie du système de critères de réorganisation lui permettant de définir elle-même son rôle au sein du système, c'est-à-dire la faculté de modifier de façon autonome ses liens avec les autres parties de façon à faire tendre la globalité du système vers l'adéquation fonctionnelle. Ce phénomène de modification se produit seulement en fonction des perceptions locales que l'agent fait de son environnement. L'auto-organisation permet ainsi d'accroître la robustesse du système, grâce à l'émergence de structures organisationnelles adaptées à des situations non prévues lors de la conception.

Situations Non Coopératives (SNC)

Dans la théorie des AMAS, un agent considère qu'il occupe une place adéquate au sein du système s'il interagit avec autrui en mode coopération, ses actions contribuent au processus de résolution et ne nuisent pas à un autre agent ; dans le cas contraire, on dit que l'agent est dans une situation non coopérative. Il cherchera alors à atteindre un état qu'il jugera coopératif.

Les conditions de non coopération qui conduisent à un processus de réorganisation sont définies de la manière suivante:

Non coopération = $:C_{per} _ :C_{dec} _ :C_{act}$

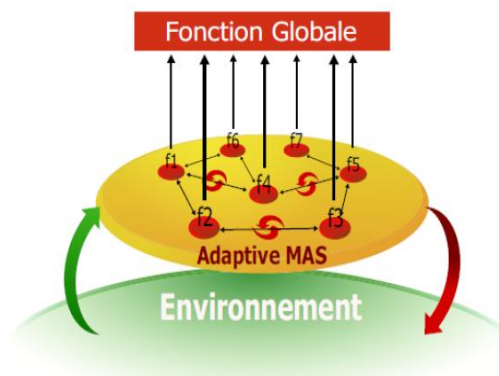


Figure 1.8 Adaptation par auto-organisation d'un système en interaction dynamique avec l'environnement(Bonjean 2009)

:Cper, :Cdec et :Cact correspondent chacun à une situation non coopérative détectée respectivement durant les phases de perception, de décision et d'action du cycle de vie d'un agent. Au cours des étapes de son cycle de vie, un agent peut donc être confronté à une situation de :

- Non coopération de perception (:Cper) telle que :
 - L'incompréhension : l'agent perçoit un signal qu'il ne comprend pas.
 - L'ambiguïté : l'agent attribue plusieurs interprétations au signal perçu.
- Non coopération de décision (:Cdec) telle que :
 - L'incompétence : l'agent n'est pas capable d'exploiter le signal perçu lors de son raisonnement.
 - L'improductivité : aucune conclusion n'est produite à partir du signal perçu.
- Non coopération d'action (:Cact) telle que :
 - La concurrence : l'agent croit que son action et celle d'un autre vont aboutir au même résultat.
 - Le conflit : l'agent croit que son action et celle d'un autre agent sont incompatibles (antinomiques).
 - L'inutilité : l'agent croit que son action ne va ni le rapprocher de son but, ni aider un autre agent.

Un agent doit donc détecter les situations non coopératives afin de les traiter et/ou les faire disparaître pour revenir dans un état coopératif. Un tel agent dans la théorie des AMAS est constitué de différents modules représentant ses capacités de perception, d'action et de raisonnement (Picard, 2019). Les modules Perception et Action représentent respectivement les moyens que l'agent possède pour percevoir et agir sur son environnement. Le module de Compétences contient le savoir-faire de l'agent sur un domaine particulier lui permettant d'exécuter sa fonction partielle. Les Aptitudes correspondent aux capacités de raisonnement que possède l'agent à partir de ses représentations et compétences.

Enfin, le module de Coopération permet de détecter et de traiter les éventuelles situations non coopératives.

7.9 Modèles agent classique

Nous expliquons le fonctionnement de chacun de ces modèles dans la suite de cette section.

Flocking Boids

Objectif du modèle

Le modèle Flocking ou troupeau est inspiré du modèle Boids de (Reynolds 1987). Ce modèle permet de simuler le vol d'une nuée d'oiseaux afin d'en étudier le comportement. La nuée d'oiseaux n'est ni créée, ni dirigée par des agents chefs. Agents, environnements et variables d'états Le modèle est composé d'un seul type d'agents : les oiseaux. Ces agents sont de type réactif, c'est à dire qu'ils n'ont pas de phase de délibération. Les oiseaux ne possèdent qu'une connaissance partielle de l'environnement dans lequel ils évoluent et ne possèdent pas de mémoire ni de comportements évolués. Ces agents sont caractérisés par une position dans l'espace à l'aide de coordonnées cartésiennes. Chaque agent oiseau se définit à l'aide des trois comportements suivants : — la cohésion: un oiseau a tendance à se déplacer vers les autres oiseaux proches (à moins que les autres oiseaux ne soient assez proches). — l'alignement: un oiseau a tendance à tourner pour se déplacer dans la même direction que les oiseaux voisins. — la séparation: un oiseau a tendance à tourner pour éviter un autre oiseau qui est trop près.

A chaque pas de temps, un agent oiseau exécute ces trois comportements qui permettent de calculer la nouvelle position de l'oiseau en fonction de la position des oiseaux qui composent son voisinage. L'environnement dans lequel évoluent et se situent les agents oiseaux peut être soit en deux dimensions sous forme de grille, soit en trois dimensions sous forme de cube. Plusieurs variables sont définies comme paramètres du modèle : la taille de l'environnement, la distance maximale qu'un oiseau peut avancer par pas de temps, la durée d'un pas de temps, le taux de cohésion, d'alignement et de séparation.

Virus

Objectif du modèle

Le modèle Virus permet de simuler la transmission et le maintien d'un virus dans une population humaine. Ce modèle repose sur un certain nombre de facteurs pouvant influencer la survie d'un virus transmis directement au sein d'une population. Agents, environnements et variables d'états Le modèle est composé d'un seul type d'agents : les personnes. Ces agents sont de type réactifs, c'est à dire qu'ils n'ont pas de phase de délibération. Les personnes ne possèdent qu'une connaissance partielle de l'environnement dans lequel ils évoluent et ne possèdent pas de mémoire ni même de comportements évolués. Ces agents sont caractérisés

par une position dans l'espace à l'aide de coordonnées cartésiennes. Chaque agent se définit à l'aide des cinq comportements suivants : — le vieillissement : une personne vieillit jusqu'à ce qu'elle meurt. — le déplacement : une personne se déplace de manière aléatoire sur l'environnement. 23 — l'infection : une personne infectée par le virus, peut contaminer les personnes qui se situent dans son voisinage. — la récupération : une personne infectée par le virus peut (selon une probabilité) devenir immunisée. Ainsi, la personne concernée ne sera plus porteuse du virus. — la reproduction : une personne non contaminée par le virus peut (selon une probabilité) se reproduire. Ce comportement permet de renouveler la population. A chaque pas de temps, un agent personne exécute ces cinq comportements qui permettent de faire évoluer le virus au sein de la population de personnes. L'environnement dans lequel évoluent et se situent les agents personnes est une grille en deux dimensions. Plusieurs variables sont définies comme paramètres du modèle : la capacité de transport du virus (combien de personnes peuvent être dans le monde à un moment donné), la durée de vie des personnes, le taux de natalité, le taux de reproduction et le nombre de personnes porteuses du virus à l'initialisation du modèle.

Proie-prédateur

Objectif du modèle

Le modèle proie-prédateur explore la stabilité des écosystèmes. Dans un tel modèle, nous distinguons deux variantes : l'une appelée instable si elle a tendance à entraîner l'extinction d'une ou plusieurs espèces concernées et l'autre appelée stable si elle tend à se maintenir dans le temps, malgré les fluctuations de la taille de la population. Nous prenons comme exemple de modèle prédateur-proie celui des loups et des moutons. Dans la variante instable du modèle, les loups et les moutons errent au hasard dans le paysage, les loups recherchent des moutons (proie). Chaque étape coûte de l'énergie aux loups et aux moutons, quand ils n'ont plus d'énergie ils meurent. Seuls les loups peuvent reconstituer leur énergie en mangeant des moutons. Pour permettre à la population de continuer à perdurer, chaque loup et chaque mouton a une probabilité fixe de se reproduire à chaque pas de temps. La variante stable du modèle introduit un nouveau type d'agent dans le modèle : l'herbe. Dans cette variante, le comportement des loups est identique à celui de la variante instable. Par contre, les moutons peuvent manger de l'herbe (proie) afin de maintenir leur énergie. Une fois que l'herbe est mangée, elle disparaît et repousse après un temps fixé. Agents, environnements et variables d'états Le modèle est composé dans sa première variante, de deux types d'agents : les loups

(prédateurs) et les moutons (proies). En revanche dans sa deuxième variante, le modèle est composé de trois types d'agents : les loups (prédateurs), les moutons (proies/prédateurs) et l'herbe (proie). Ces agents sont de type réactifs, c'est à dire qu'ils n'ont pas de phase de délibération. Les trois types d'agents ne possèdent qu'une connaissance partielle de l'environnement dans lequel ils évoluent et ne possèdent pas de mémoire ni même de comportements évolués. Ces agents sont caractérisés par une position dans l'espace à l'aide de coordonnées cartésiennes et par une énergie qui représente pour les loups et les moutons leur durée de vie, l'herbe, elle, étant présente ou non. Chaque agent loup et mouton se définit à l'aide des quatre comportements suivants : — le déplacement : les loups et les moutons se déplacent aléatoirement sur l'environnement. Lors d'un déplacement ils vieillissent. — la nourriture : les loups et les moutons se nourrissent de proies si elles se situent dans leurs champs de perception. Cela a pour but d'augmenter leur durée de vie. 24 — le décès : les loups et les moutons meurent s'ils ont atteint leur durée de vie. — la reproduction : les loups et les moutons peuvent (selon une probabilité) se reproduire. Ce comportement permet de renouveler la population. A chaque pas de temps, les agents loups et moutons exécutent les quatre comportements précédents dans l'ordre énoncé. Un agent herbe apparaît tous les n pas de temps où n est un nombre tiré aléatoirement entre 0 et une borne maximale fixée comme paramètres du modèle. L'environnement dans lequel évoluent et se situent les agents est une grille en deux dimensions. Plusieurs variables sont définies comme paramètres du modèle : la taille de l'environnement, le nombre de loups, le nombre de proies, le taux de natalité, le taux de reproduction, le gain de vie lorsque qu'un prédateur mange une proie et le temps de croissance maximal des agents herbe.

7.9.1 Outils d'aide au développement de SMA

Les concepteurs de SMA doivent identifier l'ensemble des problèmes à résoudre, trouver des modèles multi-agents pour leur résolution, les implémenter puis les intégrer en un système cohérent. Ces tâches justifient l'utilisation d'environnements de développement qui assistent le concepteur en lui fournissant des outils et des modèles déjà développés sur lesquels il peut s'appuyer. Pour cela, il existe différentes approches s'intéressant au développement d'outils facilitant l'ingénierie de SMA. L'aide au développement se fait au niveau de la modélisation d'une application multi-agent, de son déploiement et du suivi de son exécution. Ainsi nous présenterons trois approches à l'aide d'outils existants : les bibliothèques d'outils (ADK), les plates-formes (JADE, ZEUS) et les méthodes de conception (INGENIAS, GAIA). Les outils d'aide au développement présentés ont été choisis parmi les plus connus.

7.9.2 Les bibliothèques d'outils : Exemple d'ADK

ADK (Agent Development Kit) est une trousse d'outils élaborée par Shatz et Xu qui soutient le développement rapide des agents intelligents pour les SMA (Xu et Shatz, 2003). L'approche est basée sur le modèle d'agent formel, appelé le modèle G-net orienté agent qui est basé sur le formalisme de G-net 1, pour servir la conception d'agents intelligents. Cette approche propose un support pour l'envoi de messages asynchrones entre agents. En outre, pour combler le fossé entre la modélisation formelle d'agent et la mise en oeuvre d'agent, des méthodes formelles ont été intégrées dans la phase de conception du développement d'agent. Ainsi, ADK fournit un cadre et une bibliothèque de classes d'agent de développement.

Néanmoins, cet outil pourrait être amélioré par l'automatisation de certaines tâches (Xu et Shatz, 2003).

7.10 Les plates-formes

La difficulté de réalisation des SMA est essentiellement due à la complexité de ces systèmes. Afin de rendre leur réalisation plus accessible, des environnements de développement (ou plates-formes multi-agents) de ces systèmes ont donc été construits à partir d'architectures et de langages existants. Les plates-formes multi-agents facilitent le développement de SMA, en mettant à la disposition du concepteur des fonctions de base pour la création d'agents et pour l'interaction entre les agents. En outre, les plates-formes offrent la possibilité à un concepteur non spécialiste des SMA, de pouvoir réaliser un tel système.

JADE

JADE 2 (Java Agent Development Framework) (Nguyen et al., 2002) est une plate-forme multi-agent développée en Java par le CSELT (Groupe de recherche de Gruppo Telecom, Italie) et conforme à la norme FIPA3. JADE comprend trois composantes de base : un environnement d'exécution dans lequel les agents peuvent « vivre » ; une bibliothèque de classes que les programmeurs peuvent utiliser pour développer leurs agents ; et une suite d'outils graphiques permettant la gestion et l'administration des agents actifs. De plus, JADE peut être distribuée sur plusieurs hôtes et est composée de trois agents de base : AMS (Agent Management System) qui gère le cycle de vie des agents, maintient une liste de tous les agents et contrôle l'accès et l'utilisation du canal de communication entre agents ; DF (Directory Facilitator) qui enregistre les descriptions des agents ainsi que les services qu'ils offrent ; et ACC (Agent Communication Channel) qui gère les communications entre agents. Ainsi, le but de JADE est de simplifier le développement des systèmes multi-agents pour réaliser des

SMA interopérables mais n'apporte aucune aide concernant les systèmes composés d'agents situés.

NetLog

NetLogo (Wilensky, 1999) est un environnement de modélisation et de simulation multi-agents systèmes. NetLogo peut être contrôlé via une API qui facilite son intégration dans un projet. Un modèle NetLogo est composé d'une interface graphique qui permet à l'utilisateur pour interagir avec la simulation et voir son évolution; un script (écrit dans le NetLogo langage) qui décrit le comportement des agents (appelés tortues), la dynamique des l'environnement et, plus généralement, quelles actions effectuer lors de la simulation. NetLogo la langue permet la définition de méthodes; les commandants qui agissent sur le monde et les rapports qui collectent des données; et une documentation du modèle qui explique le modèle, son fonctionnement et comment en faire l'expérience.

Classiquement, les paramètres de simulation sont initialisés par la méthode de configuration et la simulation est exécutée avec des appels successifs à la commande go qui effectue la simulation progrès étape par étape. L'interface graphique propose des boutons associés à ces commandes et curseurs pour sélectionner les valeurs des paramètres.

8. Conclusion

Dans ce chapitre, on a donné une synthèse sur les systèmes complexes adaptatifs. On a introduit quelques définition de ces systèmes ainsi que leurs propriétés de base. Après avoir introduit ces notions, on a présenté la théorie des systèmes complexes adaptatifs comme outil de base de l'étude de ces systèmes dans différents domaines scientifiques. Dans le prochain chapitre, on présentera quelques modèles artificiels pour la modélisation et la mise en œuvre des systèmes complexes adaptatifs. On présentera aussi une étude analytique de ces modèles artificiels vis-à-vis les propriétés des systèmes complexes adaptatifs.

Le domaine qui étudie le CAS est jeune et donc pas encore très bien établi. Les chercheurs étudient le processus par lesquels les systèmes, constitués de nombreux composants en interaction, modifient leur structure en réponse à des pressions externes ou internes. En tant que tels, ces systèmes créent de la nouveauté, s'auto-organisent, évoluent et s'adaptent à un environnement changeant, générant généralement plus de complexité dans le processus. Ces enquêtes sont réparties sur presque toutes les disciplines traditionnelles: mathématiques, physique, chimie, biologie, psychologie, économie, informatique, etc. Il existe de nombreuses publications, par des auteurs travaillant dans différents disciplines, réparties dans des

centaines de revues et de livres. Cela rend la tâche difficile pour les personnes nouvellement entrées le domaine pour avoir un aperçu complet du corpus de connaissances existant. La sous-section suivante recommande plusieurs ressources au lecteur pour en savoir plus sur CAS et son application dans de nombreux domaines d'étude.

Les hypothèses inhérentes aux systèmes complexes adaptatifs nous ont permis d'étudier de manière plus productive des phénomènes difficiles et complexes, à la fois dans la nature et dans la société. Cela nous a permis de découvrir des similitudes intrigantes entre des domaines apparemment éloignés. Et cela nous permet de nous concentrer sur les primitives d'agent dans nos modèles, en tant qu'analogues directs du comportement réel. Cette transparence inhérente est une caractéristique clé de la modélisation à base d'agents, en tant qu'antidote aux simulations de boîte noire qui peuvent être correctes, mais qui sont par définition obscures et difficiles à analyser. En utilisant le paradigme CAS, avec des rétroactions corrélées parmi des agents plus simples, les caractéristiques du système d'intérêt peuvent alors émerger des interactions dynamiques d'agents, comme elles le font dans le monde réel, plutôt que d'être dictées d'une manière descendante et compliquée. En fin de compte, cela donne à nos modèles la flexibilité inhérente nécessaire pour simuler des systèmes même lorsque les conditions sont différentes de celles attendues. Cette flexibilité rend nos modèles plus fondamentalement robustes, capables de s'adapter à une variété d'environnements, dont seuls certains peuvent être anticipés. Ainsi, l'approche CAS, et sa flexibilité inhérente et sa robustesse distribuée, créent des modèles qui peuvent capturer des résultats que nous ne nous attendions pas déjà à voir.

Après avoir présenté les systèmes complexes nous avons présenté les systèmes multi-agents, Un AMAS est un SMA dont les agents sont capables de détecter et de résoudre localement des situations de non-coopération. La résolution de ces situations dirige l'auto-organisation du système et conduit à une adaptation de la fonction globale. Les AMAS sont coopératifs dans le sens où ils disposent des mécanismes leur permettant de toujours revenir à un état où toutes leurs interactions sont coopératives.

Notons qu'un état de non-coopération (c'est-à-dire dans lequel certains agents entretiennent des interactions neutres ou antinomiques) n'empêche pas nécessairement l'émergence d'une fonction globale. Il met cependant gravement en péril l'adéquation fonctionnelle du système. Dans la pratique, il est possible que toutes les SNC ne soient résolues simultanément et définitivement. La nature dynamique de l'environnement provoque sans cesse l'apparition de ces situations et pousse ainsi les agents à s'auto-organiser et à s'adapter en permanence.

De cette auto-organisation coopérative émerge une fonction globale, adéquate vis-à-vis de l'environnement, et dont les agents n'ont pas connaissance.

Actuellement, les applications informatiques deviennent de plus en plus ouvertes et complexes. Les systèmes multi-agents sont une réponse à l'implantation de telles applications. Généralement, de tels systèmes sont plongés dans des environnements dynamiques et il devient nécessaire de les doter de la capacité à faire face aux imprévus provenant de cet environnement. Avec la théorie des AMAS, l'équipe SMAC a cherché à répondre à ces besoins en dotant les systèmes multi-agents de capacité à s'autoorganiser, faisant ainsi émerger leur fonction globale des interactions entre agents les composant. Toutefois, la conception des systèmes multi-agents, et des AMAS en particulier, pose de nouveaux problèmes aux développeurs. En effet, les agents n'ont pas encore atteint la notoriété des objets et sont moins répandus dans l'industrie ; ce faisant, les ingénieurs n'en sont pas forcément spécialistes. Il est alors légitime de se demander comment un système multi-agent peut être facilement conçu par un ingénieur extérieur à ce domain

Chapitre 2 : Emergence et comportements émergentsts

1 Introduction :

La simulation à base d'agents (ABS) est un domaine en croissance rapide dans la recherche opérationnelle et l'ingénierie industrielle. C'est une approche capable de s'attaquer à des problèmes à grande échelle dans diverses disciplines des sciences et de l'ingénierie. C'est un outil qui a facilité les collaborations entre ingénieurs industriels et chercheurs dans d'autres domaines. Une enquête sur leur utilisation est donnée dans (Heath et al 2009).

L'un des principaux usages de la SMA est la simulation de comportements émergents de systèmes complexes sous-jacents. Alors qu'il existe de nombreuses autres approches de simulation qui peuvent être utilisées pour simuler des comportements émergents à divers niveaux de détails, on distingue des approches existantes en raison de sa flexibilité à simuler des agents autonomes en interaction; et les interactions donnent lieu à des comportements d'émergence. Cet article se concentre sur cette utilisation de la simulation multi-agent. Nous passons d'abord en revue le concept d'émergence et les travaux existants sur l'émergence.

L'étude des comportements émergents a plus de 130 ans, probablement lancé par (Lewes 1875). C'est certainement un sujet intrigant car autrement il n'aurait pas duré aussi longtemps et de nombreuses questions, y compris la plus fondamentale - qu'est-ce que l'émergence? - auraient été résolues. Les lecteurs intéressés par les racines historiques et philosophiques de l'émergence peuvent consulter (Goldstein 1999). D'autres bonnes ressources de l'histoire de l'émergence sont (Corning 2002; Johnson 2006).

Des comportements émergents peuvent être trouvés presque partout. Un exemple rapide est l'esprit humain, qui émerge d'un grand nombre de neurones collaborant ensemble d'une

manière qui n'est pas entièrement comprise (Bedau 1997). (En passant, alors que beaucoup de gens sont fascinés par l'esprit humain, personne ne sait si les neurones collaborent vraiment de manière optimale ou suivent simplement une loi universelle, par exemple, y aurait-il une autre manière de collaboration neuronale qui produira-t-il une émergence supérieure en fonctionnalités à notre esprit actuel?) La formation de la société humaine est un autre exemple d'émergence. Le développement récent des réseaux sociaux a permis aux gens d'interagir en ligne pour mener des affaires, ou simplement échanger des informations. Tout cela peut être considéré comme de nouveaux phénomènes émergents qui ne pourraient autrement se faire sans les interactions humaines facilitées par Internet (Haglich et al. 2010). Dernier point mais non des moindres, le troupeau d'oiseaux, le banc de poissons ou l'élevage d'animaux sont tous des exemples de comportements émergents.

2 Définition

L'émergence consiste en l'apparition de caractéristiques au niveau du système qui ne caractérisent pas les éléments composant le système considéré. Les exemples incluent l'émergence de la vie à partir de matière inanimée ou l'émergence de la conscience à partir de l'interaction d'un grand nombre de neurones. Un autre exemple est une colonie de fourmis, où les fourmis revenant d'une source de nourriture déposent des phéromones sur le sol sur le chemin du retour au nid. D'autres fourmis fourragères sont capables de détecter ces phéromones et sont attirées par les sentiers avec des concentrations plus élevées de phéromones. Avec le temps, des sentiers de phéromones correspondant aux chemins les plus courts entre le nid et les sources de nourriture émergent du comportement collectif des fourmis individuelles.

S'il est facile d'appréhender intuitivement le sens de l'émergence, il est néanmoins difficile d'en donner une définition rigoureuse. À cet égard, l'émergence s'apparente à des concepts tels que l'intelligence, la conscience ou la vie.

Différentes personnes attribuent des significations différentes à ce terme, mais, en général, elles appartiennent à deux classes distinctes: émergence forte et émergence faible. Pour (Chalmers 2002), un système présente une émergence forte si un «phénomène de haut niveau provient du domaine de bas niveau, mais les vérités concernant ce phénomène ne sont pas déductibles même en principe des vérités du domaine de bas niveau». La conscience est souvent présentée comme une instance potentielle de émergence forte. Cependant, la possibilité d'une émergence forte est un sujet de débat en philosophie, car son existence

nécessiterait de repenser notre conception de la nature. La plupart des scientifiques impliqués dans les sciences naturelles rejettent ce type d'émergence et se réfèrent plutôt à une émergence faible dans leurs discussions sur l'émergence. (Chalmers 2002) considère qu'un système présente une émergence faible si un «phénomène de haut niveau provient du domaine de bas niveau, mais les vérités concernant ce phénomène sont inattendues étant donné les principes régissant le domaine de bas niveau».

A côté de l'émergence forte et faible, (Bedau 1997) identifie un troisième type d'émergence, qu'il appelle émergence nominale. Ceci est caractérisé par l'existence d'une «propriété macro qui est le genre de propriété qui ne peut pas être une micro propriété». Par exemple, la fluidité et la transparence de l'eau sont des macro-propriétés qui ne peuvent exister au niveau de ses molécules constitutives.

Dans cette thèse, nous nous intéressons principalement à l'émergence faible. Par conséquent, sauf indication contraire, nous utilisons le terme émergence dans ce qui suit pour désigner ce type d'émergence. La définition de Chalmers ci-dessus de l'émergence faible est subjective, car elle est basée sur l'existence de caractéristiques inattendues, mettant ainsi l'émergence «dans l'œil de l'observateur». Une définition objective est proposée par Bedau, qui considère que le macrostat d'un système est faiblement émergent s'il ne peut être dérivé de la microdynamique du système que par simulation. Cependant, cette définition peut être trop restrictive. Par exemple, l'apparition de pistes de phéromones indiquant les chemins les plus courts entre le nid d'une colonie de fourmis et certaines sources de nourriture n'est pas un phénomène émergent selon la définition de Bedau. De plus, en utilisant cette définition, la question de l'émergence est en général indécidable.

Dans nos recherches, nous nous intéressons à l'ingénierie des comportements émergents, c'est-à-dire à la conception de systèmes basés sur des agents qui produisent certains comportements. Dans ce contexte, nous attachons une signification plus large au terme émergence, car, pour nos besoins, il n'est pas pertinent que le comportement présenté soit perçu comme inattendu ou non. Nous nous intéressons uniquement à la tâche difficile de trouver des ensembles de règles simples pour les agents, afin d'obtenir un comportement système souhaité.

3. L'émergentisme britannique

Nous avons dit que le concept d'émergence se définissait essentiellement par opposition au concept de réduction. Pour le rendre opératoire, le problème qui se pose est de trouver une définition au minimum positive, au maximum constructive. Il faut également garder à l'esprit

que ce concept peut éventuellement s'articuler différemment selon qu'il s'agit de l'émergence d'une entité (d'une structure), d'une propriété ou d'une loi. Nous allons d'abord en tracer une perspective historique avant de faire le tour de quelques définitions. La première apparition du terme "émergence" date de l'émergentisme britannique qui se situe au milieu d'un débat entre quatre courants d'idées : • le vitalisme substantiel qui prétend qu'il existe une substance liée au vivant (entéléchie); • la théorie des composantes qui prétend qu'il existe une composante liée au vivant mais n'est de ce fait qu'une variante du vitalisme; • la théorie mécaniste pour laquelle nous ne sommes que des machines; • et finalement la théorie de l'émergentisme (Lewes, S.Alexander, Broad, Stuart Mill: livre de Broad "the mind and its place in nature". Cette dernière théorie se base sur les travaux de Stuart Mill qui distingue deux types de lois organisant la nature: • le mode homopathique ou résultant que l'on peut expliquer par des lois causales ou par composition des causes; • le mode hétéropathique ou chimique ou émergent qu'on ne peut pas expliquer par des lois causales comme l'acquisition des propriétés de l'eau à partir des propriétés de l'oxygène et de l'hydrogène respectivement. Le débat tourne autour de l'existence des lois hétéropathiques qui pose le problème de la réductibilité des sciences spécifiques (chimie, biologie, etc.) à la physique. L'argumentation des émergentistes tourne autour de la vision du monde en niveaux qui s'articulent les uns sur les autres, le niveau physique étant le plus fondamental, et autour de la question de l'existence des entités d'un niveau donné, émergentes du niveau directement inférieur. Pour les émergentistes britanniques, les entités d'un certain niveau $n+1$ émergentes d'un niveau n existent si et seulement si elles ont un pouvoir causal et donc permettent une explication des phénomènes à leur niveau. Si on trouve une cause entre le niveau n et $n+1$, on n'a pas émergence, l'un est réductible à l'autre. Pour qu'il y ait émergence, il faut trouver une causalité entre $n+1$ et n ou $n+1$ et $n+1$ (mais c'est alors réductible à $n+1 \rightarrow n$). S'il n'y a qu'une causalité entre n et $n+1$, c'est un épiphénomène (exemple de l'ombre de la main). Dans cette argumentation, la nature et l'existence d'une causalité descendante est donc fondamentale. On peut distinguer deux types de causalité descendante (effet du niveau $n+1$ sur n) : • une causalité macro-micro effective. Une possibilité de réalisation est l'argument téléologique : une chose x a réalisé une chose y donc y a causé x . Cet argument mélangeant cause efficiente et cause finale ne tient pas sauf dans les cas de causalité circulaire auquel cas toute cause efficiente devient une cause finale et réciproquement. • la macro-structure a une causalité sur la micro-structure lorsque la macro-structure fait exister la micro-structure dans une perspective temporelle : par exemple, une organisation sociale (niveau macro) permet d'assurer l'existence des individus qui y participent (niveau micro) mais, ici, peut-on vraiment parler de causalité. Notons que dans les

deux cas nous avons une circularité. Avant de continuer, introduisons encore la distinction entre l'émergence épistémologique qui stipulerait que tout peut être expliqué au niveau n , mais que l'on se crée un vocabulaire autour du niveau $n+1$ pour être capable d'en parler et l'émergence ontologique qui affirme une existence en soi des entités émergentes (ou un réduction en soi des entités considérées). Si on se reporte à l'introduction, il s'agit de savoir si le fait d'établir une relation de réduction entre D et D' nous autorise ou non à encore parler valablement de D' comme munie d'entités E' en soi. Toujours par rapport à notre formalisation deux remarques s'imposent : • les domaines D , D' , etc. introduit dans l'émergentisme britannique forment d'une part une stricte hiérarchie et d'autre part couvrent des champs scientifiques complets (chimie, biologie, etc.); • le concept d'émergence s'applique aux entités (E et E'), le problème étant de valider l'existence des entités de E' par l'existence de lois causales à leur niveau (C').

4. D'autres sphères d'études récentes de l'émergence

On peut remarquer que la notion du temps, indispensable à l'émergence d'un phénomène, est souvent absente ou implicite dans les définitions en philosophie. Par contre, dans des définitions plus proches de nos domaines "SMA", l'aspect dynamique est essentiel : les définitions portent alors sur le processus d'émergence et non pas sur les définitions des variables (propriétés) émergentes. Voyons quelques nouvelles définitions.

4.1 Calcul émergent

Une définition de (Forrest 1990) de la notion de calcul émergent ("Emergent computation") est particulièrement intéressante car assez proche conceptuellement de ce que l'on souhaite formaliser en SMA. Elle y est définie comme :

- Un ensemble d'entités en interaction : le processus ;
- Un épiphénomène produit par ce processus : un état stable, un invariant ou une trace d'exécution ;
- Une interprétation de cet épiphénomène comme un calcul ou le résultat d'un calcul.

Une première remarque concerne la distinction entre épiphénomène et émergence ; ce qui est émergent n'est pas l'état stable, l'invariant ou la trace mais son expression dans un vocabulaire distinct de celui dans lequel les processus sont programmés. Par exemple chez les fourmis, le phénomène émergent n'est pas la trace de phéromones mais son identification par l'observateur comme un chemin entre le nid et la source de nourriture.

Comme deuxième remarque, un épiphénomène n'est pas une émergence parce qu'il est causé par le processus mais n'interagit pas avec le processus. Automatiquement, on peut en faire une émergence justement si cette rétroaction a lieu. Il suffit pour cela que la trace (c'est la seule chose physiquement concrète, l'état stable ou l'invariant ne sont potentiellement perceptibles que si ils laissent une trace) interagisse avec le processus. A ce moment se produit quelque chose de nouveau qui n'est ni dans le processus (puisque'il faut la trace) ni dans la trace (puisque'il faut le processus) et qui, si il se stabilise, devient une émergence à la fois structurelle (la trace) et dynamique (le processus) ce qui illustre la dualité structure/dynamique. Ce type d'émergence est différent du premier dans le sens qu'il ne dépend pas d'un observateur.

4.2 Emergence en sciences cognitives

Yves-Marie Visetti (Visetti 96) dans le colloque de l'Association pour la Recherche Cognitive : "Emergence et explication", définit quant à lui trois types d'émergence :

1. émergence par le passage d'un point de vue micro à un point de vue macro ;
2. émergence par restructuration d'une explication d'un système suite à un événement;
3. émergence par inscription d'un système A dans un système B en interaction avec A. Dans le cas où $A=B$, nous avons autopoïèse sinon on pourrait parler "d'hétéropoïèse".

