

Université de Montréal

**De la théorie des jeux à l'exobiologie : l'émergence de
la coopération moléculaire comme phénomène critique**

par

Alexandre Champagne-Ruel

Département de physique
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de
Maître ès sciences (M.Sc.)
en Physique

Orientation Astrophysique

31 août 2020

Université de Montréal

Faculté des arts et des sciences

Ce mémoire intitulé

De la théorie des jeux à l'exobiologie : l'émergence de la coopération moléculaire comme phénomène critique

présenté par

Alexandre Champagne-Ruel

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Nom du président du jury

(président-rapporteur)

Paul Charbonneau

(directeur de recherche)

Nom du membre de jury

(membre du jury)

Résumé

L'émergence de la complexité, et de la vie en particulier, demeure l'une des énigmes les plus complexes pour la science moderne. Des travaux récents ont souligné la pertinence d'un apport de la physique statistique et de la théorie des phénomènes critiques — et en particulier de la théorie des phénomènes à criticalité auto-régulée — relativement à ces champs d'intérêt, tout autant que du rôle du phénomène de coopération biochimique dans les premiers instants du vivant. La description des mécanismes par lesquels la vie a pu apparaître est par ailleurs d'un intérêt pratique pour l'astrophysique, puisque notre compréhension de ceux-ci module la manière dont l'analyse de biosignatures s'effectue dans le cadre de la recherche de la vie ailleurs dans l'Univers. L'analyse proposée ici porte sur un modèle en théorie des jeux permettant d'étudier les phénomènes de coopération — implémenté dans un contexte spatial servant à émuler la dynamique d'un système ayant pu voir apparaître la vie. Une analyse de l'espace des paramètres du modèle révèle que celui-ci affiche des phénomènes de transition de phase et d'auto-organisation de structures spatiales, ces éléments se révélant des adjuvants à l'émergence de la coopération entre joueurs a priori égoïstes, dans un contexte qui à prime abord n'est pas d'emblée favorable à l'apparition de comportements coopératifs. Les résultats obtenus ici semblent donc supporter que la coopération biochimique peut apparaître via un phénomène de transition de phase et que le modèle sous-jacent d'IPD sur réseau présenté ici agit comme un système à criticalité auto-régulée.

Mots-clés: complexité, origine de la vie, criticalité auto-régulée, physique statistique, phénomènes critiques, coopération, dilemme du prisonnier, transition de phase.

Abstract

The emergence of complexity, and of life more specifically, is still one of the most intractable conundrums for modern science. Recent work emphasized the relevance of statistical physics's contribution and of the critical phenomena theory — especially of the self-organized criticality theory — to those questions, just as much as the role of the phenomenon of biochemical cooperation in life's first moments. The description of the mechanisms by which life could have appeared is moreover of particular interest for astrophysics, because our comprehension of those influences the way we analyze biosignatures in the context of the search for life elsewhere in the Universe. The analysis presented here concerns a model in game theory that allows to study cooperation phenomena implemented in spatial context as to emulate the dynamics of a system in which life could have appeared. An analysis of parameter space of the model reveals that it displays phase transition and self-organization of spatial structures phenomenon, those elements being adjuvants to the emergence of cooperation between a priori egoist players, in a context that initially is not favorable to the emergence of cooperative behaviour. The results obtained here thus seem to support the idea that biochemical cooperation can appear through phase transition phenomena, and that the underlying lattice IPD model used here behaves like a self-organized criticality system.

Keywords: complexity, origin of life, self-organized criticality, statistical physics, critical phenomenon, cooperation, prisoner's dilemma, phase transition.

Table des matières

Résumé	5
Abstract	7
Liste des tableaux	11
Liste des figures	13
Liste des sigles et des abréviations	17
Remerciements	19
Introduction	21
Chapitre 1. Éléments théoriques	25
1.1. Origine de la vie et exobiologie	26
1.1.1. Le problème de l'origine de la vie	26
1.1.2. Théories sur l'origine de la vie	26
1.1.3. Le seuil critique du taux d'erreur de Eigen	31
1.2. Théorie des jeux	32
1.2.1. Dilemme du prisonnier	32
1.2.2. Coopération	34
1.2.3. Dilemme itéré et coopération-réciprocité	35
1.2.4. Applications	38
1.2.5. Spatialité	41
1.3. Physique statistique hors équilibre	45
1.3.1. Éléments de physique statistique relatifs aux systèmes critiques	46
1.3.2. Criticalité auto-régulée	51
Chapitre 2. Description de l'écosystème virtuel	55
2.1. Grille et populations	55

2.2.	Temporalité et dynamique	55
2.3.	Taux d'erreur	57
2.4.	Matrices de pointage.....	58
Chapitre 3.	Dynamique évolutive et complexité	61
3.1.	Grilles et fractions de population.....	61
3.2.	Dimension fractale de la répartition spatiale des joueurs.....	63
3.3.	Indice de stationnarité	64
3.4.	Analyse intégrée des métriques.....	66
3.5.	Influence des divers paramètres du modèle	68
3.5.1.	Longueur M des parties.....	68
3.5.2.	Fractions initiales f_i des populations	78
3.5.3.	Durée T des simulations	80
3.5.4.	Inverse du taux d'erreur p et longueur M des parties.....	85
3.5.5.	Spatialité.....	89
3.6.	Éléments-type d'un système complexe.....	91
3.6.1.	Points critiques	91
3.6.2.	Attracteurs	92
3.6.3.	Dimension fractale	93
3.6.4.	Propriétés émergentes.....	93
3.6.5.	Simulation utilisant des matrices de pointage.....	94
Chapitre 4.	Émergence de la coopération.....	103
4.1.	Héritabilité du taux d'erreur	104
4.2.	Mutations dans le taux d'erreur	107
Discussion	117	
Coopération et universalité	117	
Avenues de recherche	118	
Références bibliographiques	121	
Annexe A. Paramètres du modèle	125	

Liste des tableaux

1.1	Tableau de pointage définissant le dilemme du prisonnier (PD)	34
2.1	Pointage moyen pour des parties d'IPD échantillonné sur 10^4 parties, pour des taux d'erreurs variables	59

Liste des figures

1.1	Schématisation d'un ensemble RAF	28
1.2	Chiralité effective d'un système prébiotique et magnétisation d'un matériau ferromagnétique dans le modèle d'Ising	30
1.3	Pointages obtenus par deux joueurs de stratégies différentes s'affrontement au dilemme du prisonnier itéré	39
1.4	Pointages obtenus par deux joueurs de même stratégie s'affrontement au dilemme du prisonnier itéré	40
1.5	Grille 2D utilisée dans le cadre de l'IPD sur réseau	43
1.6	Voisinage de Moore	43
1.7	Formation de ALLC méta-stable dans un environnement de ALLD	45
1.8	Système ferromagnétique simulé à l'aide du modèle d'Ising	47
1.9	Magnétisation moyenne $m(T,H)$ d'un système ferromagnétique telle que calculée analytiquement à l'aide du modèle d'Ising en une dimension	48
1.10	Distributions de la fréquence d'occurrence selon le pic de puissance maximale des évènements d'éruptions solaires	52
2.1	Grille sur laquelle les agents sont distribués dans le contexte de l'IPD sur réseau	56
2.2	Dynamique des populations dans le modèle d'IPD sur réseau	57
3.1	Itérations successives du modèle pour un affrontement entre ALLC et ALLD	62
3.2	Itération successives du modèle pour un affrontement entre TFT, ALLC, ALLD et RND	63
3.3	Équations de Lotka-Volterra et dynamique prédateur-proie	63
3.4	Calcul de la dimension fractale d'un regroupement produit par aggrégation via la méthode des boîtes	65
3.5	Régression linéaire utilisée pour le calcul de la dimension fractale d'un regroupement produit par aggrégation via la méthode des boîtes	66

3.6	Évolution de la dimension fractale de la répartition de trois espèces sur la grille de la simulation.....	66
3.7	Combinaison des métriques d'analyse	67
3.8	Influence de la longueur des parties sur le déroulement et la dynamique des simulations	69
3.9	Fractions de populations, dimensions fractales et indice de stationnarité pour différents ensembles de simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur variable et pour une grande plage de taux d'erreur	71
3.10	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$	72
3.11	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$	73
3.12	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 2000$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$	74
3.13	Évolutions des populations pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$	75
3.14	Évolutions des populations pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$	76
3.15	Évolutions des populations pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 2000$	77
3.16	Fractions de populations, dimensions fractales et indice de stationnarité pour différents ensembles de simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur variable et pour une plage à haut taux d'erreur plus restreinte.....	79
3.17	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$	80
3.18	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$	81
3.19	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 2000$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$	82
3.20	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$	83

3.21	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d’IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d’erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$	84
3.22	Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d’IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d’erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$	85
3.23	Attracteurs dans l’espace des populations finales	86
3.24	Équilibration des simulations	87
3.25	Grilles finales des simulations reflétant l’influence du taux d’erreur	88
3.26	Dynamique des populations des simulations reflétant l’influence du taux d’erreur	89
3.27	Grilles finales des simulations reflétant l’influence de la spatialité.....	90
3.28	Métriques des simulations reflétant les phénomènes de transitions de phases.....	92
3.29	Phénomène d’invasion par TFT.....	94
3.30	Structure résultante de la propagation d’avalanches dans le modèle “Tas-de-sable”	95
3.31	Simulations effectuées avec matrice de pointage, pour une grande plage de taux d’erreur.....	96
3.32	Simulations effectuées sans matrices de pointage pour la même grande plage de taux d’erreur	97
3.33	Grilles associées aux simulations effectuées avec matrices de pointage pour une plage de hauts taux d’erreurs plus restreinte	98
3.34	Grilles associées aux simulations effectuées <i>sans</i> matrices de pointage pour une plage de hauts taux d’erreurs plus restreinte	99
3.35	Simulations effectuées avec matrice de pointage, à nouveau pour une plage plus restreinte à très haut taux d’erreur.....	100
3.36	Simulations sans matrices de pointage pour une plage plus restreinte à très haut taux d’erreur ($p \in [10^{-1}, 0.5]$).....	101
4.1	Évolution des populations pour des simulations sans héritabilité du taux d’erreur avec taux d’erreur initial uniforme de $p = 0.45$	105
4.2	Évolution des populations et grilles finales pour des simulations sans héritabilité du taux d’erreur avec taux d’erreur initial distribué aléatoirement	106
4.3	Évolution des populations pour des simulations avec héritabilité du taux d’erreur et taux d’erreur initial uniforme de $p = 0.45$	107

4.4	Évolution des populations et grilles finales pour des simulations avec héritabilité du taux d'erreur et taux d'erreur initial distribué aléatoirement	108
4.5	Évolution des populations pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-3}$ et taux d'erreur initial uniforme de $p = 0.45$	110
4.6	Évolutions des populations et grilles finales pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-3}$ et taux d'erreur initial distribué aléatoirement	111
4.7	Évolution des populations pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-2}$ et taux d'erreur initial uniforme de $p = 0.45$	113
4.8	Évolution des populations et grilles finales pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-2}$ et taux d'erreur initial distribué aléatoirement	114
4.9	Évolution des populations pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-1}$ et taux d'erreur initial uniforme de $p = 0.45$	115
4.10	Évolution des populations pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-1}$ et taux d'erreur initial distribué aléatoirement	116
4.11	Distribution des taux d'erreurs de TFT pour des simulations avec héritabilité et mutations du taux d'erreur pour $u = 10^{-1}$ et taux d'erreur initial distribué aléatoirement	116

Liste des sigles et des abréviations

SOC	Criticalité auto-régulée, de l'anglais <i>Self-Organized Criticality</i>
PD	Dilemme du prisonnier, de l'anglais <i>Prisoner's Dilemma</i>
IPD	Dilemme du prisonnier itéré, de l'anglais <i>Iterated Prison's Dilemma</i>
TFT	Stratégie “oeil-pour-oeil”, de l'anglais <i>Tit-For-Tat</i>
ALLC	Stratégie de coopération inconditionnelle, de l'anglais <i>Always Cooperate</i>
ALLD	Stratégie de défection inconditionnelle, de l'anglais <i>Always Defect</i>
GTFT	Stratégie “oeil-pour-oeil généreuse”, de l'anglais <i>Generous Tit-For-Tat</i>
WSLS	Stratégie “Gagne-reste, perd-change”, de l'anglais <i>Win-Stay, Lose-Shift</i>

Remerciements

Ces dernières années, j'ai rencontré d'innombrables personnes qui m'ont marqué, inspiré, fait rire, fait réfléchir, fait cheminer tant sur le plan académique que personnel. Je tiens tout particulièrement à remercier les personnes suivantes.

Ysaël Desage, Catherine Dubé, Jean-Michel Cauchy-Delli Gatti, Mona Dernayka – avec qui j'ai effectué cette traversée du désert que constitue un bac en physique. Merci pour votre bonne humeur, votre sens de l'humour, votre détermination.

Virginie Dubé – qui m'a permis de découvrir un autre monde, qui m'a tant écouté durant ces années.

Lili-Margot – qui m'a supporté, encouragé sans relâche, et m'a aidé à passer à travers tant d'épreuves.

Cynthia Galipeau – qui me ramène les pieds sur Terre à chaque fois que je m'en éloigne un peu trop.

Christian Thibeault – qui m'a fait découvrir le sens du travail, merci pour ta bonne humeur inébranlable et tes valeurs d'or.

Caroline Piaulet – avec qui chaque discussion est lumineuse. Tu es une inépuisable source d'inspiration.

Merci à Raphaël Hardy, Carter Rhea, Théophile Bégin et Guillaume Lenoir-Craig – vous êtes des collègues et amis extraordinaires qui me manquez beaucoup en ce temps de confinement!

Merci Benoit Tremblay, te côtoyer (bien trop brièvement) au GRPS a été des plus agréable.

Merci Marion, qui est d'une sagesse infinie, notre amitié m'est des plus précieuses.

Merci Audrey, qui a été là dans les moments les plus difficiles. Ta curiosité intellectuelle et ta détermination m'ont tant marqué.

Merci enfin à mes parents – qui ont toujours su réunir les conditions favorables, m'ont permis d'explorer tant de choses, m'ont toujours laissé le choix. J'ai la plus grande des chances.

Et évidemment, merci tout particulièrement Paul, pour avoir accepté qu'un étudiant avec un parcours atypique se plonge dans un sujet qui l'est tout autant. Ta vivacité intellectuelle est inépuisable et m'étonne encore après toutes ces années. Merci pour ta patience dans les moments difficiles. Tu es un guide irremplaçables pour tous tes étudiants.

Introduction

ch:intro

La question de l'émergence de la complexité dans l'Univers est probablement l'une des énigmes les plus fascinantes à laquelle la science puisse s'intéresser, tout en étant également l'une des plus ardues à démystifier. La question même de ce qu'est la complexité échappe toujours à une définition formelle en bonne et due forme; du même souffle on pourrait être tentés d'affirmer qu'il est instinctivement possible de *reconnaître* d'emblée la complexité lorsqu'elle se manifeste. Alors que la physique statistique affirme que la tendance inévitable d'un système serait à tendre vers l'équilibre, comment expliquer adéquatement, toujours avec des lois physiques, que des systèmes planétaires prennent forme, que la vie apparaisse, que des écosystèmes évoluent de manière ininterrompue selon un cadre darwinien? Cette interrogation laissée en suspend a donné lieu à plusieurs réflexions dans l'histoire récente de la physique. [[Schrodinger, 1944](#)] [[Prigogine and Stengers, 1985](#)] [[Kauffman, 1993](#)] [[Reeves, 2014](#)] [[Chaisson, 2002](#)]

Cette question tout à fait théorique peut paraître éthérée à première vue mais a néanmoins de profondes conséquences sur la vision du monde que conçoit la physique. Que l'on pense à la caractérisation de la chimie des atmosphères exoplanétaires qui sera permise par le télescope spatial James Webb prochainement, nos théories sur la manière dont des systèmes dits dotés de complexité se forment influencent le cadre théorique de nos recherches. Alors que la science a postulé nombre d'hypothèses quant à l'apparition de la vie de manière plus spécifique – pensons à “l'étang chaud” darwinien autant qu'aux nombreuses itérations successives des expériences de Miller et Urey visant à recréer la vie en laboratoire à partir de composés inorganiques – d'autres sont d'avis que la physique moderne a un rôle fondamental à jouer relativement à l'élaboration d'une théorie unifiée de l'émergence du vivant, et de la complexité de manière générale. [[Walker, 2017](#), [Ruelle, 2017](#)]

Une certaine compréhension de la manière dont les systèmes peuvent transitionner vers une plus grande complexité a émergé dans les dernières décennies. Ces transitions, comprises et analysées comme des transitions de phase en physique statistique, comporteraient un certain nombre de caractéristiques bien précises, et les systèmes dans lesquels elles se

manifestent montreraient notamment un ajustement autonome et spontané des conditions favorables à ces mêmes transitions qu'on pourrait dans un contexte physique qualifier de transitions “majeures” de la matière. Autrement dit ces systèmes, qualifiés de systèmes à criticalité auto-régulée (SOC), se dirigeraient spontanément vers leurs états critiques, précisément où ces phénomènes apparaissent. [**Bak, 1999, Goldenfeld and Woese, 2011**]

Spécifiquement et dans le cas qui nous occupe ici, la vie serait comprise comme un type bien précis de transition de phase dont l'on pourrait procéder à l'analyse à l'aide des outils de la physique statistique. [**Walker, 2010, Mathis et al., 2017, Sole, 2018, Daniels et al., 2018**] La recherche notamment du paramètre d'ordre central à l'apparition de structures vivantes organisées est l'une des premières questions auxquelles ces théories doivent apporter une réponse satisfaisante, et de démontrer la manière par laquelle la matière inorganique en vient à se structurer adéquatement et sans intervention extérieures au système est un autre impératif explicatif auquel doivent se soustraire ces théories.

De manière tout à fait pragmatique la recherche d'exoplanètes bat son plein depuis les dernières années [**Seager, 2010**] et plus de 4000 exoplanètes ont été répertoriées dont une quarantaine en zone habitable à ce jour [**Seager, 2020**]. Dans le cadre précis de cet objectif que de trouver une planète habitable, la compréhension et l'élaboration de modèles selon lesquelles l'apparition de la vie serait un type particulier de transition de phase pourrait éventuellement mener à un certain nombre de conséquences théoriques. La présence d'attracteurs dans l'espace de phase de simulations modélisant l'apparition de la vie, entre autres, pourrait signifier que l'on doit chercher leur corrélat dans un contexte d'analyse de biosignatures. Si la vie tend à produire certains mécanismes, certaines structures physiques et non pas d'autres, alors cela restreint le domaine possible de recherche de ces mêmes structures dans l'analyse des spectres d'atmosphères exoplanétaires. C'est donc dans un contexte astrobiologique bien précis, celui de la recherche de la vie ailleurs dans l'Univers, qu'apparaît pertinente l'analyse de modèles sur l'apparition du vivant qui sera présentée dans les pages qui suivent.

L'analyse présentée ici concerne un système évolutif basé sur le modèle du dilemme du prisonnier itéré (IPD). Le “dilemme du prisonnier” a été utilisé comme base d'analyse dans de nombreux domaines en ayant comme objectif de comprendre comment la coopération peut émerger de manière spontanée entre des acteurs obéissant à une logique rationnelle et égoïste, autant en biochimie qu'en écologie ou en science économique. [**Axelrod, 2006**] [**Nowak, 2006**] En lien avec les théories de l'émergence de la vie, il s'agit de tenter de comprendre comment un réseau moléculaire peut en venir à une agglomération structurée et

à terme auto-reproductrice – autrement dit comment la *coopération de réseaux biochimique* peut émerger – ce qui en fait un parfait sujet d’étude pour un système évolutif basé sur l’IPD. En partant de règles simples, on cherche à voir si un système basé d’un grand nombre d’individus adoptant des stratégies variables peut en venir à afficher cet aspect de “complexité coopérative” qui serait la marque première de l’apparition de la vie. Un tel type de système peut par ailleurs être analysé avec les outils traditionnels de la physique statistique propres aux transitions de phase, ce qui en fait le pont communicatif parfait entre l’aspect biologique propres aux théories de l’émergence de la vie et la physique statistique dont l’objet est d’abord et avant tout les systèmes prébiotiques. Il est en outre idéal pour observer l’apparition de phénomènes à criticalité auto-réglée, et à caractériser leurs propriétés le cas échéant.

L’analyse présentée dans ce document est divisée comme suit: le chapitre qui suit servira de base théorique pour la suite, en rappelant au lecteur les notions pertinentes de biochimie, de théorie des jeux, de physique statistique et de théorie critique. Au chapitre suivant, une description suivra de l’environnement virtuel constituant l’objet de la présente analyse: les notions de dilemme du prisonnier, de structures physiques de l’environnement virtuel, ainsi que les divers paramètres des simulations y seront présentées. Par la suite, seront présentées les diverses métriques calculées à partir du système et permettant sa caractérisation physique, et l’exploration de l’espace des paramètres qui a été effectuée. Finalement, une analyse de la possibilité de l’émergence de comportements coopératifs entre joueurs égoïstes et agissant selon des stratégies définies d’avance sera exposée en suivant le fil conducteur de la criticalité auto-réglée afin de voir dans quelle mesure notre modèle peut en arriver à expliquer l’apparition spontanée de tels comportements dans la nature.

Chapitre 1

Éléments théoriques

ch:theorie

L'origine de la vie demeure l'un des mystères insondables qu'a pu étudier la science au cours de l'histoire et en appelle donc à une explication détaillée. Corrélativement, la recherche de la vie ailleurs dans l'Univers n'a toujours pas abouti, plusieurs facteurs pouvant expliquer ce constat: les cibles – autrement dit les systèmes exoplanétaires analysés par les astronomes – ne sont possiblement simplement pas les bonnes, les biosignatures recherchées ne sont peut-être pas adéquates, ou bien la résolution de nos appareils de recherche nous empêche de cerner avec une précision suffisante les éléments qui nous renseignerait sur la présence de la vie ailleurs dans l'Univers.[Walker, 2017] Or une meilleure compréhension des mécanismes par lesquels la vie peut apparaître nous renseignerait à tout le moins sur les manifestations physiques dont il faut chercher la présence; ainsi une description adéquate de l'émergence du vivant s'inscrit pleinement dans la perspective globale de sa recherche ailleurs dans l'Univers, et pourrait contribuer significativement à son avancement.

L'objectif de la présente analyse est donc de tenter de fournir certains éléments de réponse au questionnement théorique de l'apparition de la vie. Le fil conducteur en est le suivant: la théorie des jeux nous permet de modéliser l'un des éléments centraux d'une description adéquate et exhaustive de l'apparition de la vie, soit l'élément de coopération biochimique – la physique statistique nous procure les outils nécessaire pour expliquer *l'émergence* de cette coopération et la *transition* du non-vivant au vivant – la criticalité auto-régulée est une théorie physique qui décrit un mécanisme par lequel les conditions favorables de cette émergence ont pu se déployer sans intervention extérieure et de manière tout à fait spontanée, toujours en concordance avec les principes de la thermodynamique.

Quatre thèmes devront donc être exposés brièvement au lecteur dans les pages qui suivent afin que l'élaboration et l'explicitation des détails de ce fil conducteur soient limpides. Dans un premier temps, une description du problème précis de l'émergence du vivant précèdera un recensement des différentes théories et avenues possibles élaborées pour en rendre compte. Le lecteur sera ensuite familiarisé avec les concepts de théorie des jeux nécessaires à une

description du dilemme du prisonnier – formalisation modélisant le problème de la coopération entre deux joueurs – puis avec les différentes ramifications théoriques d’importance s’y rattachant. S’ensuivra un rappel des notions de physique statistique essentielles à la compréhension des systèmes critiques, puis un exposé de la théorie de la criticalité auto-régulée qui se veut une tentative d’explication de l’ajustement des paramètres physiques d’un système *vers* un état critique – ajustement qui précisément serait générateur de ce qu’on considère comme l’apparition de structures complexes organisées dans la nature.

