



HAL
open science

Découverte d'équilibres dynamiques globaux par coopération locale et sans fonction d'évaluation

Sébastien Maignan, Carole Bernon

► **To cite this version:**

Sébastien Maignan, Carole Bernon. Découverte d'équilibres dynamiques globaux par coopération locale et sans fonction d'évaluation. 26èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA 2018), Oct 2018, Métabief, France. pp.159-168. hal-02089291

HAL Id: hal-02089291

<https://hal.science/hal-02089291>

Submitted on 3 Apr 2019

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

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



Open Archive Toulouse Archive Ouverte

OATAO is an open access repository that collects the work of Toulouse researchers and makes it freely available over the web where possible

This is an author's version published in:

<http://oatao.univ-toulouse.fr/22688>

Official URL :

<https://www.cephadues.com/auteur/bernon-carole/1590.html>

To cite this version: Maignan, Sébastien and Bernon, Carole
Découverte d'équilibres dynamiques globaux par coopération locale et sans fonction d'évaluation. (2018) In: 26èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA 2018), 10 October 2018 - 12 October 2018 (Métabief, France).

Any correspondence concerning this service should be sent to the repository administrator: tech-oatao@listes-diff.inp-toulouse.fr

Découverte d'équilibres dynamiques globaux par coopération locale et sans fonction d'évaluation

Sébastien Maignan
maignan@irit.fr

Carole Bernon
bernon@irit.fr

IRIT, Université de Toulouse, Toulouse, France

Résumé

Lorsqu'il n'est pas possible de définir de fonction globale d'évolution sans biaiser la résolution, réguler des systèmes composés de nombreuses entités actives interdépendantes travaillant sur des ressources partagées est une gageure. Nous proposons ici un processus de prise de décision totalement décentralisé qui aide à stabiliser ces systèmes. Ce processus local et coopératif trouve rapidement des solutions d'équilibre dynamique où le système continue à fonctionner et remplit sa fonction globale émergente.

Mots-clés : *Système multi-agent, adaptation, coopération, équilibre dynamique.*

Abstract

When it is not possible to define a global evolution function without biasing the resolution, regulating systems composed of many interdependent active entities sharing resources is a challenge. We propose here a fully decentralized decision-making process that helps to stabilize these systems. This local and cooperative process quickly finds dynamic equilibrium solutions where the system continues to function and fulfills its emerging global function.

Keywords: *Multi-agent system, adaptation, cooperation, dynamic equilibrium.*

1 Introduction

Contrairement à un équilibre stable, un équilibre dynamique est un état d'équilibre qui nécessite des rétroactions négatives ou positives afin de demeurer dans un état stable.

Afin de rester fonctionnel ou d'opérer de manière efficace, les systèmes dynamiques complexes, ou les systèmes ouverts doivent souvent atteindre un tel équilibre dynamique. L'économie [Aruoba et al., 2006], la finance [Shimomura, 1998], l'écologie [Tuljapurkar and Semura, 1977] ou la biologie [Bernado and Blackledge, 2010] sont quelques

exemples de domaines dans lesquels de tels systèmes peuvent exister.

L'objet du travail entrepris ici est d'étudier par simulation la possibilité d'atteindre des états d'équilibre dynamiques pour assurer les capacités de survie d'un tissu cellulaire par des échanges de matériaux et de signaux qui transitent dans l'environnement. Afin d'éviter tout biais dans les résultats, nous avons défini des conditions draconiennes dans la simulation que nous pouvons résumer en trois points :

- En accord avec les connaissances biologiques, la décision d'une cellule simulée doit être strictement locale ; aucune entité centralisée ne peut décider pour elle.
- Aucune connaissance globale sur l'état du tissu ne peut guider la décision locale d'une cellule.
- Une cellule ignore ce qui lui confère l'aptitude à survivre dans son environnement et ne peut évaluer à un instant t sa capacité à survivre.

L'émergence des phénomènes que l'on souhaite observer implique d'éviter tout présupposé que l'humain peut connaître en biologie (notamment les matériaux nécessaires à la survie, les règles de transformation indispensables à la cellule, les réserves qu'elle devrait effectuer, les acquisitions ou les libérations de matériaux dans l'environnement). Ce travail est réalisé en incluant beaucoup moins d'informations sur le système que ce qui est habituellement injecté dans une simulation pour en faciliter la convergence vers un état « satisfaisant ». La première conséquence pour observer l'émergence de ces conditions de survie sans les téléguider est de proscrire toutes les méthodes qui emploient des fonctions de coût/d'évaluation pour orienter la décision des cellules. Ainsi, les approches reposant sur des algorithmes génétiques [Colak, 2006], des réseaux neuronaux [Gen and Cheng, 2000] ou des essais sont inappropriées de fait et ne sont pas évoquées dans ce papier.

En tant que telle, cette étude se concentre sur la

façon dont un équilibre dynamique peut se produire dans des systèmes cellulaires complexes en modélisant les premiers stades de communautés cellulaires où vivent ensemble des espèces cellulaires interdépendantes, qui n'ont pas encore développé un système de communication. Théoriquement, un équilibre dynamique devrait être atteint pour que chaque cellule continue d'exister et de partager les ressources. En principe, il est possible d'atteindre un tel état si les actions effectuées par les cellules du système sont adaptées de manière spécifique pour fournir les rétroactions requises.

Un système complexe est sujet à des comportements inattendus en raison de bifurcations, de non linéarités, d'ouverture ; il ne peut donc être conçu de manière descendante. Une conception ascendante, où la fonction globale du système émerge des interactions de ses composants de base, devient alors incontournable et rend la connaissance des actions appropriées impossible. Trouver un moyen de contraindre les actions réalisées localement par les composants pour accélérer la convergence du système global vers un équilibre dynamique devient par conséquent nécessaire.

L'objectif de cet article est donc d'étudier comment accélérer l'atteinte de cet équilibre dynamique si une coopération locale est utilisée par les composants de base.