Le premier cas est l'émergence de Stéphanie Forrest dans une acception qui serait donc statique et dépendante de l'observateur, le dernier cas est une extension extrême qui serait dynamique et indépendante de l'observateur. Entre deux, un cas intermédiaire dynamique et dépendant de l'observateur (puisque c'est lui qui doit restructurer sa compréhension du système). *A priori*, on peut jouer de n'importe quelle définition et même de toutes à la fois dans le même système.

Il reste cependant à préciser, dans le cas de l'observateur, ce que l'on entend par le fait que deux points de vue sont émergents l'un de l'autre. A une extrême, construire le point de vue macro comme une somme (ou autre composition aussi complexe soit elle) de certaines valeurs des entités micro n'est pas émergent. A l'autre extrême, l'énergie cinétique moyenne d'un ensemble de molécules ne l'est pas davantage mais le fait de l'appeler " température " et de lui associer une phénoménologie distincte de celle des molécules en fait une.

Pour Minsky, l'analyse poussée des phénomènes émergents "fait cependant généralement apparaître que ces phénomènes peuvent tout à fait être expliqués dès lors que l'on prend également en compte les interactions entre ces parties - ainsi que les particularités et lacunes des perceptions et des attentes de l'observateur" (Minsky 1988). C'est aussi l'exacte position

de Bertalanffy lorsqu'il s'exprime sur les propriétés émergentes : "la connaissance de l'ensemble des parties contenues dans un système et celle des relations qui les lient permettra de déduire du comportement des parties, celui du système" (Von Bertalanffy 1993).

4.3 Emergence en Économie/Gestion

“L’ordre économique est une émergence, c’est la conséquence non intentionnelle et non voulue des actions d’un grand nombre de personnes mues par leurs seuls intérêts (Friedman 92). En définissant ainsi l’ordre économique, M.Friedman nous éclaire sur la notion d’émergence dans laquelle nous serions tentés de qualifier les actions de locales. De plus, un certain nombre d’autres notions y sont associées : stabilité, absence d’intentionnalité, nouveauté, imprévisibilité, continuité, irréversibilité.

Tout d’abord l’idée d’une *relative stabilité*. F.von Hayek considère pour sa part qu’il existe des “ordres sociaux émergents” et pour (Mintzberg 1981) une stratégie émergente est un “ordre non intentionnel”. En fait, pour être identifié, un phénomène, un comportement, un processus... qui émerge doit être suffisamment stable, d’où cette idée d’ordre, évoquant justement cette stabilité. On retrouve également l’idée qu’il n’y a pas de direction centrale associée à l’idée d’émergence : elle *ne se pilote pas* (et se contrôle encore moins). Tout au plus on pourra tenter de prédire qu’il y aura émergence (sans pouvoir prédire ce qui va émerger, ni quand cela va émerger) ; ce sont les notions de *nouveauté* et d’*imprévisibilité*. Un phénomène, un comportement, un processus... qui émerge à un niveau global, résulte de l’interaction de comportements, de phénomènes, de processus locaux, “égoïstes et myopes” (par exemple chaque comportement dans son propre contexte et en référence à ses finalités propres). Mais tout en conservant l’idée que l’émergence ne se pilote pas, on propose de passer d’un ordre social (émergent) spontané (Hayek): “Human action but not human design” à “Human action for human design”. Autrement dit il s’agit de restaurer l’idée d’intentionnalité (téléologie). En m’exposant intentionnellement au “bruit”, je crée des conditions pour qu’émergent des occurrences “non-programmées” (des occurrences de “possibles” non encore recensés). Par exemple le nomade (à la différence du sédentaire), par son comportement, crée les conditions de l’émergence de “possibles non encore recensés”. Tout en conservant l’idée que l’émergence ne se pilote pas, on rajoute que l’on peut, intentionnellement, tenter de créer des conditions qui lui sont “favorables”.

Enfin, la notion d’émergence est également caractérisée par les idées de *continuité* et d’*irréversibilité*. Cette notion doit, en effet, être entendue dans sa “temporalité”, résultante de

processus, phénomènes, comportements s'inscrivant dans le temps, et par conséquent comme ayant un caractère d'irréversibilité.

4.4 Vers une définition de l'émergence en SMA

A la lumière de ces différentes définitions, tant en philosophie, qu'en informatique, en économie/gestion ou encore en sciences cognitives, il nous semble essentiel de se donner une définition positive, temporelle (où le temps apparaîtrait explicitement) et constructive de l'émergence.

Une définition initiée par (Lenay 1996) propose cette démarche positive et dynamique de l'émergence. Pour commencer, il est important de distinguer quelques caractéristiques des systèmes émergents impliquant le sujet et son environnement (milieu), et où l'émergence est portée par les interactions entre les deux.

La première caractéristique essentielle d'un système multi-agent est qu'aucun agent ne contrôle complètement la dynamique de la population. Les agents sont limités et il y a des différences du système global qu'ils ignorent. Il y a donc un extérieur relativement à chaque agent : un environnement (un milieu).

La seconde caractéristique est que, par définition, les agents agissent et donc modifient cet environnement. Mais, les agents ne peuvent percevoir et agir que localement dans cet environnement. Autrement dit, chaque agent interprète l'environnement suivant ses moyens limités (d'après les distinctions qu'il peut faire).

La troisième caractéristique est que l'extérieur de chaque agent contient d'autres agents. Les agents sont plusieurs dans un environnement commun (ils sont extérieurs les uns par rapport aux autres). Les interprétations de l'environnement par les divers agents sont possiblement différentes. Dans le cas des agents réactifs, l'environnement contient des objets et d'autres agents. Dans le cas des agents cognitifs, l'environnement peut aussi contenir des messages.

Ainsi, la dynamique du système procède d'une itération entre interprétation de leur environnement local par les agents, action des agents sur cet environnement, nouvelle interprétation de l'environnement modifié, nouvelles actions, etc. Quand une telle dynamique (ou certaines de ses composantes) se stabilise on peut parler d'émergence d'une structure ou de fonctionnalité globale. Remarquons qu'à tout moment, c'est l'environnement possiblement modifié par l'ensemble des autres agents que chaque agent soumet à son interprétation. C'est là la condition pour que la dynamique populationnelle ne soit pas une simple juxtaposition de dynamiques indépendantes. Si tel était le cas, on ne pourrait parler que d'émergence dans un sens très faible et seulement pour un observateur extérieur. Mais dès lors que, via

l'environnement, le tout rétro-agit sur les parties, il y a émergence au sens fort, émergence pour les agents dans la mesure où c'est l'état global émergent stable qui conditionne (ou sélectionne) les comportements individuels de chaque agent.

Dans cette définition, la dynamique de l'interaction est postulée comme condition de base pour l'émergence de phénomènes, structures ... Notons aussi l'importance du lien Tout-parties qui conditionne le degré de catégorisation de phénomènes émergents. Dans ce qui suit, nous tendons vers une définition plus opérationnelle caractérisant le Tout et les parties et surtout cette rétroaction Tout-parties. Cette définition s'inspire de la définition précédente et de celles de S. Forrest et M. Bunge et suppose :

- un système d'entités en interactions dont l'expression des états et de la dynamique se fait dans un vocabulaire ou une théorie D ; - ce système produit un phénomène que ce soit un processus, un état stable, ou un invariant qui est forcément global puisque produit par le système ;
- l'observation de ce phénomène global soit par un observateur soit par le système lui même.

Cette observation ne peut se faire qu'à travers une inscription du phénomène d'une part et une interprétation de cette inscription par l'observateur ou par le système d'autre part dans un vocabulaire ou une théorie D' distincte de D . Une théorie de l'émergence serait alors une théorie DO de l'inscription par un système d'entités en interactions et de son interprétation.

Les définitions qui précèdent l'émergence en philosophie permettent de clarifier quelle relation doit exister entre D et D' pour pouvoir vraiment parler d'émergence, à savoir que D réalise D' . Dans tous les cas, cette définition permet de tenir compte à la fois des définitions 1 et 3 de (Visetti 1996). Enfin, notons que cette définition distingue bien deux niveaux : un niveau micro (celui d'entités agissantes pouvant entrer en interaction) et un niveau macro (celui d'un ensemble d'entités dit collectif).

Partant d'un ensemble d'entités, on considère une production-dans-sa-globalité (état stable) de ce collectif-dans-sa-globalité.

Un autre point soulevé par cette définition est le problème d'interprétation des inscriptions. Ce qui fournit deux sens possibles au phénomène émergent. Un premier sens faible où les inscriptions se réfèrent fondamentalement à un seul et même ordre de réalité appréhendée selon deux niveaux qu'il est commode, voire indispensable de distinguer. Le problème se résume alors à "une autre façon de parler des choses" plus simple ou plus compacte, la température résultant des agitations cinétiques en est un exemple. Ce qui correspond aussi à l'émergence au sens 1 de Visetti. Notons enfin que cette émergence peut être liée à

l'ignorance de l'observateur, de son incapacité (éventuellement provisoire) à rendre compte, au fond, d'une compositionnalité sous-jacente.

Sans assumer un dualisme trop radical, on peut considérer l'émergence au sens fort si l'inscription de la production globale ne relève pas du même ordre de réalité que l'inscription des productions individuelles.

Comment utiliser ces définitions ? ou comment appréhender l'émergence en SMA ? La démarche naturelle serait de l'aborder par rapport à une émergence observée par ailleurs. En effet, la démarche classique de modélisation et d'explication en émergence va de l'observation des phénomènes naturels jusqu'à leur reproduction avec des systèmes artificiels. Dans certains cas, la modélisation se restreint à une attitude interprétative des phénomènes observés sans pouvoir de validation des hypothèses avancées. C'est le cas pour certains comportements collectifs observés dans les sociétés d'insectes (altruisme, ...) ou sociétés humaines. Les modèles de la Vie Artificielle tentent de reproduire les hypothèses et les conditions d'émergence de certains phénomènes en simulation, ce qui permet en retour une meilleure compréhension de ces phénomènes (mais entraîne aussi de forts présupposés sur le sens du terme émergence). L'extension des résultats obtenus permet ensuite d'adopter une attitude prédictive en créant les conditions d'émergence de phénomènes artificiels nouveaux en simulation ou en expérimentation (où ils existent d'autres types de contraintes technologiques). C'est le cas en robotique collective où la spécification et la combinaison (parfois aléatoire) de comportements de base d'un ensemble de robots, peuvent conduire à l'observation de comportements globaux émergents. C'est aussi le cas en programmation où c'est le seul moyen de régler le problème de la compositionnalité triviale : tout ce qui se fait en informatique est forcément la combinaison d'exécution d'instructions élémentaires. Mais parler d'informatique, c'est aller au delà des phénomènes physiques. L'approche émergentiste fournit une manière d'aller au delà. Le rapport entre émergence d'ailleurs et émergence en informatique passe par les inscriptions. Les productions seront différentes (niveau du substrat), mais elles conservent une organisation comme en témoignent leurs inscriptions.

Enfin, il est important de noter que ce qui va justifier la caractérisation d'une production globale (c'est-à-dire un comportement du système) comme émergente est non seulement l'adéquation à la définition, mais aussi sa subordination à l'existence même d'une émergence au sens fort.

5. Auto-organisation

5.1 Définition

Le terme d'auto-organisation désigne l'émergence spontanée et dynamique d'une structure spatiale, d'un rythme ou d'une structure spatiotemporelle (se développant dans l'espace et le temps) sous l'effet conjoint d'un apport extérieur d'énergie et des interactions à l'œuvre entre les éléments du système considéré. La biologie offre des exemples fascinants d'auto-organisation. Certaines propriétés ou fonctions cellulaires se développent par le couplage entre les nombreux éléments présents. Dans des populations d'éléments fortement couplés, de nouveaux phénomènes peuvent se développer qui ne sont pas la somme des propriétés des différents éléments individuels, mais, au contraire, sont des propriétés collectives issues de processus synergiques, liés à ces couplages, au sein de toute la population. De tels systèmes ont été qualifiés de complexes et les phénomènes qui y apparaissent, d'émergents. Les systèmes complexes ne sont pas spécifiques au vivant. Ils présentent des types de comportement qui sont dans une large mesure indépendants de la nature de l'élément individuel, lequel peut être aussi bien: - des étoiles dans une galaxie - des composantes d'une atmosphère planétaire - les habitants d'une ville - des voitures dans un embouteillage de la circulation - des insectes sociaux dans une colonie - des courants dans un liquide en mouvement - des cellules dans un organisme multicellulaire - des groupes de molécules dans un milieu réactif, etc... L'auto-organisation est une propriété émergente majeure. Ordre, forme, motifs et organisation sont des propriétés fondamentales de la matière vivante et sont sous-jacents à de nombreuses fonctions biologiques, mais sont également présents dans nombre de systèmes physiques et chimiques (par exemple rouleaux convectifs de Rayleigh-Bénard (Getling 1998), et motifs chimiques (Kapral 1995)). L'auto-organisation est un phénomène de structuration, ou de mise en ordre croissant donc de diminution de l'entropie. Cette diminution de l'entropie n'est possible qu'au prix d'une dissipation d'énergie qui sert à maintenir la structure. Depuis les années 1930, des chercheurs ont établi que pour certains systèmes loin de l'équilibre, la combinaison non-linéaire de mécanismes réactifs et de phénomènes de diffusion moléculaire pouvait engendrer une organisation macroscopique (appelée structure dissipative). De tels systèmes réactifs constituent une catégorie particulière de système complexe. Les travaux fondateurs dans ce domaine sont ceux d'A. (Turing 1952) sur la morphogenèse (conception de modèles où le couplage de réactions chimiques et de la diffusion des réactifs produit des motifs en bandes (Turing 1952) et ceux d'I. Prigogine sur les structures dissipatives (structures stationnaires hors d'équilibre où la dissipation d'énergie entretient une organisation locale). Ces études soulignèrent l'importance des rétroactions, des

non linéarités et du caractère ouvert et hors d'équilibre des systèmes pour qu'il y apparaisse des formes stables et reproductibles sans plan d'ensemble ni prescription extérieure. Les structures auto-organisées sont hors d'équilibre, car parcourues de flux de matière et d'énergie. Elles s'évanouissent si on coupe les flux entrants. Ces structures nous apparaissent stationnaires si les flux entrants compensent les flux sortants. Pour être non triviales, elles doivent découler de compétitions entre des tendances contradictoires, par exemple une amplification locale (instabilité) contrebalancée par un mécanisme d'inhibition plus global. Elles manifestent une brisure de la symétrie présente initialement, typiquement amorcée par une fluctuation, amplifiée par les non linéarités et stabilisée par un mécanisme de rétroaction; cette brisure de symétrie se traduit dans l'apparition de formes ou de rythmes. Les interactions doivent donc être non linéaires mais elles peuvent être à courte portée (i.e. entre éléments voisins). Du fait de ces principes communs à tous les phénomènes auto-organisés, des modèles très similaires se rencontrent dans des domaines très différents et à des échelles très différentes (dynamique des populations et réactions chimiques, par exemple) (Cross 1993). Les systèmes de réaction-diffusion que nous décrivons brièvement dans la section suivante sont capables de reproduire un ensemble important de structures auto-organisées.

5.2 Mécanismes des l'auto-organisation

Cette section présente les principaux mécanismes d'auto-organisation utilisés dans les systèmes logiciels pour parvenir à l'auto-organisation.

5.2.1 Champs magnétiques

Un phénomène d'auto-organisation a été étudié dans la structure d'un morceau de matériau potentiellement magnétique. Un matériau magnétique se compose d'une multitude de minuscules aimants ou des rotations. Les spins pointent dans différentes directions annulant leur champs magnétiques respectifs. À un niveau inférieur, l'orientation des spins est due à les mouvements aléatoires des molécules dans le matériau: plus la température est élevée, plus ces mouvements aléatoires des molécules dans le matériau sont forts. Ces mouvements moléculaires affectent les spins, ce qui les rend difficiles à orienter une manière ordonnée. Cependant, si la température diminue, les spins spontanément point dans la même direction. Dans ce cas, les différents champs magnétiques s'additionnent maintenant, produisant un champ global fort. La magnétisation montre l'auto-organisation parce que l'orientation des spins est variable et dépend du voisinage local.

À basse température, la force entre les spins voisins est dominante et ils ont tendance à mettre de l'ordre. Des phénomènes similaires, sont observés dans la cristallisation à partir d'un état liquide, qui est un autre exemple courant d'auto-organisation.

5.2.2 Réseaux de neurones de Kohonen

Les réseaux de neurones de (Kohonen 2001), également appelés cartes auto-organisées, sont utiles pour les applications de clustering. Ils s'inspirent des cellules cérébrales, qui sont activées en fonction de la position du sujet. Un tel réseau est composé de deux neurones couches (entrée et sortie), et suit généralement un schéma bidimensionnel régulier grille de neurones. Cette grille représente un modèle topologique de l'application à grappe. En effet, le réseau mappe des données similaires sur le même nœud, ou adjacent, de la grille, en projetant des vecteurs multidimensionnels de données sur une grille régulière, préservant la structure de clustering des données. A chaque neurone est associé un vecteur de poids, initialisé aléatoirement. Cette topologie préservant le comportement du réseau est obtenue grâce à une règle d'apprentissage qui détermine le vainqueur parmi les neurones, comme étant celui dont le poids vecteur est plus proche du vecteur des données échantillonnées saisies dans le réseau. Les données sera alors affecté à ce neurone. Une fois le gagnant déterminé, une mise à jour de les vecteurs de poids de chaque neurone sont réalisés, afin de renforcer le clustering. Sur la base de cet algorithme, une méthode, appelée (Honkela 1997), a été définie, qui permet d'organiser des documents texte hétérogènes sur des cartes significatives.

5.2.3 Stigmergie

La stigmergie est un processus d'auto-organisation par modification de l'environnement que l'on trouve par exemple chez les insectes sociaux tels que les fourmis, les termites ou les abeilles (Abraham, Grosan et Ramos 2006). Ce mécanisme permet la coordination décentralisée d'agents, grâce à des règles simples, et sans que ceux-ci ne possèdent de connaissances globales (Bourjot, Desor et Chevrier 2011). Sa forme la plus courante est le dépôt de phéromones, une substance volatile dont la concentration locale guide les agents.

C'est le principe de base de l'optimisation par colonie de fourmis (ant colony optimization, ACO) dans laquelle une population d'un nombre donné d'agents-fourmis cherche le plus court chemin en se déplaçant sur les arcs d'un graphe, procédant à des allers-retours entre un point de départ et un point d'arrivée communs prédéfinis. Chaque agent-fourmi dépose sur son passage des phéromones qui s'évaporent avec le temps. Aux intersections, la probabilité d'emprunter un arc est d'autant plus grande que la concentration en phéromones y est forte. Ainsi, plus un arc est emprunté, plus il a de chances de l'être encore. Du fait de l'évaporation des phéromones, les arcs des chemins les plus courts

sont privilégiés et le système converge vers un optimum. L'usage de probabilités laisse place à l'exploration de divers chemins et à une mise à jour éventuelle si le graphe évolue ou si le point d'arrivée change.

La stigmergie est parfois désignée sous le nom d'essaim intelligent, par analogie avec les insectes et parce que les agents sont homogènes. Elle est particulièrement adaptée aux problèmes d'optimisation discrète. Elle a également été appliquée à des problèmes de contrôle comme la régulation de la charge dans un réseau peer-to-peer (Montresor, Meling et Babaoğlu 2003) ou l'optimisation de chaînes de production (Valckenaers et al. 2007). Outre l'expression du problème sous forme d'un environnement situé dans lequel les agents peuvent se déplacer, la taille de la population, le taux d'évaporation des phéromones et le calcul des probabilités sont les principaux paramètres à définir pour chaque application.

5.2.4 Coordination

L'aspect social des systèmes multi-agents est conçu par la coordination modèles qui définissent les interactions des agents en termes de protocoles d'interaction et règles d'interaction. En d'autres termes, un modèle de coordination définit comment les agents interagissent et comment leurs interactions peuvent être contrôlées (Ciancarini 2001). Cela inclut la création et destruction d'agents, contrôle des flux de communication entre agents, contrôle de la distribution spatiale et de la mobilité des agents, ainsi que de la synchronisation et répartition des actions dans le temps. En général, un modèle de coordination est défini par: (a) des entités (composants) coordonnables, ce sont les agents qui sont coordonnés. Idéalement, ce sont les éléments constitutifs d'une architecture de coordination, par exemple des agents, des processus, des tuples, des atomes, etc. (b) les moyens de coordination, ce sont les coordinateurs des entités inter-agents. Ils servent également à agréger un ensemble d'agents pour former une configuration, par exemple des canaux, des variables partagées, espaces tuple; et (c) les lois de coordination régissant les actions des entités coordonnables ou les médias de coordination. Les lois définissent généralement la sémantique d'un certain nombre de mécanismes de coordination qui peuvent être ajoutés à une langue hôte (Ciancarini et al. 2000).

Un modèle de coordination particulier dépend des moyens de coordination, des lois de coordination et du langage de programmation utilisé pour exprimer les coordonnables. Dans les agents de modèles pilotés par le contrôle interagissent soit en diffusant des événements à l'autre agents, ou via une connexion de canal point à point. Communication entre les agents sont établis par un processus de coordination tiers. Lois de coordination établir la propagation des événements, la reconnexion dynamique des ports, et la création et activation des

processus. Dans les modèles basés sur les données, le média de coordination est un espace de données partagé, et les interactions consistent à échanger des données de manière asynchrone à travers l'espace de données. Les lois de coordination régissent le format des données et les primitives pour le stockage, la suppression, et les récupérer depuis l'espace d'interaction. Ces modèles sont dérivés de Linda (Gelernter 1985), un premier modèle de coordination basé sur des espaces de tuple partagés. Ce modèle s'adapte bien aux systèmes multi-agents car il permet des interactions entre entités anonymes, rejoignant et quittant le système en continu, dans un environnement non prédéfini manière. Afin d'incorporer plus de contrôle sur les interactions, dans des modèles, les modèles hybrides sont également considérés. Dans de tels modèles, l'espace de données sert pour répondre aux événements de communication. Il devient un moyen de coordination programmable où de nouvelles primitives de coordination et de nouveaux comportements peuvent être ajouté en réponse à des événements de communication. Agissant comme des couches middleware, les espaces de coordination fournissent des mécanismes d'interaction découplés entre entités, qui entrent des données dans un espace de tuple commun, et peuvent récupérer des données fournies par d'autres entités. Ces modèles soutiennent une forme limitée d'auto-organisation, puisqu'ils permettent un contrôle décentralisé, des interactions locales anonymes et indirectes entre les agents.

Tuples sur l'air.

En plus de l'environnement de coordination de base, plusieurs améliorations ont été apportées afin de traiter spécifiquement l'auto-organisation. L'environnement TOTA (Tuples On The Air) propage les tuples, selon une règle de propagation, exprimant l'étendue de la propagation et le contenu possible changer (Mamei et F. Zambonelli 2003). Si nous revenons à la métaphore des sociétés de fourmis, un tel modèle permet, entre autres, de capturer électroniquement la notion de phéromone numérique, déposé dans l'espace tuple et récupéré par d'autres agents. La propagation règle supprime la phéromone de l'espace de données, une fois que le temps d'évaporation a écoulé.

Champs de coordination. Alternativement, le modèle Co-Fields (champs de coordination) pilote le comportement des agents comme le feraient les champs de force abstraits (Mamei et al. 2003). L'environnement est représenté par des champs, dont les informations de coordination du véhicule. Agents et leurs l'environnement créer et diffuser de tels champs dans l'environnement. Un champ est une donnée structure composée d'une valeur (amplitude du champ) et d'une règle de propagation. Un l'agent se déplace ensuite en suivant le champ de

coordination, qui est la combinaison de tous les champs perçus par l'agent. L'environnement met à jour le champ selon les mouvements des agents. Ces mouvements modifient les champs qui à leur tour modifient le comportement des agents. Ce modèle permet de représenter non seulement des mouvements complexes des fourmis et des oiseaux, mais aussi la division et la succession des tâches.

5.3 Exemples d'auto-organisation

La nature fournit des exemples d'émergence et d'auto-organisation. Les applications distribuées actuelles, ainsi que les applications d'un futur proche, montrent déjà un comportement auto-organisateur, puisqu'ils sont situés dans des environnements très changeants, ils sont constitués d'un grand nombre de composants hétérogènes et ne peuvent subir un contrôle central.

6. Systèmes multi-agents

Un agent est une entité physique (robot) ou virtuelle (logicielle) située dans un environnement qui évolue avec le temps: le monde physique ou un système d'exploitation respectivement. Grâce à ses capteurs, l'agent est capable de percevoir son environnement, et à travers ses effecteurs, il est capable d'effectuer des actions qui affectent l'environnement. Par exemple, un robot peut remarquer des obstacles avec un caméra embarquée, et de les retirer de son chemin avec un bras articulé. L'agent logiciel peut comprendre la demande d'un utilisateur via une interface utilisateur, et envoyer un e-mail à l'utilisateur une fois que la demande a été satisfaite (Jennings et Sycara 1998).

Chaque agent a une ou plusieurs limitations, qui peuvent être catégorisées dans les limitations cognitives, les limitations physiques, les limitations temporelles et les limitations institutionnelles. Les limitations cognitives ressemblent au fait que les individus sont limités rationnellement. Cela signifie que les données, informations et connaissances qu'un individu peut traiter et le détail du contrôle qu'un individu peut gérer sont limités.

À mesure que les tâches deviennent plus volumineuses et plus complexes, des techniques doivent être appliquées pour limiter les augmentations de l'information et de la complexité du contrôle. Les individus peuvent être limités physiquement, en raison de leur physiologie ou en raison des ressources disponibles pour eux. Il existe des limites temporelles lorsque la réalisation des objectifs individuels dépasse la durée de vie d'un individu ou la durée pendant laquelle les ressources sont disponibles pour atteindre un objectif. Enfin, les individus peuvent être

juridiquement ou politiquement limités. Pour surmonter leurs limites, les agents se regroupent et forment des multi-agents systèmes, ou sociétés d'agents, où ils travaillent ensemble pour résoudre des problèmes dépassent leurs capacités individuelles. Un robot doit apporter une tasse de du bureau à la cuisine. Il peut demander à un autre agent d'apporter la tasse dans la cuisine, s'il est lui-même incapable d'accéder à la cuisine dont la porte est fermée. Sur la base de sa connaissance du comportement de l'utilisateur, un agent assistant peut décider d'informer régulièrement cet utilisateur des nouveaux livres d'informatique, sans l'utilisateur ayant explicitement notifié à l'agent de le faire. Afin d'obtenir cela informations, l'agent peut avoir besoin de contacter d'autres agents au courant de l'ordinateur livres scientifiques. Les agents interagissent (communiquent, coordonnent, négocient) les uns avec les autres, et avec leur environnement. Les interactions entre agents suivent généralement une coordination modèle. Un agent peut communiquer directement ou indirectement avec d'autres agents à des fins de coopération ou de concurrence. Depuis le l'agent perçoit son environnement et interagit avec d'autres agents, il est capable de construire une représentation partielle de son environnement, qui constitue sa connaissance. Habituellement, dans un système multi-agents, les interactions ne sont pas prédéfinies et n'est pas un objectif du système mondial. La dynamique d'interaction entre un agent et son environnement conduit à une structure émergente ou à une fonctionnalité émergente, même si aucune

Le composant est chargé de produire un objectif global.

Emergence du service

(Itao et al. 2001) proposent Jack-in-the-Net (Ja-Net), une approche biologiquement inspirée concevoir des applications et des services réseau émergents dans des réseaux à grande échelle. Dans Ja-Net, les applications et services réseau sont créés dynamiquement à partir interactions et collaboration d'entités auto-organisées, appelées cyber-entités.

Chaque cyber-entité met en œuvre un composant fonctionnel simple du service ou de l'application global. De plus, il suit des règles de comportement simples, similaires à les comportements des entités biologiques, tels que: l'échange d'énergie avec l'environnement, la migration ou la réplication, ou l'établissement de relations. Des services émergent de relations solides entre les cyber-entités. En effet, les cyber-entités enregistrent des informations sur les cyber-entités homologues lors d'une relation. Une fois les relations parmi un ensemble de cyber-entités sont suffisamment fortes, elles forment un groupe et créer un service. Les forces de la relation sont évaluées sur la base du degré d'utilité de chaque cyber-entité participant au

service. Le diplôme d'utilité est estimée à partir des commentaires des utilisateurs sur le service fourni. En plus de l'émergence du service, le système présente un mécanisme de sélection naturel basé sur la notions d'énergie stockée ou dépensée par les cyber-entités et diversité des services établi. En raison de la migration, de la réplication et de la mort éventuelle d'entités, le système est également capable de s'adapter aux changements des réseaux.

Communautés Web

(Flake et al. 2002) ont montré à l'aide d'un algorithme spécifique que les pages Web forment communautés apparentées. Une page Web est membre d'une communauté si elle a plus des hyperliens au sein de la communauté qu'en dehors. Au niveau humain, on ne peut pas avoir une vue d'ensemble de la structure, basée sur des hyperliens, qui émerge parmi les pages Web. (Flake et al. 2002) ont défini un algorithme spécifique qui met en évidence communautés de pages Web associées, sur la base d'hyperliens contenus dans le pages.

Du point de vue de l'auto-organisation, les auteurs de pages Web les mettent simplement sur le Web avec des hyperliens sur d'autres pages. L'insertion d'une page sur le Web modifie l'environnement, par exemple l'espace mondial des pages Web, et ceci à son tour modifie le comportement des autres auteurs de pages. En effet, il est désormais possible de accéder aux pages existantes à partir d'un nouvel emplacement et il est possible de référencer et d'aller à travers ces nouvelles pages. Par analogie avec la métaphore des fourmis, les auteurs placent le Web pages (phéromone) sur le Web (parcours alimentaire). Ces pages Web contiennent des informations pour d'autres auteurs, qui renforceront (ou non) les points forts Pages Web en les référençant. Auteurs alors collectivement mais indépendamment organiser les pages Web en communautés.

Réseautage avec les fourmis

(Di Caro et Dorigo 1998) suggère d'utiliser la modélisation artificielle basée sur les fourmis pour résoudre le réseau problèmes. La motivation est que la modélisation des fourmis pourrait mieux gérer les réseaux de communication que les humains. Une première enquête (Bonabeau et al 1999), portant sur plusieurs essaim d'exemples d'intelligence dans les communautés d'insectes sociaux, montre comment des fourmis comportement (fourmis, abeilles, termites et guêpes) fournissent une métaphore puissante construire un système complètement

décentralisé. Un tel système est composé d'entités individuelles et simples, qui collaborent pour permettre une approche plus complexe et collective comportement. Le comportement émergent global de la population de fourmis est dû à un réseau d'interactions entre les fourmis elles-mêmes, mais aussi entre les fourmis et leur environnement. Ce comportement collectif émergent permet à l'insecte social colonie pour organiser des tâches vitales telles que trouver de la nourriture, construire le nid, diviser travail entre les individus et sème l'alarme parmi les membres de la société. Beaucoup de ces tâches et leurs mécanismes respectifs ont inspiré les spécialistes des réseaux informatiques notamment à imiter le comportement de recherche de fourmis pour optimiser le routage.

Dans les réseaux de communication ou pour imiter la division du travail et l'attribution des tâches pour optimiser l'équilibrage de charge dans les systèmes de réseau. Quand les fourmis se nourrissent, ils errent au hasard à partir de leur source (nid) jusqu'à ce qu'ils atteignent leur destination (nourriture) et sur leur chemin, ils déposent une piste chimique appelée phéromone.

La phéromone déposée le long du chemin suivi par chaque fourmi marque ce chemin pour les autres fourmis. En fait, plus un chemin est marqué, plus il sera choisi par d'autres fourmis. Ce mécanisme où l'environnement devient la communication moyen est appelé stigmergie. Pour appliquer ce paradigme à routage réseau, Dorigo et ses collègues ont construit un réseau artificiel de fourmis où périodiquement, chaque nœud lance une fourmi pour trouver la route vers une destination donnée. En sentant simplement la force des phéromones le long du quartier chemins du nœud, la fourmi génère la carte qui montre l'itinéraire le plus rapide vers point final. En cas de congestion, il a été montré que ce mécanisme surpasse tous les autres algorithmes de routage populaires en termes de vitesse atteinte pour éviter le embouteillages.