1.1. Origine de la vie et exobiologie

sec:th-origine

1.1.1. Le problème de l’origine de la vie

subsec:th-origine-probleme

Le peu de progrès effectué dans le cadre des recherches sur l’origine de la vie peut probablement s’expliquer par le fait qu’une part importante des travaux y étant consacrés ont cherché à comprendre comment, dans l’histoire évolutive de la Terre, le vivant a pu apparaître. Or la reconstitution de cette histoire évolutive ne se fait évidemment pas aisément et plusieurs éléments manquent pour pouvoir se faire une idée fidèle des processus qui y étaient à l’oeuvre à l’époque où la vie est apparue. Les multiples itérations de l’expérience de Miller et de Urey, depuis la proposition par Oparin et Haldane au début du siècle dernier de l’idée d’une “soupe primordiale” d’acides aminés ayant pu servir de substrat à l’apparition de la vie – en conjonction avec un apport d’énergie externe (sources géothermales, radiation solaire, etc.) – n’ont en ce sens toujours pas porté fruit de manière satisfaisante – autrement dit, si l’on a réussi à produire *certain*s acides aminés *in vitro* à partir de composés inorganiques, la reproduction de la vie en tant que telle n’est toujours pas une entreprise que l’on peut couronner de succès.

Deux éléments peuvent dès lors nous en apprendre davantage au sujet de l’émergence de la vie: la recherche de nouveaux exemples qui suppléeraient à nos connaissances existantes – la découverte récente des archéobactéries en est un exemple – ou la création du vivant de manière expérimentale en réunissant les éléments de ce qui avait permis son apparition précédemment sur Terre. L’analyse présentée ici est du deuxième type, et adopte la voix expérimentale des simulations numériques en tentant de cerner ce qui serait un *universel* non seulement dans l’apparition de la vie sur Terre mais de toute forme de vie possible – ainsi, les résultats présentés ici seraient donc en principe généralisables et également applicables à la recherche de formes de vie extra-terrestres.

1.1.2. Théories sur l’origine de la vie

subsec:th-origine-vie

Les théories modernes approchant le problème de l’apparition de la vie peuvent être divisées en deux sous-groupes: les théories d’origine (bio)chimiques et les théories partant

plutôt de principes physiques. Des premières, soit les théories biochimiques, l'on peut distinguer deux classes particulièrement importantes: les théories génétiques, et les théories qui considèrent que le vivant aurait émergé à partir de réseaux coopératifs.

Les théories génétiques considèrent que la caractéristique fondamentale du vivant serait qu'elle soit un *processus* par lequel l'information est transmise; expliquer son émergence en revient donc à décrire adéquatement la succession de supports matériels ayant permis cette propagation d'information. Dans la classe des théories génétiques l'on retrouve notamment la théorie dite de “monde ARN”, qui est en fait un parapluie désignant tous les modèles qui font le postulat d'une molécule organique *plus ancienne* que l'ADN ayant précédé cette dernière avant de lui donner suite. Les théories de monde RNA sont toutefois parfois quelque peu difficiles à défendre puisque l'ARN est difficile à synthétiser dans des conditions s'approchant de ce qu'on pense avoir engendré la vie, et est par ailleurs instable dans un milieu aqueux de manière générale. Certaines autres difficultés sont notamment rattachées à ces théories – comme certaines contraintes liées au taux d'erreur rendant impossible l'hérédité de l'information, et qui seraient encore mal comprises, ou de rendre compte de la présence de complexité biologique dans la mesure où l'évolution correspondrait à une “simple” transmission d'information qui pourrait tout à fait s'effectuer via les plus simples entités répliquatrices.

L'élaboration par Kauffman [Kauffman, 1993] il y a quelques décennies de la théorie de la vie comme ayant émergé à la manière de réseaux coopératifs (“self-organization of autocatalytic sets”) marque un deuxième jalon dans l'élaboration d'hypothèses biologiques relatives à l'apparition du vivant. Correspondant à l'idée selon laquelle un réseau de polymères pourrait se cristalliser si un nombre suffisant de catalyseur est présent, la théorie de Kauffman a fait l'objet d'une formalisation en bonne et due forme par Hordijk et Steel plus récemment – le formalisme RAF (qui porte sur des ensembles qualifiés de *reflexively autocatalytic food-generated* – voir Figure 1.1) [Hordijk and Steel, 2004, Steel, 2000] – et qui solutionnerait un certain nombre de problèmes y était rattachés initialement.

Si ces deux classes de théories font autorité en biochimie, un certain nombre de théories complémentaires partant de principes physiques ont également fait leur apparition dans les dernières années. Trois d'entre elles sont particulièrement d'importance, la vie étant selon le cas comprise tour à tour comme métabolisme, comme conséquence de la thermodynamique ou encore comme phénomène critique.

L'on peut faire remonter à Schrodinger [Schrodinger, 1944] les réflexions physiques sur la vie considérée comme métabolisme; cette dernière constituant une généralisation de la théorie des ensembles auto-catalytiques mentionnée précédemment. Dans le cadre d'une théorie de la vie comme métabolisme, l'on appliquerait toutefois le formalisme mathématique propre à cette théorie non à des chaînes de polymères, mais plutôt de manière élargie au métabolisme entier d'un organisme – certains travaux aillant d'ailleurs étudié l'idée à l'égard de bactéries telles *E. Coli*. Cette formalisation de l'apparition de la vie s'approche notamment

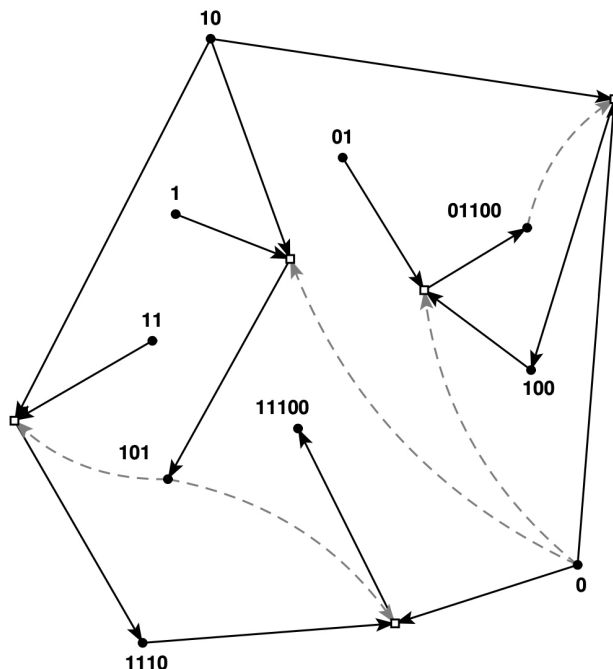


Fig. 1.1. Considérant un ensemble de réactions chimiques catalysées, on en désigne un sous-ensemble R comme “autocatalytiquement réflexif” (RA, pour *Reflexively autocatalytic*) si chaque réaction y prenant place est catalysée par au moins une molécule impliquée dans les réactions chimiques de R , et “générée via ses constituants” (F, pour *Food-generated*) si chaque réactif est de R peut être construit à partir d’un sous-ensemble F de constituants par applications successives de R . L’ensemble R est par suite autocatalytiquement réflexif et généré par ses constituants s’il est simultanément RA et F. Ci-dessus, un exemple d’ensemble RAF généré via un modèle de polymère binaire, où les monomères sont de types “0” et “1”. L’ensemble de constituants $F = \{0,1,01,10,11\}$. Les molécules sont indiquées par des points noirs et les réactions par des boîtes blanches. Les flèches pleines correspondent quant à elles aux réactifs et produits, et les flèches pointillées indiquent la catalyse. Tiré de [Hordijk et al., 2012], cité dans [Walker, 2017].

fig:raf

du concept biophysique de transduction – i.e. du transport moléculaire de l’énergie – et au final l’une des fonctions de la vie serait de libérer un stress thermodynamique emprisonné dans la géothermie par le refroidissement initial terrestre, et la biosphère serait conséquemment vue comme une excroissance de la géosphère de la Terre. De manière empirique, si la biosphère serait donc une excroissance de la géosphère alors *l’interface* entre ces deux couches serait un objet d’analyse d’intérêt; c’est précisément la raison pour laquelle la découverte de sources hydrothermales, puis la proposition en 1988 par Wächtershäuser que ces dernières auraient pu servir d’environnement propice à la l’apparition de la vie, constituent un argument pouvant appuyer ces hypothèses.

La deuxième classe de théories physique d’importance ayant proposé une explication pour l’émergence de la vie remonte quant à elle à la fin des années 1970 avec la proposition par

Prigogine que la vie serait une structure dissipative hors d'équilibre thermodynamique; d'une *définition* de la vie l'on est progressivement passés à une hypothèse sur son *apparition*, et où la vie serait considérée comme une structure organisée reproductible autorépliquative qui maximiserait l'entropie. England, notamment, a donné suite à ces idées il y a peu; cette maximisation de l'entropie serait précisément le moteur de la formation et de l'évolution subséquente de la vie, et l'auto-réplication étant forcément un processus irréversible – i.e. l'on peut observer une cellule se diviser mais l'inverse ne se produit jamais – une augmentation de l'entropie en découle nécessairement [England, 2013]. Or cette dernière serait alors favorisée spécifiquement en raison de l'entropie en découlant, et England a montré, à l'aide d'une théorie des micro-états, qu'il existe une relation entre le taux de réplication et le taux de mortalité dans un système évolutif en fonction d'une certaine température. Dans ce contexte, il est toutefois à nouveau difficile d'expliquer l'émergence de structures complexes car une telle théorie du vivant comme structure dissipative semble à première vue favoriser la présence des répliqueurs apparaissant et disparaissant le plus rapidement – ce qui évidemment n'aide en rien l'apparition éventuelle de formes de vie s'étendant au-delà du domaine unicellulaire.

La vie et sa complexification peuvent enfin être considérées, toujours d'un point de vue physique, comme le résultat d'un *phénomène critique*; l'on peut penser au *dictum* popularisé par la Santa Fe Institute dans les dernières décennies – “life at the edge of chaos” – et qui a donné suite à toute un éventail de travaux considérant que la vie serait liée aux concepts de transition de phase et de brisure de symétrie de la physique statistique. L'on peut citer les travaux de Walker [Walker, 2010] notamment, qui considère que la chiralité des molécules organiques constituerait le paramètre d'ordre associé à la transition de phase caractérisant le passage du non-vivant au vivant et où le paramètre de contrôle serait la fidélité des réactions enzymatiques, à la manière de la brisure de symétrie observée dans un système ferromagnétique où le passage en-deça d'une certaine température fige le système dans l'une ou l'autre de ses configurations magnétiques (c.f. Figure 1.2). Les travaux de Nowak [Nowak, 2006] vont dans le même sens, à cela près que la fidélité de réplication tient ici le rôle de paramètre d'ordre, tandis que Mathis [Mathis et al., 2017] explore plutôt la quantité d'information échangée à travers le système.

Si ces trois théories physiques sur l'émergence de la vie partent de principes *connus* de la physique moderne, l'on peut également observer que certains travaux font le postulat que l'émergence de la vie dépendrait plutôt de *nouvelles* connaissances et lois physiques voulant exploiter les similarités entre l'entropie de Boltzmann et celle de Shannon, par exemple; c'est notamment le cas des familles de théories rattachées à la théorie de l'information et à celles faisant l'hypothèse que la vie découlerait de “constructeurs programmables”. Pour les premières, la conceptualisation d'une *hiérarchie de l'information* faisant écho à ce qu'il est commun d'appeler les “transition majeures de l'évolution” [Szathmáry and Smith, 1995] expliquerait la complexification progressive du vivant, tandis que pour les secondes l'on part

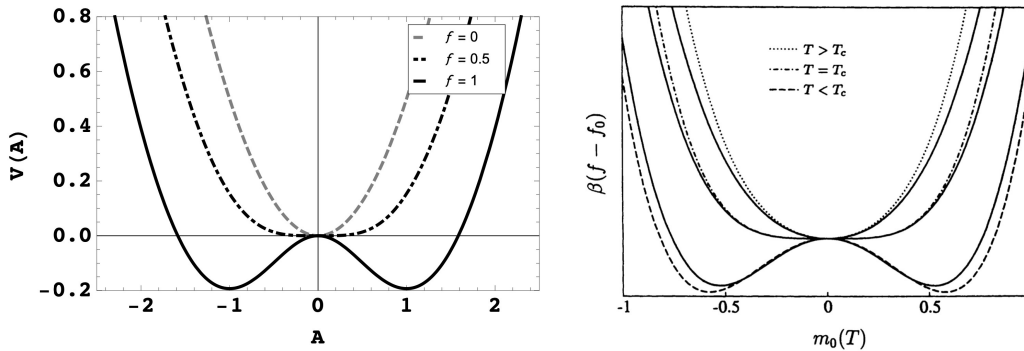


Fig. 1.2. Gauche: chiralité effective d’un système prébiotique, lorsque cette chiralité est considérée comme un potentiel effectif de l’assymétrie nette du système, en fonction d’un paramètre de contrôle f décrivant la fidélité des réactions enzymatiques. Lorsque la température dépasse un seuil critique, la chiralité du système est détruite – ce qu’on observe relativement aux courbes $f < 1$. Au-delà de ce seuil, le système se fige via une transition de phase dans l’une ou l’autre des configurations chirales, ce qui permettrait d’expliquer que la vie sur Terre n’est caractérisée que par *l’une* de ces chiralités (“gauchère” pour les acides aminés, et “droitière” pour les sucres d’ARN et d’ADN) – désignée comme “homochiralité de la vie”, tandis que la matière prébiotique peut présenter l’une ou l’autre de celles-ci. Droite: énergie libre réduite par spin en fonction de la magnétisation moyenne par spin lorsque le champ externe est nul, dans le modèle d’Ising d’un matériau ferromagnétique et extraite via la théorie du champ moléculaire (*Mean Field Theory*, courbe pleine) et celle de Landau (courbe pointillée). Trois températures sont présentées relativement à la température critique du système, à laquelle le système se fige par transition de phase dans l’une ou l’autre de ses configurations. À gauche, Walker montre ainsi la similitude entre la brisure de symétrie relative à l’homochiralité de la vie dans un système prébiotique et celle liée à la magnétisation d’un système ferromagnétique via une transition de phase – toutes deux pouvant être ainsi analysées sous l’angle de la physique statistique des systèmes critiques. Tirées de [Walker, 2017] et [Christensen and Moloney, 2005]. fig:brisure-sym

plutôt de l’idée de “constructabilité” élaborée par von Neumann – et elle-même conceptualisée à partir de l’idée de “machine universelle” de Turing – pour concevoir la vie davantage du point de vue d’entités ayant la possibilité de “construire” d’autres entités de plus grande complexité que qu’une simple copie d’information. Dans cette optique, la tâche prochaine de la physique serait de réconcilier les nouvelles connaissances rattachées à ces théories à l’édifice conceptuel existant de la physique – de la même manière que l’avènement de la mécanique quantique en a appelé à une réinterprétation d’un certain nombre de connaissances physiques prises précédemment pour des lois définitives.

Si un certain nombre théories physiques ont pu être élaborées au cours des dernières années concernant l’apparition du vivant, l’on peut noter que l’un des thèmes récurrents en est la *recherche d’un paramètre d’ordre* pour expliquer ce passage du pré-biotique au vivant. Or l’une des difficultés avec la présence d’un paramètre d’ordre pour expliquer cette transition vient du fait que traditionnellement, les systèmes statistiques critiques sont *ajustés*

par un agent extérieur – l’on peut reprendre à ce sujet la température dans un système ferromagnétique, par exemple. Dans le cas de l’apparition de la vie et des propositions diverses de paramètres d’ordre s’y rattachant il est difficile de voir de quelle manière un agent causal extérieur aurait pu avoir une quelconque influence, que l’on pense au taux d’erreur proposé par Nowak par exemple. C’est précisément à ce questionnement que prétend répondre la théorie de la criticalité auto-régulée. Celle-ci sera ainsi exposée dans les pages qui suivent.

1.1.3. Le seuil critique du taux d’erreur de Eigen

subsec:th-eigen

L’on a mis l’accent, dans ce qui précède, sur la recherche d’un paramètre d’ordre dans le cadre de certaines classes de théories physiques sur l’apparition de la vie. Si ce paramètre d’ordre correspond bel et bien au taux d’erreur de réplication, ainsi qu’en font l’hypothèse certains travaux, alors il en pertient de discuter de ce que la biologie considère comme le *seuil critique* de ce taux d’erreur dont Eigen [Eigen, 1971] a fait le postulat il y a un demi-siècle.

Dans la mesure où l’on accepte une hypothèse telle celles du type de “monde ARN” exposées précédemment, et qui sont effectivement parmi les théories les plus susceptibles d’expliquer l’émergence du vivant, alors on se retrouve face à un certain nombre de difficultés reliées à la *fidélité* de reproduction de l’information, ainsi qu’à plusieurs contraintes liées à la *quantité* d’information encodée. Si les théories de monde ARN présentent un intérêt particulier pour plusieurs raisons, il s’avère que la réplication de l’ARN est sujette à des erreurs de réplication de manière beaucoup plus marquée que la réplication de l’ADN. Cela non seulement impose d’emblée une contrainte sur la longueur des chaînes de polymères produites et ainsi sur la quantité d’information y étant emmagasinée mais aussi – l’ARN ayant le double rôle fonctionnel de catalyseur et de matériel d’encodage de l’information [Kruger et al., 1982] – engendre ce qui a été désigné comme le “paradoxe d’Eigen” selon lequel le mécanisme évolutif même permettant d’améliorer la fidélité de réplication requière une complexité d’emblée hors de portée pour un système réplicatif basé sur l’ARN. Si les ribozymes, dont la découverte en 1986 [Gilbert, 1986] a été l’une des pierres d’assise de l’élaboration du cadre théorique des modèles de monde ARN, ne requièrent l’assemblage que de 10^2 nucléotides – ce qui est à la portée d’un processus réplicatif basé sur l’ARN – l’on peut donc se demander ce qui a autorisé le saut évolutif vers les premiers virus ARN, composés quant à eux de 10^3 ou 10^4 nucléotides. [Holmes, 2009]

Si certaines avenues théoriques possibles ont été proposées pour solutionner le paradoxe, comme celle d’une relaxation du seuil critique de réplication découlant de la conformation, i.e. de la structure secondaire, des structures d’ARN, on peut envisager que l’interprétation de l’apparition de la vie comme phénomène critique proposée par la physique – et donc

la compréhension de cette “transition majeur de l’évolution” comme transition de phase – pourrait permettre d’expliquer de quelle manière ce saut qualitatif (et quantitatif!) a pu s’effectuer. Le corollaire même d’une interprétation en termes de phénomène critique d’un phénomène étant d’expliquer certaines propriétés dites “émergentes”, il serait plausible que *l’émergence* de l’évolution basée sur les structures d’ARN découle d’un tel phénomène. Or dans le cadre d’une telle transition, le concept de *coopération* pourrait s’avérer être l’une des clés théoriques permettant d’explicitier la mécanique précise par laquelle une telle transition de phase a pu être engendrée, ainsi l’on se doit d’exposer certaines notions essentielles de théorie des jeux essentielles à la compréhension de ce qui suit.

1.2. Théorie des jeux

sec:th-jeux

La question de la coopération fait partie de ces énigmes ancestrales qui ont fasciné les penseurs depuis des siècles; l’on n’a qu’à se rappeler le dilemme fondamental en histoire de la philosophie ayant farouchement opposé une vision de l’homme comme être fondamentalement *bon* de nature – ce qui est d’une particulière ironie pour quiconque s’est quelque peu informé sur le personnage lui-même – à l’homme dont “l’état de nature” égoïste serait d’emblée prédominant chez un penseur tel que Hobbes. Tout aussi passionnantes puissent avoir été ces joutes intellectuelles pour l’historien de la pensée, il demeure que la question demeure entière: n’étant évidemment pas restreinte à une seule volonté d’explication de la nature humaine, comment peut-on expliquer que des entités présumées rationnelles par la vision moderne de la science – que l’on pense ici tant au monde microscopique, à l’interaction d’individus en écologie qu’à la configuration des échanges économiques entre entités corporatives – puisse en venir à faire montre d’un comportement coopératif?

1.2.1. Dilemme du prisonnier

subsec:th-pd

Cette volonté d’expliquer le phénomène de coopération dans son ensemble de manière logique et indépendamment du type de système ou des individualités le sous-tendant est la motivation première derrière le modèle mathématique que l’on désigne sous le nom de “dilemme du prisonnier” (PD). L’exposition classique en est la suivante: l’on suppose que deux malfrats se fassent prendre en plein délit. Sitôt mis en arrestation, ils sont isolés *et ne peuvent procéder à l’échange d’information de quelque manière que ce soit* – on parle ainsi de *jeux à information dite incomplète* puisque chaque agent n’a aucune connaissance de la stratégie de l’autre joueur. Or pour régler leur sort une proposition leur est alors faite: en dénonçant leur confrère et en collaborant avec les autorités, ils accèdent à une réduction de leur peine. Les deux protagonistes se prononcent alors sur le choix qui leur est offert de manière indépendante – situation que l’on peut résumer par une *matrice de pointage* telle celle présentée à la Table 1.1. L’on y schématise la situation rationnelle venant d’être décrite,

les deux choix possibles s’offrant aux agents ainsi que les quatre états finaux en résultant selon la définition traditionnelle du modèle. D’abord, si les deux malfrats *coopèrent ensemble* (C), autrement dit qu’ils gardent le silence et de se dénoncent pas mutuellement aux autorités, chacun obtiennent un pointage que l’on pourrait qualifier d’intermédiaire de trois points. S’il leur prend par contre de *faire défection* tous les deux et, conséquemment, se dénoncent mutuellement, alors ils obtiennent un pointage médiocre d’un point chacun. Toutefois, si leur décision est asymétrique et que l’un des joueurs fait défection à son partenaire (autrement dit qu’il le dénonce) *alors que son alter-ego coopère (i.e. garde le silence)* alors le plus scélérat des deux (soit celui ayant dénoncé son “confrère”!) empêche un pointage maximal établi ici à cinq points tandis que son compatriote lésé dans l’aventure n’en obtient aucun. Ainsi donc est défini le modèle, censé représenter le dilemme entre d’adoption par des agents rationnels d’un comportement de coopération profitant de manière acceptable à l’ensemble des agents d’un groupe d’une part, et celle d’un comportement purement égoïste de tentative d’exploitation d’autrui *sans connaître d’avance la stratégie adoptée par ceux-ci* qui présente une possibilité de bénéfice net pour celui qui tente d’exploiter (i.e., qui fait défection à l’adversaire dans le cas du PD) tout comme une possibilité de pénalité mutuelle si les deux agents tentent mutuellement de s’exploiter. En l’absence d’information sur ce qui constitue la stratégie de l’adversaire, il est en outre logique – dans la mesure où lui est attribuée une probabilité équiprobable de coopérer autant que de faire défection – de faire défection soi-même (et d’obtenir ainsi en moyenne trois points) que de coopérer (et de n’obtenir qu’un point et demie); d’où précisément la difficulté théorique d’expliquer l’émergence spontanée d’un comportement coopératif dans la nature.

L’un des points d’importance pour que cette représentation du dilemme de coopération mutuelle ait du sens consiste à ce que le pointage obtenu par une coopération puis une défection en alternance soit *inférieur* à celui obtenu par une coopération mutuelle. Dans la matrice présentée à la Table 1.1, cela signifie autrement dit que le score intermédiaire obtenu par une volonté de coopération mutuelle des deux joueurs (i.e. trois points) soit *supérieur* au score obtenu si les deux joueurs s’exploitaient mutuellement en alternance (i.e. cinq points sur deux parties, donc en moyenne deux points et demie par partie). De cette manière, on s’assure qu’il soit impossible pour les deux joueurs d’éviter le dilemme de la coopération mutuelle en s’entendant à prime abord sur une stratégie où, présentés à répétition au dilemme, ils décideraient de s’exploiter tour à tour pour obtenir un pointage supérieur à celui d’une coopération mutuelle. Or de la manière dont la matrice de pointage est définie dans le PD, le choix de faire défection est le plus avantageux *dans la mesure où l’autre joueur décide de coopérer* (mais alors le pointage résultant devient asymétrique), tandis que le choix de coopérer l’est légèrement moins si les deux adoptent cette stratégie en même temps, mais *le pointage du groupe dans son ensemble* y est supérieur.