De nombreux travaux sur la coopération trouvent leur origine dans la compétition basée sur « L'évolution de la coopération » de Robert Axelrod [Axelrod, 1984]. Habituellement, les gains dans la théorie des jeux sont fixes, ce qui ne peut pas être le cas dans les situations générales telles que celles présentées dans ce document. Le type de coopération que nous considérons revient à aider le composant le plus critique du système [Georgé et al., 2011], ce n'est pas une simple coopération vers un but commun [Hogg and Huberman, 1992] ni de l'altruisme pur ; c'est plutôt de la bienveillance.

Dans cette étude, on a recours à la simulation multi-agent car elle est reconnue comme une approche efficace pour simuler des systèmes complexes et étudier leurs propriétés [Moss, 2000].

L'objectif est donc de doter les cellules de comportements purement locaux basés sur la coopération afin d'étudier comment le système simulé se comporte globalement et si ces comportements coopératifs permettent d'établir un équilibre dynamique de manière efficace. En

d'autres termes, nous voulons vérifier si la coopération, telle que décrite ici, est un comportement efficace pour construire une simulation basée sur les agents de manière ascendante, étant donné que les agents, comme dans la vie réelle, ont une connaissance très limitée de leur environnement et aucune connaissance de l'état global à atteindre.

Après avoir présenté les caractéristiques du système étudié et la coopération utilisée pour remplacer les agents cellules et leur faire sélectionner leurs actions, cet article commente les résultats obtenus pour des systèmes peuplés de 2 ou 10 types cellulaires. La stabilité et la robustesse de l'approche coopérative sont ensuite étudiées avant de conclure et de donner des perspectives.

2 Système simulé

Comme nous l'avons mentionné plus haut, le système étudié simule les premiers stades de communautés cellulaires interdépendantes, avant qu'un système de communication n'existe encore pour coordonner leurs actions. Tout en étant une version très simplifiée des communautés cellulaires actuelles, ce système est déjà assez complexe pour observer l'émergence de certains comportements intéressants.

Les composants interdépendants du système sont les agents cellules (nommés « cellules ») qui libèrent ou collectent dans l'environnement des molécules représentant les ressources dont ils ont besoin pour survivre. L'environnement est une maille bidimensionnelle vue comme une grille d'agents nœuds (nommés « nœuds ») sur laquelle les cellules sont régulièrement placées. Atteindre un équilibre dynamique dans un tel système cellulaire signifie que toutes les cellules trouvent un moyen de survivre en échangeant les bonnes ressources de la bonne manière sans avoir aucune connaissance préalable à ce sujet. Le modèle de système est basé sur le fait que les communautés cellulaires se soutiennent mutuellement en produisant des ressources spécifiques requises par d'autres types de cellules et en recevant des ressources vitales d'autres membres de la communauté.

Cette section présente les caractéristiques générales du système simulé et décrit les comportements coopératifs utilisés par ses agents pour atteindre plus rapidement un équilibre dynamique. Les paramètres utilisés pour la simulation sont donnés au §3.

2.1 Système

Le système simulé comporte donc deux parties : les agents cellules et leur environnement.

Un nombre donné de ressources (nR) est disponible dans le système. Chaque nœud de l'environnement contient des ressources externes eR_i où $i \in [0, nR - 1]$. Chaque cellule contient des ressources internes iR_i et un ensemble d'actions. Trois types d'actions différentes permettent à une cellule d'agir sur les ressources :

- Collecte : Transfère une quantité donnée de la ressource externe eR_i à la ressource interne iR_i de cellule.
- Production : Transforme une quantité donnée d'une combinaison linéaire de ressources iR_i en une autre sorte iR_j i.e. $\sum_i a_i \cdot iR_i \rightarrow iR_j$ où $\sum a_i = 1$.
- Libération : Transfère une quantité donnée de la ressource iR_i interne à la cellule à la ressource externe eR_i du nœud.

Une cellule ne peut effectuer qu'une seule action par cycle de simulation. L'exécution de cette action coûtera à la cellule une certaine quantité d'une ressource particulière qui peut être considérée comme sa source d'énergie. Cependant, comme dans la vie réelle, une cellule n'a aucune connaissance du fait qu'une ressource particulière est effectivement sa source d'énergie et n'est donc pas en mesure d'optimiser son comportement pour la maximiser.

Les ressources internes ou externes sont divisées en deux sous-ensembles : $SetA = \{R_i, i \leq \frac{nR}{2}\}$, qui contient des ressources abondantes fournies par les nœuds, et $SetB$ qui ne contient que des ressources produites par les cellules. Les ressources de $SetA$ sont réapprovisionnées à chaque cycle à chaque nœud et sont toujours disponibles pour les cellules. Au contraire, une quantité constante de ressources de $SetB$ est retirée à chaque cycle de chaque nœud pour simuler leur transport hors du système. Les ressources diffusent des nœuds à concentration élevée vers les nœuds voisins à concentration faible. Pour résumer, il existe trois mécanismes pour modifier le contenu des ressources à chaque nœud : la diffusion passive, la collecte/libération active des cellules et l'influence du monde extérieur (positive pour $SetA$ et négative pour $SetB$). L'objectif global du système est d'atteindre un équilibre dynamique et de fournir un flux constant des ressources du $SetB$. La robustesse aux changements de ressources et/ou à la distribution des composants est également un critère important à prendre en considération.

Comme présenté précédemment, la coopération est utilisée pour réguler les actions effectuées par les agents cellule/nœud dans le système, en supposant que chaque agent sait que ses voisins attendent une coopération réciproque, et est mis en œuvre de deux manières : (1) lors de la sélection d'action pour chaque cellule (voir §2.3), et (2) lors de la création d'une nouvelle cellule (voir §2.4).