Sécurité du réseau

L'utilisation d'agents mobiles dans des applications sophistiquées offre des avantages pour construire des systèmes distribués étendus flexibles et adaptables. Notamment, des applications telles que les systèmes de détection d'intrusion (IDS) et la réponse aux intrusions Les systèmes (IRS) sont devenus encore plus pertinents dans le contexte des infrastructures de réseau à grande échelle, où les mécanismes de sécurité traditionnels faiblesses. En effet, comme ils peuvent être rétractés, expédiés, clonés ou mis en en veille, les agents mobiles ont la capacité de détecter les conditions du réseau et de charger de nouvelles fonctionnalités dynamiques dans un nœud de réseau distant (tel qu'un routeur).

La connaissance du réseau des agents mobiles peut également contribuer de manière significative à la détection des intrusions et permet de fournir une réponse appropriée. Dérivation de cette tendance, des agents mobiles ont été proposés comme support pour la détection d'intrusion (ID) et la réponse d'intrusion (IR) dans les réseaux informatiques. L'originalité de cette approche repose sur la conception du système de détection et de réponse aux intrusions (IDRS). En effet, l'organisation des agents mobiles suit le comportement des systèmes naturels pour détecter une intrusion ainsi que pour répondre à une intrusion (Foukia et al 2002). Schématiquement, deux paradigmes naturels ont été évoqués. Premièrement, le système immunitaire humain, car l'IDS est basé sur des principes dérivés de le modèle du système immunitaire, où les agents de détection d'intrusion (agents d'identification) mappent la fonctionnalité du système immunitaire naturel pour faire la distinction entre les et événements anormaux (respectivement «soi» et «non soi» dans le système immunitaire) comme expliqué dans (Forrest et al 1996). Deuxièmement, le paradigme de la stigmergie sociale des insectes, car l'IRS est basé sur des principes dérivés de ce paradigme. En fait, l'intrusion Les agents de réponse (agents IR) cartographient le comportement collectif d'une population de fourmis en suivant une phéromone électronique synthétisée spécifique à l'intrusion détectée jusqu'à la source de l'attaque - afin d'accomplir sa tâche de réponse. Ce la phéromone a déjà été diffusée dans tout le réseau par un agent d'identification quand il a détecté l'attaque. Ce type de paradigme collectif est très intéressant car il consiste à faire exécuter à chaque fourmi une tâche assez légère (mobile les agents jouent le rôle de fourmis dans le système IR) pour induire collectivement un comportement plus complexe. Cette approche est également très puissante car le système d'identification, comme ainsi que le système IR, sont entièrement distribués dans le réseau sans aucun contrôle centralisé: les deux systèmes sont essentiellement constitués d'agents mobiles qui voyagent à travers le réseau, ajustant dynamiquement leurs itinéraires en fonction aux événements collectés, sans aucun moyen simple de les retracer. En outre, mobile les agents sont assez polyvalents car ils peuvent détecter les intrusions et y répondre. Cela augmente la difficulté pour un attaquant de faire la distinction entre les agents d'identification et agents IR.

Robots

Les chercheurs se sont également inspirés des systèmes vivants pour construire des robots. De nombreuses recherches récentes en robotique utilisent une technologie à base d'insectes où les robots s'auto-organisent pour accomplir une tâche (rassembler un ensemble d'objets à un endroit précis par exemple).

Comme c'est le cas pour les populations de fourmis, les populations de robots possèdent une vision locale de leur environnement, ils peuvent partager des informations individuelles avec d'autres robots et coopèrent avec eux. Une application directe de l'auto-organisation avec robots est la construction d'une cartographie globale de l'environnement où ils sont immergés sans avoir chacun la connaissance de la topologie globale du environnement. Dans l'approche décrite dans, la perception par les robots de leur l'environnement est étroitement lié à leur action, à l'instar de nombreux systèmes biologiques efficaces. Les robots perçoivent leur environnement localement en envoyant un simple informations visuelles à leur système de contrôle. Le comportement global du système émerge de la coordination, de l'intégration et de la concurrence entre ces divers comportements visuels.

Contrôle de fabrication

Le comportement de recherche de nourriture dans les colonies de fourmis a été traduit en une conception pour les sociétés d'agents effectuant le contrôle de la fabrication. Les agents de ressources fournissent un reflet du système de production sous-jacent dans le monde des agents.

Ces agents de ressources offrent un espace permettant aux autres agents de naviguer - chaque agent connaît ses voisins - et offre des espaces sur lesquels l'information peut être mis, observé et modifié - comme les fourmis laissent des phéromones dans le monde. Les agents virtuels - les fourmis - se déplacent à travers ce reflet du monde physique et collectent des informations qu'ils mettent à disposition ailleurs. Premièrement, ces fourmis recueillir des informations sur les processus disponibles, voyager en amont et placer le informations collectées aux points de routage. Deuxièmement, les fourmis explorent les itinéraires possibles pour les produits fabriqués, faire une sélection et propager les intentions qui en résultent à travers la «réflexion». Les agents de ressources reçoivent ces informations sur les intentions de leurs utilisateurs et établir des prévisions à court terme pour eux-mêmes.

Ces prévisions permettent des prédictions à jour des délais de traitement utilisés par le les fourmis explorent les itinéraires et propagent leurs intentions. Toutes ces activités sont soumises à un processus d'évaporation (time-out) et de rafraîchissement qui permet au système pour continuer à fonctionner dans un environnement hautement dynamique (changements fréquents et perturbations) (Valckenaers et al. 2001).

Réseaux de capteurs auto-organisés

Les réseaux de capteurs sans fil auto-organisés sont utilisés pour des applications civiles et militaires, telles que les volcans, la surveillance des tremblements de terre et la vérification de la pollution chimique. Les réseaux de capteurs sont constitués de nœuds auto-organisés, qui doivent dynamiquement

mettre en place un réseau P2P ad-hoc, une fois qu'ils sont déployés dans une zone donnée. Ils doivent également se calibrer pour s'adapter à leur environnement (Wokoma et al. 2002). Les réseaux de capteurs bénéficient également d'une technologie récente permettant l'intégration d'un système de capteurs complet dans des boîtiers de petite taille, comme par exemple l'échelle millimétrique motes fournies par le projet SmartDust (Warneke et al 2001).

7 Classification de l'émergence

Nous commençons par la classification la plus basique de émergence composée de deux types d'émergence, et se terminent par la plus étendue. J'ai sélectionné ces œuvres particulières en me basant sur le fait qu'elles ont tous ont reçu une bonne attention dans le cadre de la discussion sur l'émergence.

7.1 Chalmers

L'une des idées principales de la littérature est celle d'une classification des phénomènes émergents qui fait la distinction entre «émergence faible» et «émergence forte». Cette distinction provient des deux principales disciplines concernées par la étude de l'émergence. La émergence forte fait référence à la forme d'émergence qui est le plus fréquent dans les discussions philosophiques, alors que l'émergence faible fait référence à la notion d'émergence la plus courante dans les sciences exactes, en particulier en théorie des systèmes complexes. Deux travaux traitant des notions d'émergence faible et forte sont (Bedau 1997) par Mark A. Bedau et (Chalmers 2006) par David Chalmers, tous deux philosophes. En revanche à Bedau, Chalmers exprime les deux notions en utilisant la même terminologie pour les deux, ce qui le rend plus clair. C'est pourquoi j'ai choisi d'adopter le définitions d'émergence faible et forte fournies par Chalmers ici.

7.1.1 Émergence forte

Chalmers déclare que "un phénomène de haut niveau émerge fortement par rapport à un domaine de bas niveau lorsque le phénomène de haut niveau provient du domaine de bas niveau, mais les vérités concernant ce phénomène ne sont pas déductibles même en principe à partir des vérités du domaine de bas niveau ". Cela signifie que pour l'émergence forte, de nouvelles lois fondamentales doivent être introduites pour expliquer le phénomène. Ce type

d'émergence est souvent lié au concept de causalité ». Nous parlons de causalité descendante lorsque les phénomènes à un niveau global, ou un niveau d'organisation plus élevé exercent une influence (par exemple sous la forme de contraintes) au niveau local inférieur. Par une forte causalité descendante, se référant à l'apparition d'un pouvoir causal descendant survenant qui est irréductible. Il convient de noter ici que, comme l'émergence, la causalité descendante est encore un autre concept difficile à définir et qui connaît donc de nombreuses définitions. Quelques discussions sur la causalité descendante peuvent être trouvées dans (Bedau 2002). Traduit dans le domaine des systèmes multi-agents, la émergence forte fait référence à l'apparition de propriétés ou de comportements globaux à travers les interactions au niveau de l'agent, alors qu'il est impossible de déduire exactement les processus de base en sont la cause.

7.1.2 Emergence faible

Selon Chalmers, un phénomène de haut niveau "émerge faiblement par rapport à un domaine de bas niveau lorsque le phénomène de haut niveau provient du domaine de bas niveau, mais les vérités concernant ce phénomène sont inattendues compte tenu des principes régissant le domaine de bas niveau ". Concernant la relation entre émergence forte et faible, Chalmers affirme que les cas de forte l'émergence est probablement aussi des cas d'émergence faible, mais des cas de faible l'émergence n'a pas besoin d'être fortement émergents. En termes de systèmes multi-agents, l'émergence faible renvoie à l'entrée en existence de propriétés globales ou de comportements résultant des règles de base et les interactions mises dans le système, mais sont simplement inattendues étant donné ces règles.

Interprétation

Chalmers mentionne explicitement qu'une émergence forte n'est jamais déductible à sa constituants, mais n'aborde pas la déductibilité de l'émergence faible. Quoi dit-il, c'est qu'en cas d'émergence faible, l'émergente est inattendue étant donné les principes de bas niveau. Cela implique que nous ne pouvons pas prédire une émergence faible, mais cela ne signifie pas nécessairement que nous ne pouvons pas retracer la cause de l'émergente après l'avoir observé. Intuitivement, je dirais que l'émergence faible devrait être déductible à ses constituants. Ce contraste entre faible et une émergence forte est également mentionnée par Bedau dans (Bedau 1997). Ainsi, en émergence faible et forte, des comportements complexes de plus haut niveau ou les propriétés globales résultent de processus de bas niveau, mais une émergence faible peut s'expliquer par ses constituants, alors que ce n'est pas le cas pour les émergence.

2.2 Champ de béquilles

De nombreuses définitions de l'émergence, comme celles données par Chalmers, sont plutôt abstraites, et donc peut-être de moindre valeur pour l'étude pratique de l'émergence dans les systèmes multi-agents. Une classification alternative, c'est un peu plus détaillé, est celui fourni par le physicien et mathématicien James Crutchfield dans (Crutchfield 1994). Il explique que l'émergence est généralement comprise comme un processus qui conduit à l'apparition d'une structure non directement décrite par la définition contraintes et forces instantanées qui contrôlent un système. Au fil du temps, quelque chose new 'apparaît à des échelles non directement spécifiées par les équations de mouvement. Une caractéristique émergente ne peut pas non plus être explicitement représentée dans les conditions aux limites. En bref, une fonctionnalité émerge lorsque le système sous-jacent met un certain effort dans sa création. " Le champ de béquilles décrit deux types d'émergence appelés " formation de modèles " et «émergence intrinsèque». Sa classification est basée sur le rôle de l'émergente dans le système dans lequel il se produit.

2.2.1 Formation des motifs

La formation de motifs résulte de l'interaction d'entités simples de bas niveau et nécessite un observateur du système. Les modèles résultants n'ont souvent pas signification spécifique au sein du système, mais ils le font pour l'observateur. Formation de modèle peut se produire dans des systèmes multi-agents dans lesquels les agents n'interagissent que localement (directs ou indirects) et ignorent ce qui se passe au niveau mondial. Un exemple de formation de modèle serait un «planeur» dans le jeu de la vie.

2.2.2 Émergence intrinsèque

L'émergence intrinsèque fait référence aux caractéristiques ou modèles qui fournissent des fonctionnalités supplémentaires au système. Comportement de l'agent local et l'état global ou dynamique et vice versa. Les agents font des choix individuels en fonction des état global qui a émergé des choix individuels combinés de tous agents dans le passé. Dans de nombreux modèles affichant une émergence intrinsèque, les agents n'interagissent pas localement, et sont donc uniquement connectés les uns aux autres via le niveau mondial. Mais Crutchfield n'exclut pas ici les interactions locales.

2.2.3 Interprétation et relation avec la classification précédente

La formation de modèles et l'émergence intrinsèque semblent être des sous-types de émergence. Il faut cependant noter que certains systèmes affichant des l'émergence pourrait être explicitement conçue pour atteindre une propriété globale spécifique par un comportement de bas niveau. La conception du feedback global (par exemple le payo basé sur le résultat global des actions de tous les agents utilisés par l'individu agents pour évaluer leurs stratégies) peuvent invoquer certaines tendances souhaitables dans le comportement sans contrôler explicitement le comportement individuel des agents. Pensez par exemple à la convergence vers des optima globaux qui pourraient exiger un sacrifice des optima individuels. Cela signifierait que l'émergence intrinsèque n'est pas toujours inattendu, ce qui ne concorde pas avec la définition d'émergence faible donnée par Chalmers. En dehors de cela, Chalmers ne semble pas répondre aux ou émergence intentionnelle du tout.

7.2 Boschetti et Gra

Le mathématicien Fabio Boschetti et le modélisateur Randall Gray (Boschetti et Gray 2007) basent un classification de l'émergence sur le pouvoir causal relatif des caractéristiques émergentes peuvent être générés par les différents types d'émergence, et ajouter un troisième type de émergence à la classification de Crutchfield. J'ai inclus ce travail parce que il semble que le type supplémentaire soit nécessaire pour compléter la classification, c'est-à-dire qu'il complète les deux autres.

2.3.1 Formation de modèles et émergence intrinsèque

Boschetti et Gray suggèrent que la formation de modèles n'implique pas puissance ou contrôle car les motifs ne peuvent pas être manipulés directement, mais seulement en réécrivant le code d'origine. En revanche, l'émergence intrinsèque implique contrôle causal, car il serait théoriquement possible de manipuler le comportement de niveau en modifiant les valeurs de la fonction émergente. Le comportement des agents sur un marché boursier, par exemple, pourraient être influencés en changeant le valeur réelle de certains stocks. Boschetti et Gray notent que ce n'est pas souhaitable cependant, puisque l'interaction avec le calcul brouillerait la distinction entre algorithme et données d'entrée.

2.3.2 Émergence causale

La troisième catégorie supplémentaire, l'émergence causale, est l'apparition de structures qui peut être contrôlé sans manipuler les constituants de niveau inférieur. Humain les êtres sont un exemple d'entités avec un pouvoir causal émergent. Par exemple, une personne peut demander à une autre de faire quelque chose, puis l'autre utiliser son propre raisonnement

pour envisager d'accepter l'invitation. La personne qui demande quelque chose n'a pas besoin de reprogrammer des instructions compliquées en le fonctionnement interne de l'esprit des autres personnes pour provoquer le comportement souhaité. Ainsi, dans cet exemple, nous voyons une entité au niveau macro (c'est-à-dire un humain être, construit à partir d'éléments micro-niveau tels que les neurones) communiquant avec, ou manipulant, une autre entité de niveau macro.

2.3.3 Interprétation et relation avec les classifications précédentes

L'émergence causale renvoie à la notion de «émergence forte» mentionnée précédemment. La seule différence qui me vient à l'esprit, c'est qu'elle n'est pas explicitement indiquée que l'émergence causale implique nécessairement qu'elle n'est pas déductible à mécanismes. Bien sûr, dans l'exemple précédent, il est extrêmement difficile de déduire les processus de bas niveau qui constituent le comportement de la personne qui demandé de faire quelque chose. Mais je ne suis pas entièrement convaincu que ce soit impossible. Peut-être que nous aurons suffisamment d'informations sur le fonctionnement de notre cerveau humain pour faites-le dans un futur (lointain).

7.3 Cariani

Comme Boschetti et Gray, le biologiste Peter A. Cariani (Cariani 1992) distingue trois types d'émergence également. Mais l'approche de Cariani est différente. Il définit un type d'émergence formellement fondé qu'il appelle `` émergence computationnelle ", un type basé physiquement appelé `` émergence thermodynamique ", et un type basé appelé «émergence relative à un modèle».

2.4.1 Émergence informatique

Cariani déclare que l'émergence computationnelle \ (...) concerne ce les types de comportements globaux peuvent être construits grâce à l'application de règles locales sans modifier les règles locales. »Il déclare qu'il s'agit d'un processus ascendant; il n'y a pas de retour d'information du niveau mondial vers le niveau local. Donc, en termes de multi-agent système, les agents (inter-) agissent uniquement localement, et ne sont pas conscients des émergents au niveau mondial résultant de leurs actions individuelles combinées.

2.4.2 Emergence par rapport à un modèle

Par émergence relative à un modèle, Cariani entend le type d'émergence \ (...) concernés par la formation de structures globales qui contraignent et modifier les interactions locales ". Dans

un système multi-agents, le résultat des actions de tous les agents peut nuire au comportement des agents individuels. Par exemple, un agent peut adopter une stratégie d'événement lorsque l'actuelle le résultat ne lui est pas bénéfique. Donc, les agents de influence le niveau mondial par leur des (inter-) actions locales, et vice versa, créant une boucle de rétroaction.

2.4.3 Émergence thermodynamique

La définition de la troisième catégorie d'émergence proposée par Cariani, thermodynamique émergence, ne m'est pas tout à fait clair à ce stade. Une des idées que Cariani semble proposer, est que chaque type d'émergence se traduit par une forme de commande, et que les origines de la commande résultante sont différentes pour chaque type d'émergence. Il soutient que l'émergence computationnelle peut être associée avec l'ordre à partir de l'ordre, l'émergence relative à un modèle peut être associée avec l'ordre du chaos, et l'émergence thermodynamique peut être associée à l'ordre-du-bruit. Concernant l'émergence thermodynamique, Cariani mentionne également l'émergence de nouvelles structures à travers les fluctuations ». En outre, «les origines de la vie» est cité comme un exemple d'émergence thermodynamique.

2.4.4 Interprétation et relation avec les classifications précédentes

L'émergence informatique de Cariani peut être facilement liée à la formation de modèles, alors que l'émergence relative à un modèle est clairement liée à l'émergence intrinsèque tel que défini par Crutchfield. Émergence informatique et formation de modèles tous deux résultent de relations de feed-forward, tandis que l'émergence relative à un modèle et l'émergence intrinsèque nécessitent en plus un retour d'information du niveau mondial à ces relations de feed-forward. Concernant l'émergence thermodynamique, le fait que « les origines de la vie » est cité comme exemple de ce type d'émergence semble impliquer une relation entre émergence thermodynamique et émergence forte, mais on ne sait pas moi dans quelle mesure ces deux notions sont liées exactement.

7.4 Classification de Fromm

Le dernier travail dont je voudrais discuter est une classification plus détaillée proposée par le physicien et informaticien Jochen Fromm dans (Fromm 2003). Sa classification se compose de quatre types d'émergence, dont les trois premiers sont encore subdivisés en deux types chacun. Semblable à plusieurs autres classifications, Fromm distingue différentes formes d'émergence en fonction des mécanismes sous-jacents provoquant. Cependant, ses

descriptions sont en termes de composants de systèmes multi-agents. Par conséquent, la classification de Fromm des promesses d'émergence être utile pour l'étude pratique de l'émergence dans les systèmes multi-agents.

Type I

L'émergence du premier type, appelée " émergence simple ", peut être soit intentionnelle ou involontaire, et se produit dans des systèmes sans rétroaction descendante. Type Ia, émergence «intentionnelle» simple (également émergence nominale, après Bedau 2002]) se réfère à la fonction d'un système comme propriété émergente de ses composants, où chacun Le composant a un rôle fixe. Des exemples typiques d'émergence de type (Ia) se produisent dans des horloges, des machines à vapeur ou d'autres machines. Le comportement de chaque partie de une telle machine est indépendante des états des autres parties, de l'état global et l'état de l'environnement, mais la fonction remplie par la machine en tant que le tout ne peut pas être rempli lorsque les pièces sont isolées les unes des autres. Donc, les pièces interagissent mais pas dans une telle sorte que le comportement de chacun. Une simple émergence " non intentionnelle " (type Ib) donne une propriété globale qui dépend des relations entre les nombreux éléments faiblement couplés, désorganisés et éléments égaux d'un système. Propriétés thermodynamiques comme la pression, le volume et la température sont des exemples de ce type d'émergence. Mais aussi physique les propriétés, telles que les avalanches et les fronts de vagues, appartiennent à l'émergence de type Ib. Une propriété est de type Ib émergente lorsqu'elle ne s'applique qu'à l'ensemble et non aux pièces.

Type II

L'émergence de type II, " émergence faible ", comprend une rétroaction descendante du niveau global (ou macroscopique) au niveau local (ou microscopique). Ça peut survenir par des interactions directes et indirectes entre agents dans un multi-agent système. Fromm poursuit en distinguant deux sous-types de type II émergence. Il définit l'émergence de type IIa, appelée émergence faible " stable " et émergence de type IIb, appelée émergence faible «instable». Une émergence faible stable peut se produire dans les systèmes à rétroaction descendante négative du groupe ou de l'environnement. la rétroaction négative contraint les actions des agents et contribue généralement à l'équilibre d'un système. Des exemples d'émergence faible et stable sont la recherche de nourriture comportement des colonies de fourmis et l'émergence de prix optimaux des biens dans un économie. Une émergence faible stable est involontaire mais positive. Émergence faible instable d'autre part, \ (...) est une

forme d'émergence indésirable et négative par rétroaction positive, jusqu'à ce que la bulle explose ou disparaisse en raison de l'exponentielle croissance. "Une rétroaction positive renforce le comportement des constituants de niveau inférieur, comme la prise d'une substance addictive active la production de substances dans le corps humain qui le font demander plus de cette dépendance substance. Le krach d'une bourse et la formation de ghettos sont d'autres exemples d'émergence faible instable.

Type III

L'émergence de type III, `` émergence multiple ", se produit dans des systèmes complexes avec de nombreuses boucles de rétroaction ou des systèmes complexes adaptatifs avec des agents intelligents. Fromm distingue deux sous-types d'émergence multiple. Le type IIIa se produit dans les systèmes dans lesquels une rétroaction positive à courte portée est combinée avec rétroaction négative à longue portée, c'est-à-dire des systèmes dits activateurs-inhibiteurs. Des exemples d'émergence dans de tels systèmes sont les modèles de peau d'animaux (par l'activation et l'inhibition des mélanocytes) et les ruées vers les marchés boursiers. Le type IIIb se produit dans les systèmes adaptatifs et évolutifs et fait référence à des phénomènes comme les transitions évolutives et les révolutions scientifiques ou mentales soudaines.

Type IV

Enfin, l'émergence de type IV, ou `` émergence forte ", peut être définie comme \ (...) l'apparition de structures émergentes à des niveaux supérieurs d'organisation ou de complexité qui possèdent des propriétés vraiment nouvelles qui ne peuvent être réduites, même en principe, eét cumulatif des propriétés et des lois des parties de base et des composants élémentaires. "Dans ce type d'émergence, le niveau macroscopique et le niveau microscopique sont séparés par un niveau microscopique ou intermédiaire, assurant l'indépendance entre les deux.

2.5.5 Critères de classification alternatifs

Fromm soutient que sa classification reste la même lorsqu'elle est basée sur plusieurs d'autres critères. Les tableaux ci-dessous (copiés de Fromm 2005) montrent la spécification de les quatre types d'émergence en termes de rôles des composants dans le système, niveaux de prédiction, limites, retours et sauts ou sauts.

Type	Name	Roles	Frequency	Predictability	System
I	Nominal or Intentional	fixed	abundant	predictable	closed, with passive entities
II	Weak	flexible	frequent	predictable in principle	open, with active entities

Tableau 2.1: Tableau copié de (Fromm 2005); classification de l'émergence en fonction des rôles, de la fréquence, prévisibilité et spécifications du système.

Fromm suggère que l'émergence de quelque chose est possible à une frontière claire d'un système, et qu'il est généralement associé à un saut ou un saut à un nouveau niveau.

Ce que je comprends, c'est que " frontière " fait référence à la frontière entre différents niveaux d'un système, ou différentes phases (dans le cas du type IIIb). Fromm a ajouté les colonnes «fréquence» et «système» du tableau 2.1. Le premier indique la fréquence d'apparition de chaque type d'émergence en général, c.-à-d. c'est rencontrer ce type d'émergence. Ce dernier spécifie quelques autres basiques caractéristiques du système dans lequel chaque type d'émergence peut se produire.

Type		Boundaries	Feedbacks	Jump/Leap
I	Ia	agent-system boundary (only in one direction)	no feedback but absolute commands or constraints	intended or static jump to higher level of organization
	Ib	agent-agent boundary	scale-preserving (peer-to-peer) feedback	fluctuations, no jump to significant higher level of organization
II	II	agent-group or agent system boundary (in both directions)	scale-crossing (top-down) feedback, positive <i>or</i> negative	dynamic jump to higher level of organization
III	IIIa	agent-group or agent system boundary (in both directions)	scale-crossing (top-down) feedback, positive <i>and</i> negative	dynamic jump to higher level of organization
	IIIb	large fitness barriers in complex evolutionary systems	multiple feedbacks in a system	quantum leap in complex adaptive system
IV	IV	boundary between different evolutionary systems, <i>barrier of relevance</i>	all of the above, incl. feedback between different systems	gateway or quantum leap in evolution to new (evolutionary) system

Tableau 2.2: Tableau copié de (Fromm 2005); classification de l'émergence en fonction des frontières, retours et sauts / sauts.

2.5.6 Interprétation et relation avec les classifications précédentes

Evidemment, l'émergence de type I est toujours déductible, on peut donc exclure une relation entre émergence de type I et émergence forte telle que définie par Chalmers. Mais puisque l'émergence de type I n'est pas inattendue par définition, on ne peut pas complètement match l'émergence de type I avec la émergence faible de Chalmers. En raison du manque de rétroaction descendante, l'émergence de type I semble correspondre avec la formation du modèle de Crutchfield plutôt que l'émergence intrinsèque. Les entités interagissent localement et ne connaissent pas le niveau global. La seule différence semble être qu'un émergent de type I a souvent une signification spécifique dans le système, alors que Crutchfield spécifie souvent cette formation de modèle ne fait pas. Mais puisque Crutchfield n'exclut pas cette possibilité, je le crois Il est justifié de relier ici l'émergence de type I à la formation de modèles. Enfin, l'émergence de type I peut facilement être liée au calcul de Cariani émergence puisque tous deux concernent des comportements globaux issus de règles locales sans modifier ces règles locales. L'émergence de type II est appelée émergence faible par Fromm et se rapporte à la notion de nom identique fournie par Chalmers. Cependant, Fromm est faible l'émergence semble être un sous-ensemble de la émergence faible de Chalmers, plutôt qu'un match complet. Contrairement à Fromm, Chalmers ne précise pas qu'une émergence faible nécessite une forme spécifique de rétroaction. Cela implique qu'une émergence faible tel que défini par Chalmers peut également se produire dans des systèmes avec des relations d'avance seulement, alors qu'une émergence faible telle que définie par Fromm ne peut pas systèmes.

L'émergence de Fromm de type II peut être liée à l'émergence de Cariani a-model d'une manière simple car les deux nécessitent une rétroaction descendante et les interactions entre agents. Il en va de même pour l'émergence de type II par rapport à l'émergence intrinsèque de Crutchfield. La seule différence est que Fromm spécifie d'autres sous-types de ce type d'émergence en distinguant différents types de rétroaction descendante (c.-à-d. rétroaction négative et positive). Fromm affirme que ces différentes formes de rétroaction produisent un comportement global différent. L'émergence de type IIIa semble être liée à l'émergence relative à un modèle et l'émergence intrinsèque au même titre que l'émergence de type II. Encore une fois, l'idée principale est qu'elle nécessite une rétroaction descendante.

Selon la description de Fromm, les types d'émergence IIIb et IV semblent être étroitement liés. Les deux types se produisent dans les systèmes évolutifs et sont caractérisés par un soi-disant saut quantique (voir dernière colonne du tableau 2.2). De plus, les deux types IIIb et type IV semblent se rapporter à la définition de émergence forte à condition par Chalmers. Bien que Fromm n'ait pas précisé que l'émergence de type IIIb est non déductible à ses constituants, le terme `` saut quantique '' (voir dernière colonne de tableau 2.2) semble impliquer que tel est le cas.

7.5 Discussion sur les différentes classifications

Cette partie sera dédiée à montrer que les différentes classifications tendent à exprimer la notion de l'émergence d'une façon non hétérogène.

Structure

En écrivant le chapitre précédent, j'ai remarqué que cela semble être assez courant dans la littérature pour diviser l'émergence en trois grandes catégories. C'est le cas dans la classification proposée par Boschetti et Gray, ainsi que dans la classification fournie par Cariani. De plus, les deux notions de faible et de émergence forte sont complétées par une troisième catégorie, dite `` nominale '' émergence, par Bedau (voir Bedau 2002). Lorsque nous examinons à nouveau la classification de l'émergence de Fromm, nous peut également découvrir trois catégories principales. Dans la section 2.6, j'ai déjà mentionné que les types d'émergence IIIb et IV de Fromm semblent être étroitement liés. Donnée Description de Fromm et tableau 2.2, il semble en outre que le type d'émergence IIIa concerne plus le type II que le type IIIb. Les deux types d'émergence II et IIIa se situent à la frontière entre le niveau agent et le niveau global (c'est-à-dire le groupe ou le système), les relations entre les deux niveaux fonctionnent dans les deux instructions et cela implique une forme de rétroaction descendante. Par conséquent, il semble que l'émergence de type IIIa peut être fusionnée avec l'émergence de type II et de type IIIb peut être fusionné avec le type IV. Cela révèle une structure globale composée de trois principales catégories, qui peuvent être mappées aux classifications listées précédemment.

En dehors de ceux discutés dans ce chapitre, il existe plusieurs classifications alternatives dans la littérature qui divisent l'émergence en trois catégories ainsi que. Ainsi, il semble que beaucoup de gens soient d'accord que trois catégories principales suffisent pour couvrir toute la gamme des phénomènes.

Hiérarchie et complexité

high	strong emergence		causal emergence	thermodynamic emergence	type IV	type IV
	weak emergence	intrinsic emergence	intrinsic emergence	emergence-relative-to-a-model	type IIIb	type IIIb
low		pattern formation	pattern formation	computational emergence	type IIIa	type IIIa
					type II	type II
complexity	Chalmers	Crutchfield	Boschetti & Gray	Cariani	Fromm	Fromm*

Table 2.3: Classification et complexité(Steenbergen 2012)

Par complexité d'un type d'émergence, j'entends la complexité du sous-jacent mécanisme produisant ce type. Ceci est lié à la complexité de la système dans lequel un certain type d'émergence peut se produire, par ex. La quantité de différentes formes de relations entre les éléments et les niveaux du système. Pour Par exemple, l'émergence computationnelle est moins complexe que l'émergence-relative-à-modèle puisque le premier ne nécessite que des interactions locales alors que le dernier nécessite une rétroaction du niveau mondial.

Dans la colonne représentant la classification originale de Fromm, j'ai indiqué que les deux sous-types d'émergence de type III sont d'une complexité différente. Ce la distinction est basée sur le fait que le type IIIa implique deux types de rétroaction, alors que le type IIIb implique de multiples rétroactions. De plus, le type IIIb se produit dans les systèmes adaptatifs et évolutifs, tandis que le type IIIa peut également se produire dans systèmes moins complexes. La colonne du tableau 3.1 intitulée Fromm * reffects la réorganisation de Classification de Fromm telle que proposée dans la section 3.1. Bien que j'aie soutenu que le type IIIa appartient à l'émergence de type II, la différence de complexité entre le type IIIa et les types IIa et IIb subsistent. Les sous-types IIa et IIb sont identiques complexité, car ils n'impliquent tous deux qu'un seul type de rétroaction, mais de type IIc peut être considérée comme plus complexe car elle implique deux types de rétroaction.

La même idée vaut pour l'émergence de type IIIb, qui a été fusionnée avec le émergence d'origine de type IV. Puisque le premier se produit dans un seul système et ce dernier se produit entre plusieurs systèmes, ce dernier peut être considéré comme plus complexe.