	C	D
C	3	0
D	5	1

Tableau 1.1. Tableau de pointage définissant le dilemme du prisonnier (PD), qui est une formalisation mathématique du problème de coopération mutuelle. Deux malfrats peuvent soit coopérer (C) entre eux et garder le silence face aux autorités ou faire défection (D). Si les deux coopèrent, ils obtiennent un score intermédiaire chacun, mais qui est maximal lorsque la moyenne des joueurs est prise dans son ensemble, tandis que si l’un coopère alors que son adversaire lui fait défection, l’un des joueurs obtient un pointage maximal et l’autre un pointage nul – dont la moyenne est inférieure à celle d’une coopération mutuelle. Finalement, si les deux joueurs font chacun défection, ils obtiennent un pointage non nul, mais néanmoins minimal. Le PD appartient à la catégorie des jeux dits à information incomplète puisque chacun des agents effectue son choix sans connaître d’avance la stratégie de l’adversaire.

tab:pd

1.2.2. Coopération

subsec:th-cooperation

Le point d’importance auquel le lecteur devra porter une attention toute particulière ici est qu’en dépit d’un anthropomorphisme naïf évident dans l’exposé traditionnel du dilemme du prisonnier ce dernier ne présuppose en aucun cas une quelconque rationalité des agents au sens où nous l’entendons de manière usuelle. Autrement dit, la “coopération” dont il est question ici ne s’applique pas seulement à deux entités corporatives, à deux êtres humains ou même à deux individus issus d’un même milieu écologique; la logique dont le PD fait l’analyse peut se transposer jusqu’à l’infiniment petit, et ne requière en aucun cas la présence d’un processus décisionnel conscient ou même d’un agent doué d’aptitudes sensorielles quelconques. Le dilemme du prisonnier peut très bien s’appliquer au cas minimal où deux cellules auraient la possibilité de favoriser leur présence mutuelle ou de tenter de s’assimiler l’une l’autre, et même au cas *minimal* où deux molécules pourraient être soit *catalysatrices* l’une de l’autre ou bien agir de manière à défavoriser leur présence mutuelle. Évidemment, dans ce contexte, le mot de “coopération” revêt une signification bien particulière. Il ne faut donc pas lui attribuer la signification d’habitude comprise comme étant celle d’une décision consciente et prise en étant le résultat d’un processus délibératif, mais d’une *conséquence logique* de la possibilité pour un agent, une entité quelconque, de favoriser la présence d’un autre agent, d’une autre entité. Dans ce contexte, le dilemme du prisonnier peut donc s’appliquer de manière justifiée à l’étude d’une gamme étendue de processus physiques, et c’est relativement à l’un de ces processus physiques précis – celui du passage du non vivant au vivant, de la matière pré-biotique à un assemblage dit biologique – que l’analyse présentée ici fera usage du cadre d’analyse que nous permet d’élaborer de modèle du dilemme du prisonnier tiré de la théorie des jeux.

1.2.3. Dilemme itéré et coopération-réciprocité

subsec:th-ipd

Il est impossible d’aborder l’étude du dilemme du prisonnier sans discuter des travaux d’Axelrod [Axelrod, 1984, Axelrod, 2006], qui ont marqué un tournant majeur dans l’analyse du phénomène. Si on a décrit plus haut le dilemme en tant que tel, les choix s’offrant aux joueurs, les conséquences possibles et le cadre général du jeu dans lequel s’inscrit sa dynamique, on peut à bon droit se demander s’il existe une *résolution* possible. Autrement dit, étant donné le cadre et la structure fixe du jeu, existe-t-il une stratégie qualifiée d’*optimale* et qui produirait invariablement le pointage maximal peu importe la stratégie adoptée par l’autre joueur? Or ce fut précisément ce questionnement qui motiva Axelrod à organiser un tournoi opposant diverses stratégies au dilemme du prisonnier, ce dernier en appelant à la créativité de chercheurs provenant de disciplines aussi diverses que la psychologie, l’économie, la science politique, les mathématiques et la sociologie. De fait, le dilemme du prisonnier ne prend évidemment pleinement sens que dans la mesure d’une interaction *répétée* entre les protagonistes; c’est ainsi que l’on définit donc le concept de *stratégie* qu’adopte chacun des joueurs, i.e. il s’agit donc d’un ensemble de règles prédéfini qui dicte à l’agent de quelle manière se comporter face à son adversaire – c’est-à-dire s’il doit coopérer ou non, et suivant quels critères le cas échéant. Et une interaction *répétée* au dilemme du prisonnier est quant à elle désignée comme le dilemme du prisonnier *itéré* (IPD) dans ce cadre.

Certaines des stratégies d’importance sont définies comme suit. L’on peut d’abord concevoir que deux des stratégies les plus simples seront celles selon lesquelles le joueur coopère de manière inconditionnelle avec l’autre joueur, ou bien lui fait défection de manière inconditionnelle – celles-ci sont respectivement notées ALLC et ALLD dans ce qui suit. Une autre stratégie tout à fait triviale qu’il est possible d’inclure dans l’analyse du dilemme du prisonnier est celle d’un comportement tout-à-fait aléatoire. Pour un tel joueur, chacun des coups sera effectué au hasard de manière indépendante d’un tour à l’autre et, tout comme ALLC et ALLD, sera également indépendant des coups de l’adversaire.

Une quatrième stratégie dont l’on peut exposer le détail, et qui de fait fut soumise au tournoi organisé par Axelrod, est désignée par le nom de *Tit-for-Tat* (TFT) – que l’on peut traduire en français par le vocable de “oeil-pour-oeil”. *Tit-for-Tat* est la stratégie *la plus simple* que l’on puisse concevoir dont le comportement est en partie fonction du comportement de l’adversaire – i.e. une stratégie dite “réactive”; dans le cadre du dilemme du prisonnier itéré, TFT commence par coopérer avec son adversaire, et poursuit cette coopération *tant et aussi longtemps que l’adversaire coopère*. Dès l’instant où le joueur opposé fait défection face à Tit-for-Tat, ce dernier fait défection également, mais se remet aussitôt à coopérer dès que son adversaire fait de même.

TFT a ceci de particulier que depuis sa soumission à la toute première itération du tournoi d’Axelrod par Anatol Rapoport, alors professeur de psychologie à l’Université de Toronto mais s’étant également intéressé à la modélisation mathématique de tout un éventail de phénomènes et de comportements sociaux, aucune stratégie n’a pu obtenir un score moyen supérieur de manière générale. Les tournois d’Axelrod étant formulés de manière à opposer tour-à-tour tout l’éventail de stratégies soumises les unes aux autres à répétition puis à calculer leur pointage moyen, il en a résulté que c’est TFT qui s’avéra être la stratégie optimale face au plus grand nombre d’adversaires possibles – autrement dit qu’il s’agit de la stratégie la plus *polyvalente* lorsque confrontée à des adversaires adoptant une variété de stratégies différentes. Évidemment, en prenant le cas trivial d’une joute d’IPD opposant TFT à ALLD, on peut immédiatement concevoir que si au premier tour TFT coopère et que ALLD fait défection, puis qu’à chaque tour suivant chacun fait défection jusqu’à ce que la partie prenne fin, il s’ensuit qu’ALLD possédera un léger avantage sur TFT en raison même de cette asymétrie des coups au premier tour. Mais on peut ensuite observer de manière tout à fait triviale qu’ALLD jouant contre lui-même n’obtiendra qu’un pointage médiocre – tandis que TFT jouant contre TFT coopérera à tout coup durant la partie, et donc obtiendra un pointage moyen bien supérieur. C’est donc à l’égard de cette moyenne des pointages que TFT possède un avantage, et aucune autre stratégie imaginée depuis sa soumission au tournoi d’Axelrod n’a pu obtenir de résultat supérieur – ceci, même dans la mesure où le succès de TFT aura été connu d’avance lors des tournois ultérieurs.

Quelques autres propriétés particulières caractérisent également TFT, et celles-ci ont été analysées dans le détail et avec grande minutie dans les travaux d’Axelrod [[Axelrod, 2006](#)]. Mais une nous intéresse de manière toute particulière ici : *TFT constitue notamment la stratégie réactive la plus simple qu’il est possible d’encoder au dilemme du prisonnier itéré* – possiblement à l’exception de sa contrepartie qui ferait défection au premier tour, et adopterait ensuite une stratégie identique à l’adversaire, par exemple, mais comme pour ALLD il est trivial de voir en quoi cette stratégie serait évidemment moins profitable de manière générale que TFT. De fait, Axelrod avait judicieusement noté que la longueur des stratégies, ou plus précisément des programmes informatiques encodant ces stratégies, n’était en rien corrélé à leur succès global. Il demeure toutefois évidemment d’un intérêt tout particulier de noter que la stratégie réactive la plus simple est aussi la stratégie optimale face à une gamme variée d’adversaires.

Plusieurs autres stratégies peuvent évidemment être élaborées dans le cadre du dilemme du prisonnier; on se contentera ici d’en décrire quelques unes. On peut notamment définir une autre stratégie réactive qu’on peut qualifier de “oeil-pour-oeil généreux” (*generous Tit-For-Tat* – GTFT) qui agit tout comme TFT à ceci près qu’elle “pardonne” une certaine fraction des défections de l’adversaire – disons un tiers – en coopérant de nouveau. GTFT a l’avantage de *corriger les erreurs* qui pourraient être introduites dans la dynamique du

jeu: si deux joueurs TFT se rencontrent mais que l'un d'eux "commet une erreur" (i.e. fait défection alors que l'adversaire coopère) alors les deux joueurs tombent dans un cercle vicieux de défection mutuelle jusqu'à la prochaine erreur commise. Or GTFT peut *corriger* ce comportement en permettant une coopération alors que l'adversaire lui fait défection.

Une autre stratégie qui a l'avantage de pouvoir corriger des erreurs qui seraient introduites dans le système est désignée comme "gagne-reste, perd-change" (*Win-Stay, Lose-Shift* – WSLS). Son comportement est différent des autres stratégies et ne comporte aucune composante réactive; WSLS décide du prochain coup à jouer en fonction de son propre pointage au tour précédent – si celui-ci est profitable il persiste à jouer le même coup qu'au tour précédent, tandis qu'il passe de la coopération à la défection (ou inversement) si son pointage est défavorable.

Finalement, l'on peut définir une stratégie aléatoire (RND – pour *random*) qui joue tous ses coups au hasard. N'étant ni réactive, ni correctrice d'erreur on peut d'emblée lui présumer un succès limité. Il est toutefois éclairant d'introduire à certains moments une telle stratégie dans le système comme analogue d'un "bruit" stochastique inhérent à ce dernier, ou simplement pour simuler des agents dysfonctionnels. De plus, dans la mesure où un grand nombre d'erreurs est introduit dans le système l'ensemble des stratégies se trouvera à tendre vers le comportement représenté par RND.

Dans le cadre de l'analyse présentée ici, quatre stratégies ont été retenues lors des simulations: ALLC, ALLD, TFT et RND. Il s'agit notamment des stratégies les plus simples à encoder, ainsi on peut présumer que si un joueur en venait à adopter spontanément une stratégie et que son comportement émergeait spontanément de variations mutationnelles – telles que les théories de la vie le présument – alors ces stratégies seraient les premières à être échantillonnées par un processus de sélection naturelle. Il n'est évidemment pas exclu que des variations de ces stratégies puissent avoir eu un impact dans les systèmes prébiotiques mais puisque l'objet de la présente analyse consiste à analyser l'émergence de la coopération prébiotique l'on peut présumer que les constituants les plus simples ont statistiquement été les premiers à pouvoir émerger de manière naturelle, agissant ainsi comme catalyseur pour la construction de structures et/ou de processus chimiques plus élaborés. Empiriquement, le succès remporté par TFT est également un aspect auquel il faut apporter une attention particulière; si lors des tournois d'Axelrod TFT a su prendre le dessus de manière générale sur l'ensemble de ses adversaires – cela même alors que les concepteurs des stratégies participantes lors des tournois ultérieurs furent par la suite mis au courant de son succès – cela suggère que pour expliquer la coopération il n'est nullement nécessaire d'avoir recours à des stratégies possédant des processus décisionnels poussés, et que celle-ci pourrait très bien avoir effectivement émergé en usant des composantes biochimiques les plus simples.

On présente pour le bénéfice du lecteur le détail de confrontations entre TFT, ALLC, ALLD et RND à la Figure 1.3, puis entre ces mêmes stratégies lorsque confrontées à leurs

semblables à la Figure 1.4. De manière générale, lorsque les deux joueurs adoptent des stratégies différentes les couples TFT-ALLC performant bien, tandis que ALLD remporte facilement les parties d'IPD lorsqu'il joue contre ALLC et RND. Lorsque deux stratégies identiques d'affrontent, TFT et ALLC performant encore très bien, et cette fois ALLD obtient un pointage beaucoup plus bas.

1.2.4. Applications

subsec:th-applications

Le cadre d'analyse fourni par le dilemme du prisonnier a été mis en relation et analysé face à des thèmes aussi variés que la théorie des réseaux [Ebel and Bornholdt, 2002], la théorie du chaos [Nowak and Sigmund, 1993], les systèmes complexes [Sigmund, 2001], la percolation [Yang and Yang, 2019], la sélection multi-niveaux [Traulsen and Nowak, 2006], les réseaux neuronaux [Chellapilla and Fogel, 1999], les algorithmes génétiques [Yao and Darwen, 2000], l'apprentissage machine [Sandholm and Crites, 1996], les réseaux à invariance d'échelle [Thibert-Plante and Parrott, 2007] ou les automates cellulaires [Fort and Viola, 2005]. Dans l'analyse présentée ici, l'on suivra le fil d'analyse consistant à appliquer le cadre conceptuel du dilemme du prisonnier au problème de l'origine de la vie, et donc du passage du monde pré-biotique à la matière dite organique, et auquel un certain nombre de physiciens et de biologistes se sont penchés dans les dernières décennies.

La question de la coopération a émergé à répétition dans les structures théoriques élaborées pour tenter de rendre compte de l'émergence du vivant – et ce de plusieurs manières. Suivant la catégorisation décrite par Walker [Walker, 2017] exposée précédemment, l'on est à même de constater que le concept de coopération joue un rôle prépondérant dans les diverses tentatives d'explication d'apparition du vivant.

L'on peut rappeler d'après ce qui a été vu précédemment que deux types de théories biochimiques ont été avancées pour rendre compte de l'origine de la vie: les théories génétiques et celles de réseaux coopératifs. Les théories dites de monde ARN, du premier type, considèrent la vie comme une transmission d'information. L'on peut dès lors faire l'hypothèse que la coopération a pu être centrale relativement à trois processus biochimiques, soit entre les polymérases et les brins modèles d'ARN, entre les composantes d'un ensemble autocatalytique et entre les brins d'ARN entre eux lors de l'assemblage d'un catalyseur [Higgs and Lehman, 2015].

Dans le cadre de la théorie des ensembles autocatalytiques élaborée par Kauffman [Kauffman, 1986, Kauffman, 1993] il est trivial de voir que si celle-ci considère la vie précisément comme étant constituée de réseaux coopératifs la question de la coopération elle-même y occupe certainement une place prépondérante.

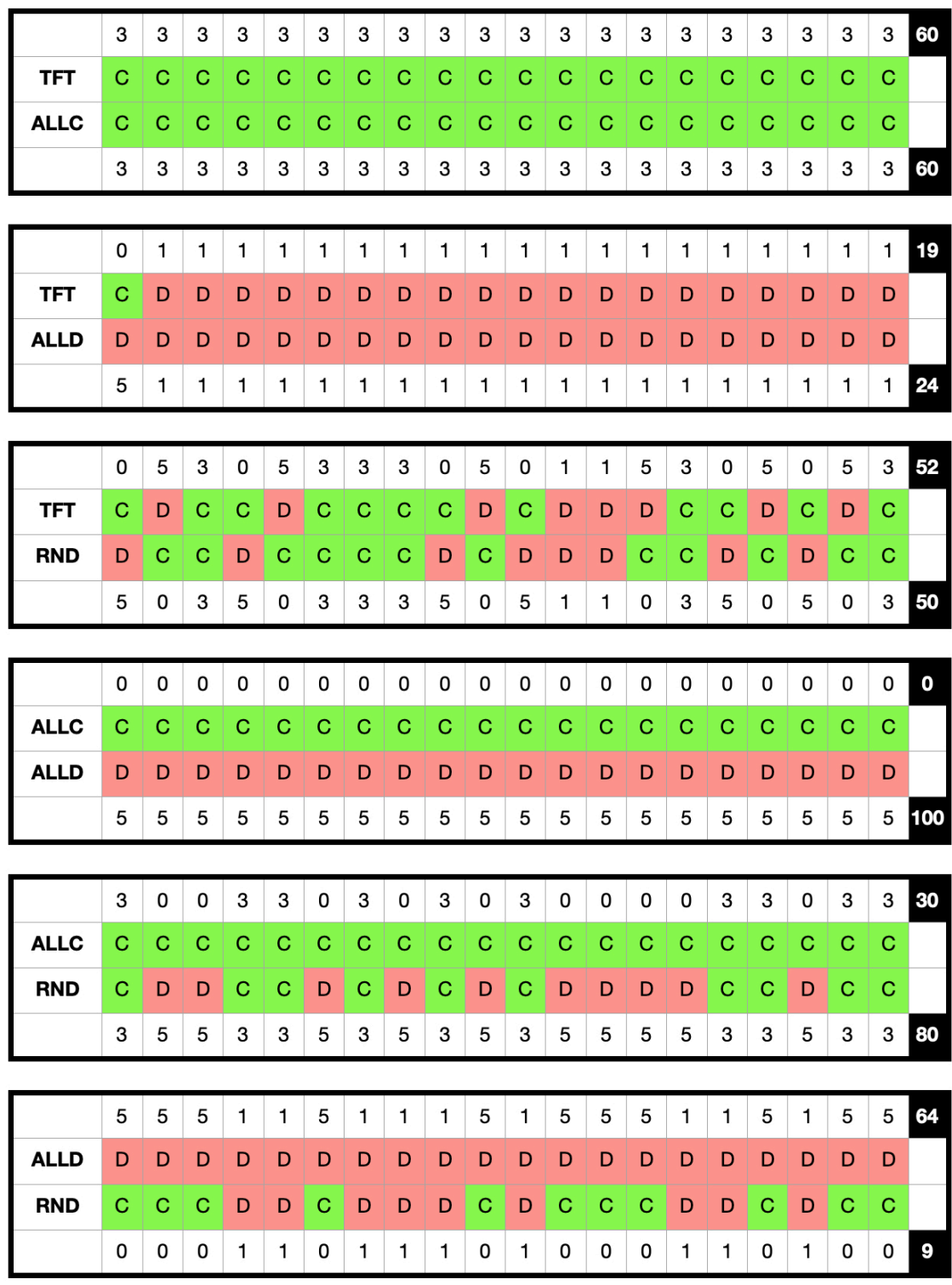


Fig. 1.3. Affrontement au dilemme du prisonnier itéré comportant $M = 20$ coups entre les stratégies TFT, ALLC, ALLD et RND affrontant une stratégie différente. Chaque coup où un joueur coopère est identifié en vert, tandis que lorsque ce joueur fait défection le coup est identifié en rouge. Le pointage obtenu par chaque joueur pour chacun des tours est indiqué dans les rangées de haut et du bas de chaque encart, et le total obtenu pour chacun des joueurs à l'issue de la partie d'IPD est noté à la dernière colonne. De manière générale, TFT et ALLC performant bien ensemble, et ALLD remporte facilement contre ALLC et RND.

	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	60
TFT	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	
TFT	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	
	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	60

	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	60
ALLC	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	
ALLC	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	C	
	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	60

	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	20
ALLD	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	
ALLD	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	D	
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	20

	1	1	3	3	5	1	5	3	0	3	5	0	1	0	3	0	5	1	1	5	46
RND	D	D	C	C	D	D	D	C	C	C	D	C	D	C	C	C	D	D	D	D	
RND	D	D	C	C	C	D	C	C	D	C	C	D	D	D	C	D	C	D	D	C	
	1	1	3	3	0	1	0	3	5	3	0	5	1	5	3	5	0	1	1	0	41

Fig. 1.4. Affrontement au dilemme du prisonnier itéré comportant $M = 20$ coups entre les stratégies TFT, ALLC, ALLD et RND s'affrontant elles-mêmes. TFT et ALLC performent ici très bien, tandis qu'ALLD obtient un pointage beaucoup plus bas. *fig:th-ipd2*

En ce qui a trait aux théories physiques de l'émergence de la vie exposées précédemment – celles de la vie comme métabolisme, celles comprenant le biologique comme une conséquence de la thermodynamique ainsi que celles considérant le vivant comme un phénomène critique, il est peut-être plus difficile de voir immédiatement la place conceptuelle que la coopération y occupe. Rappelons toutefois d'emblée que les théories physiques concernant l'apparition du vivant ne sont pas élaborées en opposition aux théories biochimiques mais ont pour objectif de prolonger, de *complémenter* ces dernières – ainsi à titre d'exemple en adoptant le point de vue que la vie soit une conséquence de la thermodynamique l'on n'exclut nullement que le processus biochimique lui-même à l'oeuvre *en concordance* avec les lois de la thermodynamique soit issu d'une coopération entre brins d'ARN.

Plusieurs travaux ont par ailleurs été publiés sur des thématiques connexes ou reliant d'une manière précise apparition du vivant et coopération. On peut citer à ce sujet les

travaux de Mizuuchi [[Mizuuchi and Ichihashi, 2018](#)] qui, à l’aide de modèles de répliation artificielle ont montré que la compartimentalisation issue d’une sélection de groupe pouvait servir d’adjuvant pour la stabilité de répliateurs face à des entités parasites ou exploitatrices. Toujours à la frontière entre le vivant et le non vivant, certains biologistes se sont penché sur le rôle de la coopération relativement au comportement des virus et bactéries [[Damore and Gore, 2012](#), [Frick and Schuster, 2003](#), [Turner and Chao, 1999](#)] et ont pu démontrer que sous certaines conditions ces derniers étaient confrontés à des situation pouvant être modélisées par une matrice de pointage satisfaisant aux axiomes du dilemme du prisonnier.

Si le dilemme du prisonnier peut facilement se présenter et se comprendre de manière tout à fait anthropocentrique tel qu’exposé précédemment, et que l’on puisse concevoir que *individu capable de raisonnement* soit en mesure d’effectuer un choix délibéré dans un cadre écologique, par exemple, on voit qu’il n’est absolument pas *nécessaire* que le joueur soit rationnel, dans la mesure où il puisse simplement s’agir d’une entité capable d’encoder de l’information (une stratégie, un choix) et qu’elle soit en mesure de *performer* ce choix de manière physique dans son environnement, viz. plus spécifiquement face à l’autre joueur. Un virus satisfait à ces conditions, tout aussi bien qu’un brin d’ARN ou même qu’une simple molécule chimique abiotique. Si l’on conçoit la structure chimique comme une emmagasinage d’information, pouvant éventuellement être sujette – ou non – à une certaine répliation, alors il est tout à fait possible d’étendre le domaine d’analyse du dilemme du prisonnier à la question de l’origine de la vie, ce qui a non seulement été fait de manière détaillée et convaincante dans la littérature scientifique tant en physique qu’en biochimie jusqu’à maintenant, mais qui sera également et conséquemment pris comme présumé au cadre d’analyse du travail présenté ici.

1.2.5. Spatialité

subsec:th-spatialite

L’une des thématiques d’importance ayant été traitée dans la littérature relativement au dilemme du prisonnier concerne son implémentation dans un contexte spatial. De fait, l’on peut concevoir que s’il est ici question d’origine de la vie, les agents dont il est question seront inscrits dans un environnement physique, un medium, un substrat quelconque – cette fameuse “soupe primordiale” dont parlait Darwin, et remise au goût du jour par Oparin et Haldane, puis ayant été l’objet de recherche des itérations successives de l’expérience conçue à l’origine par Miller et Urey. On s’attend donc à ce qu’une description adéquate du passage du non vivant au vivant intègre cet élément de spatialité parce qu’il s’agit d’un pré-requis pour la validité des explications; or il s’avère que cet élément de spatialité lui-même favorise

justement le déploiement de comportements complexes et structurés du modèle, comme on le verra dans les chapitres qui viennent.