2.2 Criticité des ressources

D'après [Noël and Zambonelli, 2015], tout agent coopératif utilise la notion de criticité pour identifier l'agent de son voisinage qui est le plus insatisfait afin de l'aider si possible.

Ici, les cellules ne savent pas comment les autres cellules fonctionnent, de sorte que leur criticité ne peut être reliée qu'aux variations des ressources. De la même manière, les nœuds doivent également avoir accès à la criticité des ressources externes pour que le processus coopératif de remplacement des agents fonctionne (voir §2.4).

La criticité d'une ressource est une mesure de la quantité disponible d'une ressource combinée à sa disponibilité prévue. La quantité actuelle disponible d'une ressource pourrait se traduire par « est-elle rare ou abondante ? ». Sa disponibilité prévisionnelle pourrait se traduire par « à quelle vitesse varie-t-elle dans l'environnement ? ». Ainsi, une ressource abondante reconstituée à chaque cycle aura une très faible criticité alors qu'une ressource très rare consommée par toutes les cellules voisines aura une très haute criticité. Quelle que soit la manière dont la criticité est évaluée, sa caractéristique fondamentale est qu'elle peut être comparée et classée.

2.3 Sélection des actions par coopération

À chaque cycle, chaque cellule sélectionne une action et l'exécute. Le processus de sélection des actions proposé repose sur la coopération entre cellules pour améliorer l'état des ressources dans les situations critiques.

Premièrement, à la position de la cellule, les criticités de toutes les ressources, internes ou externes, sont calculées et classées. Toutes les actions qui pourraient être effectuées par une cellule sont alors mémorisées. Par exemple, une action de collecte ne sera ajoutée que si la res-

source externe liée à cette action est disponible dans l'environnement.

Partant de la ressource la plus critique, les actions mémorisées sont triées en fonction de leur impact positif sur cette ressource, c'est-à-dire en fonction de la quantité de ressource qu'elles ajouteraient en interne ou en externe. Si plusieurs actions ont le même impact, celle qui a le moins d'impact néfaste sur les autres ressources est retenue. Si aucune action ne peut améliorer l'état de cette ressource critique, la ressource la plus critique suivante est évaluée. Si aucune action ne peut améliorer l'état d'une ressource critique, une action aléatoire est sélectionnée.

L'action finale sélectionnée lors de ce processus est ensuite exécutée par la cellule.

Ce processus sélectionne toutes les actions nécessaires pour collecter, produire et libérer toutes les ressources nécessaires à la survie de la cellule et de son voisinage.

À notre connaissance et à des fins de comparaison, le seul algorithme par défaut qui ne contient aucun biais consiste à choisir aléatoirement une action. Plusieurs expériences (non présentées) ont prouvé qu'une sélection aléatoire d'actions conduit toujours rapidement à une défaillance globale du système. Par conséquent, tous les résultats présentés par la suite utilisent le processus coopératif de sélection d'actions.

2.4 Division des cellules par coopération

En vieillissant, une cellule réelle accumule des erreurs dans son ADN. Ces erreurs sont simulées en donnant à chaque agent cellule une probabilité de disparition qui augmente avec l'âge.

Une cellule donnée peut donc mourir pour deux raisons : elle est devenue trop vieille ou elle a épuisé sa ressource énergétique. Une cellule qui disparaît est remplacée par une nouvelle cellule qui doit être la fille d'une cellule existant dans son voisinage. Seules les voisines qui ont suffisamment de ressources énergétiques pour durer plusieurs cycles sont considérées comme des candidates potentielles.

L'algorithme par défaut consiste à sélectionner aléatoirement l'une des candidates potentielles. Le processus de remplacement d'agent proposé fait appel à la coopération pour que le nœud sélectionne la candidate qui aidera la ressource externe la plus critique dans son voisinage direct.

Seules les ressources externes sont utilisées au cours de ce processus, car les nœuds et les cellules n'ont aucune connaissance de la concentration des ressources dans les cellules voisines. Un nœud a accès aux criticités des ressources (voir §2.2) des nœuds voisins. C'est ainsi que la coopération devient possible.

La pire des criticités d'une ressource eR_i évaluées sur les nœuds voisins devient la criticité de voisinage de cette ressource. Ensuite, en partant de l' eR_i la plus critique, les cellules candidates sont classées en fonction de la quantité d' iR_i qu'elles ont libérée dans le passé récent. Si plus d'une candidate a libéré iR_i , elles sont classées par la quantité libérée et la moitié supérieure reste candidate pour le prochain tour de comparaison en utilisant la ressource la plus critique suivante. Ceci est répété jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'une seule candidate ou que toutes les ressources critiques aient été testées. La bonne candidate est alors dupliquée (i.e. avec ses ressources et ses actions actuelles) à la position de la cellule qui a disparu. S'il n'y a pas de candidates, le nœud reste vide et le processus recommence au cycle suivant. Cela peut potentiellement entraîner l'arrêt complet du système en cas de défaillance en masse des cellules.

2.5 La coopération comme accélérateur

Telle que la décision coopérative locale de la cellule est définie, il n'y a aucune information qui guiderait la convergence de la dynamique ou qui pourrait privilégier un état final du système.

L'accélération de la convergence est rendue possible par la combinaison de trois éléments :

- Une stratégie de décision aléatoire à chaque pas de temps conduit statistiquement à employer toutes les possibilités d'action de manière équivalente : en conséquence une « bonne » décision peut souvent être annihilée par une « mauvaise » qui la suit. La décision coopérative possède des régularités car un même contexte environnemental conduira à la même décision ; cependant cela n'explique pas encore la convergence accélérée.
- La coopération est une méthode proscriptive qui élague des possibilités et conduit quasi-systématiquement à une seule décision possible pour une situation donnée. Il n'y a donc pas exploration de l'espace de recherche comme employé usuellement dans les approches

heuristiques ou complètes. L'accélération est la conséquence immédiate du parcours dans ce minuscule sous-espace ; même si cela n'explique pas encore pourquoi les « bonnes » solutions s'y trouvent.