La hiérarchie basée sur la complexité présentée ici pose certaines implications pour les relations entre différents types d'émergence au sein d'une même classe cation. Il est logique

qu'un système produisant un comportement très complexe soit également capable de produire des comportements moins complexes, mais que l'inverse pas nécessairement tenir. Dans la section 2.1.2, j'ai déjà mentionné que, selon pour Chalmers, les cas d'émergence forte sont probablement des cas d'émergence faible aussi, mais les cas d'émergence faible n'ont pas besoin d'être fortement émergents. Ce le type de connexion vaut également pour toutes les autres classifications. Par exemple, quand nous rencontrons une émergence intrinsèque dans un système complexe, alors nous pourrions aussi rencontrer la formation de modèles dans ce même système. Les éléments permettant le modèle la formation (c'est-à-dire les interactions locales) sont un sous-ensemble des éléments permettant émergence intrinsèque (c'est-à-dire interactions locales et rétroaction du niveau mondial). Ainsi, la présence d'émergence intrinsèque garantit la présence des éléments qui peut donner la formation de modèles.

7.6 Classification unie

Dans cette section, je construirai une classification de l'émergence en joignant les classifications dont la compatibilité a été démontrée dans les sections précédentes., il est soutenu que de nombreuses classifications se composent de trois catégories d'émergence. Les idées principales de ces trois catégories d'émergence peuvent être résumé comme suit: I émergence déductible résultant uniquement d'un retour d'expérience local II émergence déductible résultant d'un retour d'expérience local en combinaison avec les retours d'expérience du niveau mondial III Émergence " non déductible " résultant d'un retour d'expérience local et plusieurs boucles de rétroaction (qui ne peuvent pas être identifiées) La première catégorie capture la formation de motifs de Crutchfield, le calcul de Cariani l'émergence et l'émergence de type I de Fromm. Cela se produit dans les systèmes quels agents n'ont que des connaissances locales, ce qui signifie que leurs actions sont observations des changements dans leur environnement local (c.-à-d. rétroaction locale) uniquement.

Ce type d'émergence peut se manifester sous la forme de modèles spatiaux, éventuellement avec un aspect temporel (par exemple des modèles cycliques). Mais ça peut par exemple se présenter également sous la forme de solutions obtenues grâce à la coopération entre agents au niveau local, cela ne peut être réalisé (ou nécessite plus de temps) sans la coopération. Ces émergents ne modifient pas le comportement des agents et sont observés de l'extérieur du système. Ainsi, cela dépend de l'observateur externe qui les phénomènes au niveau macro sont remarqués et considérés comme émergents. En général, les phénomènes qui sont étiquetés émergents par un observateur sont les phénomènes qui présentent une sorte de régularité ou de tendance, sont récurrents (c'est-à-dire qu'ils se produisent plus d'une fois), et

ne peuvent pas être prédits sur la base de inspection des règles élémentaires du système. Ce dernier correspond à L'affirmation de Chalmers selon laquelle les émergents faibles sont " inattendus " compte tenu des principes régissant le domaine de bas niveau. Il concerne en outre l'idée présentée par Champ de béquille qu'une structure émergente ne doit pas être (...) directement décrite par les contraintes de définition et les forces instantanées qui contrôlent un système. " La deuxième catégorie capture l'émergence intrinsèque de Crutch eld, Cariani émergence relative à un modèle et émergence de Fromm de type II et de type IIIa. Actions locales (individuelles) indirectement influence le niveau mondial et le niveau mondial niveau dans influence les actions au niveau local. Les émergences au niveau macro qui en résultent jouent un rôle dans le système en ce qu'ils influence le micro-niveau. Cela peut donner un comportement coordonné, par exemple sous la forme de systèmes convergeant vers équilibres.

Dans les systèmes affichant ce type d'émergence, les agents ont une connaissance partielle sur le niveau macro, acquis par le retour d'informations du (et sur) le niveau macro. Cette rétroaction prend souvent la forme de paiements (potentiellement négatifs), mais ne révèlent pas explicitement, les phénomènes au niveau macro résultant (inter-) action locale. Les règles de comportement des agents permettent aux agents de réagir aux commentaires qu'ils reçoivent ainsi qu'aux éventuelles observations individuelles. Un l'agent pourrait par exemple adapter son comportement en basculant entre plusieurs stratégies qui s'offrent à lui. Enfin, la troisième catégorie représente l'émergence définie par Chalmers et Fromm comme émergence forte, qui correspond à la causalité de Boschetti et Gray émergence, et semble correspondre à l'émergence thermodynamique de Cariani. Pour ça type d'émergence, nous avons besoin d'agents qui sont des entités de niveau macro (i.e. composé d'entités élémentaires) adaptatives et conscientes de l'émergence ils provoquent par leurs interactions. Ces agents devraient pouvoir changer leur comportement, éventuellement en modifiant l'ensemble de leurs règles de comportement, en réaction aux réactions du niveau mondial (et éventuellement à leurs observations individuelles). Un agent doit ainsi pouvoir contrôler les constituants de niveau inférieur Cela consiste en. Il en résulte une causalité circulaire. De plus, l'exemple de communication entre les entités de niveau macro donnée dans la description des émergence en 2.3.2, semble coïncider avec les autres définitions abordées ici ainsi que. Ainsi, une entité de niveau macro peut influencer le comportement d'un autre entité de niveau macro sans manipuler directement ses constituants de niveau inférieur. Il convient de noter ici que les scientifiques ne sont pas d'accord sur si l'émergence de cette troisième catégorie est ou non

strictement non déductible. Certains prétendent que tout est finalement déductible, à condition que nous ayons suffisamment connaissance des mécanismes sous-jacents. Cependant, la discussion sur la déductibilité dépasse le cadre de cette section.

8 Mécanismes de l'émergence

L'objectif de ce chapitre est d'identifier les mécanismes sous-jacents de l'émergence qui ont été révélées jusqu'à présent. Comme je l'ai mentionné dans l'introduction, l'émergence est principalement étudiée dans les systèmes multi-agents, puisque presque tous les systèmes présentant une émergence peut être modélisé comme des systèmes multi-agents. Un multi-agent système est une organisation définie par un environnement dans lequel plusieurs agents (inter-) agir en appliquant des règles. Pour chacun de ces composants du multi-agent systèmes, je vais énumérer plusieurs éléments qui sont requis pour, ou potentiellement activer émergence. Ces éléments sont dérivés principalement des conclusions de John H. Holland dans (Holland 1998), et mes observations personnelles d'exemples de systèmes présentant émergence.

Une autre source que j'utiliserai dans ce chapitre est (Kubbik 2003), écrite par Ales Kubik. Ce travail a reçu une bonne attention de la communauté scientifique étudie l'émergence et apporte quelques éclairages supplémentaires au travail en Hollande.

Le jeu de la vie est un exemple typique de système affichant l'émergence. Les scientifiques conviennent généralement que le jeu de la vie produit certains modèles qui sont considérés comme émergents. C'est probablement l'exemple le plus étudié, et par conséquent apparaissent également fréquemment tout au long de ce chapitre. Certains des éléments qui seront traités peuvent sembler assez triviaux, mais ils ne peut pas être laissé de côté car je vise à fournir un inventaire aussi complet que possible.

8.1 Environnement

L'environnement d'un système multi-agents est une entité structurée partagée par tous agents. Il définit ou visualise les connexions (potentielles) entre les agents.

La structure d'un environnement peut être spatiale, organisationnelle ou tous les deux. Le but de cette représentation spatiale est de visualiser les collègues proches (c'est-à-dire les huit cellules environnantes) influençant potentiellement les décisions d'un agent.

Bien entendu, l'environnement peut également être simplement l'espace réel dans lequel les agents se déplacer.

Les structures organisationnelles sont présentes dans les systèmes mettant en œuvre des agents avec rôles différents, suppression des relations entre ces rôles (par exemple,

hiérarchie). Pour le reste de ce chapitre, je considérerai principalement les structures spatiales, car ils fournissent une représentation visuelle moins abstraite.

4.1.1 Interaction indirecte

Les agents peuvent également interagir les uns avec les autres dans l'environnement, en manipulant (objets dans) l'environnement. Les agents peuvent par exemple ramasser, déplacer et placer des objets dans l'environnement.

Un exemple de système intégrant cette forme d'interaction indirecte entre les agents est une colonie de fourmis, dans laquelle les fourmis laissent des traînées de phéromones pour d'autres fourmis à suivre. Dans ce système particulier, des sentiers indiquant les chemins les plus courts entre le nid et les sources de nourriture émergent. Bien que ces structures émergentes sont bénéfiques pour eux, les fourmis elles-mêmes ne sont pas conscientes que les chemins ils se forment et suivent sont les chemins les plus courts. Ainsi, cet exemple montre que directement les interactions ne sont pas nécessaires pour produire une émergence de catégorie I. Systèmes l'incorporation d'interactions indirectes peut également produire une émergence de catégorie I. Kubik affirme que les interactions à travers l'environnement peuvent être source d'émergence, mais qu'il ne suffit pas pour l'émergence sans exigences supplémentaires. Selon Kubik, un exemple d'un tel supplément l'exigence est que les actions parallèles des agents ne soient pas remplaçables par des actions séquentielles sans altérer les modèles résultants.

4.1.2 Rôle environnemental

L'environnement peut également jouer un rôle actif dans un système multi-agents. Ça peut posséder ses propres propriétés et règles et peut fournir des commentaires aux agents. Un exemple de propriété d'environnement est la température locale. Nous pourrions pour instance ont un système dans lequel chaque agent préfère vivre dans une zone avec un certaine température. Quand un agent fait la demande, l'environnement fournira des commentaires sous la forme d'une augmentation de la température. Un environnement jouant un rôle actif dans un système pourrait être considéré comme un agent, c'est-à-dire un certain type d'entité autonome qui ne connaît qu'une seule instanciation. Cette entité est connectée à chaque agent, contribuant ainsi au niveau de la connectivité au sein du système.

8.2 Agents

Les agents dans un système multi-agents sont des entités autonomes, c'est-à-dire qu'ils détectent et agir selon leur propre ensemble de règles. Outre un ensemble de règles, les agents peuvent posséder certaines propriétés décrivant leur état ou capacités, par exemple la couleur

d'un agent, le montant d'argent qu'un agent transporte ou la distance qu'un agent peut parcourir en une seule étape. Dans le cas d'un environnement spatial, les agents sont généralement également spécifié par leur emplacement actuel.

4.2.1 Connectivité et dépendance

Le niveau de connectivité entre les agents au sein d'un système semble être un facteur important d'émergence. Automates cellulaires tels que le Game of Life, ont une structure de type réseau évidente. Les agents sont connectés aux voisins dans les cellules adjacentes et en dépendent, c'est-à-dire les états d'un agent les voisins déterminent son état futur.

Dans le jeu de la vie, chaque agent a huit voisins, c'est-à-dire les agents habitant les cellules qui sont adjacentes horizontalement, verticalement et diagonalement à le sien. Mais nous pouvons également définir des ensembles de voisins plus petits ou plus grands. Émergence résulte d'interactions, et plus le niveau de connectivité est élevé, plus des interactions ont lieu. Ainsi, le nombre d'autres dont dépend un agent, pourrait influencer l'échelle des phénomènes émergents qui se produisent dans un système. Le comportement et les structures sont généralement reconnus comme émergents lorsqu'ils présentent une certaine régularité ou ordre. Lorsque les agents sont hautement connectés (c'est-à-dire connectés à de nombreux autres), cela pourrait conduire à plus d'unité entre les agents que lorsque la connectivité est faible. Et intuitivement, plus d'unité implique plus de régularité, d'où une probabilité accrue de émergence.

Dans d'autres systèmes, nous pouvons également détecter des structures de type réseau. Prendre pour simulation de foule par exemple. Au temps t , un agent est connecté aux autres agents qu'il perçoit au temps t car le mouvement de ces autres agents détermine le mouvement de l'agent. Dans des systèmes comme ceux-ci, dans lesquels les agents sont mobiles, les connexions entre agents sont dynamiques.

4.2.2 Quantité

La taille de la population d'agents dans un système multi-agents peut être une condition émergence. Evidemment, tous les phénomènes émergents nécessitent au moins deux agents, mais cela est déjà garanti lorsque nous examinons les systèmes multi-agents. Quoi Je veux dire en fait qu'il y a des phénomènes émergents qui nécessitent une quantité minimale d'agents. Par exemple, considérons un modèle émergent consistant en de n agents. S'il y a moins de n agents présents, ce modèle ne peut pas être formé.

La taille de la population d'agents dans un système multi-agents peut être variable. Dans certains systèmes, agents peuvent mourir, se répliquer, se reproduire, etc., mais il y a toujours

est au moins un point dans le temps où la taille de la population est d'au moins deux. Systèmes dans lequel la taille de la population fluctue peut entraîner des phénomènes émergents spécifiques, tels que les tendances dans les fluctuations de la taille de la population, ou les tendances dans la taille des populations de certains types d'agents. Par exemple, dans un modèle prédateur-proie avec deux espèces de prédateurs, une espèce de prédateur pourrait soudainement surpasser d'autres espèces.

Il semble assez trivial que plus la population mondiale est grande, plus les interactions ont lieu, donc plus il y a de chances que l'émergence se produise dans le système.

4.2.3 Hétérogénéité

La diversité des règles, des propriétés et des rôles des agents peut augmenter les chances émergence, car cela augmenterait la complexité d'un système. Il semble plutôt intuitif que plus l'espace de configuration est grand (c'est-à-dire le nombre de configurations du système) et plus le nombre d'interactions différentes est grand, plus il y a de possibilités pour des phénomènes émergents au niveau macro.

Cependant, l'hétérogénéité des règles de comportement n'est pas nécessaire pour l'émergence. Du moins pas pour l'émergence de catégorie I. Ceci est illustré par le fait que des modèles émergents apparaissent également dans le jeu de la vie, dans lequel chaque agent agit selon les mêmes règles. Il n'y a qu'un seul élément hétérogène requis dans ce système; dans la situation initiale, il devrait y avoir une hétérogénéité entre états de l'agent. Dans le jeu de la vie, si tous les agents ont le même état situation initiale, rien ne changera.

Nous pourrions peut-être contourner cela en ajoutant des règles supplémentaires à la règle ensemble de chaque agent, en spécifiant qu'un agent en direct avec huit voisins en direct mourir et qu'un agent mort avec huit voisins morts deviendra vivant. Ce influencera considérablement le comportement au niveau macro, ce qui pourrait signifier que le système ne produit plus de modèles émergents. Je n'ai pas testé ça, donc ça il est possible que le système résultant, complètement homogène, affiche toujours catégorie I émergence.

4.2.4 Décentralisation

On parle de connaissances décentralisées (ou distribuées) lorsque les agents n'ont pas connaissance complète du système et des événements qui se produisent dans le système. Rappel qu'en 3.3 j'ai mentionné que l'émergence des catégories I et II se produit dans les systèmes quels agents n'agissent que sur les observations locales et les commentaires qu'ils reçoivent, et avoir une connaissance incomplète du niveau mondial. Quand chaque agent aurait connaissance complète, il serait plus facile de produire et d'expliquer coordonné comportement, qui ne serait donc peut-être plus considéré comme émergent.

Par contrôle décentralisé, nous entendons qu'il n'y a pas de leader central, coordonnant et contrôlant complètement les actions de tous les (autres) agents dans l'ordre pour atteindre un objectif central. Un contrôle centralisé exclurait la possibilité émergence survenant dans un système. Si chaque action d'un agent est dictée par un organisation centrale, nous pourrions dériver tous les phénomènes directement règles du système. Les phénomènes qui sont résultat de l'exécution des règles élémentaires d'un système sont considérés comme non émergents. Cependant, la connaissance et le contrôle décentralisés sont inhérents au multi-agent systèmes, de sorte que ces éléments n'excluront pas la possibilité d'émergence.

4.2.5 Adaptabilité

Dans les systèmes évolutifs multi-agents et les systèmes incorporant des agents capables d'apprentissage, les règles de comportement, ainsi que les propriétés de l'agent (ex. les capacités des agents), peuvent changer avec le temps. Les agents adaptent leur comportement aux les commentaires qu'ils reçoivent ou à leurs propres observations, créant des boucles de rétroaction complexes.

Le fait que les règles de comportement d'un agent puissent changer, le rend plus difficile à déduire les phénomènes observés au niveau macro à leur niveau micro constituants. Retrouver la cause d'un phénomène au niveau macro nécessite informations sur l'ensemble des règles de comportement de chaque agent (impliqué dans le apparition du phénomène) à chaque instant. Depuis garder ça les informations nécessitent beaucoup de mémoire, à un moment donné, nous ne pourrions pas déduire des phénomènes au niveau macro en raison d'une puissance de calcul limitée.

Encore une fois, il me semble être tombé sur la discussion sur la déductibilité. Je vais pas entrer dans les détails de cette discussion ici, mais cela nous oriente vers émergence de catégorie III.

8.3 Comportement

Les agents peuvent interagir avec d'autres agents et / ou l'environnement via l'exécution des règles de comportement.

Si la condition est remplie au temps t , la règle sera appliquée au courant situation entraînant un changement de situation dans le pas de temps successif. La condition d'une règle spécifique des choses telles que les états et les emplacements des agents et des objets à proximité, ou les états internes de l'agent. La situation actuelle, $_ (t)$, décrit les états des éléments qui seront changé après l'exécution de la règle. Par exemple, dans Game of Life, un agent en direct mourra quand il aura moins de deux voisins vivants. Cela peut être formulé comme une règle

sous la forme ci-dessus. La condition stipule que pour que cette règle soit appliquée, un agent doit être vivant et avoir moins de deux voisins vivants. Si la situation actuelle contient le fait que l'état actuel de l'agent est «vivant».

Et la situation résultante contient le fait qu'au temps $t + 1$ l'état de l'agent sera «mort».

La situation actuelle fait souvent partie de la condition, mais cela ne doit nécessairement être le cas. Par exemple, nous pourrions ajouter une règle à la Game of Life disant: si le voisin à votre gauche est vivant, changez votre état à «heureux», quel que soit votre état actuel.

Pour le reste de cette section, je suppose que chaque règle spécifie à au moins un changement. J'ignore le problème du cadre en supposant que chaque changement est explicitement spécifié par les règles et qu'il n'est pas nécessaire de spécifier des choses qui restent les mêmes. Par exemple, nous pouvons omettre la règle dans le modèle "Game of life" disant qu'un agent vivant restera en vie quand il en aura deux ou trois voisins vivants. Ceci est déjà garanti par le fait que dans une telle situation, l'agent ne peut pas appliquer la règle disant qu'il mourra, ce qui nécessite moins de deux ou plus de trois voisins vivants.

4.3.1 Chain réactions

Holland a développé un modèle pour décrire formellement les systèmes multi-agents affichant l'émergence dans (Holland 1998). Dans ce modèle, il appelle la génération contrainte procédures, Holland définit un mécanisme comme quelque chose qui a un état interne et détermine son état suivant par une fonction du courant état et un ensemble d'entrées. Chaque agent dans un système multi-agents, défini par un état et un ensemble de fonctions de transition, est un mécanisme élémentaire du système. Ces mécanismes élémentaires sont des ingrédients micro-niveau d'un système et peut être lié lorsque la sortie d'un mécanisme peut être utilisée comme entrée pour un autre mécanisme.

Dans les systèmes affichant l'émergence, une caractéristique émergente est le produit d'une série de mécanismes élémentaires liés. Cette série de mécanismes liés est simplement considéré comme un mécanisme à un niveau différent, c'est-à-dire un macro-niveau mécanisme. Comme un mécanisme élémentaire, un mécanisme au niveau macro prend une entrée, a un état interne (c'est-à-dire les états combinés de son composant mécanismes), et détermine son état suivant en fonction de l'entrée et de son courant Etat.

Rappelez-vous le planeur qui se produit dans le jeu de la vie. Chaque cellule est un mécanisme élémentaire lié à ses huit voisins. Une cellule utilise la sortie de ses voisins (c'est-à-dire leurs états) comme entrée pour sa «décision» de changer ou non son état. L'état

résultant est son sortie qui sera utilisée par ses voisins comme entrée partielle pour leurs décisions.

Le planeur peut être considéré comme un mécanisme composite, composé de neuf cellules, qui prend l'entrée des seize cellules environnantes qui, avec son état interne (c'est-à-dire sa configuration actuelle), détermine son état suivant. Si c'est seize cellules environnantes sont mortes, il passera à l'état suivant de son cycle.

Un aspect important des réactions en chaîne représentées par ces mécanismes est qu'ils comportent une forme de réciprocité ou de cyclicité. Cela correspond à l'idée de rétroaction, qui a été incorporée dans les descriptions des différents types d'émergence fournis précédemment. Dans le jeu de la vie, nous avons que l'état d'une cellule détermine partiellement l'état de son voisin cellules et vice versa, c'est-à-dire que l'état d'une cellule voisine détermine partiellement son état. Si nous voulions qu'une cellule n'accepte que les entrées des voisins

à sa gauche (horizontalement et en diagonale) et du voisin du dessus, nous allons avoir un mouvement d'avance se déplaçant en demi-diagonale à partir du coin supérieur gauche en bas à droite. Dans le cas où la grille ne s'enroule pas horizontalement et verticalement, l'effet d'un changement d'état d'une cellule ne lui sera jamais renvoyé. Ça signifie que la simulation est vouée à s'éteindre (c'est-à-dire qu'elle cessera de changer) après un courte période de temps, car aucune nouvelle modification ne sera appliquée à aucune des cellules.

Bien que cela puisse produire des modèles qui se démarquent pour un observateur de le système, ce n'est pas ce que l'on entend par émergence.

Dans un sens un peu différent, l'idée de mécanismes liés se retrouve également dans par (Chen et al. 2007), dans lequel les auteurs tentent de capturer émergence en termes d'événements connexes. Leur approche manque le cyclique aspect dans leurs chaînes de cause à effet, mais ils abordent un autre aspect important point. Ils affirment qu'un émergent ne peut jamais être un simple événement, qui est le résultat de l'application d'une règle élémentaire, mais devrait au moins consister de deux événements qui sont en quelque sorte liés l'un à l'autre. Cela correspond à l'idée que quelque chose n'est pas émergent s'il est explicitement spécifié dans le composants élémentaires du système, comme cela a déjà été mentionné dans la section précédente.

Il convient également de noter ici que les systèmes peuvent afficher de nombreux mécanismes composites, mais tous ces mécanismes ne présentent pas fonctionnalités. Si un mécanisme au niveau macro peut être qualifié d'émergent ou non dépend des critères d'émergence utilisés

(par exemple, que la configuration des états des composants devraient former un modèle significatif pour l'observateur).

Mais ce que nous savons, c'est que les réactions en chaîne cycliques capturées par ces les mécanismes sont à la base des trois catégories d'émergence.

En conclusion, pour qu'un système produise toute forme d'émergence, il doit au moins constitués de deux mécanismes élémentaires capables de former un mécanisme au niveau macro. En d'autres termes, un système multi-agents devrait avoir à au moins deux règles A et B où (au moins une partie de) le changement résultant de application de la règle A, satisfait à la condition de la règle B (c'est-à-dire déclenche l'application de la règle B) qui autrement n'aurait pas pu être appliquée. En outre, il doit tenir que la règle A fait partie de l'ensemble de règles de l'agent x, la règle B fait partie de l'ensemble de règles pour l'agent y et les agents x et y ne sont pas le même agent. Règles A et B ne doivent pas nécessairement être distincts. De plus, les chaînes formées par des règles comme celles-ci devraient former une boucle. Par exemple, la règle B, qui a été déclenchée par la règle A, pourrait déclencher à nouveau la règle A. Ces réactions en chaîne cycliques semblent être l'un des éléments les plus cruciaux pour produire l'émergence.

4.3.2 Situation initiale

(Holland 1998) mentionne brièvement que, pour un système affichant l'émergence, des changements dans les conditions initiales peuvent avoir pour conséquence que le système plus affiche l'émergence. Le fait que l'émergence dépend des conditions initiales, est illustré par (Kubik 2003) Il montre que le jeu de la vie, connu pour produire des modèles émergents, ne montre pas toujours l'émergence. Là sont des configurations d'états d'agent dans lesquelles aucun des agents ne peut appliquer une règle cela entraîne un changement d'état. Ainsi, une exigence importante est que la situation initiale d'un multi-agent le système devrait permettre l'application de règles qui entraînent une sorte de changement. Pour être exact, la situation initiale doit garantir l'application de la règle A, à un moment donné pendant la simulation.

4.3.3 Choix et non-déterminisme

La forme la plus simple de système multi-agents est complètement déterministe. Par cela je veux dire que pour chaque situation possible, un agent peut appliquer exactement un règle, ou aucune (c'est-à-dire qu'il n'a pas le choix). Cela signifie que chaque simulation commençant avec exactement la même configuration initiale, donnera les mêmes résultats. Le modèle Game of Life est un exemple d'un tel système pleinement déterministe, et prouve que le non-

déterminisme n'est pas nécessaire pour produire des modèles émergents de catégorie I émergence.

La complexité d'un système augmente lorsque les agents ont le choix, en quel cas un agent doit être équipé d'une sorte de méthode de décision.

Si cette méthode de décision incorpore un élément aléatoire, cela peut entraîner une dans le comportement des agents du même type. D'une part, ce pourrait être au détriment de l'ordre et de la régularité, mais d'un autre côté, augmente le nombre de situations différentes pouvant survenir dans un système.

Cela implique que les éléments non déterministes peuvent augmenter les chances de catégorie I émergence, ou augmenter le nombre et la variété des instances de catégorie I émergence, dans un système.

Dans le cas où un agent emploie une méthode de décision qui prend le feedback du niveau global comme entrée (partielle), le système a le potentiel de produire une catégorie II émergence. Notez que des méthodes de décision comme celles-ci peuvent être complètement déterministes.

Cela suggère que le non-déterminisme pourrait ne pas être nécessaire pour émergence de catégorie II non plus.

4.3.4 Parallélisme

Dans (Kuik 2003), soutient que les modèles émergents dans le jeu de la vie dépendent de la parallélisme des actions des agents. Il montre que les modèles émergents observés n'apparaîtra plus lorsque les activités parallèles seront remplacées par des activités séquentielles Actions. Pour les motifs cycliques composés de plusieurs agents, tels que le planeur, c'est plutôt trivial, car ils sont constitués d'actions parallèles. Mais pour d'autres types de phénomènes, tels que les modèles statiques, cela peut être différent.

Si un phénomène de macro-niveau, produit par plusieurs agents, peut encore se produire lorsque les agents sont remplacés par un seul agent agissant de manière séquentielle, Kubik considère que ce phénomène particulier au niveau macro n'est pas émergent. Même si le comportement peut sembler impressionnant à l'observateur externe de le système.

Kubik affirme en outre que dans les systèmes intégrant une communication stigmergique (par exemple la communication par phéromones chez les fourmis), parallèle les actions peuvent être remplacées par des actions séquentielles sans altérer les résultats.

Par conséquent, il soutient que les phénomènes produits par ces systèmes ne qualifient d'émergence.

Bien que je sois d'accord avec Kubik, les actions parallèles ne devraient pas être remplaçables par séquentiels, je ne suis pas d'accord que ce soit le cas des colonies de fourmis. L'émergence des chemins les plus courts dans les colonies de fourmis fourragères dépend du parallèle Actions. Les chemins les plus courts émergent car un chemin plus court peut être parcouru davantage fois qu'un chemin plus long dans le même laps de temps. En conséquence, le plus court chemin aura une piste plus forte de phéromones, qui attirera plus de fourmis. Si les actions seraient séquentielles, une piste ne sera pas suffisamment renforcée.

8.4 Organisation

Par organisation, j'entends le mécanisme du système dans son ensemble qui coordonne l'ordre temporel des actions. De nombreux systèmes suivent des cycles constants, par exemple. à chaque tour, nous récupérons d'abord les entrées externes, puis tous les agents agissent sur ces contributions, suivie d'une évaluation de leurs actions.

4.4.1 Entrée / input

L'organisation d'un système multi-agents peut inclure une interface via Un utilisateur humain ou un autre système peut interagir avec le système en question.

Un utilisateur peut, par exemple, fournir une entrée au système, directement ou indirectement influencer le comportement des agents dans le système. Si l'entrée est indépendante de le comportement du système (c'est-à-dire qu'il n'est pas influencé par le comportement du système) cela ajoute une certaine perturbation au système. Cela pourrait fournir la diversité nécessaire à l'émergence, ou cela pourrait perturber des phénomènes émergents tels que motifs.

4.4.2 Commentaires / feedback

L'organisation du système est responsable du calcul et de la fourniture rétroaction d'un niveau macro, souvent le niveau global (qui représente le actions sommaires de tous les agents), au niveau local. Cette rétroaction peut être vue comme une forme d'interaction indirecte entre les agents et peut parfois le seul lien entre eux. Il s'agit des phénomènes ou des résultats actions conjointes (parallèles) d'un ensemble d'agents, la rétroaction joue un rôle dans l'émergence des catégories II et III.

9. Exemple de phénomènes émergents

9.1 Une photo de ...

Le premier exemple est illustré par une image de R.c. James, qui montre un ensemble de taches noires et blanches (figure 1). et après quelques secondes, on peut voir un chien

dalmatien "émerger". Notre la perception a été attirée par ce modèle particulier, qui est fortement improbable dans l'espace de toutes les images composées de taches noires et blanches. En ce sens, cet exemple peut certainement être lié à l'idée d'Atlan que l'émergence correspond à une trajectoire fortement contrainte dans un vaste espace de résultats possibles, c'est-à-dire que l'entropie (microscopique) diminue pendant le processus d'émergence, avec le sentiment associé qu'une sorte de la commande est en cours.



Figure 2.1 Une image de - (d'après une photo de R.C. James il1 (Lindsay et Norman, 1980).

9.2 Fourmis, termites et autres insectes sociaux

Ce deuxième exemple concerne les fourmis, ou plus généralement les essaims de insectes (Hofstadter, 1979). La figure 2 montre un pont de fourmis entre deux branches d'arbre. L'exemple de termites construisant des arcs qui se rejoignent à des échelles de longueur la taille d'un insecte, également donnée dans (Hofstadter, 1979), est en grande partie même nature. De nombreux autres exemples pourraient être tirés du domaine des animaux sociétés, qui ont des capacités de résolution de problèmes «émergentes». Par exemple, un la colonie de fourmis est capable de trouver la source de nourriture la plus proche du nid grâce à pose simple de sentiers (consistant à d'un

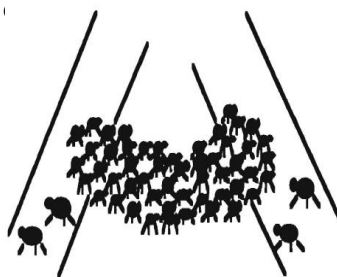


Figure 2.2 Système de fourmis.

produit chimique appelé phéromone en revenant au nid de la nourriture source) et suivre les comportements (les fourmis suivent les gradients de phéromone). De tels exemples ont clairement plusieurs niveaux de description, de comportement, de organisation, de détection: une entité biologique collective possède des capacités au niveau du tout que les individus ne

font pas. D'où l'idée que ces les systèmes présentent des propriétés émergentes, telles que le traitement de l'information émergente et la prise de décision collective, où les stimuli de l'environnement sont traités efficacement et collectivement sans aucun contrôleur central.

9.3 L'économie

Cet exemple concerne des agents économiques qui agissent au niveau micro (achat, vente) et déclencher des phénomènes au niveau macro. Chaque agent suit un programme personnel, local objectifs, et participe à l'évolution économique mondiale telle que diminution, augmentation globale ou crash. Mais il ne peut pas prévoir ou contrôler une telle évolutions. Les quantités économiques agrégées en général, comme les prix, sont souvent considérée comme émergente.

9.4 Embouteillages de trafic routier

Dans le cas d'un embouteillage (figure 3), ce qui apparaît est une entité dont les propriétés n'ont rien de commun avec les propriétés de son unités constituantes (voitures). En particulier, on peut avoir une stationnaire ou même recul des embouteillages pendant que toutes les voitures avancent. Ce niveau supérieur structure, dont les équations de mouvement ne sont pas facilement dérivables de celles de voitures, émerge des interactions entre les voitures.