Les travaux de Mizuuchi [**Mizuuchi and Ichihashi, 2018**] ont été mentionnés ci-haut dans le cadre de recherches connexes au dilemme du prisonnier et à l'apparition du vivant; cet intérêt envers la formation de structures spatiales coordonnées de la part de joueurs du dilemme du prisonnier a de manière générale été étudiée à maintes reprises [**Lindgren and Nordahl, 1994, Nowak et al., 1994, Nowak and May, 1993, Szabó and Tóke, 1998, Szabó et al., 2005**]. La question notamment de la compartimentalisation [**Takeuchi and Hogeweg, 2009, Takeuchi and Hogeweg, 2012**] semble en être une d'importance dans la thématique générale de la spatialité. Celle-ci réfère à la séparation des réplicateurs en des compartiments – “proto-cellules” – pouvant se multiplier et être détruits en fonction des réplicateurs qui y sont présents. Incidemment, en biochimie il appert que le phénomène de séparation de phase – analogue des processus de compartimentalisation étudiés à l'aide des outils de la physique – prend une part décisive dans le processus explicatif de l'apparition du vivant [**Ladouceur et al., 2020, Weber and Brangwynne, 2015**].

Un certain nombre de processus se déployant dans le cadre d'un dilemme du prisonnier implémenté dans un environnement spatial peuvent être d'emblée notés. Les simulations entreprises ici ont été effectuées de manière analogue à ce qui a été amplement étudié dans la littérature sur l'IPD dans sa version spatiale, i.e. une implémentation ayant recours à une grille 2D (Figure 1.5) sur laquelle sont distribués des agents à chacun des sites selon les paramètres de la simulation. À chaque itération du modèle, chaque agent affrontera ses plus proches voisins tour à tour, et la simulation progressera de manière évolutive en attribuant à chaque agent au tour suivant la stratégie ayant obtenu le pointage moyen le plus élevé parmi les joueurs présents dans ce voisinage. La distribution spatiale des stratégies évoluera ainsi de manière dynamique sur la grille, tout comme celle de la fréquence des stratégies.

Afin de définir ce que constitue le “voisinage” d'un agent, quelques choix s'offrent à nous. On a dans le cadre de cette analyse opté pour le voisinage dit “de Moore” – c'est à dire que les “plus proches voisins” d'un agent correspondent aux huit joueurs entourant ce dernier sur la grille utilisée (Figure 1.6). Cette représentation du voisinage a été utilisée à maintes reprises dans les simulations d'IPD sur réseau et constitue un élément relativement standard dans la littérature scientifique qui y est consacrée [**Nowak, 2006, Fort and Viola, 2005, Fu et al., 2010, Ifti et al., 2004**].

Si l'élément de spatialité apparaît d'emblée être une condition *sine qua non* pour qu'une tentative d'explication de l'apparition de la vie soit complète, l'on a mentionné précédemment que ce même élément spatial était de fait l'un des éléments qui précisément favorisait l'apparition de comportements complexes du modèle, et notamment la formation de structures organisées. L'un des exemples les plus évidents de cet impact de la spatialité dans le

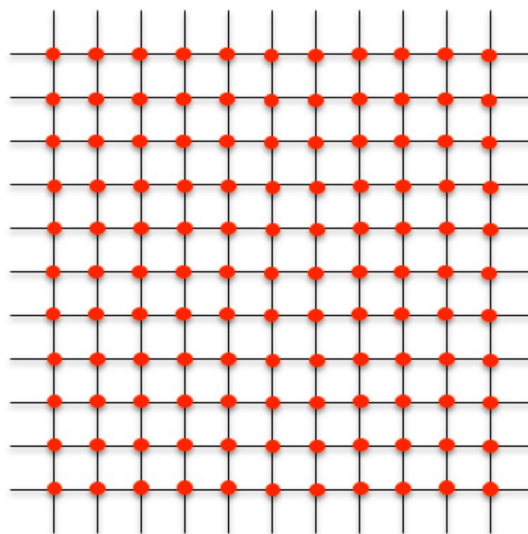


Fig. 1.5. Grille 2D utilisée dans une implémentation typique du dilemme du prisonnier dans sa version spatiale. Les agents sont distribués à chacun des sites présents à l'intersection des droites horizontales et verticales.

fig:ipd-grille

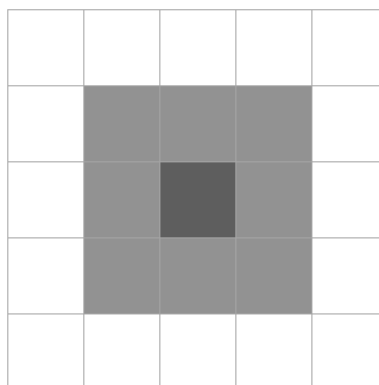


Fig. 1.6. Voisinage de Moore, décrivant les plus proches voisins d'un joueur qui affronteront ce dernier à chaque itération temporelle de la simulation. Le joueur central (au centre) est entouré de huit voisins (gris pâle), qui constituent le voisinage de ce dernier lors des interactions au dilemme du prisonnier.

fig:moore

déroulement de simulation d'IPD est la survie de formations spatiales composées de certaines stratégies spécifiques qui sans cet apport de la spatialité se verraient rapidement évacuées de la simulation. Par exemple, des agents adoptant une stratégie de coopération inconditionnelle (ALLC) apparaissent invariablement inférieurs, dans le cadre du dilemme du prisonnier itéré, face à ceux adoptant la stratégie de défection inconditionnelle (ALLD) – les premiers n'obtenant aucun point tandis que les seconds obtiennent le pointage maximal (Table 1.1). Une simulation opposant chaque agent de la grille à tous les autres agents du système –

l’analogie de cette “soupe primordiale darwinienne” qui aurait pu engendrer la vie – ou encore, ce qui est plus simple mais aboutit aux mêmes résultats, une simulation où le voisinage d’un agent est pris de manière aléatoire sur la grille au lieu d’être constitué des agents les plus proches dans la métrique de la grille – mène donc invariablement à un anéantissement complet des populations d’agents suivant la stratégie ALLC lorsque mis en présence d’une population d’agents adoptant la stratégie ALLD. Or lorsqu’un voisinage basé sur la distance physique sur grille – tel le voisinage de Moore et qui représenterait une certaine sédimentation des relations physiques entre joueurs, par exemple une interaction basée sur de faibles mouvements thermiques dans le système – est introduit, l’on observe que de manière inattendue des formations spatiales de ALLC peuvent survivre dans un bassin composé de ALLD. On peut voir de quelle manière ce résultat est une conséquence du voisinage en considérant la Figure 1.7, schématisant le pointage obtenu après une partie du dilemme du prisonnier entre chaque agent et les autres joueurs présents dans un voisinage de Moore, et où la stratégie ALLC est représentée en vert et la stratégie ALLD en rouge. Comme les défecteurs obtiennent un pointage médiocre entre eux, il s’ensuit qu’une formation de ALLC obtient un pointage tout à fait acceptable dans la mesure où ALLC joue contre ALLC – ainsi l’un des joueurs, au centre de la formation de joueurs ALLC, obtient le pointage coopératif maximal lors de toutes ses parties (i.e. trois points, à huit reprises), et l’on voit qu’au tour suivant si l’on assigne aux joueurs la stratégie présente dans leur voisinage ayant obtenu le meilleur pointage ALLC pourra persister.

On a donc ici l’une des conséquences importantes de base de l’introduction de la spatialité dans le dilemme du prisonnier: des coopérateurs, normalement inférieurs lorsqu’opposés à des défecteurs, peuvent *survivre entre eux* dans la mesure où ils sont structurés en une formation spatiale précise, ce que n’autoriserait pas une simulation sans dimension spatiale ou une simulation où le voisinage d’un joueur est pris de manière aléatoire sur la grille. On peut donc concevoir que le comportement de *coopération permise par la spatialité* a des conséquences dont la portée théorique est importante: si une entité prébiotique en venait à s’adjoindre spatialement à un groupement d’entités prébiotiques, que toutes ces entités catalysaient les réactions chimiques favorisant leur présence, alors un pourrait obtenir ainsi le germe d’un agencement auto-catalytique stable, et dont un environnement évolutif stochastique pourrait favoriser l’apparition.

Un corollaire de cette constatation est le suivant: en tentant d’expliquer l’apparition de la complexité, n’y a-t-il pas apparente contradiction si le point de départ consiste en réalité à simuler l’interaction des agents, des *entités les plus simples*? Le mécanisme par lequel la coopération dans un contexte spatial apparaît pourrait suggérer le contraire, s’il est observé qu’au final, les structures coopératives en viennent à se complexifier – *émergent* spontanément des interactions individuelles – et particulièrement, dans le cas qui nous occupe, à

8	8	8	8	8	8	8
8	12	16	20	16	12	8
8	16	15	15	15	16	8
8	20	15	24	15	20	8
8	16	15	15	15	16	8
8	12	16	20	16	12	8
8	8	8	8	8	8	8

Fig. 1.7. Formation de ALLC (au centre, en vert) méta-stable dans un environnement de ALLD (en rouge). Le joueur central, entouré de ALLC, obtient le maximum de points dans le contexte d’une coopération mutuelle face à tous ses opposants (soit trois points, à huit reprises). Les joueurs entourant ce dernier, adoptant tous la stratégie ALLC également, obtiennent un pointage intermédiaire car confrontés autant à ALLC qu’à ALLD; ils conservent toutefois tous leur stratégie puisque leur voisin le plus “performant” demeure le joueur ALLC central. Les joueurs ALLD, en périphérie du domaine, obtiennent un pointage inférieur à celui du joueur central puisqu’ils sont confrontés soit à un mélange de ALLC et ALLD, soit uniquement à d’autres joueurs ALLD.

fig:formation-ALLC

manifester certaines propriétés typiques de ce que l’on s’attendrait à observer dans le cadre de l’apparition de la vie.

1.3. Physique statistique hors équilibre

sec:th-phys

S’il est possible d’interpréter l’apparition de la vie comme une instantiation particulière d’une transition de phase, c’est la physique statistique qui pourra nous fournir les outils permettant d’en tirer toutes les conclusions, d’en analyser toutes les facettes. On présente donc ici au lecteur un rappel de notions de physique statistique qui seront cruciales pour la suite des choses; d’abord, celles reliées aux systèmes critiques de manière générale comme la notion de paramètre d’ordre, celle d’attracteur ou encore celle d’espace de phase, puis on s’attardera à la théorie de la criticalité auto-régulée, qui est une explication de la manière dont certains systèmes critiques peuvent se diriger *spontanément* vers leurs points critiques, via une autorégulation de leur paramètre d’ordre, sans intervention extérieure aucune.

1.3.1. Éléments de physique statistique relatifs aux systèmes critiques

subsec:th-critiques

Si l'eau subit une transition abrupte à sa température de fusion, certains systèmes physiques dits *critiques* subissent plutôt des transitions de phase dites *continues*. Et si l'eau ne se trouve pas dans deux états simultanément – elle passe évidemment abruptement de l'état liquide à l'état solide, par exemple – on ne peut en dire autant des systèmes critiques. À leur point critique, ces systèmes font montre de comportements particuliers qu'on décrira en détail dans ce qui suit, et sont caractérisés par des fluctuations *à toute échelle* (Figure 1.8), ne pouvant se décider à adopter l'un ou l'autre de leurs états. À la Figure 1.8 par exemple, les domaines de magnétisation pour un signe donné présentent une distribution de taille qui va d'un seul élément à une structure fractale dont la longueur est comparable à la dimension linéaire du domaine. Les éléments d'analyse présentés ici ont l'avantage d'être fondamentalement indépendants du système étudié, ainsi ils peuvent tout à fait être appliqués à un grand nombre de système physique – et notamment au système d'IPD sur réseau analysé dans ce qui suit. [Sethna, 2006]

Phase et paramètre d'ordre

La manière la plus *générale* de distinguer deux phases de la matière consiste à examiner les symmétries d'un système. Loin de se restreindre aux trois phases habituellement citées – les phases liquides, solides et gazeuses – l'on peut dénombrer des centaines de phases différentes dans la nature. En examinant par exemple un système composé de molécules d'eau, l'on observe que d'une part dans sa phase solide l'eau possède une symmétrie rotationnelle discrète dans l'organisation spatiale de ses molécules, tandis que dans sa phase liquide ne possède pas une telle symmétrie. Par contre, l'arrangement désordonné des molécules d'eau *dans son ensemble* possède une symmétrie complète tant rotationnelle que translationnelle – autrement dit, l'agencement des molécules liquide reste *en moyenne* inchangé suite à de telles transformations. Si les différentes phases ne diffèrent toutefois pas *toujours* en raison d'une disparité dans leurs symmétries; on peut toutefois affirmer que si deux systèmes présentent un ensemble différent alors ils sont conséquemment dans un état différent.

De manière naïve, on pourrait définir le paramètre d'ordre comme la “quantité d'importance” de ces systèmes. Par exemple, la magnétisation est le paramètre d'ordre d'un système ferromagnétique, et la densité est celui d'un système liquide ou gazeux. Si l'objet d'analyse de certaines sous-disciplines de la physique correspond à l'interaction microscopique d'un système, la physique *statistique*, elle, s'intéresse au comportement global, macroscopique résultant de ces interactions. Et ces interactions microscopiques – par exemple l'interaction

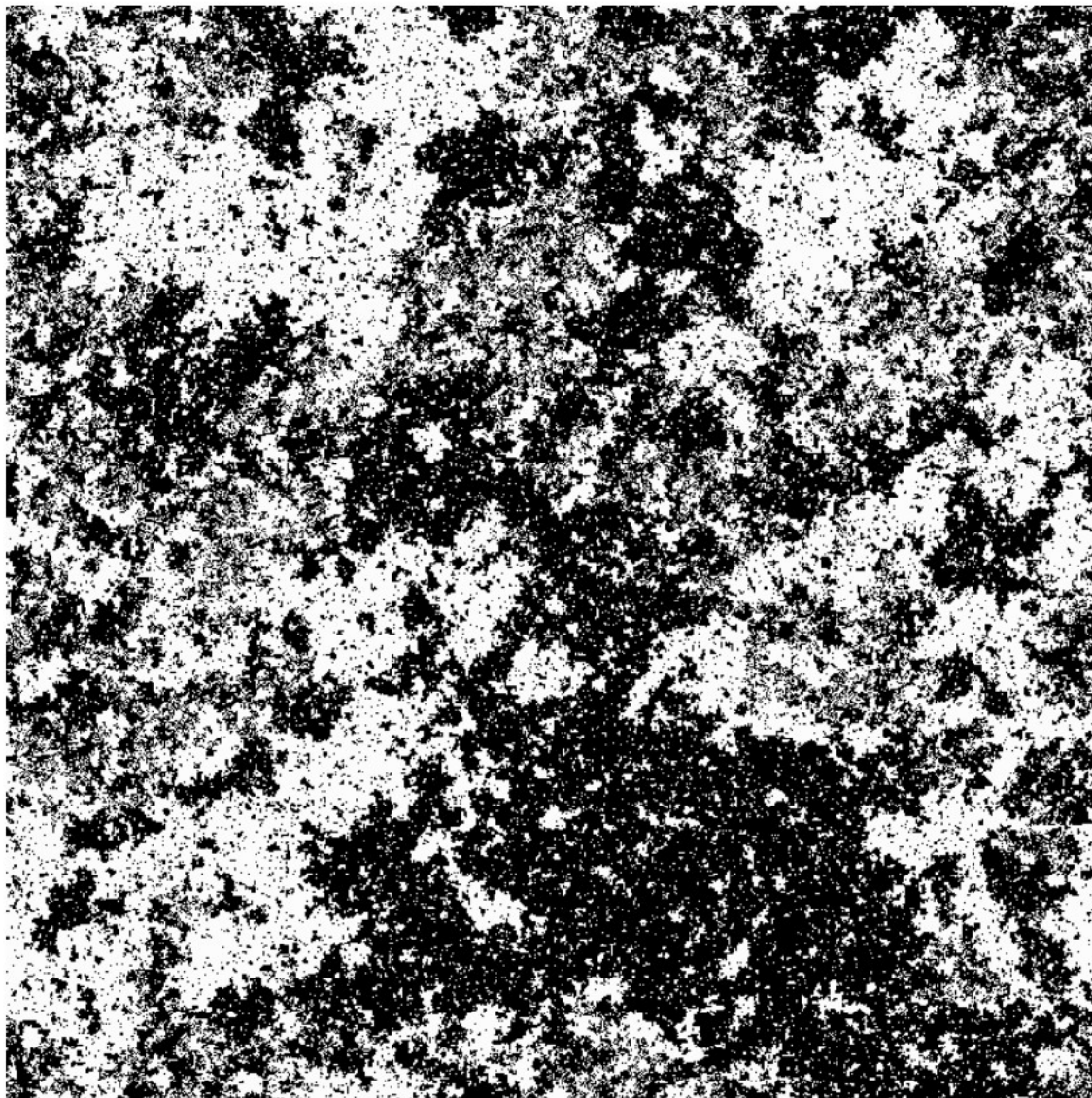


Fig. 1.8. Système ferromagnétique simulé à l’aide du modèle d’Ising, historiquement l’un des modèles-phares étudiés dans le développement de la théorie de renormalisation des groupes qui constitue le socle conceptuel sur lequel est basé l’analyse moderne des systèmes critiques en physique statistique. Tiré de [Sethna, 2006].

fig:critique

inter-atomique dans le système ferromagnétique, et dont le détail est peu pertinent à l’analyse macroscopique – peuvent se résumer une quantité globale propre au système pris dans son ensemble – la magnétisation (c.f. Figure 1.9). On peut également parler du *champ* d’un paramètre d’ordre: si un matériau brise sa symétrie rotationnelle et devient magnétique, l’on peut alors décrire un *champ magnétique* $\mathbf{M}(\mathbf{x})$ qui dépend de la position spatiale.

Il est important de mentionner que le paramètre d’ordre résulte d’un *choix* – il peut tout à fait exister plusieurs paramètres d’ordre pour un même système. Reprenant notre exemple d’un aimant, si le champ \mathbf{M} , dans \mathbb{S}^2 , est un choix judicieux pour étudier la magnétisation

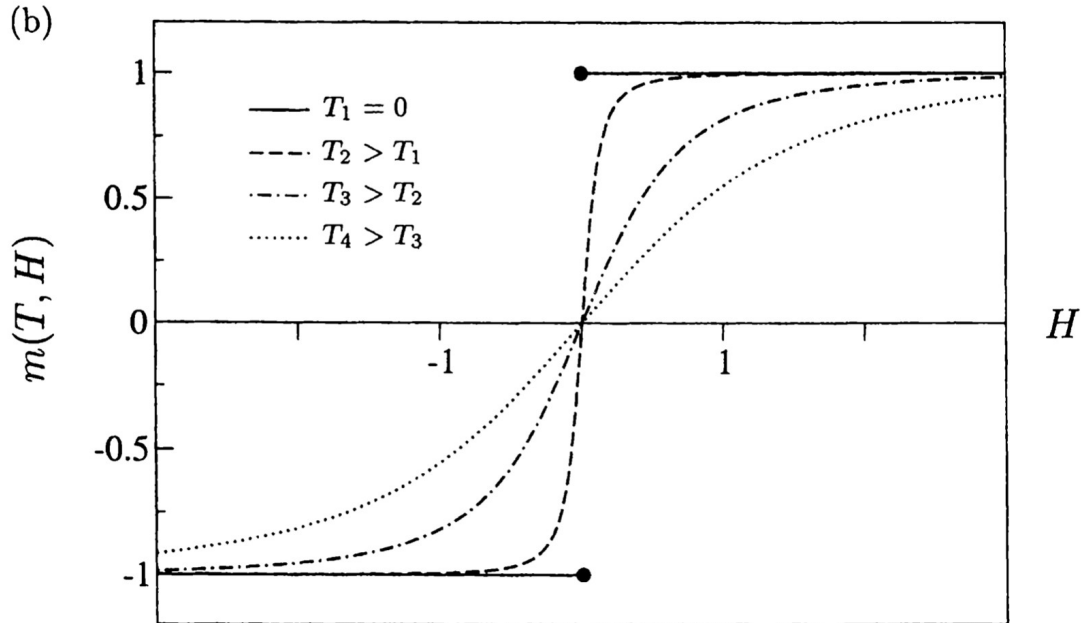


Fig. 1.9. Magnétisation moyenne $m(T, H)$ d'un système ferromagnétique telle que calculée analytiquement à l'aide du modèle d'Ising en une dimension, en fonction de la température T et du champ externe H , pour quatre valeurs de la température. À haute température, un champ H fort est requis pour aligner les spins (e.g. courbe T4) tandis qu'à basse température (courbe T1) l'alignement est beaucoup plus important. Tiré de [Christensen and Moloney, 2005].

fig:ising-analytic

à basse température alors que les spins sont tous alignés, à haute température alors que la magnétisation tend vers zéro et que les spins sont orientés de manière largement aléatoire il est beaucoup plus approprié de considérer le champ \mathbf{M} comme un vecteur de longueur variable dans \mathbb{R}^3 .

Point critique, longueur de corrélation et fractales

Si une phase caractérise *dans son ensemble* un système à partir de ses propriétés microscopiques, et qu'un paramètre d'ordre est une quantité décrivant l'une des propriétés d'importance de ce système, un point critique peut quant à lui être décrit comme un endroit dans l'espace des paramètres du système où les fonctions de corrélation décroîtront en termes de lois de puissance à longue distance, signifiant qu'il y a présence de corrélations *à toutes échelles spatiales* – un compromis entre les corrélations à échelle spatiale courte telles celles d'un état non magnétisé d'un matériau ferromagnétique par exemple, et les corrélations à échelle spatiale de portée infinie typiques d'un état ordonné où un système ferromagnétique démontre une magnétisation claire (c.f. Figure 1.8, ci-haut). À une température critique T_c , notre système ferromagnétique décrit plutôt une structure fractale, sorte

de mélange des états de spin magnétisés et non magnétisés. Un ensemble est corrélativement décrit comme fractal lorsque sa frontière possède une dimension – la dimension de Hausdorff – non entière. Les changements internes typiquement associés à l’état critique d’un système se font par ailleurs souvent via des processus *d’avalanche*: catastrophes soudaines menant à la réorganisation entière d’un système, le déclenchement d’avalanches fait souvent suite à un changement imperceptible par rapport à la taille globale du système mais qui perturbe un état stationnaire suite à un phénomène d’accumulation d’énergie.

Il a été mentionné précédemment que les techniques d’analyse présentées ici ont l’avantage de pouvoir d’appliquer à un large spectre de systèmes possibles. Cette propriété, appelée *universalité*, est une caractéristique que peuvent posséder deux systèmes pouvant être complètement différents au niveau microscopique tout en manifestant un comportement structurellement similaire au niveau macroscopique. Un système critique est par ailleurs caractérisé par un ensemble “d’exposants critiques” qui décrivent son comportement proche de ses transitions de phase, et chaque système à l’intérieur d’un même ensemble appelé “classe d’universalité” est présumé posséder les mêmes exposants critiques que tous les autres systèmes présents dans la même classe [Binney, 2002]. Par exemple, puisque la susceptibilité, la chaleur massique que les longueurs de corrélation font montre d’un comportement similaire (et des mêmes exposants critiques caractérisant leurs lois) aux points critiques par rapport à la magnétisation d’un système ferromagnétique, on les caractérise dans la même classe d’universalité. On peut mentionner notamment la susceptibilité par spin dans le modèle d’Ising [Christensen and Moloney, 2005], dont le comportement proche de la température critique dépend de l’exposant critique γ et qui obéit à la relation suivante:

$$\chi(T,0) \propto |T - T_C|^{-\gamma} \quad \text{à } T \rightarrow T_C \quad (1.3.1)$$

Le modèle d’Ising, mentionné brièvement ci-haut et étant une représentation relativement fidèle du comportement d’un matériau ferromagnétique, appartient par ailleurs lui aussi à cette même classe – ainsi les résultats obtenus grâce au modèle théorique peuvent être directement applicables à tout système physique réel appartenant à cette dernière.

Si certains systèmes peuvent être dirigés vers ces points critiques par une intervention extérieure, une sous-classe particulière de systèmes le font *en l’absence totale d’intervention extérieure* et se dirigent spontanément vers leurs états critiques. Désignés comme systèmes à “criticalité auto-régulée”, ils génèrent de manière spontanée ces fluctuations mentionnées précédemment typiques des phénomènes critiques décrits plus haut. On examinera en détail cette classe spéciale de systèmes plus loin.