- Ce minuscule sous-espace contient par construction des états du système où les composants qui le constituent ont des interactions coopératives permanentes. Cette propriété d'adéquation fonctionnelle, prouvée [Camps et al., 1998], indique que tout système en interaction coopérative permanente est fonctionnellement adéquat dans son environnement. Ici le système est constitué par l'ensemble des cellules, tandis que l'environnement est le tissu qui contient les matériaux et les lois du milieu.

Les travaux expérimentaux exposés ci-après vont permettre de vérifier si les propriétés précédentes sont valides.

3 Résultats de simulation

Pour évaluer l'efficacité de la coopération locale à réguler un système, plusieurs simulations représentatives sont décrites ici et des résultats sont donnés pour des systèmes dans lesquels 2 ou 10 types de cellules interdépendantes sont considérés.

3.1 Initialisation du système

Les ressources « abondantes » de *SetA* sont réparties de manière aléatoire sur les nœuds du système et à l'intérieur des cellules. Les ressources « rares » de *SetB* sont distribuées au hasard dans les cellules pour leur fournir suffisamment de ressources énergétiques pour survivre pendant au moins un nombre donné de cycles (*nMinCy*).

Dans un premier temps, les *nTC* types de cellules sont distribués sur les nœuds du système : il s'agit de classes de cellules qui diffèrent par leurs ressources énergétiques et leur action de production. Pour chaque type de cellule $j \in \{1, \dots, nTC\}$, une ressource de *SetB* est choisie comme source d'énergie pour ce type (qui n'est pas connue par les cellules). De plus, ce type cellulaire reçoit un ensemble d'actions : des actions génériques pour collecter ou libérer tout type de ressource, ainsi qu'une action de production spécifique permettant à ce type de cellule de produire une unité de sa ressource

énergétique en utilisant a_{j1} unités d'une ressource de *SetA* et a_{j2} unités d'une ressource de *SetB* : $a_{j1} \cdot iR_j + a_{j2} \cdot iR_{(k+j \bmod nTC)} \rightarrow iR_{(k+(j+1) \bmod nTC)}$ avec $a_{j1} + a_{j2} = 1$ et $k = 1 + \frac{nR}{2}$

Au début de la simulation, chaque instance de cellule d'un type donné j a un couple aléatoire unique : (a_{j1}, a_{j2}) .

Pour illustrer cela, un système à 2 cellules et à 4 ressources donnerait l'interdépendance cyclique suivante :

type cellulaire 1 : $a_{11} \cdot iR_1 + a_{12} \cdot iR_4 \rightarrow iR_3$

type cellulaire 2 : $a_{21} \cdot iR_2 + a_{22} \cdot iR_3 \rightarrow iR_4$

En d'autres termes, chaque cellule est capable de produire sa ressource énergétique mais a besoin des ressources uniquement produites par un autre type de cellule pour le faire. Sans aucune connaissance de sa ressource énergétique, et bien qu'elle soit vitale à sa survie, une cellule doit en libérer une partie pour que d'autres types de cellules puissent survivre.

Dans tous les exemples suivants, les cellules d'un type donné sont regroupées spatialement au début de la simulation et les proportions pour chaque type de cellule sont identiques. Pour les résultats donnés ci-après, les caractéristiques du système simulé sont les suivantes : *nTC* est fixé à 2 ou 10, *nR* à 20 i.e. que $SetA = \{R_0 \dots R_9\}$ et $SetB = \{R_{10} \dots R_{19}\}$ et *nMinCy* est arbitrairement fixé à 80.

La taille du système simulé est de 60×60 avec $\frac{3600}{nTC}$ cellules pour chaque type. La vitesse à laquelle les ressources peuvent passer d'un nœud à ses voisins (facteur de diffusion) est réglée sur 0,01 unité/cycle. Le rayon pour la sélection des candidates est fixé à 4 nœuds dans le processus coopératif de remplacement de l'agent : il est plus grand que le voisinage direct d'un nœud qui est de 8 nœuds mais suffisamment petit pour ne pas inclure l'ensemble de la grille. Une estimation approximative de l'espace paramétrique du système est la suivante : à chaque cycle, chacune des 3600 cellules peut effectuer 1 des 40 actions communes à tous les types de cellules, et 1 action spécifique à son type. Si l'on considère que les populations de types cellulaires sont à peu près équivalentes, il y a $(40 + nTC)^{3600}$ choix possibles à chaque cycle.

Comme on l'a observé dans plusieurs simulations, le système peut être équilibré en l'espace de 1000 cycles. L'espace de paramétrage

pour cette période est donc d'au moins $(40 + nTC)^{3600^{1000}}$. La marche aléatoire dans un espace aussi vaste a très peu de chances de réussir. De fait, à partir d'un état initial identique, dans les expériences réalisées, aucune des configurations de système utilisant la sélection aléatoire n'a approché un équilibre dynamique stable.

Nous sommes conscients que la comparaison des résultats obtenus par le système, lorsque la coopération est utilisée pour limiter les actions réalisées localement par les agents, avec d'autres travaux de la même veine, est nécessaire. Toutefois, à notre connaissance, nous n'avons pas trouvé de systèmes similaires pour effectuer une telle comparaison. De plus, étant donné qu'une fonction de coût globale ne peut pas être considérée pour pouvoir utiliser des approches d'apprentissage automatique telles que les réseaux neuronaux [Colak, 2006] ou les algorithmes génétiques [Gen and Cheng, 2000], nous avons choisi d'explorer au hasard l'espace de recherche pour montrer la difficulté de trouver des solutions et leur rareté.

3.2 Deux types de cellules interdépendantes

Pour ce scénario, il y a 2 types de cellules ($nTC = 2$). Le système coopératif atteint rapidement un équilibre dynamique (figure 1) alors que la sélection aléatoire de nouvelles cellules ne peut pas maintenir un équilibre dynamique après la période de stabilisation (figure 2).