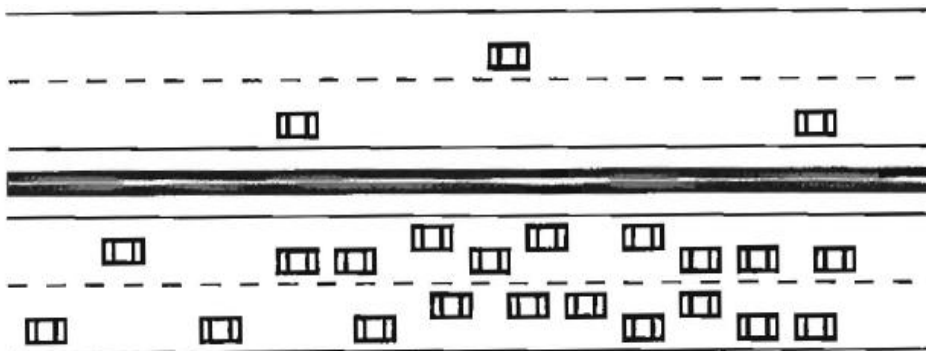


Figure 2.3. Emergence dans un trafic routier

9.5 Automates cellulaires

Dans les automates cellulaires (CA), des règles locales très simples peuvent donner lieu à des modèles globaux complexes ou hautement structurés (voir par exemple (Langton, 1986). On peut même montrer que certaines CA sont capables de calcul universel. Rappelons qu'une CA est un tableau régulier et discret de cellules d'état discrètes (le les CA les plus simples ont des cellules avec seulement deux états: 0 et 1): à chaque pas de temps, une cellule donnée prend un état dépendant uniquement des états de ses voisins à le pas de temps précédent. Les CA sont peut-être les exemples les plus simples de systèmes présentant des propriétés émergentes.

Ces propriétés sont de deux types: (1) Des structures particulières peuvent apparaître (voir par exemple la figure 5, où l'évolution d'un ID-2state-CA est représentée - le temps et l'espace correspondent au coordonnée verticale et horizontale, respectivement -, avec un complexe mais régulier ensemble imbriqué de triangles inversés de toutes tailles), et à cet égard, émergence dans Les CA sont similaires à d'autres exemples impliquant une sorte de commande. (2) Il peut aussi y avoir pour certaines AC une impossibilité formelle de prévoir le comportement de l'autorité de certification à partir de sa règle et des conditions initiales, pour ces autorités de certification équivalent à une machine de Turing universelle, en raison du problème d'arrêt. Il est en général difficile, sauf pour des règles très simples ou des conditions initiales, prédire l'évolution d'un CA. En raison de cette insuffisance du global évolution d'un CA à partir de la règle microscopique, il peut sembler naturel de parler d'émergence.

10. Conclusion

Dans les automates cellulaires (CA), des règles locales très simples peuvent donner lieu à des modèles globaux complexes ou hautement structurés (voir par exemple (Langton, 1986)). On peut même montrer que certaines CA sont capables de calcul universel. Rappelons qu'une CA est un tableau régulier et discret de cellules d'état discrètes (le les CA les plus simples ont des cellules avec seulement deux états: 0 et 1): à chaque pas de temps, une cellule donnée prend un état dépendant uniquement des états de ses voisins à le pas de temps précédent. Les CA sont peut-être les exemples les plus simples de systèmes présentant des propriétés émergentes.

Chapitre 3 : Modélisation et Approches de détection de l'émergence

1. Introduction

Selon (Fromm 2004), les Systèmes Multi-Agents (SMA) et les Automates Cellulaires (ACs) sont les deux outils les plus adéquats pour la modélisation des systèmes complexes adaptatifs. Il annonce aussi que : “les SMA et les ACs sont utilisés pour expliquer les systèmes complexes adaptatifs et compliqués”. Dans ce chapitre, on présente les principes de base de ces deux modèles ainsi que d'autres modèles artificiels inspirés des systèmes biologiques

2. Modélisation des systèmes à propriétés émergentes

Les modèles simulés par ordinateur jouent un rôle important dans l'étude de CAS (Miller et Page, 2009). Ces modèles réduisent le système à ses parties les plus essentielles, ce qui simplifie le système tout en conservant simultanément les caractéristiques de CAS telles que les interactions non linéaires et le comportement agrégé. Ils permettent en outre d'observer le système à plusieurs reprises dans un environnement contrôlé, facilitant ainsi une expérimentation détaillée. Brownlee identifie un certain nombre de modèles techniques utilisées par les chercheurs dans le domaine (Brownlee, 2007). Les sections suivantes examinent les techniques de simulation informatique les plus courantes utilisées pour étudier CAS.

2.1 Equations différentielles

Les systèmes à équation différentielle sont très utilisés, en fait, en définissant les limites (les bornes) d'un système donné ainsi que son état initial, il peut être représenté par un ensemble de variables d'état.

2.2 Automates cellulaires

Les automates cellulaires (CA) sont des modèles mathématiques de systèmes naturels complexes contenant un grand nombre de composants identiques qui interagissent localement (Wolfram, 1984). L'espace et le temps sont discrète, avec un espace partitionné en unités distinctes appelées «cellules» qui peuvent être dans l'une des nombre d'États à un moment donné. L'état de n'importe quelle cellule au temps t est une fonction de son propre état et de l'état de ses voisins immédiats au temps $t - 1$. Chaque modèle de CA est déterministe avec l'état initial de toutes les cellules déterminant l'évolution future du système.

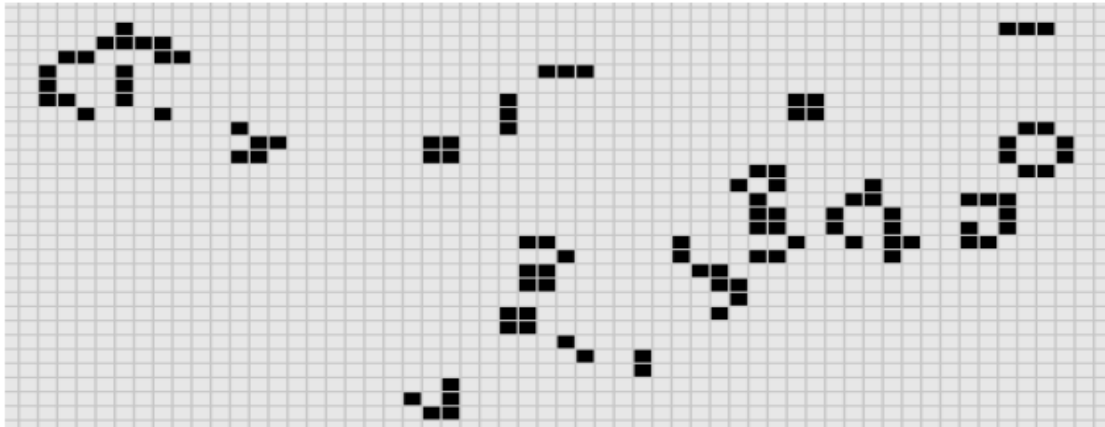


Figure 3.1.: Jeu de la vie (Game of Life) (Conway 1970).

Un exemple célèbre de CA est le «Game of Life» de Conway (Conway, 1970), illustré à la figure 2.1, où des motifs cohérents tels que les «planeurs» et les «oscillateurs» semblent se déplacer à travers le système même bien que les cellules individuelles soient stationnaires. Les règles sont simples, avec une cellule activée (active) si le nombre de ses voisins directs n'est ni trop petit ni trop grand. Inversement, les cellules meurent si elles sont trop peu nombreuses de leurs voisins sont allumés (solitude) ou s'il y en a trop (surpeuplement). CA ont fréquemment été utilisé pour simuler CAS. Des exemples spécifiques incluent le système immunitaire réponse au virus du sida, systèmes de communication (Goldenberg et al., 2001) et les systèmes sociaux (Miller et Page, 2009).

2.3 Systèmes multi-agents

Le domaine des systèmes multi-agents est né à la fin des années 70 et début des années 80, de l'idée de distribuer les connaissances et le contrôle dans les systèmes d'intelligence Artificielle. Cette idée a émergé d'une part du besoin de faire face à la complexité croissante de ces systèmes et a été favorisée d'une autre part par l'émergence des modèles et machines parallèles, rendant possible la mise en œuvre opérationnelle de la distribution (Hassas 2003).

Définition 2.1 (Agent) *Un agent est une "entité computationnelle", comme un programme informatique ou un robot, qui peut être vue comme percevant et agissant d'une façon autonome sur son environnement. On peut parler d'autonomie parce que son comportement dépend au moins partiellement de son expérience (Weiss 1999).*

Définition 2.2 (Système multi-agents) *Un système multi-agents est un ensemble d'entités (physiques ou virtuelles) appelées agents, partageant un environnement commun (physique ou*

virtuel), qu'elles sont capables de percevoir et sur lequel elles peuvent agir (Bonabeau et al., 1998). Les perceptions permettent aux agents d'acquérir des informations sur l'évolution de leur, et leurs actions leur permettent entre autres de modifier l'environnement.

Les agents interagissent entre eux directement ou indirectement, et exhibent des comportements environnement corrélés créant ainsi une synergie permettant à l'ensemble des agents de former un collectif organisé.

2.4 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont une forme de modèles d'apprentissage statistique inspirés par réseaux biologiques. Leur structure facilite l'adaptation pendant que le modèle apprend, dans le but ultime d'estimer une fonction à partir d'un ensemble d'entrées. Ils sont composés de un groupe de nœuds interconnectés, appelés neurones, dont la structure change au cours de l'apprentissage processus. Le réseau prend un ensemble d'entrées et à travers une ou plusieurs couches cachées, calcule un série de sorties. Ceci est illustré à la (figure 3.5), chaque cercle représentant un neurone et le lignes entre eux représentant des poids. La force de ces connexions fluctue au cours de la phase de formation car chaque nouvel ensemble d'entrées génère certaines sorties. Une fois la formation terminée, ces poids détermineront la sortie qui sera générée, représentant la solution avec la plus haute probabilité de succès.

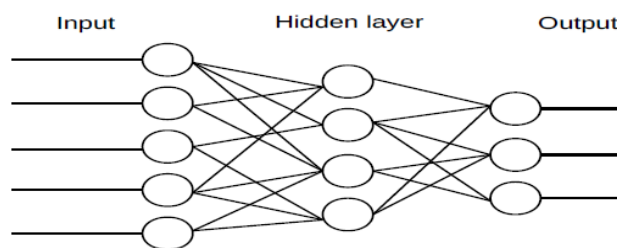


Figure 3.2: un exemple de réseau de neurones

Ils ont été appliqués à une variété de problèmes différents tels que la reconnaissance de l'écriture manuscrite (Tao et al. 2018), la prévision de la charge électrique (Ryu 2017) et en médecine clinique (Liu 2019). Le nombre de connexions entre les neurones et la possibilité d'en avoir un nombre illimité de couches masquées signifie que les ANN peuvent produire un comportement global complexe qui émerge des interactions des neurones (Fatehnia & Amirinia 2018). Ils ont été utilisés dans l'étude et le contrôle de systèmes tels que la gestion du trafic (Miglani, Kumar 2019), la cybernétique organisationnelle (Shihabudheen, K. V., &

Pillai 2018), les robots autonomes (Ramdane-Cherif, 2007) et la réponse des écologies au climat changement (Rodrigues et al. 2018).

2.5 Apprentissage des systèmes de classification

Les systèmes de classification d'apprentissage (LCS) sont une technique d'apprentissage automatique qui combine l'apprentissage par renforcement, des algorithmes génétiques et d'autres heuristiques pour produire des systèmes adaptatifs (Bull, 2004).

Introduit par Holland (Holland, 1976, Holland, 1980), il s'agit d'un système basé sur des règles avec des mécanismes qui permettaient de traiter les règles en parallèle, où les règles sont testées et les nouvelles règles sont créées par adaptation. L'architecture conceptuelle du LCS hollandais est illustrée à la Figure 3.6, où le LCS reçoit des entrées de son environnement qui sont stockées dans une liste de messages. Une liste de N règles de condition-action constitue la base de règles, et celle-ci est analysée quand une nouvelle entrée arrive pour déterminer quelles conditions correspondent à l'entrée. Toutes les règles de correspondance sont sélectionnées pour créer un jeu de correspondance de longueur M, et une règle est sélectionnée dans ce jeu de correspondance pour devenir l'action du système, basée sur un mécanisme d'enchères. Si une récompense est générée par l'environnement

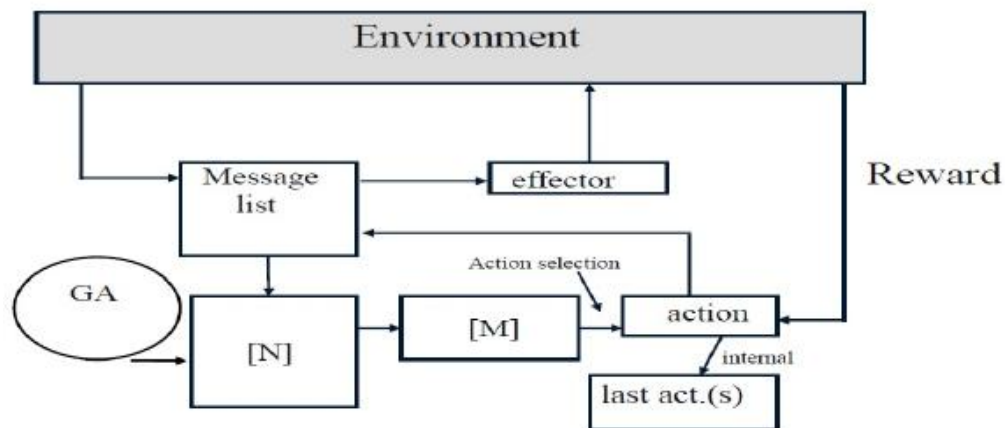


Figure 3.3 Architecture du système de classification (Bull, 2004)

puis il est affecté à la règle gagnante qui a généré l'action. Un algorithme génétique à l'état d'équilibre (GA) est appliqué à l'ensemble de règles périodiquement où les règles parentales sont sélectionnées au hasard et de nouveaux descendants sont produits sur la base d'une mutation et d'un croisement. Ces nouvelles règles sont insérées dans l'ensemble de règles remplaçant les règles existantes.

Les LCS sont utilisés pour résoudre des problèmes qui impliquent la classification ou peuvent être construits comme un problème d'apprentissage par renforcement (Whitehead et Ballard, 2014). Ils peuvent également être utilisés dans un cadre prédictif où le but est de prédire

les états ou propriétés futurs de l'environnement. Les applications de LCS dans les systèmes de type CAS incluent la simulation du système immunitaire et du VIH en conjonction avec des automates cellulaires (Tay et Jhavar, 2005). Ils ont également été utilisés pour contrôler les feux de circulation (Bull et al., 2004) et concevoir des stratégies de négociation d'actions.

3 Résumé

Cette section a présenté des systèmes composés d'agents autonomes adaptatifs en interaction appelés systèmes complexes adaptatifs (CAS). L'émergence est une caractéristique de CAS avec des modèles dynamiques et structures apparaissant au macro-niveau du système à la suite d'interactions des agents au niveau micro. Les caractéristiques de ces systèmes ont été décrites, qui se composent de quatre propriétés et trois mécanismes. Ces caractéristiques sont similaires à celles utilisées pour décrire émergence, illustrant comment l'émergence peut se former dans ces systèmes. Ensuite, une variété de techniques pour étudier CAS en utilisant la simulation informatique ont été décrits. En particulier, l'accent a été mis sur les systèmes multi-agents (MAS) en tant qu'outil de simulation, présentant ses caractéristiques fondamentales et décrivant le type d'émergence, le comportement spatial et les modèles, qui sont typiques de la MAS. Ce background positionne la recherche dans cette thèse, identifiant le type de simulation et le type de émergence qui sera évoquée dans la suite de cette thèse

3. Approches de détections des phénomènes émergents.

L'émergence peut être à la fois bénéfique et néfaste pour le système et les agents constitutifs. Comme un résultat, la détection de l'émergence lorsqu'elle se produit est souhaitable pour permettre de prendre des mesures adéquates, tirer parti ou atténuer le comportement ou les propriétés émergentes. l'ensemble des défis présentés par détection d'émergence dans CAS ont été décrits, qui incluaient la nature décentralisée de ces systèmes, l'émergence résulte d'interactions non linéaires imprévisibles entre agents autonomes, de plus, l'imprévisibilité de l'émergence signifie que savoir quoi rechercher n'est pas toujours évident, alors que la nature dynamique de l'émergence signifie que la détection devrait être opportune pour permettre de prendre des mesures appropriées. Dans cette section, des quelques travaux et techniques de détection sont présentées et analysées. les trois catégories de techniques de détection de l'émergence identifiées sont utilisés pour structurer l'analyse de la littérature (Teo et al., 2013, Kamdar et al 2018,Szabo et al 2019). Dans chaque cas, des exemples individuels sont décrits avant de discuter des forces et des faiblesses générales des approches.

3.1 Approches par variables

Les approches basées sur les variables utilisent des variables à l'échelle du système et une analyse statistique pour déterminer l'existence de l'émergence dans un système. De telles approches sont similaires aux travaux décrits dans cette thèse et permettent la détection de l'émergence au cours de l'exécution de la simulation. Une différence majeure est qu'ils supposent que l'état global du système peut être caractérisé par une variable observée ou un ensemble de variables, la présence d'émergence est détectée lorsque ces variables présentent des changements dans leurs propriétés. De plus, la détection est effectuée de manière centralisée avec un seul composant, généralement externe, effectuant l'évaluation. Ces approches peuvent être subdivisées en celles basées sur l'entropie et celles basées sur d'autres types de variables système.

3.1.1 Basé sur l'entropie

Le concept d'entropie est né dans le domaine de la thermodynamique au milieu du XIXe siècle, introduite en 1865 par Rudolf Clausius. C'était une réponse aux observations selon lesquelles de l'énergie libérée lors de la combustion des réactions sont toujours perdues par dissipation et ne sont donc pas disponibles pour un travail utile. Entropie est devenue la mesure de cette énergie perdue et est généralement comprise comme une mesure du désordre dans un système. Dans le domaine de la théorie de l'information, Claude Shannon a développé le concept d'information entropie, un analogue de l'entropie thermodynamique classique, et la base de la techniques de détection discutées ici. L'entropie de Shannon est décrite dans l'équation 2.1, et c'est une mesure de l'incertitude ou de l'imprévisibilité d'un système par rapport à une certaine variable, X,

$$H(X) := - \sum_{x \in X} Pr(x) \log Pr(x)$$

Mnif et Muller-Schloer définissent l'émergence comme la formation de l'ordre à partir du désordre basé sur auto-organisation (Mnif et Muller-Schloer, 2006, Filho & Porter, 2017). Cet ordre concerne le comportement cohérent, structure ou propriété qui représente l'émergence au niveau macro du système. Les auteurs proposent que l'émergence puisse donc être quantifiée en fonction de l'entropie du système, mesurée pour un certain nombre d'attributs spécifiques au système, depuis le début de son processus et à sa fin. La mesure nécessite un certain niveau d'abstraction dans le modèle d'observation qui sera automatiquement conduit à une valeur d'entropie inférieure même en l'absence de changement dans le système. L'émergence est donc la différence inexplicite d'entropie dans le système une fois

que ce changement de niveau d'abstraction est pris en compte. L'approche est appliquée dans une simulation d'essaims d'oiseaux avec des états contenant grappes d'oiseaux montrant un degré d'ordre plus élevé dans leurs positions que lorsqu'aucun le regroupement était présent.

Fisch et coll. proposer une extension à Mnif et Muller-Schloer, permettant de multiples variables du système hybride à utiliser dans le calcul de l'entropie (Fisch et al., 2010, Müller-Schloer, 2018). Continuellement les variables sont incorporées en utilisant des fonctions de densité avec la divergence Hellinger (équation 2.2) utilisée pour mesurer la différence entre les fonctions de densité historiques, p et actuelles, q , de la même variable, x . Ces variables sont supposées être issues d'un processus sous observation. Cette approche donne une mesure du degré d'émergence sur une échelle de 0 à 1, avec des valeurs proches de 0 indiquant aucune émergence de $Hel(p, q) = \sqrt{1 - \int \sqrt{p(x)q(x)} dx}$

Prochazka et Olsevicova se concentrent sur l'auto-organisation des piétons en contre-courants émergents dans une simulation microscopique qualitative des piétons (Prochazka et Olsevicova, 2015; O'toole et al, 2017). Les auteurs observent la différence d'entropie dans le système lorsque ces émergents sont présents par rapport aux périodes où les agents entreprennent une marche aléatoire. L'entropie de l'information est calculée comme une fonction du nombre d'agents dans les segments d'environnement et s'ils sont actuellement dans une voie ou pas. Une voie est réputée exister si un certain seuil d'agents se déplacent dans la même direction avec une distance maximale et un angle de décalage entre eux, et aucun autre agent ne se déplaçant dans le sens opposé existant entre eux. Le calcul de l'entropie est mis à jour périodiquement comme chaque simulation s'exécute, l'entropie du système diminuant pendant les périodes de contre-courant comparées à des périodes de promenades aléatoires.

Shalizi et Moore détectent l'émergence par le rapport entre la complexité statistique du système et la prévisibilité de l'état du système au niveau macro (Shalizi et Moore, 2003; Mehler et al 2016). Ce se fait en caractérisant l'émergence comme la relation entre deux ensembles de variables où a) un ensemble de variables est un grain grossier de l'autre et b) les variables grossières peuvent être prédit plus efficacement que le grain fin. Ainsi, dans un système, les variables à gros grains correspondent aux variables qui décrivent le macro-niveau du système, avec le deuxième ensemble décrivant le micro-niveau.

Holzer décrit un modèle mathématique pour les systèmes complexes discrets qui utilise l'entropie de l'information pour définir le niveau d'autonomie et d'émergence dans le système (Holzer et al., 2008, Monteil et al, 2013). Cette technique utilise un graphe orienté pour modéliser les interactions entre les agents du système avec chaque sommet correspondant à un agent et chaque arête correspondant à une interaction. Évaluer l'émergence, le niveau d'information de tous les bords est comparé au niveau d'information contenu dans chaque bord unique. Le rapport entre ces deux mesures d'information donne une mesure d'émergence dans le système. La faisabilité de l'approche est démontrée dans le contexte de synchronisation de slot auto-organisée dans les réseaux sans fil.

3.1.2 Non basé sur l'entropie

Seth (Seth, 2008) utilise une combinaison d'analyses de séries chronologiques linéaires et non linéaires, basée sur Causalité de Granger (causalité G) (Granger, 1969) pour réaliser la détection de l'émergence. Cette technique s'inspire de l'affirmation de Bedau selon laquelle l'émergence est à la fois causée par et autonome agents sous-jacents du système. L'auteur définit une propriété macroscopique, comme le centre d'un troupeau d'oiseaux, d'être émergent lorsqu'il est à la fois statistiquement autonome et statistiquement causée par les propriétés microscopiques (position individuelle de chaque oiseau). Selon G-causalité, une variable Y provoque X, si l'on inclut les valeurs historiques de Y et X dans un modèle de régression linéaire, réduit l'erreur de prédiction des valeurs futures de X par rapport à la simple utilisation des valeurs historiques de X.

Une variable, X est dite autonome si l'inclusion de ses propres valeurs historiques dans le modèle réduit l'erreur de prédiction par rapport à l'utilisation d'un modèle composé d'états passés d'autres variables «externes».

Niazi et Hussain présentent le framework SECAS, qui utilise un ensemble distribué de capteurs pour ressentir collectivement le comportement complexe (Niazi et Hussain, 2011). Leur hypothèse est que un comportement émergent peut être perçu à travers un changement environnemental par les capteurs. Celles-ci les valeurs peuvent être utilisées dans une fonction d'agrégation pour refléter l'effet émergent en tant que manifestation du changement environnemental mondial. En utilisant le modèle de flocking Boid comme exemple de scénario, les capteurs sont équipés d'un capteur de proximité qui indique si un agent est à proximité au temps t. Le attendu comportement émergent, afflux, signifie que les agents vont se rapprocher les uns des autres et, en tant que Résultat, le nombre de capteurs détectant des

agents à proximité diminuera. L'état de proximité des capteurs est compté de manière centralisée avec le comportement émergent attendu qui se serait produit lorsque le nombre des capteurs avec des agents à proximité est systématiquement inférieur au nombre total de capteurs.

Grossman et coll. présente «Angle», un cadre hiérarchique pour détecter les émergents et les anomalies comportement dans les systèmes distribués en cluster (Grossman et al., 2009, Boukehila et Taleb 2020). L'architecture du framework contient trois types de nœuds; nœuds de capteurs qui collectent des données IP, nœuds Cloud qui exécutent le Cloud les services basés et les nœuds de grille qui sont des pools de nœuds exécutant des services de grille. La détection est entrepris par les nœuds de capteur qui surveillent les événements se produisant à travers les fenêtres temporelles. Le les événements de chaque fenêtre sont collectés et un vecteur de caractéristiques est calculé pour créer un modèle la fenêtre. Ce modèle est comparé aux modèles précédents, l'émergence étant définie comme se produisant lorsqu'un modèle représente une valeur aberrante des modèles précédents.

De Wolf et coll. présenter une méthode hybride pour fournir des garanties sur le comportement à l'échelle du système dans les systèmes informatiques autonomes décentralisés (De Wolf et al., 2005). Leur approche permet utilisateurs d'observer l'évolution des propriétés au niveau macro lorsque des modèles précis de niveau micro les propriétés sont fournies. Les utilisateurs doivent connaître à l'avance les variables pertinentes et que les variables à l'échelle du système peuvent être obtenues.

Chan décrit une approche de la détection d'émergence qui s'inspire de l'importance fondamentale des interactions d'agents dans la création d'émergence dans n'importe quel système (Chan, 2011). Le cadre est conçu pour les simulations basées sur des agents avec une détection facilitée par la surveillance globale du nombre d'interactions et des changements d'état sur tous les agents du système. Cela crée une série chronologique métrique des interactions avec l'émergence supposée exister lorsque cette métrique d'interaction s'écarte de normalité. L'auteur démontre l'approche à l'aide de trois modèles de simulation, jeu de la vie, flocage boid et mouvement brownien.

Birdsey et Szabo proposent une architecture pour identifier les comportements émergents dans un multi-agent système tel qu'il se produit (Birdsey et Szabo, 2014). L'approche comprend trois étapes; la modélisation, collecte de métriques et analyse et visualisation. Le modèle spécifie le système et les agents, tandis qu'un ensemble de métriques est collecté et

agrégé de manière centralisée à intervalles réguliers au cours des simulations. Au cours de l'analyse, les métriques collectées sont comparées à l'un ou l'autre système connu antérieur États qui ont montré une émergence, ou un ensemble de valeurs de seuil spécifiques identifiées par un expert système. Cette approche permet d'utiliser différentes métriques en fonction du système spécifique en cours d'étude. Les auteurs démontrent la faisabilité de l'approche par floccage boids, avec la métrique spécifique, les interactions des agents, étant modélisée sous forme de graphique où chaque nœud représente un l'agent et un bord pondéré représentent la force de l'interaction entre deux agents. En utilisant le Distance de Hausdorff, une métrique utilisée pour mesurer la similitude de deux les graphiques sont, les états de simulation contenant le comportement de floccage visuel se sont avérés plus proches de états de base avec comportement de floccage, identifiés par un expert système, par rapport aux simulations états sans floccage visuel.

3.1.3 Résumé

Les approches basées sur les variables caractérisent l'émergence à l'aide d'une ou plusieurs variables système et utilisent techniques statistiques et de théorie de l'information pour déterminer quand l'émergence s'est produite dans le système sous observation. L'entropie de l'information est une métrique couramment utilisée pour indiquer l'émergence dans ces techniques (voir section 2.3.1.1). Des approches basées sur des variables permettent la détection d'émergence se produire lors de l'exécution, en supposant que les variables système pertinentes ont été identifiées et peuvent être observé.

Cependant, un inconvénient commun à chacune de ces approches est qu'elles dépendent des connaissances de l'état du système global pour calculer ces mesures. Ceci est réalisé en utilisant un omniscient contrôleur centralisé, violant la nature décentralisée du CAS, et signifie effectivement que la détection doit avoir lieu à l'extérieur du système. Ceci est illustré par l'approche de Seth qui, pour modèle de floccage boid, nécessite la position individuelle de chaque agent et le centre du troupeau pour être connu (Seth, 2008). Les approches basées sur l'entropie nécessitent un niveau d'information similaire pour calculer l'entropie d'information de l'ensemble du système.

Niazi et Hussain et Grossman et al. utiliser une architecture plus distribuée avec les informations collectées par une collection de capteurs statiques de «veille» (Niazi et Hussain, 2011, Grossman et al., 2009). Cependant, comme pour les autres approches décrites ici, le traitement des données collectées se fait en utilisant un nœud de synchronisation central. Ces

capteurs peuvent être considérés comme un intermédiaire entre le micro-niveau et le contrôleur central et permettent la possibilité que le constituant les agents du système pourraient être informés de l'émergence une fois qu'elle a été détectée. Une autre limite de ces approches est que les variables spécifiques nécessaires à l'analyse doivent être connus à l'avance. Cela suppose que ces variables peuvent être connues et, plus fondamentalement, que le comportement ou les propriétés émergentes spécifiques sont prévisibles. Cependant, comme indiqué dans Section 2.1, cela n'est pas toujours possible étant donné la nature imprévisible et non linéaire de à la fois émergence et CAS. La métrique la plus générique utilisée est la métrique d'interaction suggérée par Chan (Chan, 2011) car il peut théoriquement être appliqué à différents systèmes, mais il nécessite que ce qui constitue une interaction est spécifié pour chaque système. De plus, il nécessite une connaissance de tous les aspects du système et de ses agents constitutifs à calculer.

3.2 Approches Formelles

Une deuxième catégorie de techniques utilise un langage formel et des approches de modélisation pour faciliter la détection. Ces approches peuvent être sous-catégorisées en celles qui sont destinées à la conception utiliser, pour prédire la possibilité de production de l'émergence, et ceux qui sont destinés à l'exécution pour détecter si l'émergence s'est produite.

3.2.1 Vérification au moment de la conception

Kubik fournit un exemple précoce de cette vérification au moment de la conception inspirée par la notion que l'émergence est supérieure à la somme des parties (Kubik, 2003). L'auteur utilise une grammaire formelle pour caractériser l'émergence de base (faible) dans les systèmes multi-agents (MAS), avec chaque agent le comportement étant défini par une langue. Cela spécifie les actions qu'un agent peut entreprendre, indique qu'il peut entrer et quel effet il peut avoir sur l'environnement. Une superposition sur tout les permutations du langage de chaque agent donnent une somme du comportement de l'agent. Dans le même temps, Le MAS entier est modélisé en utilisant une grammaire coopérante modifiée. On dit que l'émergence est possible si le système dans son ensemble peut générer un langage (comportement) qui ne peut pas être généré par le superposition des langues des agents individuels.

Teo et coll. présentent une approche similaire qui aborde une limitation de Kubik (Teo et al., 2013).

Dans (Kubik, 2003), l'étape de superposition à travers tous les langages d'agent conduit à l'espace d'états explosion et rend la technique d'un coût prohibitif, sauf pour les systèmes rudimentaires.

Teo et coll. résolvent ce problème en limitant l'analyse aux seuls comportements et états des agents possible et présentant un intérêt. Cela réduit considérablement le travail de calcul impliqué mais suppose que les comportements possibles et intéressants peuvent être connus à l'avance. Szabo et Teo (Szabo et Teo, 2015) décrivent une extension de cette approche où le degré d'interactions entre agents est utilisé pour identifier les états d'intérêt. Cette métrique d'interaction est similaire au concept décrit par (Chan, 2011), et signifie que tous les détails de l'émergence ne sont pas nécessaires pour permettre la technique à utiliser sur différents systèmes tels que le flocking, le jeu de la vie et les embouteillages. Une fois que un système a été simulé, l'état du système à chaque pas de temps est analysé rétrospectivement pour déterminer si un degré suffisant d'interaction s'est produit à cet état sur la base d'un seuil. Si tel est le cas, l'état est ajouté à l'ensemble des états qui auront une superposition calculée.

Cette approche permet d'identifier les pas de temps de l'émergence permettant la cause sous-jacente de l'émergence à rechercher. Moshirpour et coll. présentent une technique basée sur un modèle dans le but de détecter un comportement émergent au moment de la conception du système. La détection à ce stade peut être utilisée pour déterminer la cause du comportement, et ainsi éliminer ou contrôler l'émergence. Ici, le comportement émergent est caractérisé par des scénarios implicites, qui sont des types de comportement présents dans le modèle synthétisé du système mais ne sont pas explicitement définis dans sa spécification comme scénario.