Invariance d’échelle et propriétés émergentes

Une autre caractéristique des transitions de phase continues typiques des systèmes critiques est l'invariance d'échelle. Toujours à la Figure 1.8, l'on peut remarquer que les irrégularités apparentes du système d'Ising n'ont pas de longueur caractéristique; ces structures fractales sont autrement dit *invariantes par rapport à un changement d'échelle spatiale*. Beaucoup de systèmes critiques sont caractérisés par cette invariance d'échelle – les phénomènes de percolation en sont en bon exemple, tout autant que ceux d'avalanches, comme ceux typiques des systèmes ferromagnétiques.

Cette propriété d'invariance d'échelle nous permet par ailleurs d'introduire le concept de propriété émergente: en prenant l'exemple d'une marche aléatoire – soit d'une succession de pas pris dans des directions aléatoires sur une grille – l'on peut montrer que la somme partielle de ces fluctuations est génératrice de fractales, et donc d'invariance d'échelle. On peut aussi montrer, par ailleurs, que la distance entre le point de départ du marcheur et son point d'arrivée suit une distribution de probabilité qui obéit à l'équation de diffusion. Ces deux caractéristiques *émergent* d'une suite d'interactions microscopiques, et sont donc des *propriétés émergentes* du système étudié. Ces propriétés sont, tout comme les lois régissant les différents systèmes d'une même classe d'universalité, indépendantes de l'implémentation physique du système – et elles sont conséquemment tout aussi *universelles* que ces dernières.

Espace de phase, ergodicité et attracteur

Afin de représenter l'état d'un système, on peut situer ce dernier dans un *espace de phase* – représentation M -dimensionnelle d'un ensemble de ses variables, ce qui permet par ailleurs d'en analyser l'évolution. L'espace de phase d'un système peut tout aussi bien décrire ses propriétés microscopiques (e.g. la position de chacun de ses constituants) que macroscopiques (e.g. le diagramme pression-volume). Or évidemment, pour les systèmes étudiés en physique statistique et comprenant un grand nombre de particules ce dernier type est beaucoup plus approprié; l'on pourra ainsi inscrire notamment l'emplacement – i.e. l'état – d'un système dans une représentation 2D ou 3D selon le cas, et également y décrire la trajectoire que peut subir le système lors d'un intervalle de temps donné (transition de phase, périodicité, etc.)

On peut dès lors se servir du concept de phase pour décrire l'ergodicité: *dans un système ergodique, la trajectoire de presque tous les points de l'espace de phase passera de manière arbitrairement proche de tous les autres points de l'espace satisfaisant à une certaine valeur de l'énergie*. Autrement dit, les moyennes que l'on peut dériver d'un système par dimension temporelle sont égales aux moyennes dérivées de plusieurs instanciations de ces systèmes. Ce théorème de la physique statistique est important dans la mesure où l'on peut se servir de manière totalement équivalente de l'échantillonnage d'un grand nombre d'instanciations d'un système (dans la mesure où les paramètres de ces dernières sont identiques) ou de l'échantillonnage d'un seul système examiné durant un intervalle de temps très long. La portée

pratique de ce constat est évidemment d’une grande utilité dans un contexte de simulations numériques, où il est parfois impossible de simuler un système sur une échelle temporelle de grande magnitude.

Un phénomène important à décrire ici, toujours à l’aide du concept d’espace de phase, est celui *d’attracteur*: on désigne un point ou une région de l’espace de phase d’un système comme attracteur dans la mesure où le système se stabilisera dans un *sous-ensemble restreint* de l’espace de phase, possiblement suite à l’intervention d’une force extérieure. Par exemple, un pendule auquel on applique une résistance se stabilisera dans l’espace de phase caractérisé par une vitesse nulle et un angle de zéro. Cela dit, il existe des attracteurs beaucoup plus élaborés qu’un tel point fixe – un système pouvant osciller entre deux ou plusieurs états de manière cyclique, tout en décrivant une trajectoire plus ou moins élaborée dans l’espace de phase, ou bien encore aboutir dans un “cycle limite” – trajectoire fermée à laquelle le système peut aboutir suite à une longue convergence temporelle. On aura l’occasion de voir dans ce qui suit l’application de tels concepts, qui se révèlent essentiels dans l’analyse de systèmes statistiques comme celui que l’on se propose d’étudier dans le cadre de la présente analyse.

1.3.2. Criticalité auto-régulée

subsec:th-soc

On a mentionné à quelques reprises, au fil de ce qui précède, la difficulté que présente l’application des concepts de criticalité à l’émergence de la vie; si le paramètre d’ordre d’un système critique se doit d’être *ajusté* par une intervention extérieure pour exhiber une transition d’une phase à une autre, qu’est-ce qui en est l’agent causal dans le phénomène d’apparition de la vie?

La théorie de la criticalité auto-régulée apporte déjà une réponse à ce genre de questionnement pour toute une gamme de systèmes observés dans la nature. Élaborée par Bak il y a une trentaine d’années pour tenter de rendre compte de l’émergence de la complexité dans la nature [Bak et al., 1987, Kadanoff et al., 1989], la théorie de la criticalité auto-régulée permet d’expliquer le comportement particulier d’une vaste gamme de systèmes physiques allant des avalanches caractérisant les tas de sable à l’embouteillage automobile, en passant par les dynamiques écologiques, les éruptions solaires ou les aléas du système économique.[Charbonneau, 2017]

La définition générale d’un système à criticalité auto-régulée en est que *les points critiques de ce dernier en sont également des attracteurs de sa dynamique interne*. Cette simple constatation a des conséquences énormes sur la dynamique du système et explique par le fait même que le système se dirige de manière tout à fait spontanée vers ses états critiques. Trois composantes d’importance caractérisent les systèmes à criticalité auto-régulée: la présence de lois de puissance et d’invariance d’échelle, de phénomènes d’avalanches, et de “bruit $1/f$ ” ($1/f$ noise, ou *pink noise*).

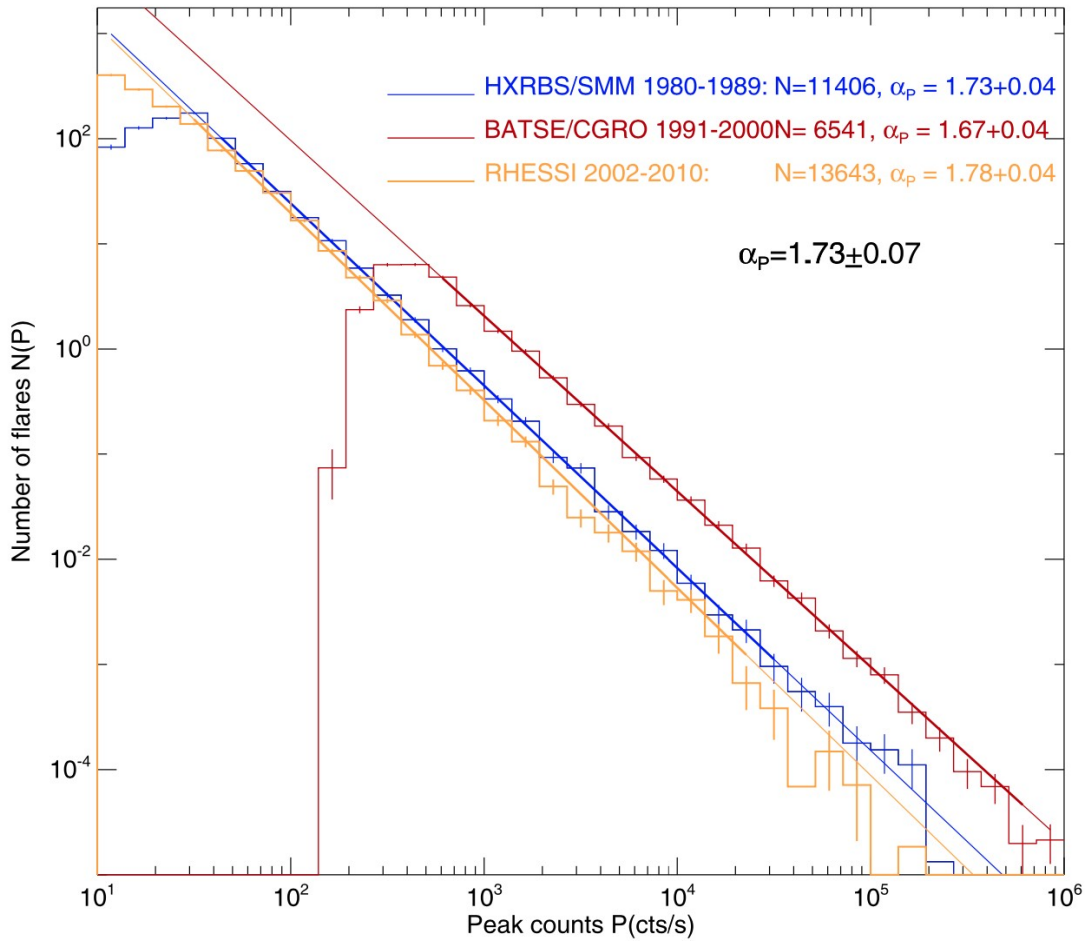


Fig. 1.10. Distributions de la fréquence d’occurrence selon le pic de puissance maximale des événements d’éruptions solaires répertoriés à l’aide de trois instruments – SMM/HXRBS (1980–1989), CGRO/BATSE (1991–2000), and RHESSI (2002–2010) – auxquelles sont ajustées les lois de puissance correspondantes. Tiré de [Aschwanden, 2011]. Voir [Aschwanden et al., 2016] pour une revue de la littérature correspondante sur les phénomènes SOC en astrophysique.

fig:soc-power

L’on peut partir de l’observation empirique que plusieurs distributions naturelles suivent une loi de puissance – la distribution de l’énergie dans un tremblement de terre ou dans une éruption solaire (Figure 1.10), les fluctuations dans la vitesse d’un pulsar, les fluctuations du système économique – d’une forme telle $N(s) = s^{-\tau}$ avec $\tau > 0$, où N correspondrait au nombre de tremblements de terre d’énergie s . On dit de ces phénomènes qu’ils sont également à invariance d’échelle et que, comme on l’a vu précédemment, aucune caractéristique spécifique n’apparaît à une échelle particulière du système. Une autre façon de caractériser ces systèmes est de dire que tous les événements suivent la même logique peu importe leur taille, i.e. qu’il n’y a pas de “taille caractéristique” pour les événements d’un système donné.

Ces systèmes, pour lesquels la distribution de certaines caractéristiques ou évènements suivent une loi de puissance, présentent une deuxième particularité: leur dynamique interne s’effectue par des processus d’avalanche, soit des évènements de grande envergure qui font suite à une longue période transitoire. L’évolution vers ces évènements catastrophiques mène également à une reconfiguration importante ou complète du système, et l’une de leurs caractéristiques premières est leur imprédictabilité – i.e. qu’il soit impossible de prévoir d’avance le déclenchement d’un évènement précis.

Une troisième particularité que présentent les systèmes à auto-régulation critique est la présence d’un signal multipériodique désigné comme “bruit $1/f$ ” – observé tant de la part de la lumière des quasars que dans la dynamique du trafic automobile – et qui est donc une superposition d’une multitude de bandes de fréquences dont l’intensité est fonction inverse de leur fréquences respectives.

La théorie de la criticalité auto-régulée remet en question le principe tacite voulant que les reconfigurations importantes d’un système ne puissent provenir que d’interventions extérieures importantes – e.g. que les extinctions de masse proviennent uniquement d’impacts de météorites, que les chutes du système économique proviennent de chocs importants de l’offre ou de la demande – et font plutôt le postulat que dans les systèmes à auto-régulation critique c’est *l’accumulation lente et graduelle d’énergie* qui mène à de rapides changements intermittents et aperiodiques sous forme de décharge soudaine.

Il est intéressant de noter que relativement à ces systèmes, toute tentative de contrôle ou de régulation des évènements d’envergure est vouée à l’échec – ce qu’on peut notamment observer dans les phénomènes de congestion du trafic automobile. Ces états critiques catastrophiques, de toutes tailles, constitueraient en réalité *l’état optimal pouvant être atteint de manière dynamique*, et autrement dit correspondrait à la réponse naturelle du problème de flux d’énergie dans les systèmes physiques.

On peut donc voir que dans la mesure où les systèmes pré-biotiques manifesteraient les caractéristiques notées ci-dessus, alors on peut penser que – comme pour tout l’éventail de systèmes à criticalité auto-régulée recensé dans la nature – de manière spontanée ces systèmes se dirigeraient d’emblée vers un état critique, ce qui permettrait de penser que la vie soit effectivement issue d’une transition de phase dans ces systèmes. La coopération moléculaire présentée précédemment pourrait favoriser le développement d’une dynamique propice au développement de ces états critiques en permettant le déploiement spatial de structures stables favorisant à leur tour la survie de ces mêmes entités. C’est ce fil d’analyse que l’on suivra et que l’on tentera de modéliser à l’aide d’un écosystème évolutif artificiel implémentant le dilemme du prisonnier itéré sur réseau – écosystème que l’on décrit dans ce qui suit.

Chapitre 2

Description de l'écosystème virtuel

ch:ecosysteme

Les simulations étudiées ici suivent toutes le même déroulement général: un certain nombre d'agents adoptant diverses stratégies relatives au dilemme du prisonnier itéré sont placés sur une grille et s'affrontent à répétition avec les agents présents dans un certain voisinage, tel que décrit au Chapitre 1 relativement à l'IPD sur réseau. Au tour suivant, les perdants adoptant ensuite la stratégie du joueur de leur propre voisinage ayant obtenu le plus grand pointage moyen lors des affrontements. Un certain nombre de paramètres peuvent être contrôlés dans ce contexte relativement aux parties d'IPD elles-mêmes tout autant que concernant la simulations dans son ensemble.

2.1. Grille et populations

sec:eco-grille

L'environnement dans lequel évoluent les joueurs est constitué d'une grille virtuelle de côtés égaux et dont la taille a été fixée à $L = 100$ sites de côté pour l'ensemble des simulations effectuées. Les frontières ont été définies périodiques pour n'introduire aucun biais spatial relatif aux frontières de la simulation.

Pour chaque simulation on définit un ensemble S de stratégies choisies parmi celles détaillées précédemment dans le cadre du dilemme du prisonnier. Chaque population d'une stratégie donnée se voit alors attribuer au choix une fraction f_i de la population totale de départ et les agents correspondants sont distribués sur la grille en conséquence. La simulation peut alors débiter.

2.2. Temporalité et dynamique

sec:eco-temporalite

Deux éléments temporels guident la simulation. D'abord, la longueur T des simulations est définie. À chaque itération, les joueurs affrontent tous les opposants présents dans un certain voisinage bordant leur propre emplacement. Dans le cas qui nous occupe, le voisinage dit "de Moore" à été choisi afin de représenter l'interaction physique entre plus proches

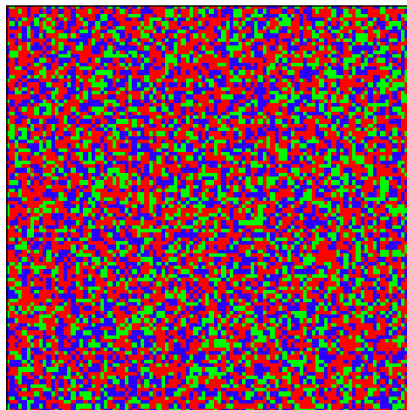


Fig. 2.1. Grille constituant l’environnement virtuel dans lequel les populations d’agents évoluent. Les différentes espèces, initialement distribuées de manière aléatoire sur la grille, sont ici représentées de couleurs différentes.

fig:systeme-grille

voisins; il s’agit simplement d’opposer chacun des joueurs à ses huit plus proches voisins (Figure 1.6).

Chaque agent présent sur la grille se voit donc affronter huit opposants au dilemme du prisonnier itéré, dans lequel le dilemme de prisonnier lui-même est répété M fois, ce qui en constitue le deuxième élément temporel caractérisant la simulation. Pour chaque affrontement entre deux joueurs, les agents peuvent coopérer avec l’adversaire ou lui faire défection M fois selon la stratégie qui leur est propre (c.f. Figure 1.3 et 1.4 du Chapitre 1), et le pointage de chaque joueur est calculé à l’issue de ces M itérations du dilemme.

À l’issue de ces M répétitions du dilemme du prisonnier, la somme des pointages respectifs est effectuée, et le vainqueur est déterminé au terme du processus, en s’assurant d’effectuer la comparaison des pointages de manière non déterministe afin d’éviter l’introduction d’un biais spatial. Par exemple, si deux joueurs dans le voisinage d’un joueur central obtiennent le même pointage, il est essentiel de déterminer de manière aléatoire le vainqueur puisque si ce processus suivait une logique linéaire (e.g. partant séquentiellement du coin supérieur gauche de la grille pour se terminer au coin inférieur droit), un biais propre à la logique de l’algorithme utilisé serait alors introduit dans les résultats obtenus. Par ailleurs, si le meilleur des voisins obtient le même pointage que le joueur central du voisinage, ce dernier conserve simplement sa stratégie antérieure. Le décompte des vainqueurs est ensuite fait sur toute la grille, les stratégies des joueurs mises à jour en conséquence, et le tour suivant est lancé. La population relative des différentes espèces évolue ainsi durant la durée T qui caractérise la simulation (Figure 2.2). Des valeurs de $M = 20$ à $M = 2000$ coups ont ici été utilisées afin de bien échantillonner l’impact de parties d’IPD qui représenteraient une interaction prolongée entre les joueurs, et les simulations se sont déroulées sur des durées allant jusqu’à $T = 1000$

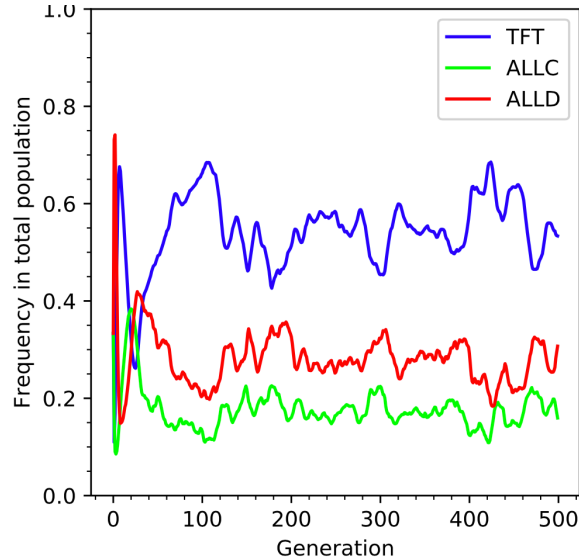


Fig. 2.2. Évolution des populations de trois espèces du modèle (TFT, ALLC et ALLD) sur une durée totale simulée de $T = 500$ itérations temporelles, les populations de départ ayant été définies égales. Les parties d’IPD sont disputées sur $M = 20$ coups à travers une grille de largeur $L = 100$. Le taux d’erreur est de $p = 10^{-1}$. *fig:systeme-populations*

itérations temporelles, la plupart d’entre elles aboutissant à un état stationnaire avant cet intervalle.

2.3. Taux d’erreur

sec:eco-erreur

Afin de représenter l’imperfection inhérente à la situation physique simulée, un taux d’erreur est défini pour l’ensemble des joueurs. Chacun suit donc sa stratégie lui dictant de coopérer ou de faire défection le cas échéant, mais se “trompe” systématiquement avec une probabilité p . Cette probabilité peut être commune à tous les joueurs de la grille ou varier d’un individu à l’autre. Elle peut également rester stable tout au long de la simulation, être sujette à des variations représentant le mécanisme physique de mutation, ou participer d’un processus d’hérédité – i.e. le joueur perdant adoptant le taux d’erreur du vainqueur. Dans la présente analyse, des taux d’erreur allant de $p = 10^{-6}$ à $p = 0.5$ (i.e. chaque joueur se trompe une fois sur deux) ont été explorés. L’on peut par ailleurs estimer que le nombre d’erreurs commises lors d’une partie d’IPD de longueur M sera en moyenne de pM pour chaque joueur. Ainsi, on peut imaginer qu’une stratégie coopérative et réactive, mais qui ne peut corriger ses erreurs (e.g. TFT), entrera dans un cycle de défection mutuelle à la première erreur commise en jouant contre elle-même, et sera en général désavantagée lorsque la probabilité d’erreur devient importante et que le nombre d’erreurs commises par partie augmente pour chaque joueur (i.e. $pM \gg 1$). Inversement, toujours en jouant contre lui-même TFT sera gagnant lorsque le taux d’erreur diminue (i.e. $pM \ll 1$). De manière

générale, les coopérateurs jouant ensemble (TFT contre ALLC, par exemple) gagneront à évoluer dans un environnement caractérisé par un faible taux d’erreur.

2.4. Matrices de pointage

sec:eco-mat

Certaines simulations ont été effectuées en remplaçant le calcul détaillé de chacune des parties individuelles d’IPD par des matrices de pointage pré-déterminées afin de voir l’impact d’une limite statistique aux résultats. L’échantillonnage de 10^4 parties d’IPD a été effectué pour chacune des combinaisons possibles d’affrontement de stratégies (TFT-TFT, TFT-ALLC, ..., ALLD-ALLC, ALLD-ALLD) en le pointage moyen obtenu a été enregistré. Ce processus a été répété pour diverses valeurs du taux d’erreur des joueurs, et le pointage moyen a conséquemment ensuite été utilisé pour déterminer, sans devoir les jouer au long, le vainqueur de chacune des parties. Pour la plupart des simulations effectuées suivant ce processus un échantillonnage de 10^4 parties d’IPD a été effectué pour chaque combinaison stratégie-stratégie possible et ce, pour chacun des taux d’erreur explorés mentionnés ci-haut. On présente à la Table 2.1 de telles matrices de pointages, pour des taux d’erreur de $p \in \{10^{-6}, 10^{-3}, 10^{-1}\}$. Y sont identifiés les pointages qui bénéficient d’une augmentation du taux d’erreur (en vert) et ceux qui y sont désavantagés (en rouge). De manière générale, TFT est désavantagé lorsque le taux d’erreur augmente – conséquence de son incapacité à “corriger les erreurs” mentionnée précédemment (voir Section 1.2.2) – tandis qu’autant ALLC qu’ALLD bénéficient de cette augmentation du taux d’erreur.

$$p = 10^{-6}$$

	TFT	ALLC	ALLD
TFT	3.00	3.00	0.95
ALLC	3.00	3.00	0.00
ALLD	1.20	5.00	1.00

$$p = 10^{-3}$$

	TFT	ALLC	ALLD
TFT	3.00	3.00	0.95
ALLC	3.00	3.00	0.00
ALLD	1.20	4.90	1.00

$$p = 10^{-1}$$

	TFT	ALLC	ALLD
TFT	2.05	2.70	1.15
ALLC	2.70	3.20	0.35
ALLD	2.20	3.85	1.70

Tableau 2.1. Pointage moyen obtenu par un joueur adoptant la stratégie identifiée dans la colonne de gauche lorsque ce dernier affronte un joueur adoptant la stratégie correspondante dans la rangée du haut, pour différents taux d'erreur ($p \in \{10^{-6}, 10^{-3}, 10^{-1}\}$), échantillonné sur 10^4 parties d'IPD. Identifié en vert les pointages qui *bénéficient* d'une augmentation du taux d'erreur, et en rouge ceux qui s'en trouvent *pénalisés*. De manière générale, TFT performe moins bien à mesure que le caux d'erreur augmente, tandis qu'ALLC et ALLD sont avantagés.

tab:th-mat

Chapitre 3

Dynamique évolutive et complexité

ch:dynamique

Une fois les simulations lancées, on peut analyser leur comportement de plusieurs manières. La répartition spatiale des stratégies sur la grille ainsi que les fractions de populations vues au Chapitre précédent (c.f. Figure 2.2) constituent autant un paramètre fixé au départ qu'une métrique dont on peut observer la dynamique spatiotemporelle. Il est aussi possible de calculer plusieurs autres métriques d'importance en analysant cette dynamique temporelle; on a ici fait le choix d'observer les changements dans la dimension fractale calculée d'après la répartition de chaque population sur la grille, et on a également établi une mesure de la stationnarité des simulations représentant la quantité de changement dans les diverses stratégies au fil du temps. En superposant ces divers résultats sur un graphe de la temporalité d'une simulation, ou encore en analysant leur variation par rapport à divers paramètres d'une simulation donnée, on peut se faire une représentation du comportement global du système. Par ailleurs, ces diverses métriques permettent de vérifier dans quelle mesure l'on retrouve certains éléments-type des systèmes dits complexes, ce qui est l'un des objectifs centraux de la présente analyse.