Dans la figure 1, les ressources R_{12} to R_{19} disparaissent rapidement du système car aucun des deux types de cellules ne peut les produire ou les utiliser. Ces ressources sont alors toujours les plus critiques, mais aucune action ne peut améliorer leur état. Ce n'est pas un problème pour le système dans son ensemble, car ces ressources n'ont pas d'impact sur la viabilité des cellules.

Il est à noter que la distribution spatiale des cellules de type 1 et de type 2 n'est pas régulière et ne présente aucun motif (visuel) distinctif (résultat non illustré ici).

Après quelques milliers de cycles, il ne subsiste des ensembles aléatoires initiaux qu'une seule instance de cellules de type 1 et de type 2 qui occupent tout l'espace de simulation. Les instances survivantes sélectionnées par le processus de coopération ont toujours a_{j1} supérieur à 0,8 et a_{j2} inférieur à 0,2. Cela peut s'expliquer par le fait que les cellules utilisant des ressources plus rares de *SetB* auront une durée de vie plus courte et seront remplacées plus

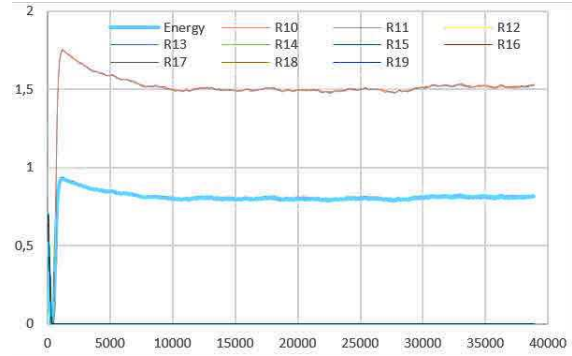


FIGURE 1 – Résultat de l'équilibre dynamique entre 2 types de cellules interdépendantes en coopération. L'axe x représente le nombre de cycles de simulation; l'axe y, la quantité moyenne de chaque ressource de *SetB* ($R_{10} - R_{19}$) dans les nœuds (trait fin) et l'énergie moyenne des cellules (trait épais). R_{10} et R_{11} sont presque superposées et $R_{12} - R_{19}$ sont égales à zéro très tôt dans la simulation.

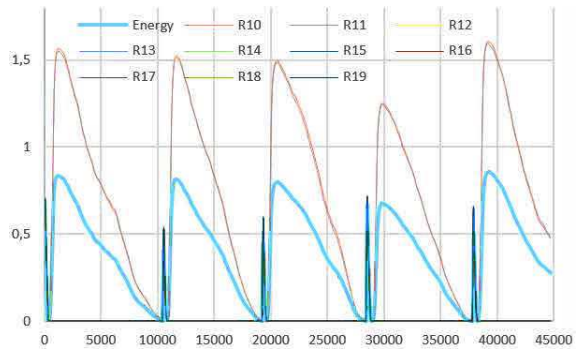


FIGURE 2 – Même configuration que 1 mais en utilisant la sélection aléatoire pour les cellules qui disparaissent. Chaque pic indique une réinitialisation du système lorsqu'au moins un type de cellule a disparu, compromettant l'avenir du système dans son ensemble.

souvent. Cela indique que le système maximise l'utilisation des ressources abondantes (R_1 à R_9) et minimise la consommation de ressources rares (R_{10} et R_{11}).

3.3 Dix types de cellules interdépendantes

Pour ce scénario, il y a 10 types de cellules ($nTC = 10$). Comme le montre la figure 3, après environ vingt mille cycles, le système atteint un équilibre dynamique grâce au processus coopératif de sélection (contrairement à la figure 4 où l'aléatoire est utilisé). Toutes les ressources de *SetB* sont utilisées par un type de cellule ou un autre. Ceci explique pourquoi

aucune des quantités de ressource ne tombe à zéro. Encore une fois, quand le système devient stable, il est composé d'instances pour lesquelles a_{j1} est supérieur à 0,8 et a_{j2} est inférieur à 0,2. En utilisant la même configuration de système mais avec un facteur de diffusion beaucoup plus lent (10 fois plus lent), le système se comporte un peu différemment (voir figure 5). Les fluctuations d'une ressource R_j deviennent cycliques et corrélées avec celles des ressources $R_j - 1$ et $R_j + 1$. Cette corrélation est le résultat du couplage des ressources dans les actions de production des types de cellules interdépendantes. L'influence du facteur de diffusion peut s'expliquer par le fait que les cellules épuiseront le milieu des ressources dont elles ont besoin avant qu'elles ne soient reconstituées par le mécanisme de diffusion passive. Les cellules commenceront à mourir mais les quantités de ressources permettront à une petite population de survivre. La diffusion finira par reconstituer les ressources épuisées et les cellules se développeront à nouveau. Parallèlement, les populations de types cellulaires présentent également des comportements cycliques et corrélés (ces données ne sont pas présentées). Bien que dans la plupart des simulations le système soit stable dynamiquement, il est arrivé à certaines occasions que les amplitudes d'oscillation augmentent avec le temps et conduisent à une défaillance du système.

4 Equilibre dynamique

A partir de trois expériences issues de la simulation utilisée au §3.3, ce paragraphe étudie la robustesse de la coopération lorsqu'un certain pourcentage de cellules est remplacé par l'algorithme aléatoire de base.

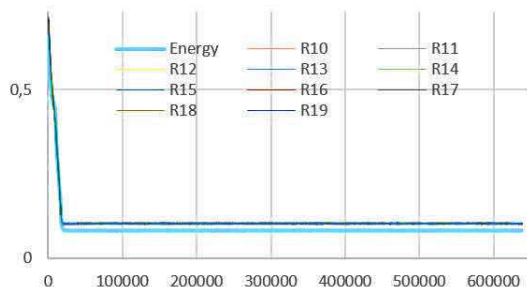


FIGURE 3 – Résultat de l'équilibre dynamique entre 10 types de cellules interdépendantes en coopération. Les ressources sont presque superposées et présentent de très faibles fluctuations.