Paunovski et coll. présentent un cadre pour explorer l'émergence dans des systèmes complexes à l'aide de simulations multi-agents (Paunovski et al., 2008). Ce cadre comporte deux phases, commençant par une conception formelle et une vérification du modèle du système par rapport à certains comportements attendus.

La deuxième phase implique l'expérimentation par la simulation de modèle où l'analyse itérative «ascendante» et «descendante» est appliquée pour détecter les modèles d'interaction, les propriétés locales et autres éléments qui peuvent provoquer ou influencer l'émergence. Les auteurs discutent de leur cadre dans le contexte de la dynamique des troupeaux émergente, suggérant qu'en travaillant avec un expert de terrain, comme un biologiste, les variables

système comme la cohésion du troupeau pourraient être identifiées comme des indicateurs appropriés présence d'émergence dans le système étudié.

3.2.2 Détection d'exécution

Randles et coll. préconise l'utilisation d'une méthode formelle pour spécifier les interactions des composants, le système évolution et états globaux d'exécution (Randles et al., 2007). Cette spécification formelle est réalisée utilisant le langage de spécification pour les systèmes basés sur des agents (SLABS) (Zhu, 2001). Cette approche exige que les scénarios candidats connus d'émergence soient prédéfinis au moyen de formalismes au moment de la conception. Au moment de l'exécution, un système d'observation est implémenté avec des capacités de raisonnement logique pour déterminer si l'un des scénarios prédéfinis s'est produit.

De Angelis et Di Marzo Serugendo présentent un langage logique utilisé pour vérifier la macro spatiale propriétés d'un système auto-organisateur au moment de l'exécution (Zamboneilli et al 2015).

Les formules logiques, définies à l'aide d'opérateurs de langage, décrivent l'émergence prévue ou attendue propriétés qui résultent d'une interaction locale. Un agent du système peut vérifier si cette propriété émergente existe en utilisant un mécanisme de coordination inspiré chimiquement qui implique des agents communiquer indirectement à travers un espace tuple. Chaque tuple contient des données passives, telles que son nom et valeur, et un fragment logique qui définit la façon dont le message doit être diffusé, fusionné et a réagi. La propriété émergente est vérifiée à l'aide d'une formule décomposée en sous-formules, qui sont évaluées de manière distribuée lorsque le tuple traverse le système. Leurs résultats sont recombinaison selon la signification des opérateurs spatiaux impliqués. Une fois que le tuple a traversé le système, si aucun état d'agent ne viole les formules logiques spécifiées par le agent, la propriété émergente est conclue pour exister.

Ronald et coll. a proposé un test subjectif d'émergence basé sur le degré de nouveauté du phénomène (Ronald et al., 1999). Le test suppose que le système en question est conçu en utilisant un langage formel L1. Un observateur du système utilise un langage formel différent L2, mais est également pleinement conscient de la conception du système et de L1. Compte tenu de cela, l'émergence se produirait si le lien causal entre ce qui se passait dans le système, décrit en L2, et son sous-jacent la conception, L1, n'était pas évidente pour l'observateur. Ainsi, ce test d'émergence peut être résumé comme design, observation, surprise. Il s'agit d'une première tentative de description d'un test d'émergence et bien que les auteurs ne

précisent pas comment il peut être implémenté, il fournit une structure sur laquelle se fondent les tests ultérieurs.

Ciancia et coll. décrivent une méthodologie de logique modale pour vérifier les propriétés macroscopiques d'un système qui dépend de l'espace (Ciancia et al., 2014). Les auteurs définissent une logique spatiale qui peut être utilisée pour exprimer les propriétés des espaces de fermeture, une généralisation des espaces topologiques. Cette logique se compose de deux opérateurs spatiaux, une modalité en une étape qui transforme la fermeture en un opérateur logique et un opérateur binaire jusqu'à ce qui est interprété spatialement. Cela permet d'identifier les zones dans un modèle spatial où à l'intérieur de la zone une certaine propriété, P , tient et simultanément la zone est entourée de points où une propriété différente, R , tient. L'approche n'est pas appliquée explicitement à la détection d'émergence, avec une étude de cas montrant comment les zones d'intérêt sur les images numériques et les cartes peuvent être identifiées. Néanmoins, il est inclus ici car la méthodologie pourrait en principe être appliquée aux systèmes où un comportement émergent spatial, tel que le floccage, est présent. Cependant, les auteurs concèdent que l'incorporation du raisonnement temporel dans la méthodologie, afin de observer un système au fur et à mesure de son évolution, est susceptible d'entraîner une explosion de l'espace d'état, avec des modèles instantanés étant calculés à chaque état.

Résumé

Les approches formelles nécessitent une modélisation détaillée des systèmes et de leurs composants à l'aide de techniques linguistiques. Des techniques telles que Kubik, Teo et al., Moshirpour et al. et Szabo et Teo, ne sont pas destinées à détecter l'émergence au moment de l'exécution (Kubik, 2003, Teo et al., 2013, Moshirpour et al., 2012, Szabo et Teo, 2015). Au lieu de cela, ces approches envisagent la possibilité d'émergence survenant dans les systèmes et tentent d'identifier et d'étudier les causes sous-jacentes au moment de la conception, en utilisant la simulation. Ces approches sont coûteuses en calcul avec l'utilisation de la superposition à travers les agents menant à l'explosion de l'espace d'états. L'explosion de l'espace d'état est abordée à la fois par Teo et al. et Szabo et Teo, où l'approche est améliorée en limitant l'analyse à ces seuls états qui sont possibles et intéressants. Cependant, cette analyse a lieu rétroactivement une fois que le système et la simulation sont terminés, la découverte de l'émergence ne peut donc pas être utilisée dans le système lui-même. Comme par conséquent, leur applicabilité au CAS, où une émergence fondamentalement imprévisible peut survenir, est limitée.

La deuxième catégorie d'approches formelles permet la détection au moment de l'exécution. Les deux Randle et coll. et De Angelis et Di Marzo Serugendo. sont limités en exigeant que le phénomène ou la configuration émergente du système peut être connu au moment de la conception ou formellement défini (Randles et al., 2007, De Angelis et Di Marzo Serugendo, 2015). De Angelis et Di Marzo Serugend fournit un mécanisme distribué avec les agents constitutifs du système coordination en utilisant un espace tuple pour réaliser la détection. Cependant, déterminer l'existence de l'émergence est effectuée par l'un des agents avec l'exigence que le tuple d'origine traverse l'ensemble du système avant que cela puisse être conclu. Cela nécessite que le système soit effectivement statique tandis que ce traitement a lieu avec la nature dynamique de l'émergence, de la formation et évaporation, non traitée. Il est possible que la méthodologie décrite par Ciancia et al. pourrait être utilisé pour permettre la détection et l'évaporation de l'émergence, mais son architecture centralisée et les frais de calcul signifient que ce n'est pas pratique dans CAS (Ciancia et al., 2014).

3.3 Approches par événements

La dernière catégorie de méthodes de détection peut être décrite comme basée sur les événements. Ce sont un hybride de les approches ci-dessus, incorporant des aspects à la fois de l'analyse statistique et des approches formelles. En conséquence, ils nécessitent une modélisation détaillée du système au moment de la conception mais facilitent la détection se produit lorsque le système est en cours d'exécution.

Chen et al. esquisser une méthode pour décrire les comportements émergents à différents niveaux d'abstraction basé sur la définition des types d'événements (Chen et al., 2008). le les auteurs font la distinction entre événements simples et complexes, avec des événements simples formalisés comme agent transitions d'état lorsqu'elles sont vues à partir d'un niveau d'abstraction particulier. Les événements complexes sont un configuration d'événements simples où la configuration comprend des dimensions telles que l'espace ou temps. Une fois que tous les événements sont formellement décrits, une analyse statistique est utilisée pour découvrir les corrélations entre les types d'événements dans les simulations, permettant l'identification des relations à travers l'abstraction niveaux du système. Lewis et Whitehead décrivent l'architecture Mayet, conçue pour détecter les comportement indésirable dans les jeux à l'exécution (Lewis et Whitehead, 2011). Ce cadre nécessite que le concepteur du système spécifie un ensemble de contraintes définissant le comportement attendu du système. À court terme à laquelle le système est surveillé pour déterminer si son état est conforme à

ces contraintes du concepteur. On conclut qu'une émergence s'est produite si un état est entré qui enfreint ces contraintes.

la définition de l'émergence est nettement différente de ce que l'on considère reste de la littérature discutée ici. L'approche a été démontrée à l'aide d'une version de Super Mario World, où Mayet était attaché et une taxonomie des défauts a été ajoutée au jeu. le étude de cas a montré que Mayet pouvait identifier quand un état «émergent» se produisait et permettait les mesures à prendre pour réparer le défaut au moment de l'exécution afin que le jeu puisse continuer.

Résumé

Les approches basées sur les événements sont un hybride d'approches formelles et variables. Similaire à ceux catégories, les approches reposent ici sur des architectures centralisées et nécessitent un niveau significatif de connaissances au moment de la conception. Par exemple, le cadre décrit dans Chen et al. est conçu comme une technique au moment de la conception, exigeant que tous les types d'événements du système soient formalisés (Chen et al., 2008). Une fois que cela est fait, l'émergence peut être prédite dans un système utilisant la simulation permettant éventuellement d'intégrer des mesures dans un système pour éviter émergence. Cependant, l'émergence est imprévisible et, comme l'a noté Goldstein, même lorsqu'elle a vu une fois, les évolutions futures seront différentes (Goldstein, 1999).

En revanche, l'architecture Mayet (Lewis et Whitehead, 2011) prend en charge la détection à l'exécution des événements émergents, en s'appuyant sur une architecture centralisée où l'observateur a accès à l'état du système global. Il suppose que le concepteur du jeu a identifié avec précision et exhaustivité toutes les contraintes du système, ce qui est possible pour les systèmes surveillés, jeux vidéo. Cependant, atteindre ce niveau d'exhaustivité pour CAS est plus difficile en raison de à la fois une échelle accrue et leur nature non linéaire. Enfin, leur définition de l'émergence, en tant qu'État qui viole ces contraintes, est une rupture significative avec la vision traditionnelle de l'émergence utilisé dans toute la littérature.

4. Comparaison entre les approches de détection de l'émergence

Il est généralement admis dans la littérature que l'effort de recherche pour l'identification, classification et le raisonnement de l'émergence peut être classer sous trois catégories, approches base de variables, approches à base d'événements, approches à base de grammaire. Les trois approches ont leurs avantages et leurs inconvénients ou limites, dans cette section nous allons présenté une comparaison générale entre les trois approches, leurs

caractéristiques, les données utilisées, le type de raisonnement ainsi que les résultats obtenus, les critères de comparaison sont:

(1) Le type d'émergence étudiée : Quel type d'émergence le travail est il sensé investigué, Faible, Forte.

(2) Méthode de détection: "Post-mortem", ou "Live" forme de détection,

(3) Le but du travail: Ceci présente l'objectif de la simulation, le travail vise il a identifié l'émergence, la classifier ou la quantifier.

(4) La structure de données utilisée: Simple ou complexe, facile à réutilisé, générique ou ad-hoc.

(5) Métriques utilisées : Quelle variable a été prise en compte pour l'étude.

(6) Approche Par variable, Par événements, Par grammaire.

Référence	Approche	Type Émergence	Méthode	But	Structure de donnés/ Modèle	Métrique utilisée
(Kubik 2003)	Grammaire	Forte	Live	détection	Ensemble de mots	/
(Teo et al. 2013)	Grammaire	Forte	Live	détection	Ensemble de mots	/
(Chen et al. 2007)	Par événement	Faible	Post-mortem	détection	Système expert	/
(Moncion et al 2010)	Par Variable	Faible	Live	détection	Graphes dynamique	Interactions
(Li et al 2015)	Par événements	Forte	Live	Modélisation/ Détection	Swarm / Robotique	/
(Szabo and Teo 2013)	Par variable	Faible	Post-mortem	Détection	Graphs	Interactions
Chan 2011	Par variable	Faible	Live	Détection	Boids	Interactions
(Tang et Mao 2014)	Par variable	Faible	Post-mortem	Détection	Multiple	Plusieurs mesures
Bar-Yam 2004	Par événements	Forte	Post-mortem	Détection	Représentation Formelle	/
(O'Toole et al 2017)	Par événements	Faible	Live	Détection	Formelle	/
(Lewis, J Whitehead 2011)	Par événements	Faible	Live	Détection	Formelle	/

(Malakuti 2014)	Par variables/ événement	Forte	Live	Détection / Modélisation	Formelle	/
(Szabo et Birdsey 2017)	Par variable	Faible	Post-mortem	Validation	Graphes	/
(Foguelman et al 2020)	Par événements	Faible	Post-mortem	Modélisation	DEVS	/
Wang et al 2016	Par Variables	Faible	Live	Détection	Algorithmme	/
(Khan et al 2016)	Grammaire	Faible	Live	Détection	Ensemble de mots / Formelle	/
(McCune 2016)	Par variables	Faible	Post-mortem	Détection	UAV-Swarm / Grpahes	/
(Lu et al 2017)	Par variables	Faible	Post-mortem	Détection	UAV-Swarm / Grpahes	/
(Szabo et al 2019)	Par variables	Faible	Post-mortem	Détection	Clustering	Nombre d'interaction
(Kim 2016)	Par variables	Faible	Post-mortem	Détection	Multiple	/
(Reid et al 2018)	Par variables	Faible	Live	Classification	/	/
(Birdsey 2017)	Par variable	Faible	Post-mortem	Observation/ Analyse	Game of life / Spatial	Multiple metriques
(Castello 2017)	Par événements	Faible	Live	Identification	Communication entre agents analysée	/
(Shirazi et al 2011)	Par événements	Faible	Post-mortem	Observation	Clustering	Messages

Tableau 3.1 Exemple de travaux représentant les approches d'identification de l'émergence

Analyse

Les techniques de détection d'émergence existantes, dans les trois catégories, sont évaluées par rapport aux défis de la détection d'émergence, la figure 2.6 présentant cette analyse sous la

forme d'un KIVIAT (radar) diagramme. Chaque critère a 3 niveaux qui augmentent l'applicabilité pour la détection d'émergence dans CAS comme les systèmes. Plus une catégorie de détection est éloignée du centre du graphique, plus leur applicabilité est pour ce défi. Le diagramme illustre les forces et les faiblesses de chaque catégorie de détection dans le contexte de ces défis. L'analyse met en évidence:

- Dans la littérature disponible, aucune approche de détection d'émergence entièrement décentralisée n'existe. Toutes les techniques existantes nécessitent un composant centralisé pour traiter les informations système, peuvent ou non être rassemblés de manière distribuée.

- Les techniques existantes ne gèrent pas la détection lorsque l'émergence n'est pas connue et compris à l'avance. Ils exigent que les concepteurs du système sachent

les propriétés ou les variables indiqueront que l'émergence existe ou quelles configurations système qualifient comme émergence.

- Les approches d'exécution existantes peuvent déterminer si l'émergence est présente dans le système. cependant, aucune approche n'est capable de déterminer quand le macro-état du système est en transition dans et hors d'un état émergent. Cela limite l'utilité de ces approches car il peut être trop tard pour prendre les mesures appropriées au moment où la détection s'est produite.

En résumé, les techniques existantes reposent sur une architecture centralisée et une connaissance du phénomènes émergents attendus au moment de la conception. De plus, la nature dynamique de l'émergence car elle à la fois, se forme et s'évapore, dans le système n'est pas pris en compte.

5. Mesures d'interaction

Chan (2011) stipule que pour être un comportement émergent, il doit résulter de l'interaction des composants. L'interaction peut être définie comme toute action qui se produit entre deux ou plusieurs composants et a un effet sur ces composants impliqués. Chan déclare que cette interaction provoque toujours un changement d'état dans les modèles haute fidélité. Notre recherche soutient que nous pouvons également toujours nommer ce comportement émergent d'interaction dans les modèles de basse fidélité.

Chan (2011) a étudié l'utilisation de métriques pour identifier les comportements émergents. Dans son travail, il prétend augmenter un compteur contenant le nombre d'interactions entre

agents chaque fois qu'un agent doit interagir avec un autre agent en fonction d'une action que l'agent doit effectuer. Chan trace ensuite graphiquement ces métriques d'interaction et affirme que la métrique d'interaction pour une exécution s'écarte d'une courbe normale lorsque des comportements émergents surviennent. Dans une étude de trois modèles, cette hypothèse était vraie pour deux des modèles. Ce travail est nouveau et doit être étudié plus avant.

Chan déclare qu'il existe deux types d'interactions. Ce sont des interactions régulières et des interactions efficaces. Les interactions régulières montrent quand «un agent initie ou reçoit un contact avec un autre, que cette action induise ou non un résultat». Les interactions efficaces sont des interactions régulières avec un résultat final.

Chan fournit un pseudo code pour ces interactions mais déclare que la mesure peut être différente dans différents modèles car les interactions sont différentes. Dans notre recherche, nous avons développé une méthode cohérente pour définir ces interactions grâce à des simulations interchangeables et des cadres expérimentaux.

Cummings(2015) a développé une architecture logicielle pour un framework M&S, basée sur la théorie de Ziegler, qui rend possible l'identification et la quantification des comportements émergents dans un SoS M&S en fournissant un collecteur de métriques SoS. Cette architecture logicielle présente un grand avantage par rapport aux approches actuelles car elle prend en charge des composants interchangeables et configurables pour rendre la simulation possible sur différents modèles et paramètres sans reprogrammation coûteuse. Cette thèse développe également un processus amélioré permettant à l'analyste d'identifier et de quantifier les comportements émergents dans un SoS M&S

Dans notre recherche, nous incluons ces métriques d'interaction avec des métriques d'agent sur un seul graphique. Au lieu de montrer l'écart pour un ensemble de courses, nous montrons un comportement émergent dans un exécution unique en identifiant les changements de pente des métriques d'interaction au fur et à mesure qu'ils se produisent en même temps que les changements dans les métriques d'agent.

6 Conclusion

Ce chapitre a présenté une discussion détaillée du concept d'émergence, mettant en évidence ses caractéristiques communément acceptées et les différents types d'émergence qui peuvent se produire. Cette analyse a souligné que la détection d'émergence peut être réalisée par les agents constitutifs d'un CAS lors de l'exécution le temps en tant que rétroaction de la causalité descendante a un impact sur les agents du système. Le saut de L'émergence de type II

(mécaniste) à type III (réfléchissante) a été identifiée comme la position recherche décrite dans cette thèse. Comblant cet écart permet aux agents d'agir comme des détecteurs d'émergence sans observateur externe ou central et permet aux effets d'émergence d'être soit atténuée ou à effet de levier. La section suivante a présenté les systèmes complexes adaptatifs (CAS), qui sont des systèmes composés d'agents adaptatifs autonomes qui interagissent et ces interactions se traduisent par une émergence dans le système. Les simulations informatiques sont un moyen bien établi d'étudier CAS en utilisant des techniques telles que les automates cellulaires, les réseaux de neurones artificiels et les algorithmes génétiques. Cette thèse utilise des systèmes multi-agents pour simuler CAS et émergence. Dans les systèmes multi-agents avec agents mobiles, l'émergence se produit sous la forme de comportements et de modèles spatiaux cohérents, tels que le flocking.

La dernière section présentait les techniques existantes pour détecter l'émergence. Ces techniques peuvent être classées en trois groupes, basées sur des variables, formelles et basées sur des événements. Basées sur des variables Les approches utilisent des variables à l'échelle du système et une analyse statistique pour déterminer l'existence de l'émergence, ce qui permet la détection au moment de l'exécution. Les approches formelles utilisent une combinaison de grammaires et simulation pour à la fois prédire et détecter si un comportement émergent spécifié se produit dans le système. Enfin, les approches basées sur les événements sont un hybride d'approches basées sur des variables et approches. Toutes les approches ont été analysées dans le contexte des défis présentés par la détection d'émergence dans les CAS identifiés au chapitre 1 (cf. section 1.3). Cette analyse a mis en évidence que les approches existantes sont limitées par des architectures centralisées et requises a priori de la phénomènes émergents attendus au moment de la conception. Dans le chapitre suivant, les objectifs de conception nécessaires pour relever les défis posés par la détection d'émergence sont décrits et la conception d'un Un nouvel algorithme distribué pour répondre à ces exigences est décrit Chapitre 4 Présentation de la méthodologie (EDSIM)

1 Introduction

Dans ce chapitre nous présentons l'approche de la méthodologie **EDSIM** (Emergence Detection via Simulation and Interaction Metrics) que nous proposons pour la détection d'un comportement émergent dans un modèle de simulation multi-agents (modèle de Boids), le chapitre est divisé en trois parties.

La première partie a pour objectif de présenter l'architecture générale de notre méthode de détection, nous présentons dans cette section le modèle de Boid, ses caractéristiques et les avantages de son utilisation comme modèle principal pour la simulation.

La deuxième partie décrit en détail notre méthode, l'algorithme que nous utilisons pour détecter les comportements émergents.

La troisième partie du chapitre décrit la plate-forme NetLogo (Wilensky, 1999), Netlogo est une plate-forme de simulation agents.

2. Architecture de EDSIM

Le schéma général de la méthodologie est décrit dans la figure 4.1

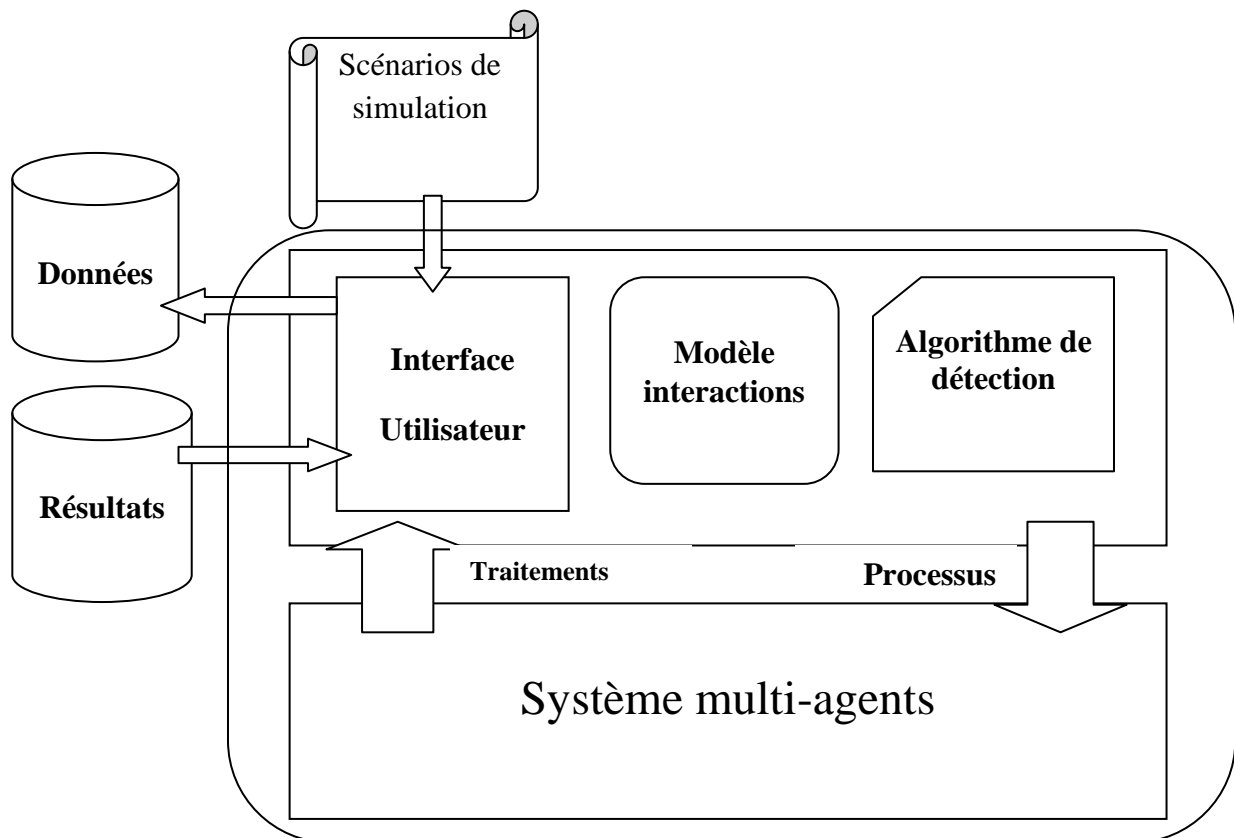


Figure 4.1: Architecture générale de EDSIM

Dans ce qui suit nous détaillons les différentes parties qui composent la méthodologie notamment le modèle des interactions, et l'algorithme que nous utilisons pour identifier les comportements émergents dans le modèle de simulation multi-agents Boid.

3 Interactions comme métrique pour identifier l'émergence

Malgré des décennies de recherche sur les comportements émergents (Lewes 1875), il n'y a toujours pas d'accord sur sa définition, selon les perspectives, de la philosophie à l'informatique, les définitions sont variées. Les définitions philosophiques voient l'émergence comme le produit à la fois du comportement inattendu de systèmes complexes et des limites de la connaissance humaine, des ressources plus historiques sont décrites dans (Goldstein, 1999). L'informatique vise à prédire, vérifier et valider l'émergence. Pour atteindre ces

objectifs, les définitions traditionnelles ne sont pas pertinentes, en raison de leur appui à une «causalité irréductible à la baisse» (Bedau 1997). Pour résoudre ce problème, (Bedau 1997) a introduit la notion d'émergence faible. La émergence faible convient aux études en informatique car elle est prévisible et dérivable par simulation. Les propriétés émergentes surviennent au niveau macro (tout) du système et peuvent être dérivées du niveau micro (parties) mais uniquement par simulation. Les avantages et les limites de la émergence faible sont énumérés dans (Baker 2010). Pendant des décennies, les chercheurs ont tenté d'étudier les propriétés émergentes, trois approches principales ont été documentées pour aborder la vérification de l'émergence, à savoir basée sur des variables (Mnif 2006, Seth 2008, King 2019), basée sur des événements (Chen 2006) et basée sur la grammaire (Kubik 2003).

Chacun a ses avantages et ses inconvénients. Dans les méthodes à base de variables, une variable est choisie pour indiquer l'émergence (Birdsey 2014, Birdsey 2018), les changements du centre de masse d'un groupe d'oiseaux, par exemple, peuvent être utilisés pour identifier le comportement de troupeau. L'émergence des méthodes à base de variables est mesurée numériquement. Identifier les variables et éviter le coût de calcul élevé sont les principaux défis de ces méthodes. L'émergence dans les méthodes basées sur les événements est un ensemble d'événements résultant de règles de transition d'état. Les comportements des composants et les transitions d'états doivent être identifiés a priori, ce qui n'est pas facile (Chen 2007). (Kubik 2003) a proposé une approche grammaticale où l'émergence est la différence entre une grammaire appelée (Lwhole) qui définit les états du système résultant des interactions entre les agents et le comportement des agents observés (Lparts). Dans cette approche, l'émergence est formalisée sans connaissance préalable des propriétés émergentes; par conséquent, le calcul du comportement attendu est coûteux. À l'heure actuelle, comprendre la montée de l'émergence est toujours un problème, cependant, il est communément admis que l'interaction entre les parties d'un système est un facteur crucial pour son épidémie. Dans ce cadre, pour surmonter le problème difficile de la côte du calcul et pour développer un outil permettant d'identifier les propriétés émergentes dans une simulation en cours, nous proposons un algorithme qui utilise l'interaction pour identifier l'émergence dans le modèle de Boids(Reynolds, 1987).

De nombreuses études ont proposé l'utilisation d'interactions pour détecter l'émergence, (Szabo et Birdsey 2014) a proposé un modèle de détection d'émergence en comparant deux graphes d'interaction, le premier est modélisé lors de la simulation, et la seconde est modélisée à partir de simulations précédentes qui ont montré l'émergence, une mesure de

distance euclidienne de Hausdorff a été utilisée pour calculer la similitude. L'étude a utilisé l'interaction comme métrique; le besoin de simulations multiples où l'émergence est clairement identifiée et stockée est un problème. (Moncion 2010) a également représenté les interactions dans des graphiques et introduit la notion de "signes d'interaction" qui est un indicateur qu'une interaction s'est produite entre agents, dans le modèle de Boids, un changement d'orientation dans le vol d'un oiseau est un signe d'interaction, pour détecter les propriétés émergentes, un calcul est effectué dans un graphe. Pour (Chan 2011), l'émergence est un écart survenu dans les compteurs d'interactions; plusieurs compteurs d'interaction simples et cumulés ont été enregistrés; (Chen et al 2007) ont pour leur part proposé un cadre d'interaction pour analyser les comportements émergents avec des événements complexes, correspondant à des combinaisons d'événements qui sont liés les uns aux autres. (Szabo & Teo 2012) a utilisé une grammaire pour formaliser les interactions et la distance entre agents $L_{\text{whole}} = L_{\text{whole}} - L_{\text{sum}}$ ou L_{whole} sont les états globaux du système comprenant les interactions et L_{sum} est l'état d'un agent.

Un exemple d'utilisation des caractéristiques d'interaction est dans (Liu, 2018), les auteurs ont utilisé la position, la vitesse et le cap comme facteurs pour reconnaître l'émergence. Une méthode complexe de théorie des probabilités a été utilisée pour formaliser et détecter l'émergence, l'utilisation de cette méthode dans différentes situations n'est pas facile. (Wang, 2016) ont proposé un algorithme distribué qui estime les signaux globaux variant dans le temps, chaque agent est attaché à un estimateur, enfin, un comportement collectif de groupe est prédit, définir quelle variable sera estimée en fonction de l'analyse du système est difficile, là encore, dans ces exemples, l'interaction en tant que métrique. Ce que nous remarquons à propos de cette recherche documentaire approfondie est le manque d'utilisation de l'interaction comme facteur clé direct pour identifier l'émergence, le rôle des interactions dans le déclenchement de nouveaux phénomènes tels que les phénomènes émergents est reconnu dans la littérature, mais son utilisation directe dans la détection d'un tel phénomène est rarement utilisées, de plus, on remarque l'utilisation de structures de représentation complexes qui pourraient empêcher la possibilité de réutiliser ces méthodes. Pour combler ces lacunes et ce qui fait notre contribution, c'est que nous développons une approche basée sur un algorithme qui analyse la simulation basée sur l'agent en étudiant les interactions se produisant dans la simulation. Pour atteindre cet objectif, nous nous concentrons sur la nature de l'interaction et le nombre d'agents. La proposition repose sur:

- Une analyse des interactions

- Structure simple pour éviter un coût de calcul élevé
- Identifier le rôle des interactions
- Un algorithme qui identifie le comportement de flocking
- Détection d'émergence lors de la simulation en direct

4 l'Approche de la méthodologie EDSIM:

Notre méthodologie d'identification des propriétés émergentes dans le modèle de Boids est basée sur l'analyse d'interaction. Afin de vérifier les propriétés émergentes observées dans une simulation à base d'agents, la première étape consiste à formaliser l'interaction dans la simulation. L'observation de plusieurs simulations nous a conduit à comprendre le rôle de chaque interaction dans le modèle Boids(Reynolds, 1987), nous avons pu taper, classer et construire une séquence d'interactions.

4.1 Formalisation des interactions

4.2Types d'interactions:

Dans les simulations de systèmes complexes, les interactions entre les parties du système sont les actions les plus courantes qui se produisent, dans un système multi-agents, les agents représentent des composants qui interagissent constamment pour accomplir des tâches définies, l'émergence est le résultat de ces interactions, elle représente un nouvel état du système où on observe des phénomènes inattendus, car (Chan 2011), beaucoup de choses sont ignorées sur l'émergence, mais une chose est sûre, pas d'émergence sans interaction, l'interaction est un facteur clé.