3.1. Grilles et fractions de population

sec:th-grille

Les premières caractéristiques du système dont l'on peut observer l'évolution sont la répartition physique des stratégies et les fractions de populations correspondantes. En laissant se dérouler l'évolution des populations d'agent on observe un certain nombre de caractéristiques non triviales qu'on expose dans ce qui suit.

Une des simulations les plus simples que l'on peut effectuer à l'aide du modèle comporte une population de ALLC qui s'oppose à une population de ALLD, et dont les fractions de populations de départ sont réglées à $f_i = \{0.95, 0.05\}$. En itérant sur cette condition initiale simple, on peut observer le phénomène attendu d'une invasion rapide de ALLD sur la grille en quelques itérations seulement du modèle (Figure 3.1) – invasion qu'on peut définir comme une

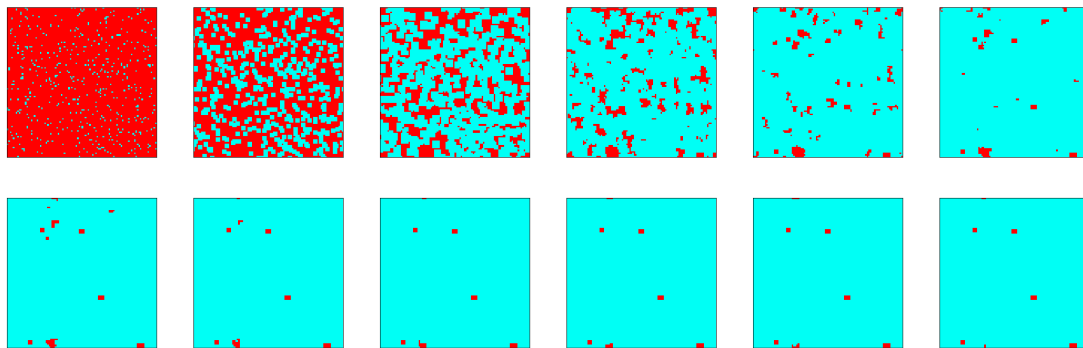


Fig. 3.1. Itérations successives du modèle pour un affrontement entre ALLC (rouge) et ALLD (bleu), comportant une fraction de population initiale ALLC:ALLD de $f_i = \{0.95, 0.05\}$. Puisque le taux d’erreur est nul, la simulation demeure figée à l’itération présentée au dernier encart (en bas, à droite). *fig:invasion*

expansion quadratique rapide d’une espèce jusqu’à saturation du domaine [Fu et al., 2010], les défecteurs ayant un avantage évident sur les coopérateurs lorsqu’ils sont confrontés uns à uns.

Il est toutefois intéressant de noter que des formations de ALLC peuvent néanmoins survivre dans une “mer” de ALLD (Figure 3.1, séquence du bas) lorsque ceux-ci sont regroupés ensemble en certains types de formations spatiales. Par ailleurs, l’introduction d’un taux d’erreur – même très faible – avantage directement ALLC puisque ce dernier ne se retrouve dès lors plus systématiquement avec un pointage nul contre ALLD à tout coup, autant lorsque c’est ALLC qui commet l’erreur (et fait défection contre ALLC – obtenant ainsi un point supplémentaire) que lorsque c’est ALLD qui se trompe (accordant ainsi à ALLC trois points de plus).

En progressant vers des simulations un peu plus élaborées, on peut inclure les stratégies TFT et RND en plus des coopérateurs et défecteurs inconditionnels vus précédemment. Puis, en lançant quelques simulations du modèle avec des populations réparties de manière égale (i.e. $f_i = 0.25 \forall i$) on obtient les dynamiques spatiales ainsi que l’évolution des populations présentées à la Figure 3.2 pour divers taux d’erreur des agents allant de $p = 0$ à $p = 10^{-1}$.

On peut donc à nouveau obtenir des phénomènes d’invasion (Figure 3.2, premier encadré), mais également des répartitions spatiales plus complexes dont la dimension fractale est différente de la dimension topologique, et qui produisent ainsi un certain nombre de structures non triviales (deuxième, troisième et quatrième encadrés). Ces formations de structures sont dans ce cas-ci accompagnées de variations plus ou moins cycliques des fractions de populations (Figure 3.2, bas) – les populations de ALLD et ALLC agissant un peu à la manière d’un système prédateur-proie typiquement modélisé en biologie à l’aide des équations de Lotka-Volterra (Figure 3.3), où l’augmentation de la population de ALLC mène ensuite de

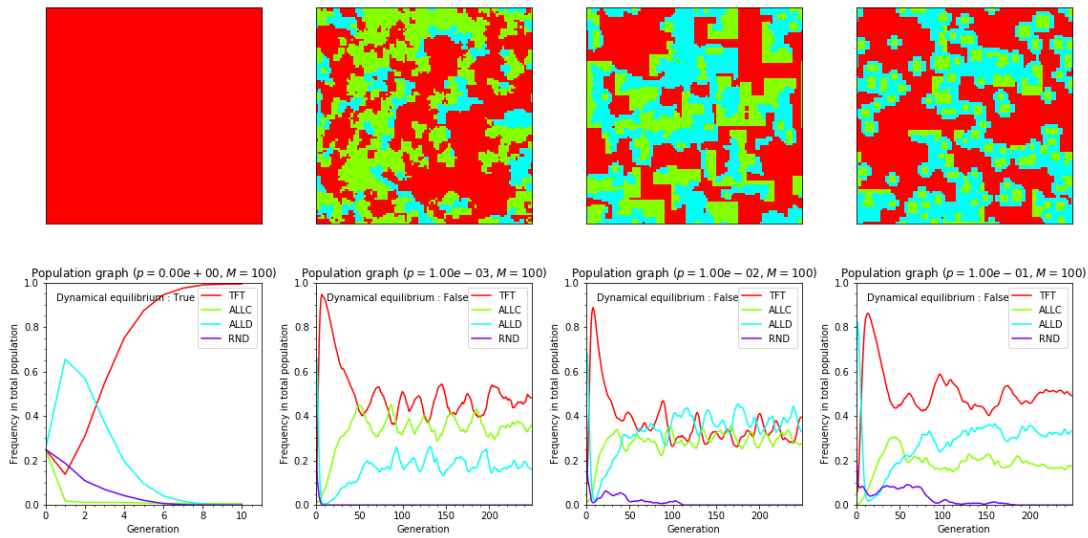


Fig. 3.2. Itération successive du modèle pour un affrontement entre TFT (rouge), ALLC (vert), ALLD (bleu) et RND (violet) avec fractions de populations initiales de $f_i = 0.25 \forall i$, pour divers taux d’erreur allant de $p = 0$ à $p = 10^{-1}$.

fig:four-snapshots

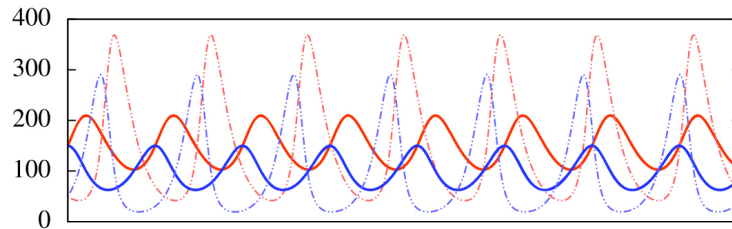


Fig. 3.3. Dynamique prédateur-proie, modélisée à l’aide des équations de Lotka-Volterra. Une augmentation dans la population de la proie (en bleu, ligne pleine) mène ensuite à une augmentation de celle des prédateurs (en rouge). La population de proies diminue ensuite, ce qui en retour cause une diminution de celle des prédateurs et le cycle recommence. Tiré de [Song et al., 2015].

fig:predateur-proie

manière générale à l’augmentation de celle de ALLD, ce qui est par la suite suivi du processus inverse – ou à l’extinction complète de certaines espèces, notamment celle de la stratégie RND qui est invariablement et rapidement évacuée du domaine de par la piètre qualité des coups choisis.

3.2. Dimension fractale de la répartition spatiale des joueurs

sec:dyn-fractale

L’une des caractéristiques d’un système critique est de produire des structures spatiales fractales. On a donc calculé, à partir de la répartition spatiales des espèces sur la grille, la

dimension fractale que forment respectivement ces répartitions. La méthode de calcul utilisée est celle dite de décompte “par boîtes” permettant de calculer la dimension de Minkowski-Bouligand, et donc d’approximer la dimension fractale de l’ensemble. En superposant une série de tuiles (2D) ou de boîtes (3D) de grandeur variable sur la structure et en comptant le nombre de tuiles ou boîtes requis à chaque fois pour complètement recouvrir la structure, on peut obtenir avec une bonne précision la dimension fractale de l’ensemble en question [Falconer, 2014]. Avec m la largeur des boîtes utilisées, et définissant $r \equiv 1/M$ comme l’échelle de mesure correspondante, le décompte N de boîtes requis pour recouvrir une structure de dimension d obéit à:

$$N(r) \propto r^d \tag{3.2.1} \text{eq:boxcounting1}$$

ainsi, en prenant le logarithme de l’équation 3.2.1 on peut montrer que la dimension fractale d calculée s’obtient via

$$d = \frac{\log N(r)}{\log r} \tag{3.2.2} \text{eq:boxcounting2}$$

i.e. la pente de la droite montrée à la Figure 3.5.

L’algorithme conçu ici a été validé à l’aide de structures fractales dont la dimension est connue, comme un regroupement produit par aggrégation (*diffusion-limited aggregation cluster*, Figure 3.5) [Charbonneau, 2017].

L’algorithme de calcul établi, on peut l’appliquer sur la structure spatiale formée par chacune des populations pour des moments définis de la simulation, ce qui nous permet de suivre l’évolution de la dimension fractale pour chaque espèce pour chaque itération du modèle (Figure 3.6)

3.3. Indice de stationnarité

sec:dyn-stationnarite

En observant la Figure 3.2, on peut noter que certaines simulations aboutissent à un état stationnaire *statique* (premier encart) tandis que d’autres entrent plutôt dans des états stationnaires *dynamiques* caractérisés par des variations allant d’une certaine cyclicité à un comportement qui semble beaucoup plus aléatoire. On peut vouloir mesurer cette *stationnarité* des états auxquels aboutissent les simulations en définissant un *indice* de stationnarité. En prenant cinq instantanés de la grille, chacun distancé de $\delta = 50$ itérations l’un de l’autre en comptant à rebours à partir de l’état final de la grille, et en comptant le nombre de sites où les agents qui y sont situés changent de stratégie, on peut prendre la moyenne de ce décompte comme un indicateur de la stationnarité finale de la simulation. On peut donc définir l’indice de stationnarité n calculé à partir de c instantanés distancés de δ itérations comme:

$$n = \frac{\sum_{i=1}^c \Delta(T - \delta i, T - \delta(i - 1))}{cL^2} \tag{3.3.1} \text{eq:stationnarite}$$

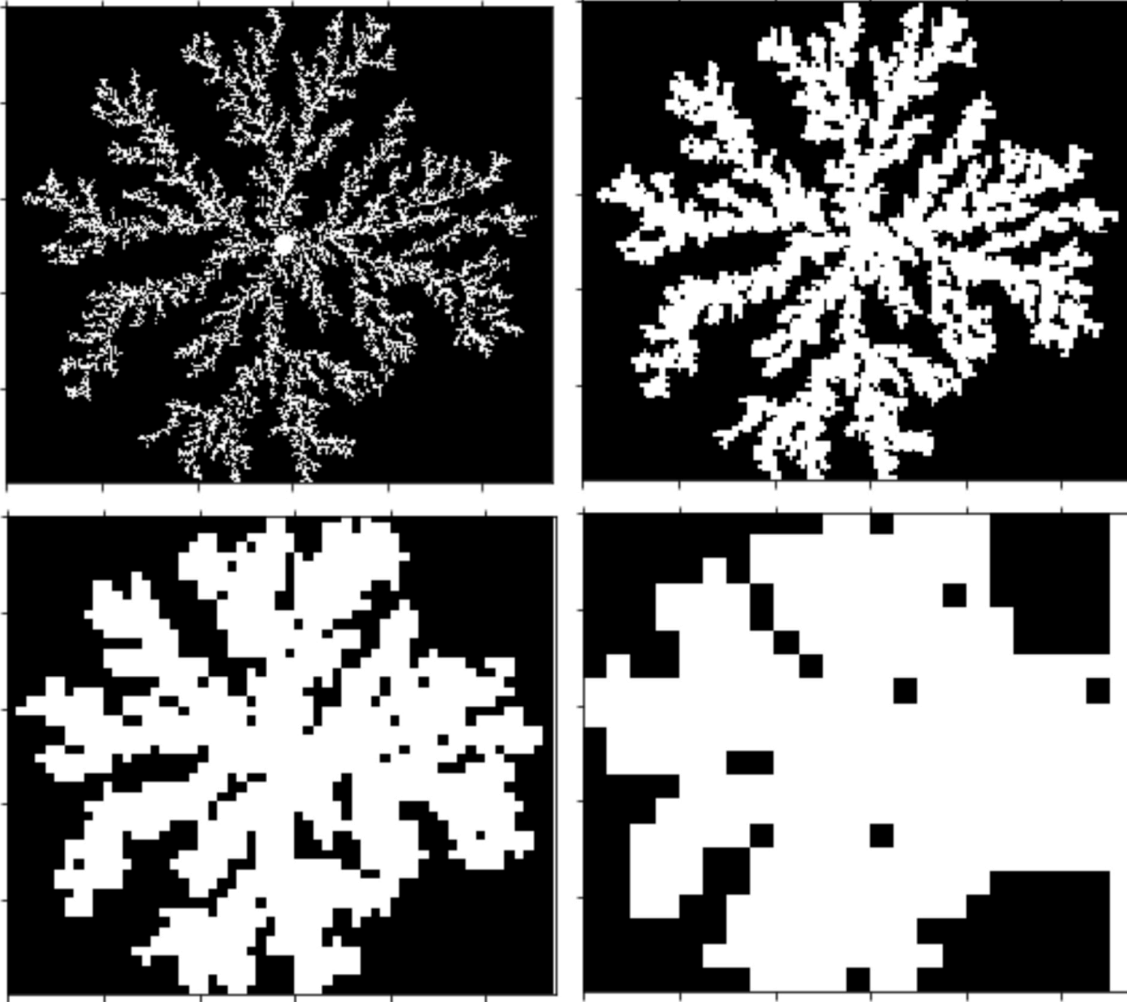


Fig. 3.4. Calcul de la dimension fractale d'un regroupement produit par aggrégation (*diffusion-limited aggregation cluster*) via la méthode des boîtes. On superpose sur le domaine étudié un nombre de tuiles de largeur M croissante puis on effectue le décompte du nombre de tuiles requis pour recouvrir entièrement le domaine. La dimension peut ensuite être déduite par régression linéaire sur ce décompte (Figure 3.5). *fig:DLA1*

où $\Delta(T - \delta i, T - \delta(i - 1))$ correspond au nombre de sites sur la grille de la simulation où l'agent y correspondant a changé de stratégie entre l'itération $T - \delta i$ et l'itération $T - \delta(i - 1)$ du modèle.

Par exemple, pour une simulation dont la durée totale est de $T = 500$ itérations, on calcule le nombre de changements de stratégie entre l'itération $t = 500$ et l'itération $t = 500 - 50$, puis entre l'itération $t = 500 - 50$ et l'itération $t = 500 - 100$, etc., et ainsi de suite pour cinq couples d'instantanés, puis on prend la moyenne comme indice de stationnarité de la simulation, normalisée en fonction du nombre total de sites sur la grille. On obtient donc une mesure du changement dans les derniers instants de la simulation, ce qui permet de nous renseigner sur la présence d'états de stationnarité statiques ou dynamiques, notamment.

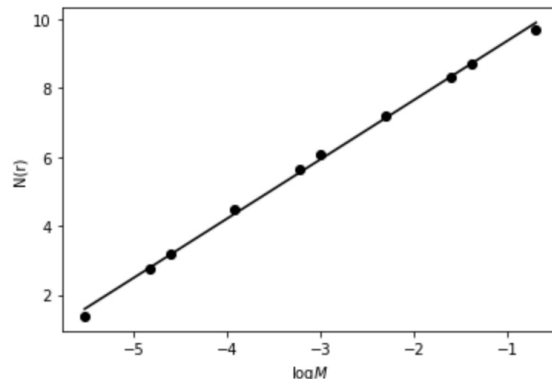


Fig. 3.5. Régression linéaire utilisée dans le calcul de la dimension fractale d’un regroupement produit par aggrégation (*diffusion-limited aggregation cluster*) via la méthode des boîtes. La dimension de l’agrégat correspond à la pente la courbe décrite par l’équation 3.2.2.

fig:DLA2

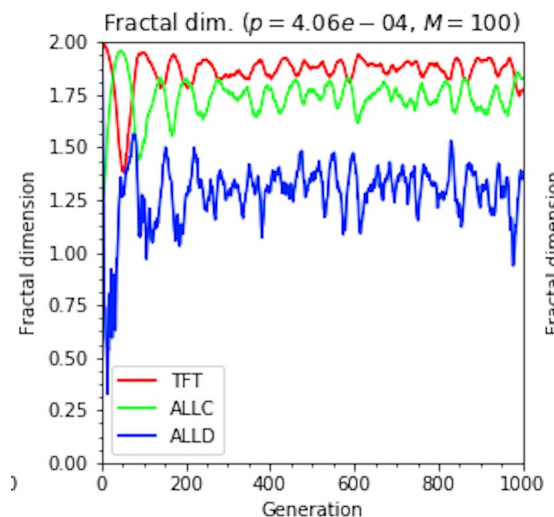


Fig. 3.6. Évolution de la dimension fractale de la répartition de trois espèces sur la grille de la simulation. La dimension fractale de ALLD est inférieure à celle de TFT et ALLC, conséquence de la tendance des joueurs ALLD à se regrouper en structures “filamentaires” davantage, comme on le verra plus loin (Figures 3.8 et suivantes).

fig:fracdim

3.4. Analyse intégrée des métriques

sec:dyn-integree

On a présenté un certain nombre de métriques qu’il est possible de dériver des simulations effectuées; évolution des populations, dimension fractale et indice de stationnarité. On peut maintenant vouloir combiner ces différentes métriques afin de voir s’il y a corrélation ou non entre elles, et obtenir ainsi une image globale plus révélatrice du comportement général des systèmes étudiés. On présente une telle intégration des trois métriques mentionnées à la Figure 3.7 pour une plage de taux d’erreur similaire à ce qui a été vu précédemment.

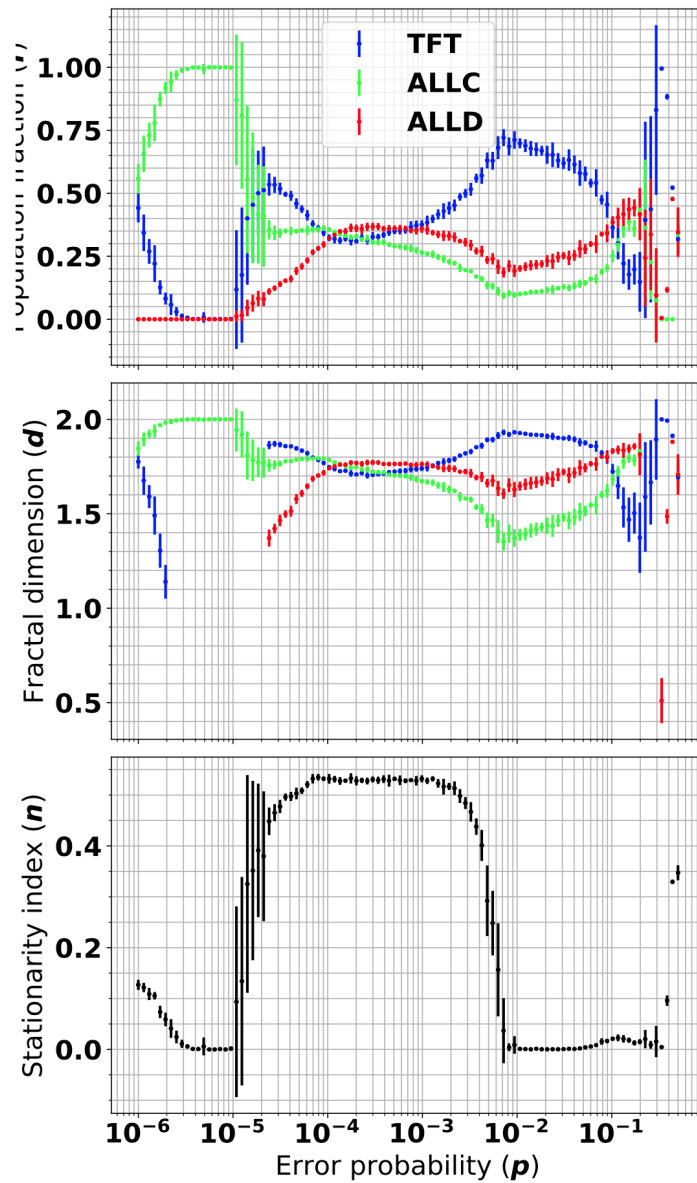


Fig. 3.7. Combinaison des différentes métriques dérivées des simulations pour la même plage de taux d'erreur que celle utilisée précédemment, avec une grille de largeur $L = 100$, des parties d'IPD de $M = 20$ coups dans le cadre de simulations de $T = 500$ itérations. On a successivement les fractions de populations (haut), la dimension fractale (centre) et l'indice de stationnarité (bas) pour des simulations opposant TFT, ALLC et ALLD. On peut d'emblée voir une corrélation évidente entre les différentes métriques, reconnaître les tendances notées aux sections précédentes et distinguer clairement les différentes transitions dans l'espace du taux d'erreur.

fig:integration

En observant la Figure 3.7, on observe un certain nombre d'éléments notés précédemment: domination des coopérateurs à très faible taux d'erreur et avantage pour TFT à taux d'erreur intermédiaire (graphe du haut), ce qui est corrélé avec une variation de la dimension fractale (graphe du centre) de manière assez précise. On note également la présence de plusieurs transition abruptes ou discontinues à fort taux d'erreur. On peut par ailleurs voir (graphe du bas) que l'indice de stationnarité est non nul à très faible taux d'erreur, reflétant le fait, noté précédemment, que les simulations ne se sont pas rendues à l'équilibre. À taux d'erreur intermédiaire, la marque des équilibres dynamiques entre les trois espèces se traduit en un indice de stationnarité maximal à $n \sim 2/3$ (i.e. statistiquement, le joueur sur un site précis a autant de chance de changer vers l'une des deux autres stratégies que de conserver la sienne) tandis qu'à très fort taux d'erreur les simulations deviennent pratiquement toutes statiques, avec un indice de stationnarité nul ou très proche de zéro – sauf pour les toutes dernières simulations à taux d'erreur très proche de la valeur maximale.

On peut aussi noter qu'en dépit d'un haut taux d'erreur, des structures spatiales – voir par exemple Figure 3.8, plus loin) parviennent à apparaître de manière stable (faible indice de stationnarité). Cette *résilience* de certaines stratégies à fort taux d'erreur est donc permise précisément par l'aspect de spatialité introduit dans la simulation, ce qui est déjà un indice de l'impact important de cette caractéristique du modèle qui sera analysée plus en détail à la Section ??.

On voit donc qu'il y a bel et bien corrélation entre les métriques dérivées du système d'une part, et d'autre part que les transitions observées de manière qualitatives dans les sections précédentes sont manifestes lorsqu'analysées en combinant les trois métriques.