4.1 Stabilité de la solution sans coopération

En utilisant le scénario et la solution présentés au §3.3 avec 10 types de cellules, on force le système à passer d'une sélection coopérative de nouvelles cellules à une sélection aléatoire (voir figure 6).

Au moment de la commutation, l'ensemble $\{(a_{j1}, a_{j2})\}$ pour les actions de production de toutes les cellules a été optimisé par la coopération pour la meilleure performance possible. La conséquence est que le système est capable de survivre beaucoup plus longtemps qu'un nouveau système qui utilise la sélection beaucoup plus large de $\{(a_{j1}, a_{j2})\}$ disponible au démarrage de la simulation. Néanmoins, après plu-

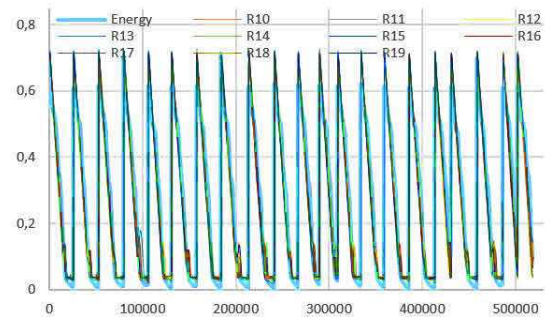


FIGURE 4 – Même configuration que dans la figure 3 mais en utilisant la sélection aléatoire pour les cellules qui disparaissent. Le nombre de cycles avant défaillance peut varier mais le système est toujours instable et n'atteint jamais un état d'équilibre dynamique.

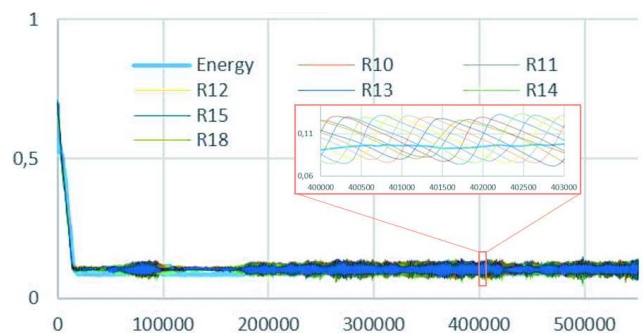


FIGURE 5 – Même configuration que dans la figure 3 mais avec un facteur de diffusion des ressources plus lent (10×). Ceci affecte les valeurs de ressources et la répartition des types de cellules. Les fluctuations sont cycliques au lieu d'être aléatoires. Le zoom montre les oscillations et l'interdépendance des ressources. La population du type cellulaire présente un comportement oscillatoire similaire.

sieurs milliers de cycles, l'équilibre entre les types de cellules n'est pas maintenu et le système s'effondre.

4.2 Robustesse au bruit

Ce scénario étudie la robustesse au bruit de l'algorithme coopératif décrit au §3.3. Chaque fois qu'une cellule doit être remplacée, il y a une probabilité donnée d'utiliser la sélection aléatoire ou bien le processus coopératif.

La figure 7 donne un aperçu de l'effet de la coopération. Le processus coopératif est efficace pour stabiliser le système même lorsque de nouvelles cellules sont sélectionnées au hasard 99% du temps. Néanmoins, à fort pourcentage aléatoire, le système est plus sensible aux conditions initiales et à la distribution cellulaire. Des études statistiques doivent être effectuées afin d'évaluer le pourcentage exact du processus de remplacement coopératif nécessaire pour maintenir le système stable.

4.3 Récupérer un système défaillant

Dans cette expérience, un système, tel que décrit au §3.3, est simulé en utilisant une sélection aléatoire de cellules jusqu'à sa défaillance. Tous les mille cycles, le système est sauvegardé. La défaillance se produit après environ 23000 cycles. Ensuite, chaque instance sauvegardée du système est poursuivie en utilisant la sélection coopérative des cellules et le temps de survie du système est mesuré. Cette procédure n'équivaut pas à redémarrer le système avec différentes graines aléatoires puisque pendant la réinitialisation du système, chaque cellule reçoit suffi-

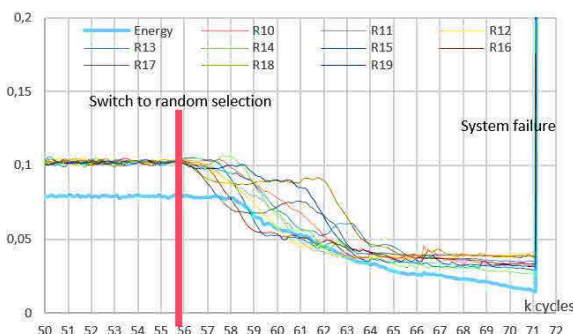


FIGURE 6 – Lorsqu'on force un système stabilisé à adopter une sélection aléatoire de nouvelles cellules, il oscille pendant un certain temps avant de s'effondrer après environ 15K cycles (les cycles 0 à 50K ne sont pas montrés).

samment d'énergie pour survivre à un nombre donné de cycles.