Pour cette étude, sous les définitions ci-dessous, nous déclarons deux types d'interactions:

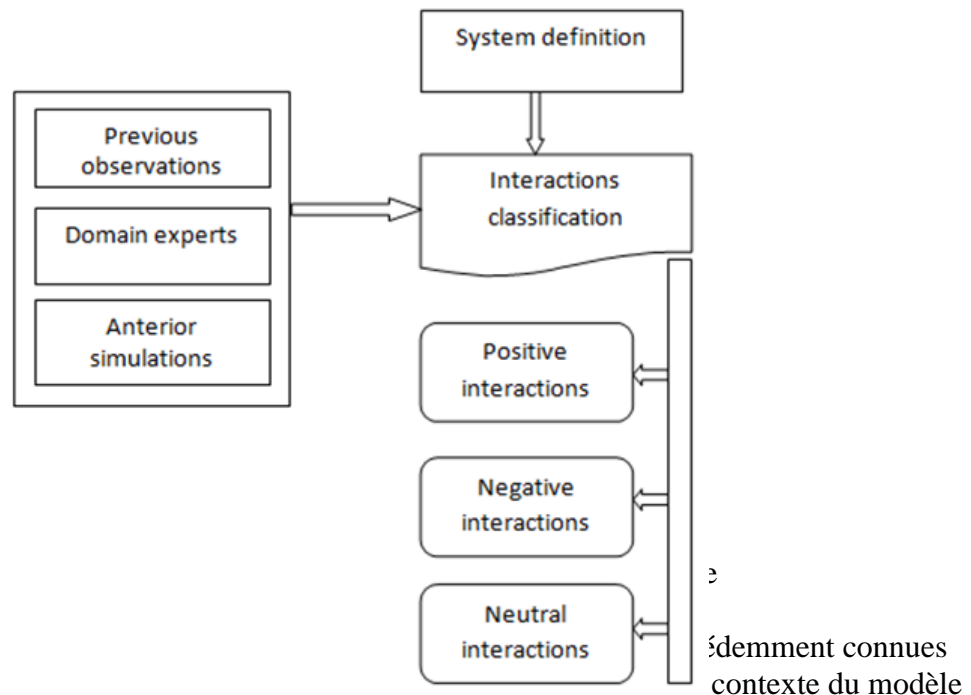
- Interaction directe: Une interaction directe se produit lorsqu'un agent interagit avec un autre agent d'une manière qui modifie l'état des deux, c'est une interaction traçable.
Soit deux agents a_i, a_j appartenant au même environnement
Soit e_i et e_j les états des deux agents, on appelle interaction directe si:
 a_j interagit avec a_i ; $e_i = x, e_j = y$. (x, y) sont de nouveaux états.
- Interaction indirecte: des interactions se produisent entre les agents et l'environnement, aucun contact (message, physique) entre les agents, par exemple, le dépôt de phéromones entre deux fourmis.

Pour ce travail, nous avons utilisé des interactions directes «physiques», dans le cadre d'une analyse et étude spécifique du comportement émergent dans un groupe d'oiseaux selon le modèle de Boids.

4.3 Classification des interactions:

Pour pouvoir utiliser les interactions comme métriques afin de comprendre et détecter l'émergence, une analyse préalable du système est nécessaire, nous classons les interactions du système en fonction de règles qui régissent le comportement des agents lors des simulations du modèle Boids(Reynolds, 1987). Pour illustrer notre méthode, les trois règles du modèle Boids sont simples et largement connues, tirées de notre analyse du système, nous classons les interactions en contexte émergent en trois catégories:

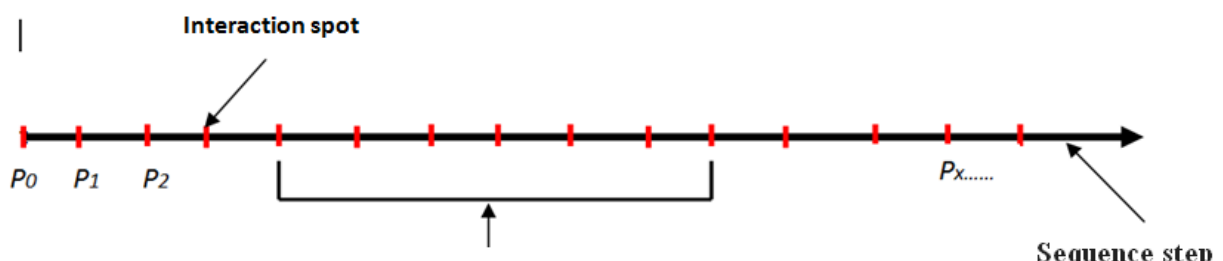
- Interactions positives: Les interactions dont nous savons si elles se produisent peuvent être un indicateur potentiel du comportement du système émergent «Alignement» et «Cohésion» dans le modèle Boids.
- Interactions négatives: ce type d'interaction minimise la montée de l'émergence, par exemple, l'interaction «Séparation» dans le modèle Boids; plus d'interaction de «séparation» signifie moins de comportement de flocage.
- Interactions neutres: Une interaction neutre n'a aucun effet sur le comportement émergent, ni pour ni contre, par exemple dans le contexte de la circulation routière, klaxonner pour saluer.
-



Dans le modèle, n
et l'étude théorique
Boids(Reynolds, 1987).

4.4 Séquence d'interaction

Nous déclarons une séquence d'interaction dans le cadre des interactions se produisant pendant la simulation. Le traitement que nous effectuons sur cette partie est défini dans le temps.



2.1 L'échelle spatio-temporelle du modèle de simulation

Figure4.3: Séquence d'interaction

Spot = $[t, ITn, Ai, Aj]$

Where:

- t : Temps d'interaction.
- ITn : Type d'interaction ou n appartient à N
- Ai, Aj Agents en interaction

5. Algorithme de détection

Dans ce qui suit, nous définissons quatre concepts que nous utilisons dans la méthode

5.1 Couple d'interaction:

$Cij [ai, aj]$, ai, aj deux agents $i \neq j$, ai et aj sont un couple d'interaction si ai et aj interagissent quelle que soit la nature de leur interaction.

5.2 Couple en cours:

deux agents ai et aj interagissant dans la simulation.

5.3 Couple stable:

c'est un couple d'interaction qui dure un temps fini t .

5.4 Groupe d'interaction stable:

ensemble d'agents en relation d'interaction directe ou indirecte qui vérifie les conditions précédemment définies.

Dans ce qui suit, nous définissons un compteur pour chaque agent qui compte le nombre d'interactions positives:

Nous définissons l'algorithme suivant:

Initialization

Cohesion counter, Alignment Counter
CurrentAgent, IntAgent, AgentList

1- Agent Identification

If (CurrentAgent interact with AgentX)
 Begin
 IntAgent <- AgentX
 EndIf

2. Type Interaction's Test, Couple Identification

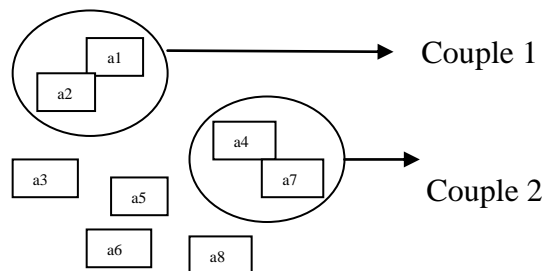
If (InteractionType = Cohesion OR Alignment)
 Begin
 Couple(CurrentAgent, IntAgent)
 incrementCounters;
 End

-
-
-
-
-
-
-
-

6. Détection de couples

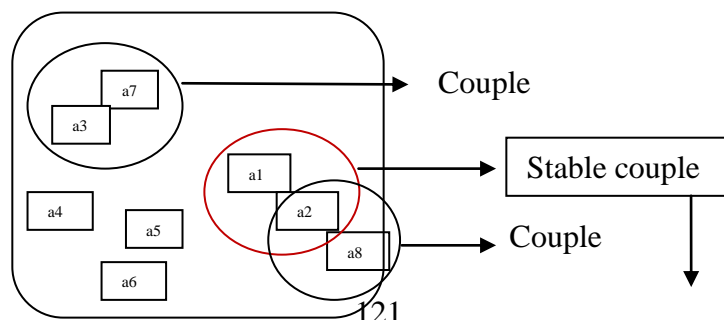
Cette section présente l'identification du couple dans le modèle de Boids(Reynolds, 1987) après l'analyse du système, nous avons typé et classé les interactions, nous utilisons un compteur et une fonction de stabilité pour détecter l'émergence, car nous connaissons à l'avance cette émergence sera présent dans le modèle Boids, chaque agent du système aura un compteur pour les interactions positives (compteur d'alignement, compteur de cohésion), on commence par identifier les couples d'agents, un couple est deux agents en interaction positive.

Etape 1

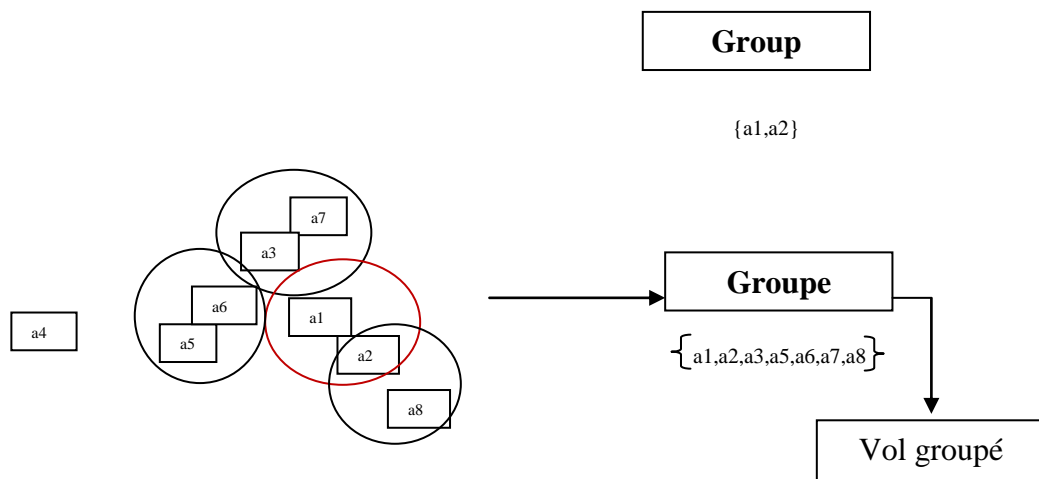


Après avoir identifié un couple, nous utilisons une fonction de stabilité pour vérifier que ce couple continue dans le temps (couple stable), si le couple est stable, nous stockons les deux agents dans un groupe.

Etape 2



Etape 3



Ici, nous pouvons modifier le nombre auquel nous déclarons la stabilité dans l'interaction

7. Détection multiple de groupes

Afin de détecter les comportements émergents, notre méthode est basée sur l'utilisation de différents compteurs (compteur de séparation, compteur d'alignement, compteur de cohésion) et une fonction de stabilité qui donnera l'intensité et la stabilité de la formation de groupe dans Boids, pour cela nous avons utilisé deux compteurs pour interactions positives qui sont dans le cas des Boids d'alignement et de cohésion, nous considérons les interactions de séparation comme un type d'interaction négative pour le comportement émergent à étudier.

Dans le modèle de Boids le comportement émergent est défini par la formation de groupes homogènes, cette formation doit durer dans le temps (Stabilité du comportement) pour la qualifier comme émergente, pour détecter cette stabilité on utilise une fonction $f(t)$, avec une période de temps défini à l'avance.

$$f(t) = \begin{cases} \text{True} & \text{Formed group} \\ \text{False} & \text{None} \end{cases}$$

La détection est basée sur la fourniture à chaque agent d'un compteur d'interactions positives. Pour la détection de plusieurs groupes, nous utilisons une variable de compteur de groupe.

8. Le modèle de Boids

En 1987, lorsque Reynolds a voulu créer une animation réaliste d'une nuée d'oiseaux virtuels (que l'on nomme boids), il s'est rendu compte qu'il n'était pas possible d'utiliser un script global pour réaliser ce genre d'animation. Son idée a alors été la suivante : les boids doivent s'influencer entre eux pour pouvoir se déplacer de manière cohérente et crédible (Reynolds, 1987). Il propose donc que chaque entité du modèle soit soumise à des forces leur permettant de se déplacer tout en prenant en compte les mouvements des autres individus présents. Ainsi, chaque entité doit suivre trois règles comportementales :

- **La cohésion** (Figure 1.4(a)) : un oiseau a tendance à se déplacer vers les autres oiseaux proches (à moins que les autres oiseaux ne soient assez proches).
- **L'alignement** (Figure 1.4(b)) : un oiseau a tendance à tourner pour se déplacer dans la même direction que les oiseaux voisins.
- **La séparation** (Figure 1.4(c)) : un oiseau a tendance à tourner pour éviter un autre oiseau qui est trop près.

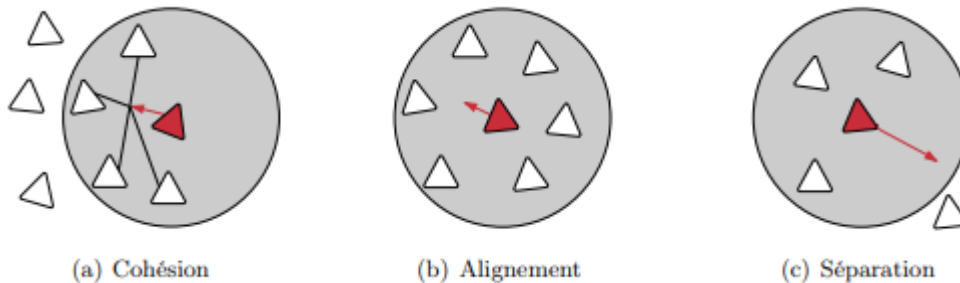


Figure 4.4 Les trois comportements composant un agent oiseau dans Boids

A chaque pas de temps, un agent oiseau exécute ces trois comportements qui permettent de calculer la nouvelle position de l'oiseau en fonction de la position des oiseaux qui composent son voisinage. L'environnement dans lequel évoluent et se situent les agents oiseaux peut être soit en deux dimensions sous forme de grille, soit en trois dimensions sous forme de cube. Plusieurs variables sont définies comme paramètres du modèle : la taille de l'environnement, la distance maximale qu'un oiseau peut avancer par pas de temps, la durée d'un pas de temps, le taux de cohésion, d'alignement et de séparation.

Boids Model:

- Define boid agents, parameters, and variables
- Initialize: Create boids.
- Do until stop
 - For each boid:
 - Find Flockmates within vision distance.
 - If Flockmates are not empty
 - Determine the Closest boid in Flockmates
 - If the Closest boid is too close, then
 - turn away from the Closet boid (Separate).
 - Else
 - turn towards the average heading of Flockmates (Align), and
 - turn towards the average position of Flockmates (Cohere).
- Advance clock by one tick

Figure 4.5: Pseudo-Code du modèle Boids

9. Résultats de l'expérimentation

9.1 Résultat de Classification

Plusieurs comportements émergents ont été observés lors de la simulation qui était prévisible à partir de notre connaissance du modèle Boids, pour faciliter notre étude nous avons numéroté nos agents dans NetLogo, dans un premier temps et pour comprendre la nature des interactions (I) afin de pouvoir pour vérifier notre classification, nous avons plusieurs

expériences avec 5 agents, les trois règles de Boids sont la séparation (S), l'alignement (A) et la cohésion (C), les résultats sont:

Nombre d'agents au départ: 5 et nombre d'étapes = 1000.

Nous notons dans la simulation que pour un triplet d'interaction régulier (S, A, C) nous avons toujours Nombre de (A) = Nombre de (C).

I = (S, A, C)

Population	Step	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	1000	300	1054	1054	Groups

Table 4.1: I = (S, A, C) (Normal processing)

* Almost total Emergence watch from around 3000 steps

Population	Steps	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	3000	5234	6816	6816	Full

Table 4.2: Simulation I = (S, A, C) at step 3000

I = (S, A, C, A)

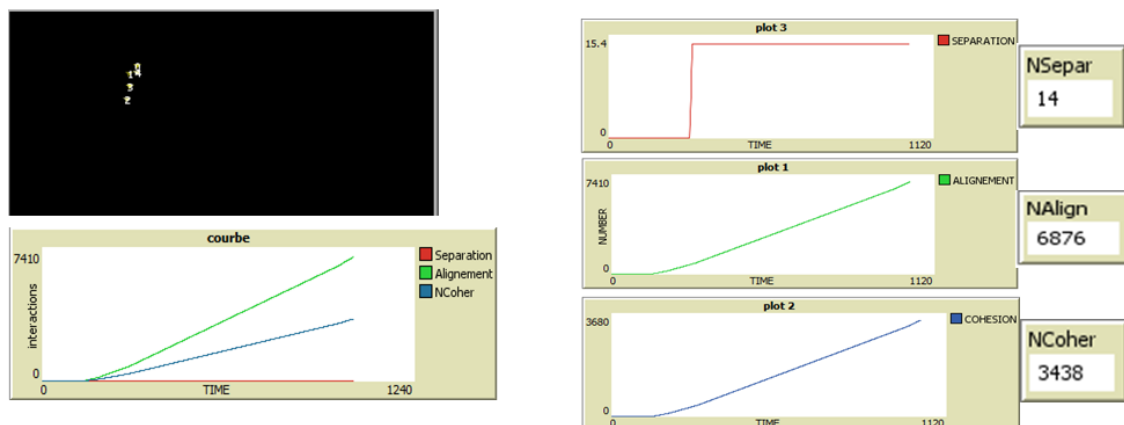


Figure 4.6: Simulation I = (S, A, C, A)

Population	Steps	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	1000	14	6876	3438	Full

Table 4.3: I = (S, A, C, A)

I=(S, C):

Population	Steps	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	1000	16	0	0	None

Table 4.4: I = (S, C)

I=(S, A)

Population	Steps	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	1000	12	2893	0	Full

Table 4.5: I = (S, A)

I=(S, A, A)

Population	Steps	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	1000	0	8142	0	Full

Table 4.6: I = (S, A, A)

I= (S, C, C)

Population	Steps	Separation	Alignment	Cohesion	Emergence
5	1000	4	0	128	None

Table 4.7: I = (S, C, C)

9.2 Discussion

Les résultats obtenus des différents scénarios de simulations que nous avons menés montrent clairement que la classification des interactions, les tableaux 4,6 et 7 ont une émergence complète avec une forte interaction de type Alignement, les autres simulation que nous avons mené en accentuant l'interaction de type Séparation ont mené à une absence d'un état émergent. le type d'émergence Alignement et Cohésion ont un effet identique sur la simulation, donc ces résultats confirment notre classification des interactions.

9. 3 Détection de couple et de flochage

Dans cette section, nous décrivons une étude de cas qui montre l'évolution de la simulation de flochage Boids, comme on le sait, le modèle Boids conduit toujours à un comportement de flochage, donc, pour faciliter l'observation des résultats de l'algorithme, la population d'agents est limitée à 5 agents; comme les simulations précédentes l'ont montré, nous testons uniquement les interactions positives, dans ce cas, il y en a deux, l'alignement et l'interaction de cohésion, de plus, nous avons remarqué que le compteur d'alignement est toujours égal au compteur de cohésion, il est utile de tester l'un d'eux. Pour la détection de flochage, nous définissons un flochage comme:

Étant donné une population d'agent = p

Si un groupe contient $(p / 2) + 1$ agents, on identifie un flochage partiel. A partir de là, l'algorithme identifie un flochage lorsqu'un groupe compte $(5/2) + 1 = 3$ agents.

10. Résultats de la détection de couple:

10.1 Couple detection results:

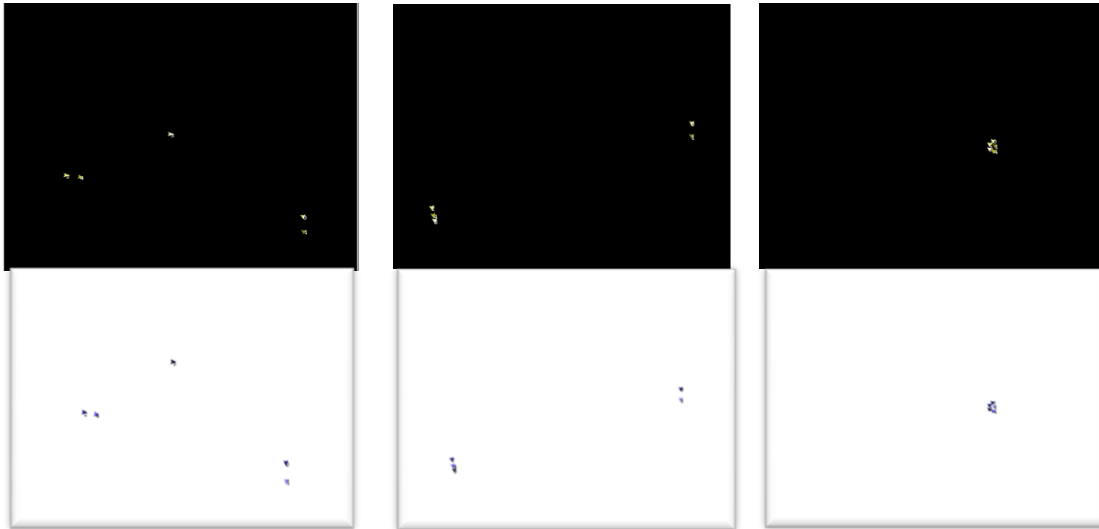


Figure 4.7: Résultat de Simulation

10.2 Compteur d'alignement

T=264	Agents				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Counter	70	82	66	3	73
Coupling with	a_1	a_0	a_4	None	a_2
T=1087	Agents				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Counter	621	633	600	150	774
Coupling with	a_1	a_0	a_4	a_4	a_2
T=2189	Agents				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Counter	1151	1005	965	652	1260
Coupling with	a_1, a_2	a_0, a_2	a_4	a_4	a_3

Table 4.8: Détection de Couple

Le tableau 9 présente un exemple de simulation qui montre le processus de couplage détecté par l'algorithme, à ($T = 264$), on note deux couples en cours (Agent0, Agent 1) et (Agent2, Agent4), à ($T = 1087$), nous avons trois couples (Agent0, Agent1), (Agent2, Agent4) et (Agent3, Agent4), puisque nous avons 3 agents sur 5 dans un groupe l'algorithme identifie que le système vérifie l'émergence, à ($T = 2189$), un regroupement peut être observé.

10.3 Discussion

Cet travail s'est concentré sur la détection d'émergence dans les simulations en cours, pour aborder ce problème dans le contexte de systèmes distribués et hautement interconnectés, nous avons proposé une méthode basée sur un algorithme qui prend en entrée le nombre d'interactions survenues lors de la simulation, et détecte l'émergence. Les résultats indiquent que l'algorithme multi-agents montre de bonnes performances, dans la plupart des cas, lorsque l'émergence s'est produite dans la simulation, l'algorithme a pu la détecter. En comparant notre méthode à d'autres approches (Birdsey 2014, Teo 2015 Boukehila 2020) pour la détection d'émergence, nous notons que notre méthode est aussi efficace avec moins de calcul et une structure de données moins complexe. Conformément aux affirmations de (Chan 2011, Chan 2013), nous notons qu'il est possible d'utiliser le nombre d'interactions comme métrique pour détecter les comportements émergents, sur la base des résultats de cette étude, l'utilisation de l'interaction comme métrique est efficace pour identifier l'émergence. L'expérience fournit un nouvel aperçu de la relation entre les interactions et la détection d'émergence, c'était l'un des principaux objectifs de ce travail. La généralisabilité des résultats pourrait être limitée car la taille de l'échantillon était petite (5 agents), de plus, le choix méthodologique de la simplicité nous a conduit à utiliser un modèle bien connu (modèle Boids), l'utilisation d'un modèle moins connu nécessitera une analyse plus approfondie. pour éviter une éventuelle complexité ingérable.

11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un cadre général qui permet de modéliser la détection de l'émergence dans une simulation multi-agents, Nous avons montré comment nous pouvons utiliser des données provenant de la simulation et un algorithme de détection. Ces deux derniers sont ensuite intégrés dans un système multi-agent. Le SMA permet de d'extraire des données de simulation pour vérifier la naissance de l'émergence.

Conclusion et perspectives

Puisant son origine dans le contexte de la simulation et la modélisation des systèmes complexes, le travail de recherche décrit dans ce manuscrit a porté sur l'étude des comportements apparaissant dans des systèmes complexes et l'utilisation des interactions entre parties(individus) de ces systèmes pour identifier des phénomènes émergents non attendus et incertains.

Avant de présenter les conclusions retenues, nous commençons par discuter la problématique traitée. L'émergence est un phénomène résultant du déroulement du système, le comportement individuel de chacun des composants des systèmes, les interactions composant-composant ou composant-environnement ont une influence sur l'apparition de l'émergence.

Différentes approches sont élaborées pour comprendre l'émergence, jusqu'à présent, l'émergence prévisible donne de bon résultats, par rapport à l'émergence dite forte qui est de nature totalement imprévisible, un travail supplémentaire doit être fait pour comprendre sa nature, et éviter de possible effets dangereux qui peut survenir à cause de son apparition. Dans notre thèse, nous nous sommes intéressés à étudier la nature de l'émergence qui est parmi les éléments essentiels de la simulation.

1. Conclusions

Les systèmes complexes sont présents partout : systèmes biologiques, écologiques, économiques, sociaux, etc., leur impact sur la société, sur la planète, est considérablement amplifié par les progrès des technologies et par la mondialisation avec de nouvelles opportunités de progrès pour l'humanité mais aussi des risques potentiels sérieux.

L'un des principaux usages de la simulation basée agents est la simulation de comportements émergents de systèmes complexes, alors qu'il existe de nombreuses autres approches de simulation qui peuvent être utilisées pour simuler des comportements émergents à différents niveaux de détails, elle se distingue des approches existantes en raison de sa flexibilité à simuler des agents autonomes en interaction, les interactions, donnent lieu à des comportements d'émergence. Cette thèse s'est concentrée sur cette utilisation des simulateurs basés agents.

Bien qu'il existe encore de nombreuses inconnues concernant l'émergence, une chose est sûre, c'est qu'aucune émergence ne peut survenir sans interactions des parties du système. L'interaction est une clé nécessaire. Par conséquent, nous avons examiné l'utilisation des interactions pour identifier les comportements émergents.

Dans la littérature, l'interaction est souvent définie comme «une action ou une influence mutuelle ou réciproque». Cette définition concerne plus le résultat d'une interaction que le processus de l'interaction. De même, une interaction est parfois décrite comme «une sorte d'action qui se produit lorsque deux objets ou plus ont un effet l'un sur l'autre», son utilisation comme métrique nous a semblé une évidence.

La modélisation des interactions qui ont lieu entre les composants du système, dans le cas étudié, un système de simulation multi-agents, est une pierre angulaire de tout effort d'études

des systèmes complexes, l'approche multi-agents permet une modélisation basée individu, qui offre la possibilité de manipuler, à un niveau de granularité très fine, les comportements des individus qui agissent dans le système. Cette manipulation permet d'en acquérir plus de connaissance sur le phénomène modélisé et aussi grâce à la propriété d'émergence des SMA, nous pouvons identifier des propriétés et des comportements cachés dans l'agrégation. Ces propriétés sont très difficiles à détecter, voir même parfois impossible à identifier en utilisant les autres approches classiques de modélisation. Cette approche permet de fixer des paramètres niveau macro et observer les résultats au niveau micro, l'inverse est aussi envisageable.

Notre approche permet de mener, à travers la simulation, des expérimentations qui visent à étudier et à évaluer les mécanismes qui engendrent des phénomènes inconnus. Ceci est fait grâce à la modélisation des comportements des acteurs impliqués dans le système.

La prédiction de ce genre de comportements est difficile et parfois impossible tant que ces comportements ne sont pas définis dans la phase de conception du système, l'identification de l'émergence est une nécessité dans le cas où ce comportement peut dévier vers un danger potentiel.

La simulation a permis d'étudier comment l'émergence dans le modèle Boids naît. Les résultats ont montré que l'étude des interactions entre les différents composants impliqués dans le système, peut mener à la compréhension de tel phénomène, même si certains comportements sont incontrôlés (dus à la nature des interactions ou à la définition du système).

Plusieurs analyses des interactions ont été effectuées afin de pouvoir valider notre hypothèse concernant l'identification de l'émergence. Les résultats obtenus nous ont permis de constater les effets qu'ont les interactions sur la naissance de comportements émergents. Pour résumer, notre étude permet de :

- Modéliser et introduire une étude et une classification des interactions.
- Évaluer la nature des interactions agent-agent qui se produisent et leurs effets sur les agents et leur environnement.
- Avoir des prédictions concernant la naissance possible de l'émergence dans le système même si dans le modèle Boids cela est prévisible dès le départ.
- Permettre une simulation de plusieurs scénarios qui nous a mené à une meilleure compréhension du système.

2. Perspectives :

Notre travail vient comme un effort dans le cadre d'amélioration de nos connaissances concernant les comportements dans les systèmes complexes. Comme tout travail de recherche en modélisation et simulation, il présente quelques limites que nous étalerons dans cette section. La principale limite concerne le degré de réalité de la simulation. Ce critère est l'un des plus importants car, c'est ce qui déterminera le niveau de crédit donné aux résultats de la simulation.

Notre approche se veut être générique, elle permet d'étudier des systèmes de simulation basés agents. De ce fait, la disponibilité des données empiriques concernant les interactions représente une part importante de l'approche. Ceci permet d'avoir des simulations bien calibrées et utilisant des données de simulation réelles.

Notre travail permet d'ouvrir la porte à des éventuelles améliorations qui peuvent être exploitées. Dans cette section nous allons présenter les perspectives qui permettront d'exploiter les résultats de notre travail de recherche.

- [1] Utiliser plusieurs échelles de représentation du temps : L'approche multi-agents offre une possibilité très utile, elle donne la possibilité d'exploiter plusieurs échelles temporelles dans la même simulation. Il est d'une importance majeure, car ceci permet de, à la fois observer l'évolution à court et moyen terme en utilisant une représentation, et aussi en même temps observer l'évolution à long terme en utilisant une autre représentation du temps, évidemment, ces deux représentations, restent liées et l'équivalence reste correcte.
- [2] Inclure d'autres types de sources de données, ce qui permettra de bien traiter les autres types de sources et analyses.
- [3] Utiliser d'autres modèles de simulation : des modèles statiques comme le Jeu de la vie et autres modèles.
- [4] Tester d'autres mécanismes agents: Dans la version actuelle de notre approche nous avons opté pour un modèle qui se base sur des agents réactifs, précisément le modèle Boid, utiliser d'autres modèles et introduire des agents cognitifs sera une perspective intéressante afin d'exploiter leurs avantages.
- [5] Valider notre modèle en utilisation des données concernant des modèles plus complexes avec une population plus large.

Visualisation des résultats grâce à un module indépendant des plateformes : en intégrant un module de visualisation des résultats permettra de bien identifier l'émergence

Annexe : Publications et Communications :

Au cours de ces années de travail sur notre sujet de thèse, nous avons pu communiquer et publier nos résultats de recherche dans des conférences et journaux spécialisés . Ceci nous a permis d’avoir des discussions très fructueuses avec des chercheurs travaillant dans le même domaine. Les retours que nous avons reçus de la part des nombreux comités de lecture, ont été très pertinents et utiles:

1. Publication dans des revues internationales

1- Boukehila, A., Taleb, N., & Benazzouz, Y. (2021). Interactions-based method to detect emergent behavior in ongoing simulations. *International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing*, 2150022., doi: 10.1142/S1793962321500227

2. Communications internationales :

1- Ali Boukehila and Nora Taleb. 2019. Case-Based Approach to Detect Emergence. In Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Big Data Research (ICBDR 2019). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 98–102.

DOI:<https://doi.org/10.1145/3372454.3372484>

2- A. Boukehila and N. Taleb, "Statistical Study To Detect Emergent Behaviours," *2020 2nd International Conference on Mathematics and Information Technology (ICMIT)*, Adrar, Algeria, 2020, pp. 164-168, doi: 10.1109/ICMIT47780.2020.9047015.

Bibliographie

- [Abraham et al 2006] Abraham, A., Grosan, C., & Ramos, V. (Eds.). (2006). *Stigmergic optimization* (Vol. 31). Springer.
- [Bacer 2000] Backer, T. E. (2000). The failure of success: Challenges of disseminating effective substance abuse prevention programs. *Journal of Community Psychology*, 28(3), 363-373.
- [Baker 2010] Baker, A. 2010. "Simulation-based definitions of emergence." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 13(1):9.
- [Bar-Yan 2004] Bar-Yam, Y. 2004. "Multiscale variety in complex systems: Research articles." *Complex.*, 9(4):37-45.
- [Bedau 1997] Bedau, M. A. (1997). Weak emergence. *Philosophical perspectives*, 11, 375-399.
- [Berlekamp et al 2003] Berlekamp, E., J. Conway, and R. Guy. 2003. *Winning ways for your mathematical plays*. 2nd. Natick, Massachusetts: AK Peters, Ltd.
- [Bernon et al 2009] BERNON, C. CAPERA, D. et MANO, JP. : Engineering Self-Modeling Systems : Application to Biology. In Alexander ARTIKIS, Gauthier PICARD et Laurent VERCOUTER, éditeurs : International Workshop on Engineering Societies in the Agents World (ESAW), numéro 5485 in LNCS, pages 236–251. Springer-Verlag, 2009.
- [Bernon et al 2009] Bernon, C., Gleizes, M. P., & Picard, G. (2009). Méthodes orientées agent et multi-agent. composants: revisiter le développement de systèmes multi-agents. In *Conférence Francophone sur les Architectures Logicielles (CAL)*. Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille (pp. 23-32).
- [Birdsey & Szabo 2014] Birdsey L., Szabo C., An Architecture for Identifying Emergent Behaviour in Multi-Agent Systems (Extended Abstract), Proceedings of the 13th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2014), May 5-9, Paris, France, 2014
- [Bonjean 2009] Bonjean, N. (2009). Ingénierie des systèmes multi-agents adaptatifs: vers un guide pour la conception du comportement d'agent coopératif.
- [Boes & Migeon 2017] Boes, J., & Migeon, F. (2017). Self-organizing multi-agent systems for the control of complex systems. *Journal of Systems and Software*, 134, 12-28.