3.5. Influence des divers paramètres du modèle

sec:dyn-params

Les différents paramètres de la simulation ont un impact de magnitude variable sur le déroulement de la dynamique et sur l'issue finale de la simulation. On présentera ici l'effet de la longueur des parties, de la fraction initiale des populations, la longueur des simulations, la relation entre l'inverse du taux d'erreur et la longueur des parties (i.e. $1/p$ par rapport à M) et l'impact de la présence ou non de l'élément de spatialité dans les simulations (i.e. que l'affrontement entre les agents s'effectue selon le voisinage de Moore ou non).

On s'attardera ensuite à une analyse intégrée des différentes métriques, i.e. ce que l'observation simultanée des différentes valeurs calculées peut nous apprendre sur le comportement dynamique du système et sur la corrélation (ou l'absence de corrélation) entre ces dernières.

3.5.1. Longueur M des parties

subsec:dyn:longueur

L'impact de la longueur M des parties d'IPD a été analysé relativement à des simulations comprenant des longueurs de parties de $M = 20$ itérations du dilemme du prisonnier

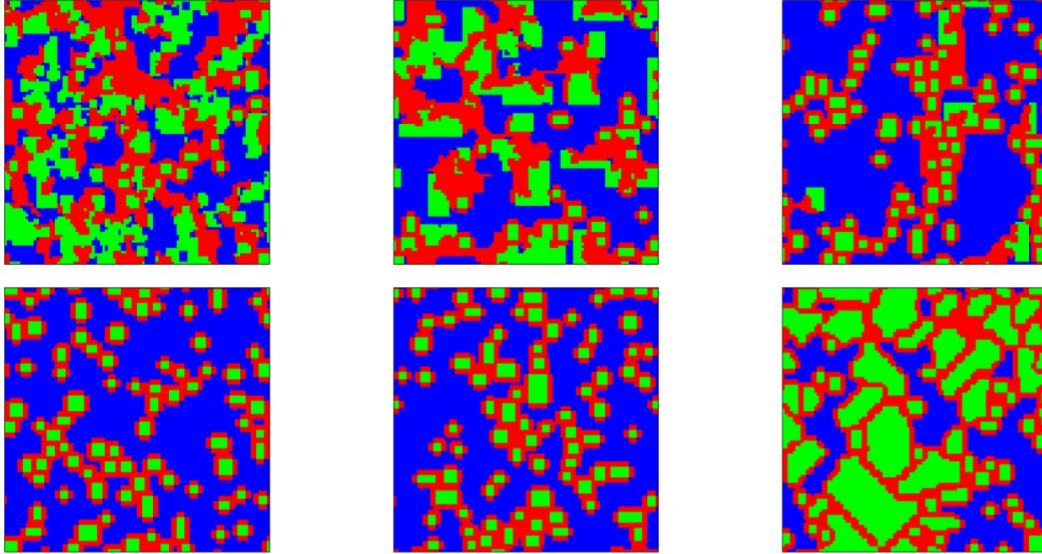


Fig. 3.8. Influence de la longueur des parties sur le déroulement et la dynamique des simulations. Les simulations effectuées ici comportent toutes un taux d’erreur de $p = 10^{-1}$ et sont réglées à des longueurs de parties d’IPD allant de $M = 20$ à $M = 2000$ coups. TFT est représenté en bleu, ALLC en vert et ALLD en rouge. *fig:longueur-parties*

jusqu’à des longueurs de parties de $M = 2000$ itérations. L’effet d’une durée aléatoire des parties a également été étudié. Étant donné la nature du dilemme du prisonnier itéré, on peut s’attendre à ce que la longueur des parties ait un impact significatif sur l’issue de la simulation; d’une part puisque celle-ci comporte une stratégie avec “mémoire” des coups de l’adversaire (TFT) dont le comportement dépend de la stratégie adoptée par l’autre joueur, et d’autre part puisque la majorité des simulations ont été effectuées avec des taux d’erreur non nuls ($p > 0$), ainsi la longueur des parties influence le nombre de coups où un joueur peut en moyenne se tromper.

On présente à la Figure 3.8 un exemple-type de l’influence significative que peut avoir la longueur des parties sur l’état final d’une simulation. Les six simulations présentées comportent respectivement des longueurs de parties de $M = \{20, 50, 200, 500, 1000, 2000\}$ coups d’IPD pour des taux d’erreur de $p = 10^{-1}$. On peut voir que non seulement les fractions relatives de populations sont affectées, mais également les structures spatiales formées diffèrent grandement entre les simulations. Alors que les simulations à nombre de coups plus restreint se déploient selon des structures spatiales plus homogènes, les formations résultantes à plus grand nombre de coup d’IPD sont davantage structurées en domaines aux frontières précises.

Il s’avère que la longueur des parties d’IPD a un profond impact sur le déroulement des simulations. Afin de prendre la mesure de cet impact l’on peut tirer avantage des différentes métriques extraites des simulations qui ont été présentées à la Section 3.4, et en particulier

à la Figure 3.7. Dans ce qui suit deux séries de résultats seront présentées: d’abord, une première où le taux d’erreur des simulations couvre une plage étendue ($p \in [10^{-6}, 0.5]$ – Figures 3.9 à 3.10), puis une deuxième où l’on se concentre sur une plage à haut taux d’erreur ($p \in [10^{-1}, 0.5]$ – Figures 3.16 à 3.17).

À la Figure 3.9, on compare les fractions de populations, dimensions fractales et indices de stationnarité pour une grande plage de taux d’erreurs ($p \in [10^{-6}, 0.5]$) avec des parties d’IPD de $M = \{20, 50, 200, 500, 1000, 2000\}$, et aux Figures 3.10 à 3.12 puis aux Figures 3.13 à 3.15 on y affiche respectivement les grilles finales et évolutions des populations pour les simulations avec longueurs de parties d’IPD de $M = 20$, $M = 200$ et $M = 2000$ coups. Les simulations se sont déroulées sur $T = 500$ itérations et ont opposé les stratégies TFT, ALLC et ALLD sur une grille de largeur $L = 100$.

On répète ensuite le processus mais pour une plage de hauts taux d’erreur plus restreinte ($p \in [10^{-1}, 0.5]$) où les transitions entre fractions de populations sont beaucoup plus fréquentes. À la Figure 3.16 on montre les fractions finales de populations de ces simulations, leur dimension fractale et l’indice de stationnarité en fonction du taux d’erreur, puis aux Figures 3.17 à 3.19 on affiche leur grilles finales et aux Figures 3.17 à 3.19 l’évolution de leurs populations.

En observant d’abord la Figure 3.9, on peut distinguer de manière générale trois régimes: un premier à plus faible taux d’erreur et basse stationnarité, un régime à taux d’erreur intermédiaire où la stationnarité demeure proche de la valeur maximale, et un troisième régime à fort taux d’erreur où la stationnarité redevient basse. Dans le premier régime, de manière générale on observe une domination des coopérateurs, tandis que dans le régime à fort taux d’erreur TFT et ALLD dominant tour à tour. Dans le régime intermédiaire on peut cette fois noter la coexistence des trois stratégies. En augmentant la longueur des parties d’IPD on peut observer en quelque sorte une translation de ces régimes vers la gauche (i.e. à plus faibles taux d’erreur) dans la Figure 3.9, ainsi qu’une modification de la dynamique dans le régime intermédiaire – où TFT semble dominer l’écosystème à plus forte raison à mesure que les parties d’IPD deviennent de plus en plus longues.

On peut observer les grilles correspondant à des parties d’IPD de $M = 20$ coups à la Figure 3.10. On peut y distinguer clairement les mêmes régimes qu’à la Figure 3.9: à faible taux d’erreur (six premières rangées) les coopérateurs dominent, tandis qu’aux trois rangées suivantes les trois espèces coexistent. À la dernière rangée, plusieurs transitions brusques caractérisent le troisième régime, et TFT et ALLD dominant tour à tour les simulations lorsque le taux d’erreur est proche du maximum ($p = 0.5$).

À la Figure 3.11, on présente une série de simulations similaires à celles présentées à la Figure 3.10, cette fois avec des parties d’IPD de $M = 200$ coups. Trois caractéristiques importantes en ressortent: l’augmentation de la longueur des parties d’IPD produit cette translation des régimes vers des taux d’erreur plus bas mentionnée précédemment, et on

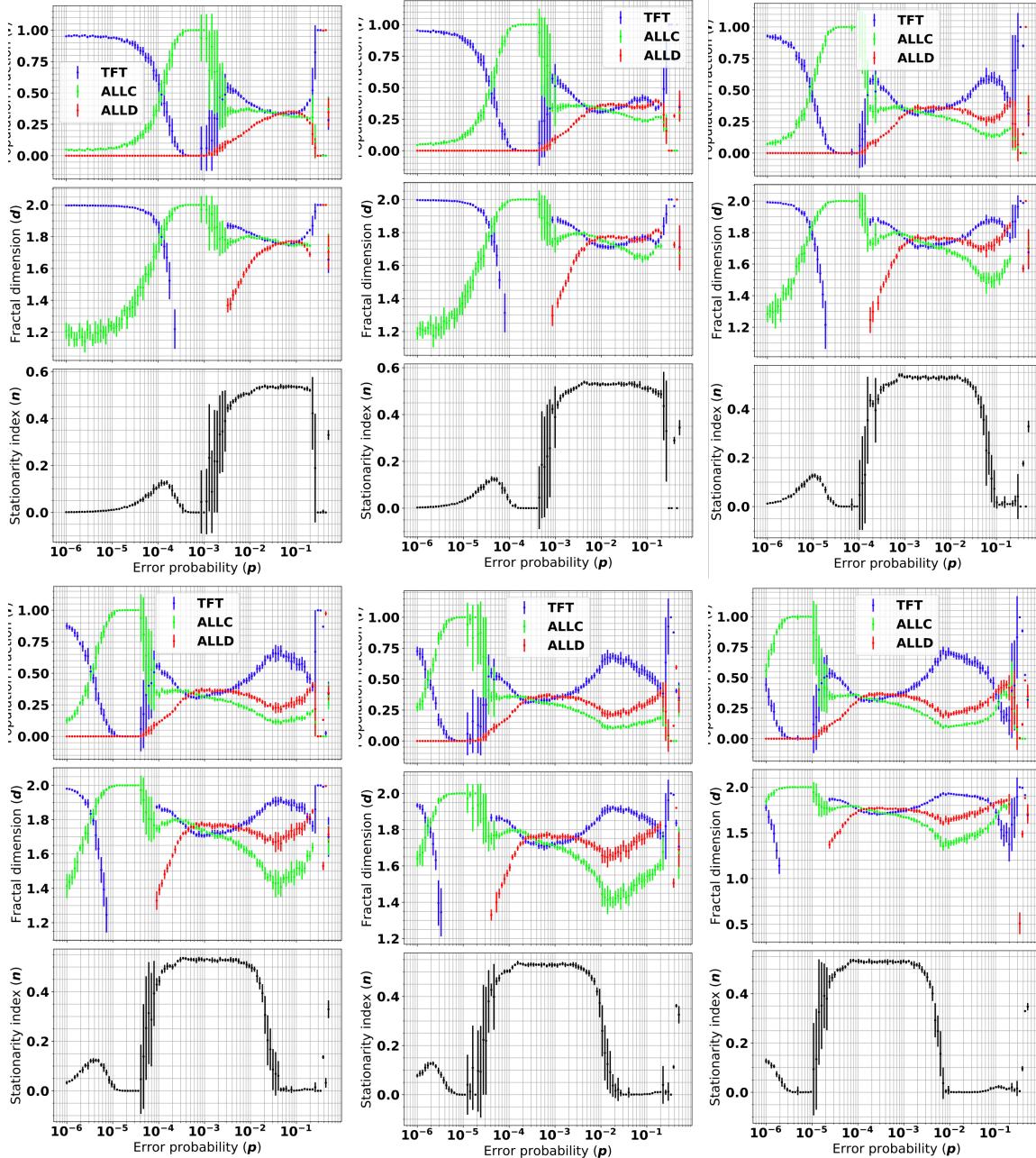


Fig. 3.9. Fractions de populations, dimensions fractales et indice de stationnarité pour différents ensembles de simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur variable ($M = \{20, 50, 200, 500, 1000, 2000\}$) et pour une grande plage de taux d'erreur ($p \in [10^{-6}, 0.5]$). Chaque point représente la moyenne de ces valeurs pour dix simulations, avec $T = 500$. On utilise toujours une grille de côté $L = 100$ sur laquelle est distribuée trois stratégies (TFT, ALLC, ALLD) avec des fractions de populations de départ égales. Le taux d'erreur varie en abscisse. En observant la stationnarité on peut distinguer de manière générale trois régimes en fonction du taux d'erreur: un premier régime à faible taux d'erreur où la stationnarité est faible, un régime intermédiaire où celle-ci approche la valeur maximale, et un troisième à fort taux d'erreur où la stationnarité redevient faible. L'augmentation de la longueur des parties d'IPD cause une translation de ces régimes vers des taux d'erreur de plus en plus faibles, et affecte peu la distribution finale des fractions de populations dans le premier et le troisième régime. À régime intermédiaire, on note une augmentation des populations de TFT à mesure que les parties d'IPD deviennent plus longues. On montre aux Figures suivantes les grilles finales (Figures 3.10-3.12) et évolutions des populations (Figures 3.10-3.12) pour les différents taux d'erreur présentés ici, pour les simulations effectuées avec des longueurs de parties d'IPD de $M = 20, 200, 2000$.

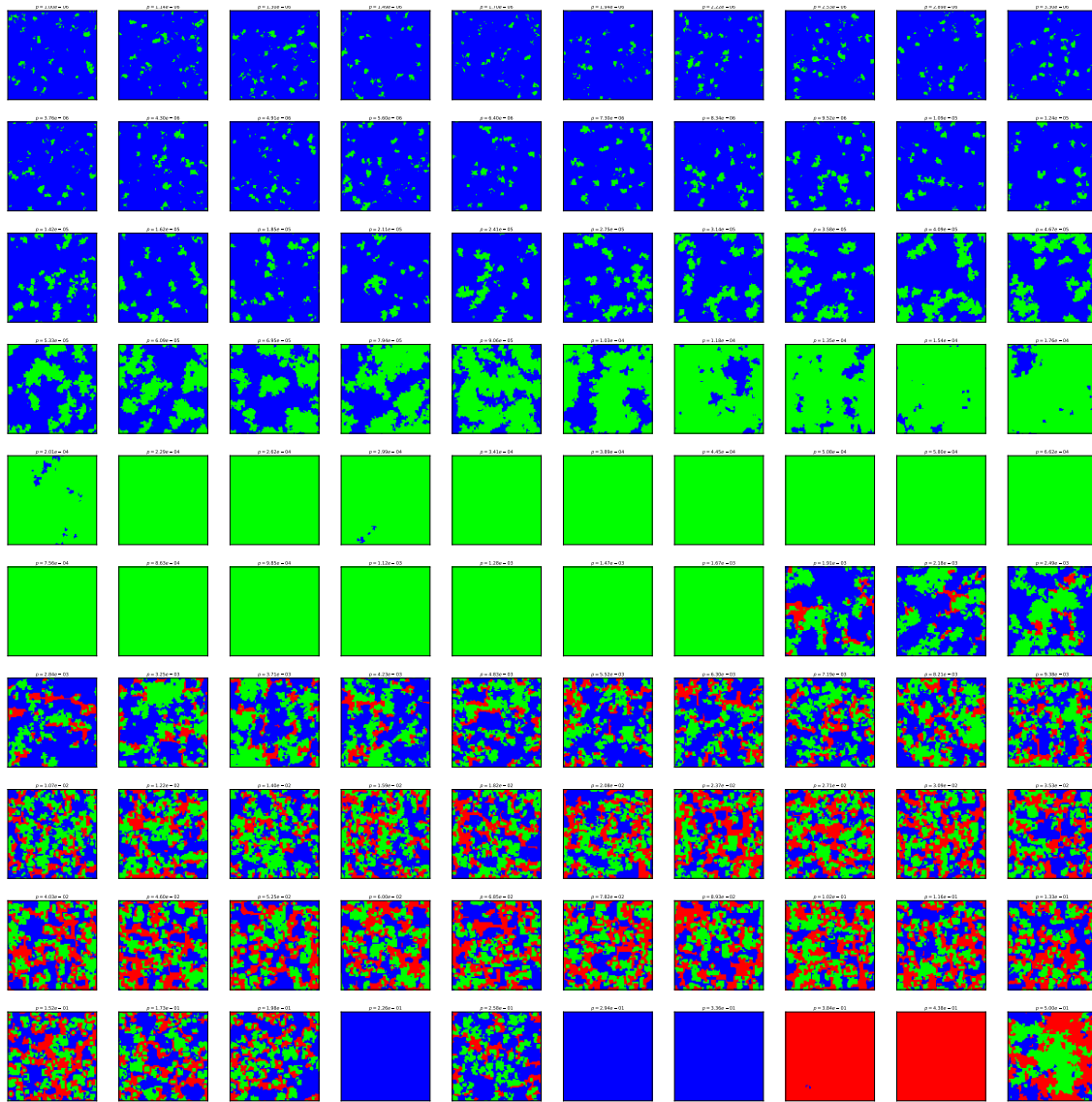


Fig. 3.10. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On utilise toujours une grille de côté $L = 100$ sur laquelle est distribuée trois stratégies (TFT, ALLC, ALLD) avec des fractions de populations de départ égales. On distingue clairement les trois régimes identifiés précédemment à la Figure 3.9 à faible taux d'erreur et faible stationnarité (six premières rangées, dominance des coopérateurs), taux d'erreur intermédiaire et indice de stationnarité élevé (trois rangées suivantes, coexistence des trois espèces), et fort taux d'erreur et indice de stationnarité faible à nouveau (dernière rangée, variations rapides de l'issue des simulations en fonction du taux d'erreur). fig:widescope-grids20

observe aussi l'apparition de structures plus définies dans le régime intermédiaire – des îlots de ALLC survivent dans une mer de TFT, entourés d'une ceinture de ALLD. On voit également apparaître des filaments de ALLD à très fort taux d'erreur (troisième encart en partant du coin inférieur droit).

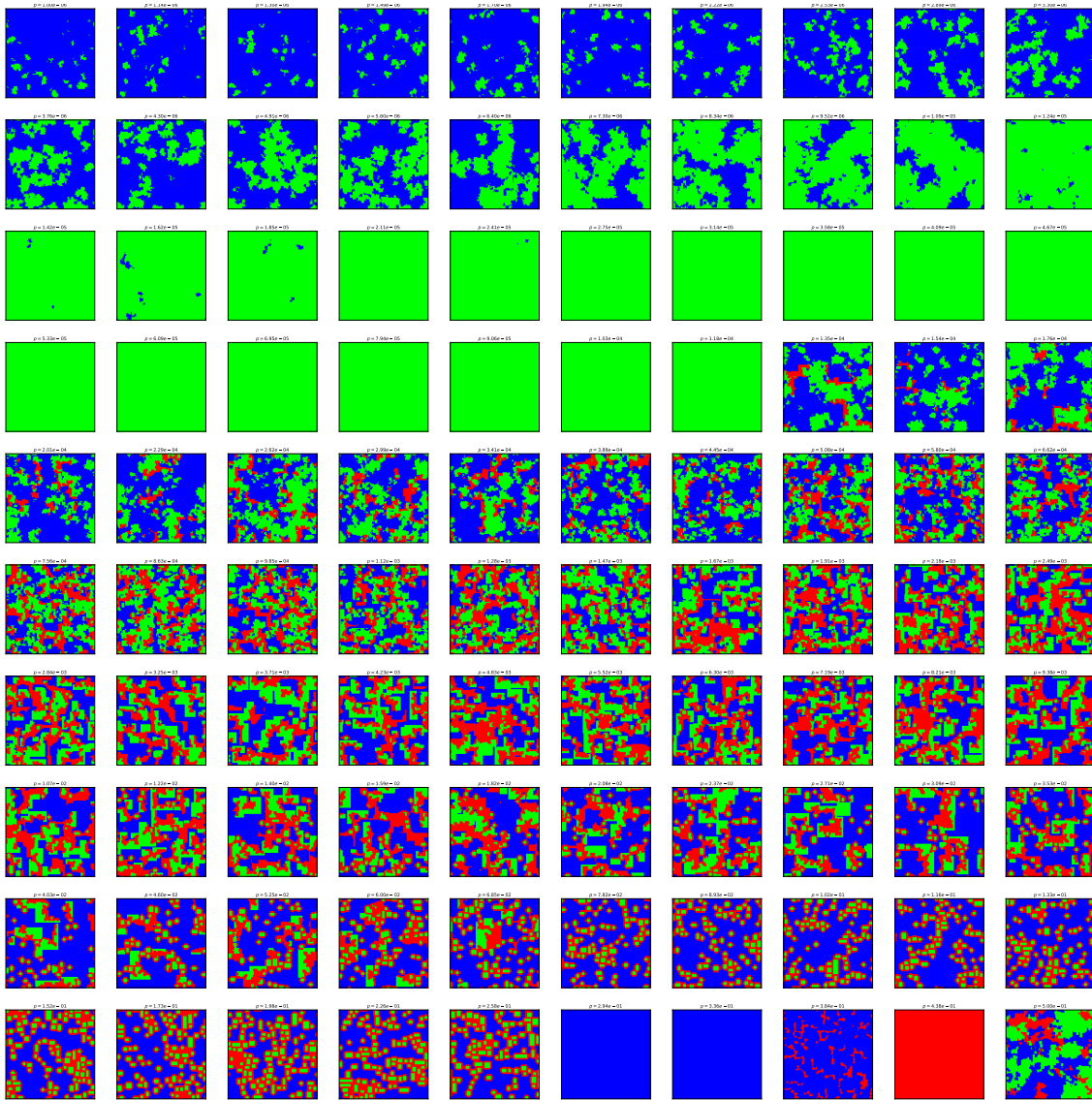


Fig. 3.11. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On retrouve à nouveau les trois régimes identifiés aux Figures 3.9 et 3.10, mais à des taux d'erreur généralement plus bas (i.e. correspondant à une translation vers le haut de la démarcation entre les deux premiers régimes sur la Figure). On note également l'apparition d'îlots de coopérateurs (ALLC) entourés d'une ceinture de défauteurs (ALLD) à l'extrémité inférieure du second régime, ainsi que celle de filaments de défauteurs dans le troisième régime (troisième simulation en partant du coin inférieur droit).

fig:widescope-grids200

Enfin, à la Figure 3.12 on présente à nouveau une série de simulations similaires, toujours avec une grille de $L = 100$ unités de largeur et opposant TFT, ALLC et ALLD sur des simulations de $T = 500$ itérations. On y remarque à nouveau cette translation de la démarcation des différents régimes déjà notée aux Figures 3.9 et 3.10-3.11, de même qu'un agrandissement des domaines créés par ALLC à fort taux d'erreur (dernière rangée, au bas).