Comme le montre la figure 8, le système peut être récupéré si la sélection de cellule bascule sur la coopération suffisamment tôt (environ 15K cycles). Passé ce délai, il n'est plus possible de rééquilibrer le système. L'une des raisons en est que certaines populations de types cellulaires sont si faibles qu'elles ne peuvent pas être augmentées avant que la mort aléatoire due à la vieillesse ou à une faible énergie ne les fasse disparaître du système. Une autre raison est que les

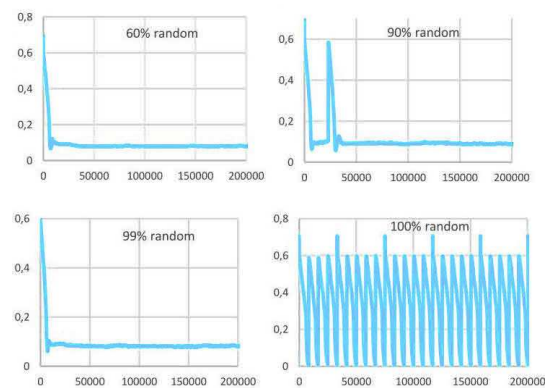


FIGURE 7 – Courbes de l'énergie moyenne des cellules pendant la simulation, lorsque les nouvelles cellules sont choisies de plus en plus aléatoirement. Jusqu'à 99% de sélection aléatoire, le système est encore stable. Certaines configurations initiales du système ne peuvent pas être compensées comme le montrent les réinitialisations observées (pics).

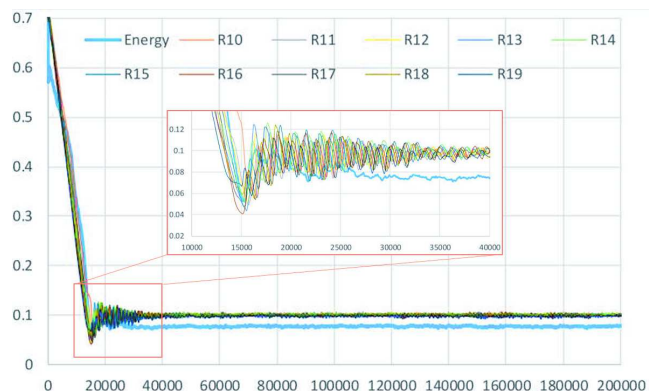


FIGURE 8 – Le système est simulé pendant 15K cycles avec sélection aléatoire, puis il est passé à la sélection coopérative. Le système est stabilisé et atteint l'équilibre dynamique. Le système oscille pendant environ 20K cycles avant que les populations de type cellulaire et les ressources ne soient équilibrées.

instances possédant un couple $\{(a_{j1}, a_{j2})\}$ intéressant pour l'équilibrage du système peuvent ne plus être présentes.

4.4 Évolutivité

Le plus grand système testé à ce jour consiste en une grille 300×300 avec 30 types de cellules et 60 ressources différentes. Après 5K cycles, le système atteint un équilibre dynamique et reste stable après plus de 62K cycles. Néanmoins, cette expérience n'a pas été répétée à plus grande échelle et n'est mentionnée ici que comme indicateur de l'évolutivité de cette approche.

5 Discussion et perspectives

Cet article montre qu'un type spécifique de coopération permet de trouver un équilibre dynamique global (qui correspond à la survie des cellules dans leur environnement) bien plus rapidement qu'au hasard. La simulation d'un tel système complexe constitué de très nombreux composants évolutifs et interdépendants a été effectuée par système multi-agent coopératif. Un système cellulaire dans lequel des ressources sont produites ou consommées par les cellules a été choisi pour effectuer des expériences avec un nombre croissant de types cellulaires, et les résultats correspondants ont été présentés.

Décider de manière strictement locale les productions et consommations d'une multitude de ressources pour faire émerger des états globaux souhaités peut s'avérer un défi de taille. Il existe en effet de nombreux problèmes où l'état final global n'est ni formalisable ni évaluable à chaque instant. Il faut donc des théories applicables au micro-niveau des composants (ici les cellules) qui n'emploient pas de fonction d'évaluation mais permettent malgré tout de faire converger sans biais vers un état global du système (ici le tissu cellulaire) et bien plus rapidement que de l'aléatoire. Les actions locales considérées ici tendent toujours à aider l'entité la plus critique dans l'environnement local du composant, elles sont dites coopératives.

5.1 Discussion

Comme on pouvait s'y attendre de par sa taille énorme, une exploration aléatoire de l'espace de recherche ne conduit pas à une solution globale dynamique stable, même après une multitude d'essais avec différents paramètres d'ini-

tialisation (ces données ne sont pas montrées). Par contre, la coopération locale permet aux cellules de réguler efficacement la gestion des ressources, bien que l'objectif global du système soit non spécifié et que la perception de l'environnement par la cellule corresponde à un voisinage très réduit.

En outre, le traitement est totalement décentralisé dans les nœuds et les cellules. Le voisinage très réduit (y compris pour la duplication des cellules) permet des durées de simulation raisonnables et simplifie la parallélisation des traitements. Aussi, le code des nœuds et des cellules qui facilite la progression dans l'espace de recherche est extrêmement simple ; cela tient au fait que la décision locale fondée sur la coopération remplace la complexité et la combinatoire du problème global. Cette observation est opposée à ce qui est admis avec un contrôle global : plus il y a de ressources à réguler et plus la régulation est difficile et coûteuse. Dans cet article, nous avons montré que les processus coopératifs locaux pour sélectionner les actions cellulaires et remplacer les composants défectueux sont capables de réguler rapidement un système avec 10 types de cellules interdépendantes travaillant sur 20 ressources, voire plus.

Le résultat du processus de résolution est totalement émergent en ce sens qu'aucune partie du code n'est guidée par une évaluation de la qualité globale de la solution en cours (ce qui est presque impossible à estimer). Deux résultats émergents intéressants sont observables au cours de ces simulations : (1) Les facteurs dans les actions de production $\{(a_{j1}, a_{j2})\}$ tendent toujours à être importants pour les ressources abondantes de *SetA* et faibles pour les ressources rares de *SetB*. C'est intuitivement une bonne chose à faire lorsqu'on optimise un tel système. Néanmoins, ceci n'est pas codé dans les processus coopératifs mais émerge d'eux. (2) La valeur moyenne des quantités de ressources dans le système tend vers une valeur qui n'est pas paramètre de la simulation du système : environ 0,8 pour 2 types de cellules et 0,1 pour 10 types de cellules. Ces valeurs émergent également des processus coopératifs et aucun paramètre de la simulation ne semble pouvoir les modifier significativement (données non présentées).