- [Boukehila & Taleb 2020] Boukehila, A., & Taleb, N. (2020, February). Statistical Study To Detect Emergent Behaviours. In *2020 2nd International Conference on Mathematics and Information Technology (ICMIT)* (pp. 164-168). IEEE.
- [Bouzeghoub & Mosseri 2017] Bouzeghoub, M., & Mosseri, R. (Eds.). (2017). *Les Big Data à découvert*. Paris: CNRS.
- [Boshetti & Gray 2008] Boschetti, F., & Gray, R. (2008). A Turing test for Emergence. In *Advances in applied self-organizing systems* (pp. 349-364). Springer, London.
- [Boschetti et al 2005] Boschetti, F., M. Prokopenko, I. Macreadie, and A.-M. Grisogono. 2005. "Defining and detecting emergence in complex networks." In *Knowledge-based intelligent information and engineering systems*:573-580.
- [Brownlee 2007] Brownlee, J. (2007). *Authoritarianism in an Age of Democratization* (pp. 124-126). Cambridge: Cambridge University Press.
- [Bull 2004] Bull, L. (2004). "Learning classifier systems: A brief introduction". In *Applications of Learning Classifier Systems*, pages 1-12. Springer
- [Camus & Vaubourg 2017] Camus, B., Vaubourg, J., Paris, T., Presse, Y., Bourjot, C., Ciarletta, L., & Chevrier, V. (2017). Wrapping DEVS de modèles IP dans MECSYCO pour la co-simulation de systèmes cyber-physiques. *Technique et Science Informatiques*, 36(3-6), 185-215.
- [Chalmers 2002] Chalmers, D. (2002). Does conceivability entail possibility?. *Conceivability and possibility*, 145-200.
- [Chalmers 2006] Chalmers, D. J. (2006). Strong and weak emergence. *The re-emergence of emergence*, 244-256.
- [Chan 2010] Chan, W. K. V. 2010. "Foundations of simulation modeling." In *Encyclopedia of operations research and management science*. ed. J. J. Cochran. New York: Wiley.
- [Chan et al 2010] Chan W. K. V., Son Y.-J, and Macal C. M.. Agent-based simulation tutorial - simulation of emergent behavior and differences between agentbased simulation and discrete-event simulation. In B. Johansson, S. Jain, J. Montoya-Torres, J. Hukan, and E. Yücesan, editors, In *proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*, 2010.

- [Chan 2011] Chan W. K. V., Interaction Metric of Emergent Behaviours in Agent-based Simulation, Proc of Winter Simulation Conference, pages 357-368, 2011. [Randels et al 2007] Randles M., Zhu H., and Taleb-Bendiab A., A Formal Approach to the Engineering of Emergence and its Recurrence, Proc of 2nd International Workshop on Engineering Emergence in Decentralized Autonomic Systems, 2007.
- [Chen et al 2007] Chen, C., Nagl, S.B., Clack, C.D.: Specifying, Detecting and Analysing Emergent Behaviours in Multi-Level Agent-Based Simulations. In: Proceedings of the Summer Computer Simulation Conference (2007)
- [Chen 2009] Chen C. C., Complex Event Types for Agent-based Simulation, PhD thesis, University College London, 2009.
- [Ciancia et al 2014] Ciancia, V., Latella, D., Loreti, M., & Massink, M. (2014, September). Specifying and verifying properties of space. In *IFIP International Conference on Theoretical Computer Science* (pp. 222-235). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Ciancarini et al 2001] Ciancarini, P., Rossi, D., & Vitali, F. (2001). Designing a document-centric coordination application over the Internet. *Interacting with Computers*, 13(6), 677-693.
- [Conway 1970] Conway, J. (1970). The game of life. *Scientific American*, 223(4), 4.
- [Corning 2002] Corning, P. A. (2002). The re-emergence of “emergence”: A venerable concept in search of a theory. *Complexity*, 7(6), 18-30.
- [Criani 1992] Cariani, P. (1992). Some epistemological implications of devices which construct their own sensors and effectors. *Towards a practice of autonomous systems*, 484-493.
- [Crutchfield 1994] Crutchfield, J. P. 1994. “The calculi of emergence: Computation, dynamics and induction.” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 75(1-3):11-54.
- [Cummings & Clare 2015] Cummings, M. L., & Clare, A. S. (2015). Holistic modelling for human-autonomous system interaction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 16(3), 214-231 [Dorigo et al 1997] Dorigo M. and Gambardella L.M.. Ant colony system : A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):53{66, 1997.}

- [Darley 1994] Darley V., Emergent Phenomena and Complexity, Artificial Life IV, pages 411-416, 1994.
- [Deguet et al 2006] Deguet J., Magnin L., and Demazeau Y., Elements about the Emergence Issue: A Survey of Emergence Definitions, *ComplexUs*, 3:24-31, 2006.
- [Demazeau 1995] Demazeau, Y. (1995). From interactions to collective behaviour in agent-based systems. In *In: Proceedings of the 1st. European Conference on Cognitive Science. Saint-Malo.*
- [Desmoulins 2006] Desmoulins, C., & Grandbastien, M. (2006). Une ingénierie des EIAH fondée sur des ontologies. *Environnements informatiques pour l'apprentissage humain*, 161-180.
- [De Wolf 2005] De Wolf, T., & Holvoet, T. (2005). Towards a methodology for engineering self-organising emergent systems. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 135, 18. [Di Caro et Dorigo 1998] Di Caro, G., & Dorigo, M. (1998). AntNet: Distributed stigmergetic control for communications networks. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 9, 317-365.
- [Dooley 1996] Dooley, K. (1996). Complex adaptive systems: A nominal definition. *The Chaos Network*, 8(1), 2-3. [Dorigo 1997] Dorigo, M., & Gambardella, L. M. (1997). Ant colonies for the travelling salesman problem. *biosystems*, 43(2), 73-81.
- [Dyson 1998] Dyson G. B., Darwin Among the Machines: The Evolution of Global Intelligence, Perseus Books Group, 1998.
- [Einstein 1906] Einstein, A. 1906. "A new determination of molecular dimensions." *Annalen der Physik*, 4(19):289-306.
- [Fatehinia & Amirania 2018] Fatehinia, M., & Amirania, G. (2018). A review of genetic programming and artificial neural network applications in pile foundations. *International Journal of Geo-Engineering*, 9(1), 1-20.
- [Ferber 1999] Ferber, M. (1999). *A dictionary of literary symbols* (pp. 185-90). Cambridge: Cambridge University Press.
- [Filho & Porter 2017] Filho, R. R., & Porter, B. (2017). Defining emergent software using continuous self-assembly, perception, and learning. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems (TAAS)*, 12(3), 1-25.

- [Finin et al 1994] Finin, T., Fritzson, R., McKay, D., & McEntire, R. (1994, November). KQML as an agent communication language. In *Proceedings of the third international conference on Information and knowledge management* (pp. 456-463).
- [Fisch et al 2010] Fisch, G. S., Grossfeld, P., Falk, R., Battaglia, A., Youngblom, J., & Simensen, R. (2010, November). Cognitive-behavioral features of Wolf–Hirschhorn syndrome and other subtelomeric microdeletions. In *American Journal of Medical Genetics Part C: Seminars in Medical Genetics* (Vol. 154, No. 4, pp. 417-426). Hoboken: Wiley Subscription Services, Inc., A Wiley Company.
- [Flake et al 2002] Flake, G. W., Lawrence, S., Giles, C. L., & Coetzee, F. M. (2002). Self-organization and identification of web communities. *Computer*, 35(3), 66-70.
- [Forrest 1990] Forrest, S. (1990). Emergent computation: self-organizing, collective, and cooperative phenomena in natural and artificial computing networks: introduction to the proceedings of the ninth annual CNLS conference. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 42(1-3), 1-11.
- [Forrester 1980] Forrester, J. W. (1980). Information sources for modeling the national economy. *Journal of the American Statistical Association*, 75(371), 555-566.
- [Fromm 2004] Fromm J., “The emergence of complexity,” Kassel: Kassel University Press, 2004
- [Fromm 2005] Fromm J., “Types and Forms of Emergence”, complexity Digest, vol. 25(3), 2005.
- [Galluzzi et al 2018] Galluzzi, L., Vitale, I., Aaronson, S. A., Abrams, J. M., Adam, D., Agostinis, P., ... & Turk, B. (2018). Molecular mechanisms of cell death: recommendations of the Nomenclature Committee on Cell Death 2018. *Cell Death & Differentiation*, 25(3), 486-541.
- [Gelernter 1985] Gelernter, D. (1985). Generative communication in Linda. *ACM Transactions on Programming Languages and Systems (TOPLAS)*, 7(1), 80-112.
- [Getling 1998] Getling, A. V. (1998). *Rayleigh-Bnard Convection: Structures and Dynamics* (Vol. 11). World Scientific. [Lenay et al 2000] Lenay, C., Gapenne, O., Hannequin, S., Marque, C., Genouëlle, C., & Percepteur, G. S. (2000). La substitution sensorielle. Limites et perspectives. *Toucher pour Connaître. Psychologie Cognitive de la Perception Tactile Manuelle*. Paris, PUF, 287-306.

- [Gharajedaghi 2001] Gharajedaghi, J. (2011). *Systems thinking: Managing chaos and complexity: A platform for designing business architecture*. Elsevier.
- [Glize 2001] Glize, P. (2001). L'adaptation des systèmes à fonctionnalité émergente par auto-organisation coopérative. *Hdr, Université Paul Sabatier, Toulouse III*.
- [Goldenberg et al 2001] Goldenberg, J., Libai, B., & Muller, E. (2001). Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth. *Marketing letters*, 12(3), 211-223.
- [Goldstein 1999] Goldstein, J. 1999. "Emergence as a construct: History and issues." *Emergence: Complexity and Organization*, 1(1):49-72.
- [Goldstein et al 2012] Henderson, B. Biller, M.-H. Hsieh, J. Shortle, J. D. Tew, and R. R. Barton. 1232-1240. Piscataway, New Jersey: Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2012
- [Gomes et al 2017] Gomes, H. M., Barddal, J. P., Enembreck, F., & Bifet, A. (2017). A survey on ensemble learning for data stream classification. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 50(2), 1-36.
- [Gore et al 2007] Gore, R., and P. Reynolds Jr. 2007. "An exploration-based taxonomy for emergent behavior analysis in simulations." In *Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference*. eds. S. G.
- [Gore et al 2008] Gore, R., and P. Reynolds. 2008. "Applying causal inference to understand emergent behavior." In *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*. eds. S. J. Mason, R. R. Hill, L. Mönch,
- [Granger 1969] Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 424-438.
- [Grossman et al 2009] Grossman, R., M. Sabala, Y. Gu, A. Anand, M. Handley, R. Sulo, and L. Wilkinson. 2009. "Discovering emergent behavior from network packet data: Lessons from the angle project."
- [Grossman et al 2009] Grossman, P., Hammerness, K., & McDonald, M. (2009). Redefining teaching, re-imagining teacher education. *Teachers and Teaching: theory and practice*, 15(2), 273-289.
- [Jennings et al 1998] Jennings, N. R., Sycara, K., & Wooldridge, M. (1998). A roadmap of agent research and development. *Autonomous agents and multi-agent systems*, 1(1), 7-38.

- [Johnson 2006] Johnson, C. 2006. "What are emergent properties and how do they affect the engineering of complex systems?" *Reliability Engineering and System Safety*, 91 12:1475-1481.
- [Haglich et al 2010] Haglich P., Rouff C., and Pullum L., Detecting emergence in social networks. In *Proceedings - SocialCom 2010: 2nd IEEE International Conference on Social Computing, PASSAT 2010: 2nd IEEE*.
- [Hannoun et al 1999] Hannoun, M., Boissier, O., Sichman, J. S., & Sayettat, C. (1999). Moïse: Un modèle organisationnel pour la conception de systèmes multi-agents. *JFIADSMA*, 99, 105-118.
- [Hassas 2003] Hassas, S. (2003). Systèmes complexes à base de multi-agents situés. *University Claude Bernard Lyon*.
- [Harvey & Loisel 2009] Harvey, S., & Loisel, J. (2009). Proposition d'un modèle de recherche développement. *Recherches qualitatives*, 28(2), 95-117.
- [Heath et al 2009] Heath B., Hill R., and Ciarallo F., "A Survey of Agent-based Modeling Practices" (January 1998 to July 2008), *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(4):9, 2009.
- [Heragu et al 2002] Heragu, S. S., Graves, R. J., Kim, B. I., & St Onge, A. (2002). Intelligent agent based framework for manufacturing systems control. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics-PART A: Systems and humans*, 32(5), 560-573.
- [Hofstadter 1979] Hofstadter, D. R. (1979). *Gödel, escher, bach*. Hassocks: Harvester press.
- [Holzer 2008] Hölzer, A., & Sommerfeld, M. (2008). New simple correlation formula for the drag coefficient of non-spherical particles. *Powder Technology*, 184(3), 361-365.
- [Honekela 1997] Honkela, T., Kaski, S., Lagus, K., & Kohonen, T. (1997, June). WEBSOM—self-organizing maps of document collections. In *Proceedings of WSOM* (Vol. 97, pp. 4-6).
- [Hovda 2008] Hovda, P. 2008. "Quantifying weak emergence." *Minds Mach.*, 18(4):461-473.
- [Itao et al 2001] Itao, T., Suda, T., & Aoyama, T. (2001, July). Jack-in-the-net: Adaptive networking architecture for service emergence. In *Proceedings of the Asian-Pacific Conference on Communications* (Vol. 9).
- [Kapral 1995] Kapral, R. (1995). Pattern formation in chemical systems. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 86(1-2), 149-157.

- [Kohonen 2007] Kohonen, T., & Honkela, T. (2007). Kohonen network. *Scholarpedia*, 2(1), 1568.
- [Kubik 2003] Kubik A., Toward a Formalization of Emergence, *Artificial Life IX*, 9(1):41-65, 2003.
- [Legendre 1993] Legendre, P. (1993). Spatial autocorrelation: trouble or new paradigm?. *Ecology*, 74(6), 1659-1673.
- [Levins et al 1973] Levins, R., Pressick, M. L., & Heatwole, H. (1973). Coexistence Patterns in Insular Ants: In which it is shown that ants travel a lot from island to island, and what they do when they get there. *American Scientist*, 61(4), 463-472.
- [Leitao 2009] Leitão, P. (2009). Agent-based distributed manufacturing control: A state-of-the-art survey. *Engineering applications of artificial intelligence*, 22(7), 979-991.
- [Lenay 1996] Lenay, C. (1996). Emergence et sma. *Actes des Journées Francophones Intelligence Artificielle Distribuée et Systèmes Multi-Agents-JFIADSMA*, 265-272.
- [Lepicard 2009] Lepicard, G. (2009). Théorie des systèmes complexes. *Contributions des membres du Groupe Emergence à des publications ou présentations*.
- [Lewes 1875] Lewes, G. H. 1875. Problems of life and mind. London: London Kegan Paul, Trench, Trübner.
- [Li 2006] Li Z., Sim C. H., and Low M. Y. H., A Survey of Emergent Behaviour and Its Impacts in Agent-based Systems. Proc of IEEE International Conference on Industrial Informatics, pages 1295-1300, 2006.
- [Li et al 1997] Li, M., & Paul, M. B. (1997). Vitanyi. *An introduction to Kolmogorov complexity and its applications*.
- [Lindsay 1978]. Lindsay and D. A. Norman, 1978. "Human Information Processing", Human Information Processing
- [Lindsay & Norman 1980] Lindsay, J., Ounsted, C., & Richards, P. (1980). Long-term outcome in children with temporal lobe seizures. IV: Genetic factors, febrile convulsions and the remission of seizures. *Developmental Medicine & Child Neurology*, 22(4), 429-439.
- [Liu et al 2018] Liu, Qiang & He, Ming & Xu, Daqin & Ding, Ning & Wang, Yong. (2018). A Mechanism for Recognizing and Suppressing the

- Emergent Behavior of UAV Swarm. *Mathematical Problems in Engineering*. 2018. 1-14. 10.1155/2018/6734923. 2018.
- [Liu et al 2019] Liu, Y., Bhattarai, P., Dai, Z., & Chen, X. (2019). Photothermal therapy and photoacoustic imaging via nanotheranostics in fighting cancer. *Chemical Society Reviews*, 48(7), 2053-2108.
- [Mamei et al 2003] Mamei, M., Zambonelli, F., & Leonardi, L. (2003, May). Tuples on the air: A middleware for context-aware computing in dynamic networks. In *23rd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops, 2003. Proceedings.* (pp. 342-347). IEEE. [Miller et Page 2009] Miller, J. H., & Page, S. E. (2009). *Complex adaptive systems: An introduction to computational models of social life* (Vol. 17). Princeton university press.
- [Manif 2006] Mnif M. and Muller-Schloer C., Quantitative Emergence, Proc of IEEE Mountain Workshop on Adaptive and Learning Systems, pages 78-84, Logan, UT, USA, 2006.
- [Mehler et al 2016] Mehler, A., Lücking, A., Banisch, S., Blanchard, P., & Job, B. (Eds.). (2016). *Towards a theoretical framework for analyzing complex linguistic networks*. Berlin: Springer.
- [Miglani & Kumar 2019] Miglani, A., & Kumar, N. (2019). Deep learning models for traffic flow prediction in autonomous vehicles: A review, solutions, and challenges. *Vehicular Communications*, 20, 100184.
- [Minati 2002] Minati, G. (2002). Emergence and ergodicity: a line of research. In *Emergence in Complex, Cognitive, Social, and Biological Systems* (pp. 85-102). Springer, Boston, MA.
- [Minsky 1988] Minsky, M. (1988). *Society of mind*. Simon and Schuster.
- [Mintzberg 1981] Mintzberg, H. (1981). *Organization design: fashion or fit?* (pp. 103-116). Graduate School of Business Administration, Harvard University. [Mittal & Rainey 2015] Mittal, S., & Rainey, L. (2015, July). Harnessing emergence: The control and design of emergent behavior in system of systems engineering. In *Proceedings of the conference on summer computer simulation* (pp. 1-10).
- [Mitchell 1998] Mitchell, M. (1998). *An introduction to genetic algorithms*. MIT press.
- [Mittal 2015] Mittal, S., & Rainey, L. (2015, July). Harnessing emergence: The control and design of emergent behavior in system of systems engineering. In *Proceedings of the conference on summer computer simulation* (pp. 1-10).

- [Moncion et al 2010] Moncion T., Amar P., Hutzler G., Automatic characterization of emergent phenomena in complex systems. *Journal of Biological Physics and Chemistry*, Basel, Switzerland : Collegium Basilea (Institute of Advanced Study) ; Tbilisi : Association of Modern Scientific Investigation (AMSI), 2010, 10, pp.16-23. <hal-00644627>.
- [Morin 1977] Morin, E. (1977). *La nature de la nature* (Vol. 1). Paris: Seuil.
- [Mouloud et al 1999] Mouloud, N., Jaulin, B., Tonnelat, M. A., Goguel, J., Guinand, S., Boudon, R., ... & Damisch, H. (1999). Modèle, *Encyclopedia Universalis*.
- [Monteil et al 2013] Monteil-Rivera, F., Phuong, M., Ye, M., Halasz, A., & Hawari, J. (2013). Isolation and characterization of herbaceous lignins for applications in biomaterials. *Industrial Crops and Products*, 41, 356-364.
- [Montresor et al 2003] Montresor, A., Meling, H., & Babaoğlu, Ö. (2003). Toward self-organizing, self-repairing and resilient distributed systems. In *Future Directions in Distributed Computing* (pp. 119-123). Springer, Berlin, Heidelberg. [Rendell 2002] Rendell, P. 2002. "Turing universality of the game of life." In *Collision-based Computing*:513-539: Springer-Verlag.
- [Muller-Schloer et al 2018] Stein, A., Tomforde, S., Diaconescu, A., Hähner, J., & Müller-Schloer, C. (2018, September). A concept for proactive knowledge construction in self-learning autonomous systems. In *2018 IEEE 3rd International Workshops on Foundations and Applications of Self* Systems (FAS* W)* (pp. 204-213). IEEE.
- [Nelson 1967] Nelson, E. 1967. *Dynamical theories of brownian motion*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- [Neumann 1966] Neumann, F. V., & von Berswordt-Wallrabe, R. (1966). Effects of the androgen antagonist cyproterone acetate on the testicular structure, spermatogenesis and accessory sexual glands of testosterone-treated adult hypophysectomized rats. *Journal of Endocrinology*, 35(4), 363-371.
- [Niazi & Hussain 2011]. Agent-based computing from multi-agent systems to agent-based models: a visual survey. *Scientometrics*, 89(2), 479-499.
- [Noel 2011] NOEL, V. AND ARCANGELI, J.-P. 2011. Frameworks, architectures et composants: revisiter le développement de systèmes

- multi- agents. In *Conférence Francophone sur les Architectures* [Noel et Arcangeli 2011] Noël, V., & Arcangeli, J. P. (2011). Frameworks, architectures et [Pavon et Gomez-Sanz 2003] Pavón, J., & Gómez-Sanz, J. (2003, June). Agent oriented software engineering with INGENIAS. In *International Central and Eastern European Conference on Multi-Agent Systems* (pp. 394-403). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [O’Conner 1994] O’Conner T., Emergent Properties, *American Philosophical Quarterly*, 31(2):91-104, 1994.
- [Panait & Luke 2005] Panait, L., & Luke, S. (2005). Cooperative multi-agent learning: The state of the art. *Autonomous agents and multi-agent systems*, 11(3), 387-434.
- [Parunak 1997] Parunak, H. V. D., Baker, A. D., & Clark, S. J. (1997, February). The AARIA agent architecture: An example of requirements-driven agent-based system design. In *Agents* (pp. 482-483).
- [Parunak et al 1997] Van Dyke Parunak H. and VanderBok R. S..Managing emergent behavior in distributed control systems. In proceedings of ISA-Tech `97, Instrument. Society of America, page 97, 1997.
- [Paunovsky et al 2008] Paunovski, O., Eleftherakis, G., & Cowling, T. (2008). Framework for empirical exploration of emergence using multi-agent simulation. In *Workshop on Complex Systems Modelling and Simulation*. Luniver Press (pp. 1-31).
- [Procházka et al 2015] Procházka, J., Cimler, R., & Olševičová, K. (2015). Pedestrian Modelling in NetLogo. In *Emergent Trends in Robotics and Intelligent Systems* (pp. 303-312). Springer, Cham.
- [Rainey & Tolk 2015] Rainey, L. B., & Tolk, A. (Eds.). (2015). *Modeling and simulation support for system of systems engineering applications*. Hoboken, NJ, USA: Wiley.
- [Randles et al 2007] Randles M., Zhu H., and Taleb-Bendiab M., “A Formal Approach to the Engineering of Emergence and its Recurrence”, Proc of 2nd International Workshop on Engineering Emergence in Decentralized Autonomic Systems, 2007. [Rao & Georgeff 1995] Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995, June). BDI agents: From theory to practice. In *ICMAS* (Vol. 95, pp. 312-319).
- [Ramdane-Cherif et al 2007] Ramdane-Cherif, A., Hina, M. D., Tadj, C., & Levy, N. (2007, December). Analysis of a new ubiquitous multimodal multimedia computing system. In *Ninth IEEE International Symposium on Multimedia (ISM 2007)* (pp. 161-168). IEEE.

- [Reynolds 1987] Reynolds C. W., Flocks, Herds and Schools: A Distributed Behavioural Model, Proc of 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, pages 25-34, New York, NY, USA, 1987.
- [Reus 2010] Reus, Bas."Quest on Self-organization and Online Collaborative Spaces". <http://basreus.nl/tag/complex-adaptive-systems/>.
- [Ronald et al 1999] Ronald, E. M., Sipper, M., & Capcarrère, M. S. (1999). Design, observation, surprise! a test of emergence. *Artificial Life*, 5(3), 225-239 [Tuylys et al 2006] Tuylys, P., Schrijen, G. J., Škorić, B., Van Geloven, J., Verhaegh, N., & Wolters, R. (2006, October). Read-proof hardware from protective coatings. In *International Workshop on Cryptographic Hardware and Embedded Systems* (pp. 369-383). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Ross et al 2007] Ross Gore Paul F. Reynolds, Jr, AN EXPLORATION-BASED TAXONOMY FOR EMERGENT BEHAVIOUR ANALYSIS IN SIMULATIONS, *Proceedings of the IEEE Winter Simulation Conference, 2007*
- [Ryu et al 2017] Ryu, S., Noh, J., & Kim, H. (2017). Deep neural network based demand side short term load forecasting. *Energies*, 10(1), 3.
- [Schaefer et al 2002] Schaefer, L., P. Wolfe, J. Fowler, and T. Lindquist. 2002. "Simulation meta-architecture for analyzing the emergent behavior of agents." (Draft Manuscript: <http://www.csu.edu.au/ci/draft/schae01>).
- [Seth 2019] Seth A. K., Measuring Emergence via Nonlinear Granger Causality, *Artificial Life XI*, pages 545-552, 2008. [25] King, David W, "Emergent Behavior Development and Control in Multi-Agent Systems." (2019). [Szabo 2019] Szabo C., Complex Systems Modeling and Analysis. *Winter Simulation Conference (WSC)*, National Harbor, MD, USA, 2019, pp. 1495-1503. , 2019
- [Shalizi 2001] Shalizi, C. 2001. "Causal architecture, complexity and self-organization in time series and cellular automata." University of Michigan.
- [Shihabudheen & Pillai 2018] Shihabudheen, K. V., & Pillai, G. N. (2018). Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey. *Knowledge-Based Systems*, 152, 136-162. [Steenbergen 2012] Steenbergen, J. V. (2012). *Emergence in Multi-Agent Systems* (Master's thesis).

- [Singh et al 2017] Singh S., et al., “Detection and classification of emergent behaviors using multi-agent simulation framework (WIP),” In Proceedings of the Symposium on Modeling and Simulation of Complexity in Intelligent, Adaptive and Autonomous Systems (MSCIAAS '17), Saurabh Mittal and Jose Luis Risco Martin (Eds.). Society for Computer Simulation International, San Diego, CA, USA, Article 3, 8 pages, 2017 [Szabo & Teo 2012] Szabo C. and Teo Y. M., An Integrated Approach for the Validation of Emergence in Component-based Simulation Models, Proc of Winter Simulation Conference, pages 242:1-242:12, 2012.
- [Szao & Teo 2013] Szabo C. and Teo Y., Formalization of Emergence in Multi-agent Systems *SIGSIM-PADS'13*, Montréal, Québec, Canada. 2013.
- [Tay & Jhavar 2005] Tay, J. C., & Jhavar, A. (2005, March). CAFISS: a complex adaptive framework for immune system simulation. In *Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing* (pp. 158-164).
- [Torres et al 2002] Torres, J. Hugar, and E. Yücesan. 135-150. Piscataway, New Jersey: Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- [Turing 1952] Turing, A. (1952). Philosophical the royal biological transactions society sciences. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. B*, 237, 37-72.
- [Valckenaers et al 2001] Valckenaers, P., Van Brussel, H., Kollingbaum, M., & Bochmann, O. (2001, July). Multi-agent coordination and control using stigmergy applied to manufacturing control. In *ECCAI Advanced Course on Artificial Intelligence* (pp. 317-334). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Valckenaers et al 2007] Valckenaers, P., Sauter, J., Sierra, C., & Rodriguez-Aguilar, J. A. (2007). Applications and environments for multi-agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 14(1), 61-85.
- [Van Gulick 2001] Van Gulick, R. (2001). Reduction, emergence and other recent options on the mind/body problem. A philosophic overview. *Journal of Consciousness Studies*, 8(9-10), 1-34.
- [Vauourg et al 2015] Vaubourg, J., Presse, Y., Camus, B., Ciarletta, L., Chevrier, V., Tavella, J. P., ... & Chilard, O. (2015). Simulation de smart grids avec MECASYCO. *23es Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA'15)*, 217-218.
- [Visetti 1996] Jean, M. R Visetti (1996). Emergence et SMA. *JFIAD SMA '97*, 324-342.

- [Von Bertalanffy 1968] Von Bertalanffy, L. (1968). Teoría general de los sistemas. *New York*, 3(1), 1.
- [Wang et al 216] J. Wang, I. S. Ahn, Y. Lu and T. Yang, "A distributed detection algorithm for collective behaviors in multiagent systems," 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), Guilin, 2016, pp. 372-377, doi: 10.1109/WCICA.2016.7578431.
- [Warneke et al 2001] Warneke, B., Last, M., Liebowitz, B., & Pister, K. S. (2001). Smart dust: Communicating with a cubic-millimeter computer. *Computer*, 34(1), 44-51. [Weiss 1999] Weiss, G. (Ed.). (1999). Multiagent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence. MIT press.
- [Wilensky 1999] Wilensky, U. (1999). NetLogo. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL [Wolff 1982] Wolff, R. 1982. "Poisson arrivals see time averages." *Operations Research*, 30(2):223-231.
- [Wolfram 1984] Wolfram, S. (1984). Cellular automata as models of complexity. *Nature*, 311(5985), 419-424.
- [Wuensche 1999] Wuensche, A. 1999. Classifying cellular automata automatically: Finding gliders, filtering, and relating space-time patterns, attractor basins, and the z parameter. *Complexity* 4(3):47-66.
- [Weyns et al 2005] Weyns, D., Schumacher, M., Ricci, A., Viroli, M., & Holvoet, T. (2005). *Environments for multiagent systems* (No. ARTICLE, pp. 127-141).
- [Whitehead et al 2015] Whitehead, A. L., Lyver, P. O. B., Ballard, G., Barton, K., Karl, B. J., Dugger, K. M., ... & Ainley, D. G. (2015). Factors driving Adélie penguin chick size, mass and condition at colonies of different sizes in the Southern Ross Sea. *Marine Ecology Progress Series*, 523, 199-213.
- [Wokoma et al 2002] Wokoma, I., Liabotis, I., Prnjat, O., Sacks, L., & Marshall, I. (2002, June). A weakly coupled adaptive gossip protocol for application level active networks. In *Proceedings Third International Workshop on Policies for Distributed Systems and Networks* (pp. 244-247). IEEE.
- [Wooldridge & Jennings 1995] Wooldridge, M. J., & Jennings, N. R. (1995). Intelligent agents: Theory and practice. *The knowledge engineering review*, 10(2), 115-152.

- [Wuensche 1999] Wuensche, A. (1999). Classifying cellular automata automatically: Finding gliders, filtering, and relating space-time patterns, attractor basins, and the Z parameter. *Complexity*, 4(3), 47-66.
- [Xu et Shatz 2003] Xu, H., & Shatz, S. M. (2003). A framework for model-based design of agent-oriented software. *IEEE Transactions on software engineering*, 29(1), 15-30.
- [Zambonelli 2003] Zambonelli, F., Jennings, N. R., & Wooldridge, M. (2003). Developing multiagent systems: The Gaia methodology. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)*, 12(3), 317-370.
- [Zambonelli et al 2015] Zambonelli, F., Omicini, A., Anzengruber, B., Castelli, G., De Angelis, F. L., Serugendo, G. D. M., ... & Ye, J. (2015). Developing pervasive multi-agent systems with nature-inspired coordination. *Pervasive and Mobile Computing*, 17, 236-252.
- [Zhu 2001] Zhu, H. (2001). SLABS: A formal specification language for agent-based systems. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, 11(05), 529-558.