Comme il est démontré au §4.1, la stabilisation du système avec les processus coopératifs doit être continue puisqu'elle finit par échouer tôt ou tard si on passe à la sélection aléatoire. Néanmoins, comme le montre le §4.2, seul un très

petit nombre de décisions coopératives est nécessaire pour continuer à stabiliser le système.

5.2 Perspectives

Il convient de noter qu'il y a toujours des configurations initiales de systèmes qui ne peuvent pas être régulées par les processus coopératifs proposés. Par exemple, si l'ensemble de $\{(a_{j1}, a_{j2})\}$ disponible ne contient que de très petites valeurs pour a_{j1} et de grandes valeurs pour a_{j2} , le système ne sera pas en mesure d'optimiser une solution viable. Une façon possible de sortir de ces cas difficiles est de permettre aux processus de sélection d'apporter certaines modifications à la candidate choisie. Ceci pourrait prendre la forme de changements dans les valeurs $\{(a_{j1}, a_{j2})\}$ ou les actions disponibles pour cette candidate. Ce processus de « mutation » est celui observé dans les communautés cellulaires pour s'adapter aux changements difficiles ; bien que dans les systèmes naturels, les mutations se produisent avant la division cellulaire [Oliver et al., 2004]. La prochaine perspective est donc de faire muter des actions des cellules de façon autonome et coopérative afin d'améliorer la recherche d'un équilibre dynamique permettant à la population cellulaire de survivre plus longtemps.

Ce document sera principalement utile aux ingénieurs à la recherche d'un algorithme efficace pour trouver une solution dans un vaste espace de paramétrage. Nous avons montré qu'un processus coopératif local permet l'émergence d'une telle solution dans un délai raisonnable, considérant que les indicateurs globaux (tels que les fonctions d'évaluation) sont inutilisables car ils ne peuvent être formalisés.

Pour revenir à des considérations plus générales, cela semble en totale contradiction avec les systèmes naturels. En effet, même avec la gigantesque puissance de calcul de la nature, si un état d'équilibre dynamique était atteint par un hasard aveugle, il ne pourrait pas durer et nous n'observerions pas aujourd'hui la richesse de nos écosystèmes. Cette contradiction n'est apparente que parce que notre travail n'intègre pas les mutations, qui donnent toujours plus d'opportunités de survie aux systèmes mutés qui sont plus coopératifs [Arendt et al., 2016] [Ekstig, 2015]. C'est une raison sous-jacente à notre prochain travail sur les mutations

Références

- [Arendt et al., 2016] Arendt, D., Musser, J. M., Baker, C. V. H., Bergman, A., Cepko, C., Erwin, D. H., Pavlicev, M., Schlosser, G., Widder, S., Laubichler, M. D., and Wagner, G. P. (2016). The origin and evolution of cell types. *Nat Rev Genet*, 17(12) :744–757. Review.
- [Aruoba et al., 2006] Aruoba, S. B., Fernandez-Villaverde, J., and Rubio-Ramirez, J. F. (2006). Comparing solution methods for dynamic equilibrium economies. *Journal of Economic dynamics and Control*, 30(12) :2477–2508.
- [Axelrod, 1984] Axelrod, R. (1984). *The Evolution of Cooperation*. Basic books.
- [Bernado and Blackledge, 2010] Bernado, P. and Blackledge, M. (2010). Proteins in dynamic equilibrium. *Nature*, 468(7327) :1046–1047.
- [Camps et al., 1998] Camps, V., Gleizes, M.-P., and Glize, P. (1998). Une théorie des phénomènes globaux fondée sur des interactions locales. In *Journées Françaises IAD SMA, Nancy*, , pages 207–220. Hermès.
- [Colak, 2006] Colak, S. (2006). *Neural Networks Based Metaheuristics for Solving Optimization Problems*. University of Florida.
- [Ekstig, 2015] Ekstig, B. (2015). Complexity, natural selection and the evolution of life and humans. *Foundations of Science*, 20(2) :175–187.
- [Gen and Cheng, 2000] Gen, M. and Cheng, R. (2000). *Genetic algorithms and engineering optimization*, volume 7. John Wiley & Sons.
- [Georgé et al., 2011] Georgé, J.-P., Gleizes, M.-P., and Camps, V. (2011). Cooperation. In Di Marzo Seruendo, G., Gleizes, M.-P., and Karageorgos, A., editors, *Self-organising Software : From Natural to Artificial Adaptation*, pages 193–226. Springer.
- [Hogg and Huberman, 1992] Hogg, T. and Huberman, B. A. (1992). Better than the best : The power of cooperation. *SFI*, pages 163–184.
- [Moss, 2000] Moss, S. (2000). Editorial introduction : Messy systems-the target for multi agent based simulation. In *Multi-Agent-Based Simulation*, pages 1–14. Springer.
- [Noël and Zambonelli, 2015] Noël, V. and Zambonelli, F. (2015). Methodological guidelines for engineering self-organization and emergence. In *Software Engineering for Collective Autonomic Systems*, pages 355–378. Springer.
- [Oliver et al., 2004] Oliver, A., Levin, B. R., Juan, C., Baquero, F., and Blázquez, J. (2004). Hypermutation and the preexistence of antibiotic-resistant *Pseudomonas aeruginosa* mutants : implications for susceptibility testing and treatment of chronic infections. *Antimicrobial agents and chemotherapy*, 48(11) :4226–4233.
- [Shimomura, 1998] Shimomura, K. (1998). A dynamic equilibrium model of durable goods monopoly. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 33(3-4) :507–520.
- [Tuljapurkar and Semura, 1977] Tuljapurkar, S. and Semura, J. (1977). Dynamic equilibrium under periodic perturbations in simple ecosystem models. *Journal of Theoretical Biology*, 66(2) :327–343.