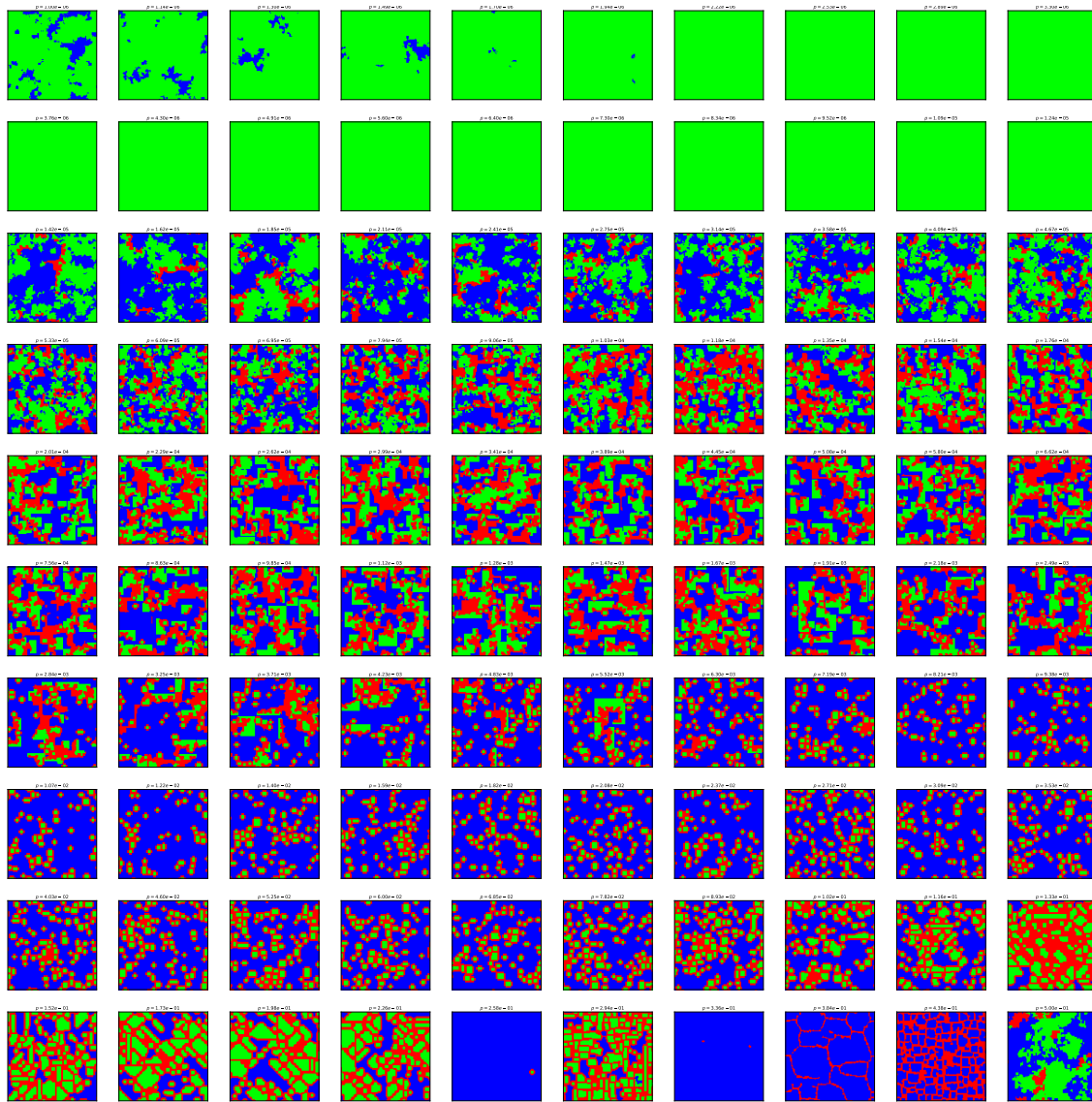


Fig. 3.12. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 2000$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. À nouveau, on note une translation des régimes vers le haut similaire à ce qui avait été noté à la Figure 3.11. À l'extrémité inférieure du deuxième régime (avant-dernière rangée à partir du bas et moitié gauche de la dernière rangée) on note également une expansion importante des domaines de coopérateurs. *fig:widescope-grids2000*

Aux Figures 3.13 à 3.15, on présente l'évolution des populations associée aux simulations dont on a présenté les grilles finales aux Figures 3.10 à 3.12. À la Figure 3.13, on présente les simulations effectuées avec des longueurs de parties d'IPD de $M = 20$ coups. On peut y distinguer les mêmes trois régimes qu'on a identifié plus tôt, soit un régime à faible taux d'erreur (six premières rangées), un régime intermédiaire où les trois espèces cohabitent (quatre rangées suivantes) et un régime à très fort taux d'erreur (dernière rangée) où plusieurs

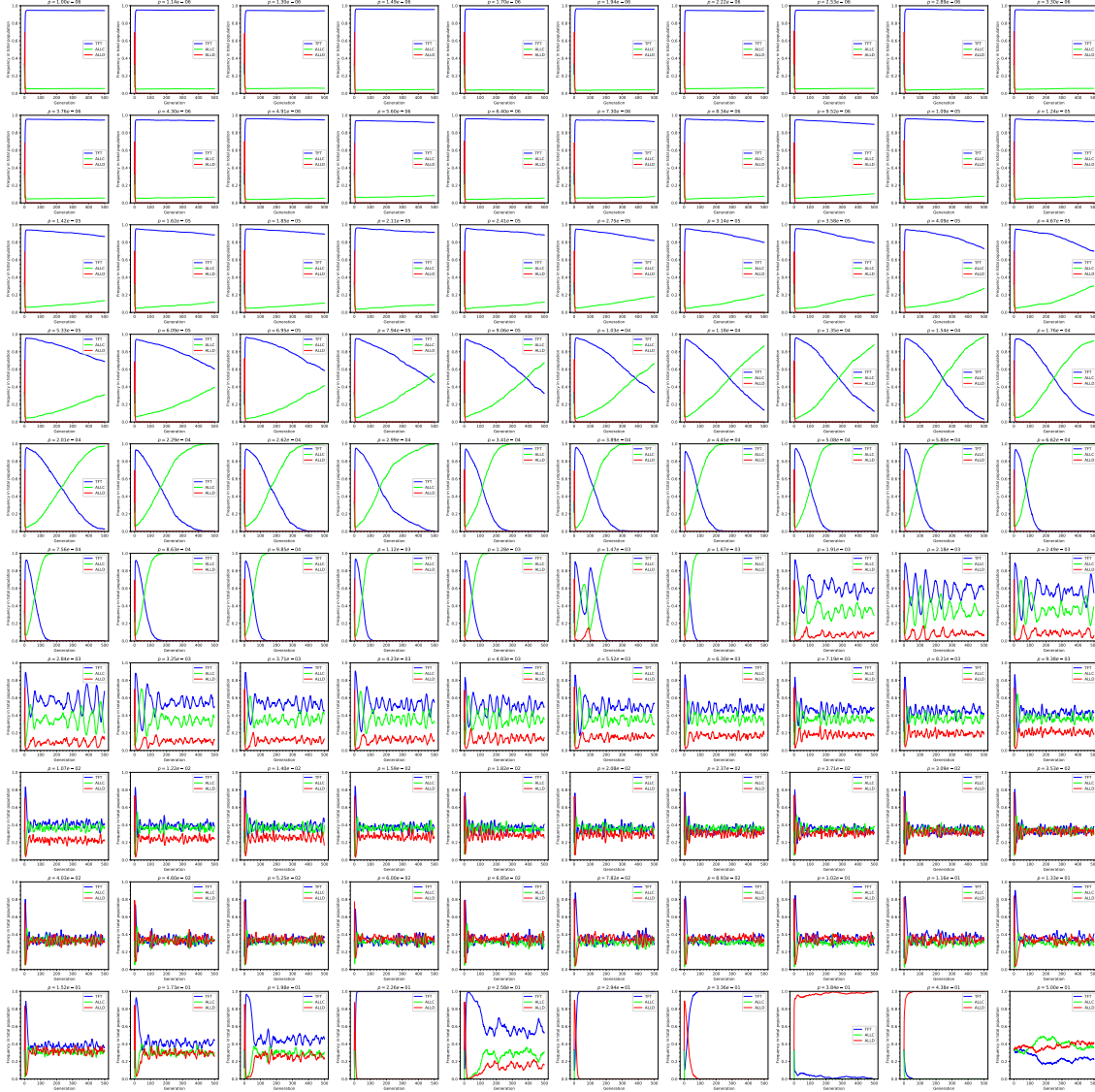


Fig. 3.13. Évolutions des populations pour des simulations correspondant aux grilles présentées à la Figure 3.10 et effectuées avec des parties d’IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d’erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On y distingue à nouveau les trois régimes selon le taux d’erreur. À bas taux d’erreur (six premières rangées) la stationnarité est faible et les coopérateurs dominent. À taux d’erreur intermédiaire (trois rangées suivantes) la stationnarité demeure élevée et les trois espèces coexistent. Finalement, à fort taux d’erreur (dernière rangée) l’on observe une grande variabilité dans la dynamique des simulations. *fig:widescope-pops20*

transitions prennent place. La transition entre ces régimes se fait de manière abrupte, de même que les multiples transitions présentes dans le régime à fort taux d’erreur.

À la Figure 3.14, on présente cette fois les simulations utilisant des parties d’IPD de $M = 200$ coups, toujours sur une grille de $L = 100$ unités de côté et opposant TFT, ALLC et ALLD sur $M = 500$ itérations. On voit clairement à nouveau cette translation vers des

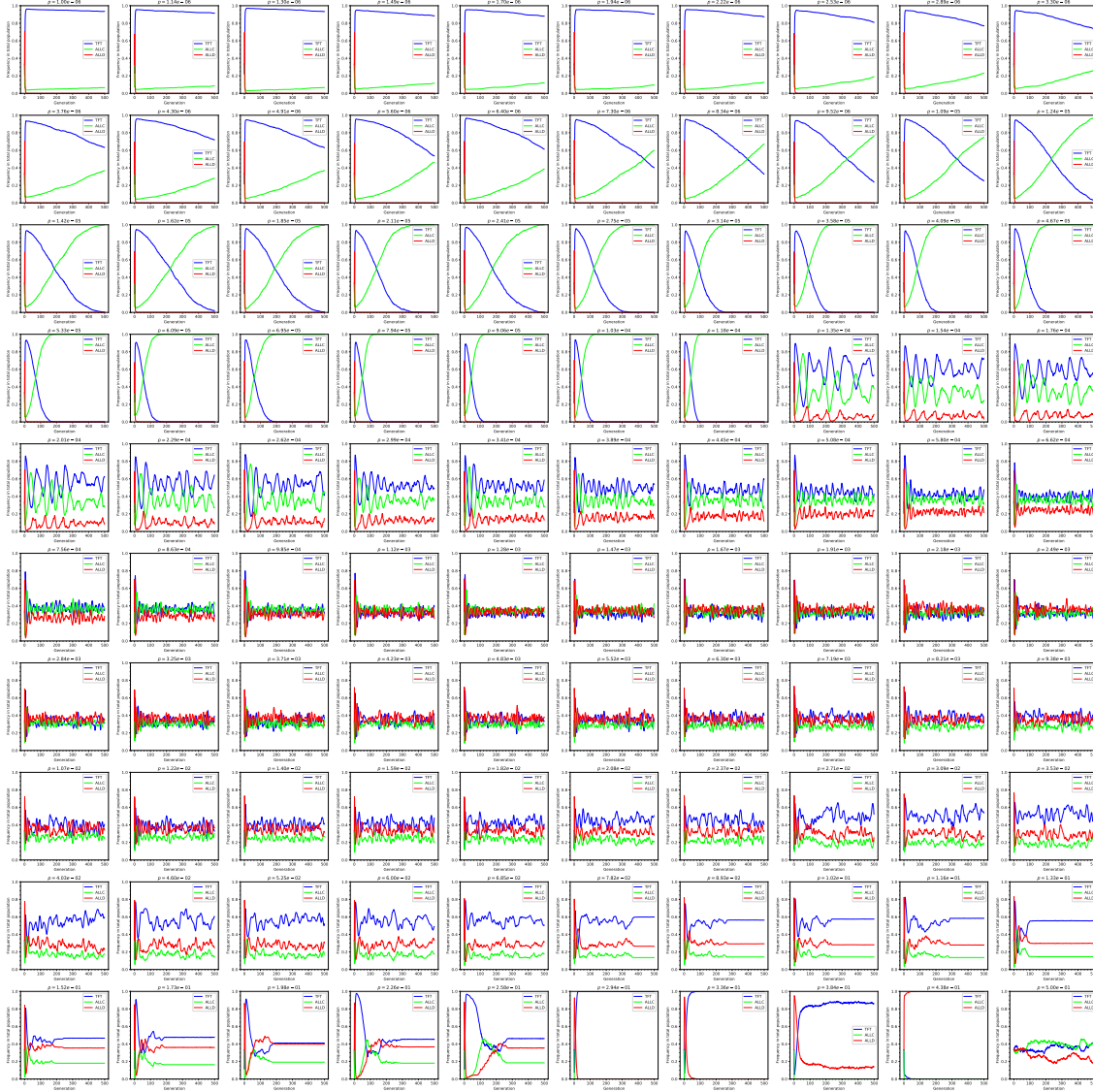


Fig. 3.14. Évolutions des populations pour des simulations correspondant aux grilles présentées à la Figure 3.11 et effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On observe à nouveau cette translation vers le haut des frontières entre les régimes, notées à la Figure 3.11.

fig:widescope-pops200

taux d'erreur plus faibles des différents régimes, ainsi qu'une plus grande stabilisation de l'évolution des populations à très fort taux d'erreur (dernière rangée).

L'évolution des populations pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de $M = 2000$ coups, toujours pour un large spectre de taux d'erreurs ($p \in [10^{-6}, 0.5]$), sont présentées à la Figure 3.15. On y note à nouveau la translation des régimes vers des taux d'erreurs plus bas, mais également une stabilisation de la dynamique des populations pour une plage de taux d'erreur beaucoup plus étendue dans le régime intermédiaire (quatre

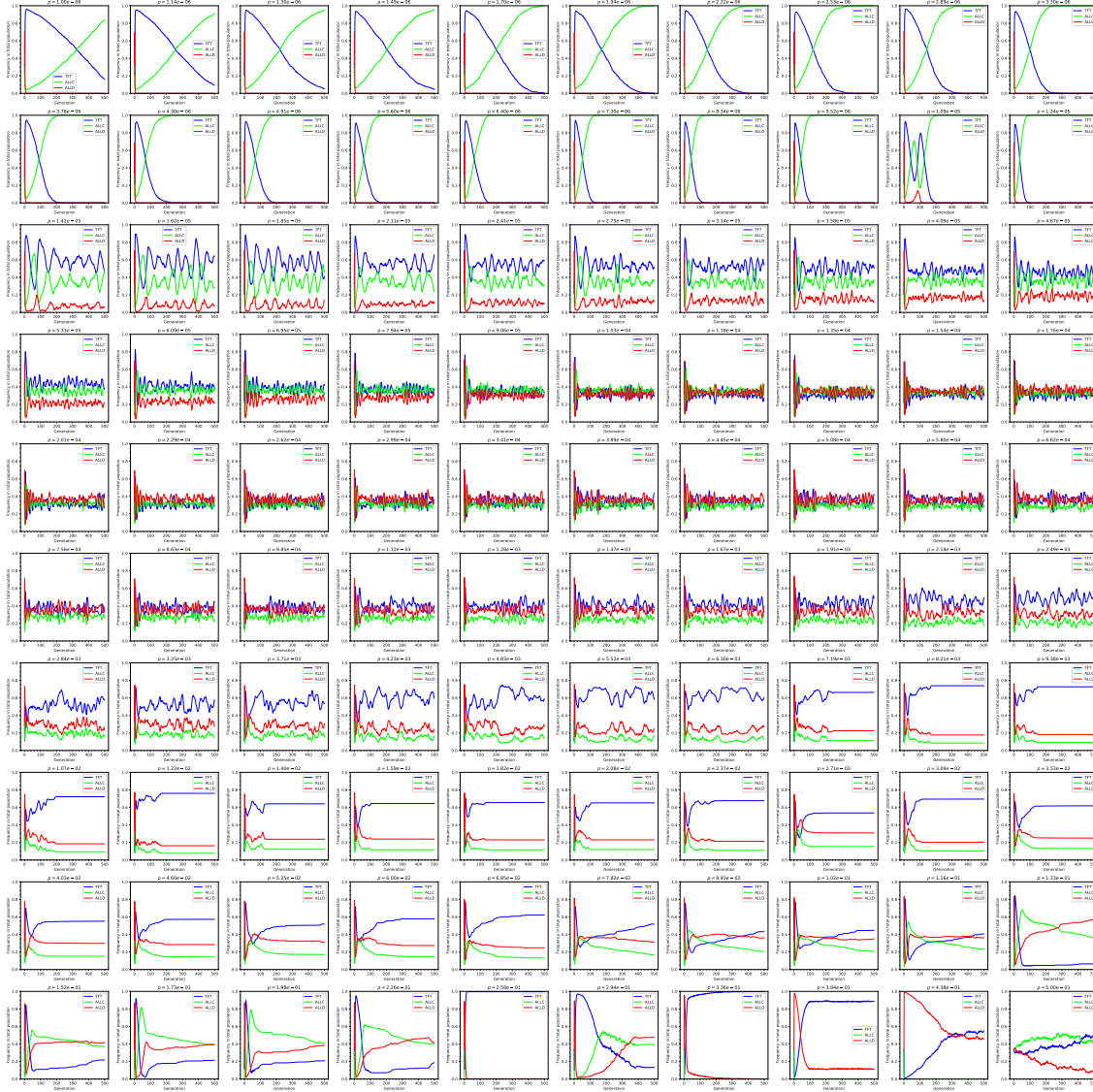


Fig. 3.15. Évolutions des populations pour des simulations correspondant aux grilles présentées à la Figure 3.12 et effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 2000$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-6}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. Les régimes ont été translétés encore davantage par rapport à ceux de la Figure 3.14, [fig.widescopopops2000](https://www.widescopopops2000.com)

dernières rangées en partant du haut).

Puisque le troisième régime mentionné précédemment – à très fort taux d'erreur – comporte beaucoup de transitions dans un court intervalle de taux d'erreur, il est instructif d'analyser plus en profondeur cet espace des paramètres. On présente à la Figure 3.16 l'analogue de la Figure 3.9, où sont montrés la dynamique des populations, de la dimension fractale et de l'indice de stationnarité, cette fois pour une plage de hauts taux d'erreurs plus restreinte ($p \in [10^{-1}, 0.5]$).

On y note une domination générale de TFT (proche de $p = 10^{-1}$) et de ALLD (proche du taux d'erreur maximal de $p = 0.5$), et une transition entre $M = 50$ et $M = 200$ relativement à la stationnarité des simulations proche de $M = 10^{-1}$. Les transitions sont également moins abruptes à mesure que la durée des parties d'IPD s'allonge de manière générale.

On présente aux Figures 3.17 à 3.19 les grilles associées aux simulations effectuées avec des longueurs de parties d'IPD de $M \in \{20, 200, 2000\}$, toujours pour l'intervalle restreint à fort taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$. On observe que la toute dernière transition, entre des simulations où TFT domine la grille et celles où c'est ALLD qui envahit le domaine, se fait de manière plus graduelle à mesure que l'on passe de $M = 20$ (Figure 3.17) à $M = 2000$ (3.19). On note également l'apparition très marquée de ces îlots de ALLC mentionnée précédemment à $M = 200$ (Figure 3.18, et leur agrandissement à $M = 2000$ (Figure 3.19).

Finalement, aux Figures 3.20 à 3.22, on présente l'évolution des populations associée aux grilles des Figures 3.17 à 3.19. On y voit à nouveau la translation des régimes vers des taux d'erreur plus bas à mesure que les parties d'IPD s'allongent, et la stabilisation de la dynamique des populations lorsqu'on passe de $M = 20$ à $M = 200$. À la Figure 3.19, où les simulations montrées sont faites en utilisant des parties d'IPD de $M = 2000$ coups, on observe clairement la transition entre une domination de TFT à fort taux d'erreur (huitième rangée en partant du haut) vers une domination de ALLD lorsqu'on s'approche de la valeur maximale du taux d'erreur.

3.5.2. Fractions initiales f_i des populations

subsec:dyn-populations

La dynamique du système présenté ici est évidemment non-linéaire: l'interaction entre agents est d'emblée beaucoup plus complexe que si l'on avait fait usage, par exemple, d'une simple loi probabiliste déterminant l'issue des parties, et l'ajout de l'élément de spatialité complexifie encore davantage ces interactions.

Par exemple, on a noté précédemment la formations de certaines structures spatiales en "domaines" avec frontières définies (Figures 3.8). On peut analyser l'impact qu'ont à cet effet les fractions de populations initiales de deux manières. D'abord, en répétant un grand nombre de fois une simulation telle celle présentée dans l'encadré du haut de la Figure 3.23, on observe que les fractions de population finales suivent une trajectoire dans l'espace de phase qui les mène toutes vers un attracteur des fractions finales de population (Figure 3.23, encart du bas), et dont les fractions individuelles de populations ne correspondent plus du tout aux fractions initiales de population, et ce de manière répétée et reproductible.

Une deuxième manière de vérifier l'impact des fractions initiales de populations est de faire varier f_i à répétition, et d'observer la corrélation (ou l'absence de corrélation) entre les fractions initiales et finales de populations. Cette analyse sera présentée en détail au

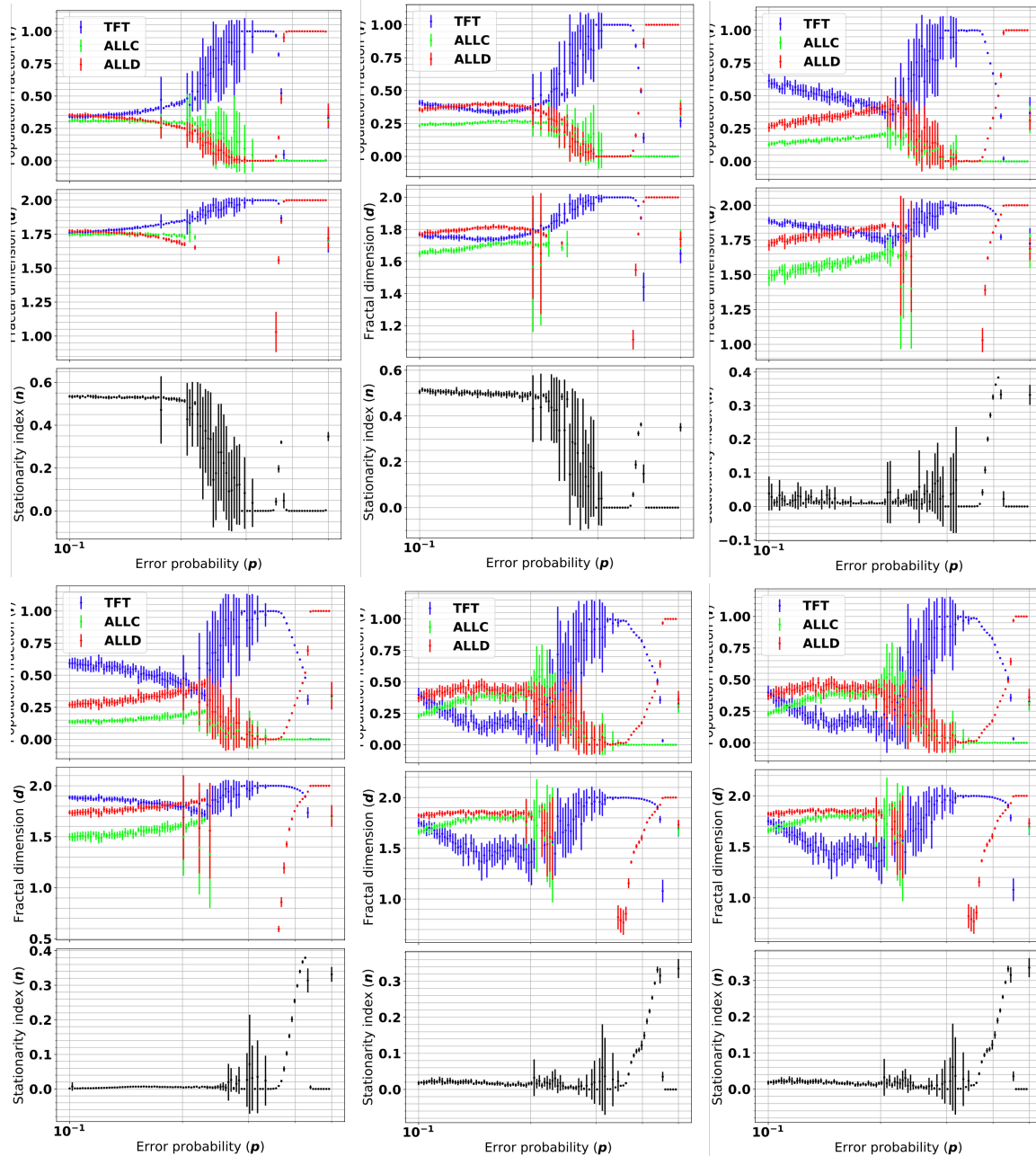


Fig. 3.16. Fractions de populations, dimensions fractales et indice de stationnarité pour différents ensembles de simulations effectuées avec des parties d’IPD de longueur variable ($M = \{20, 50, 200, 500, 1000, 2000\}$) et pour une plage à haut taux d’erreur plus restreinte ($p \in [10^{-1}, 0.5]$). Chaque point représente la moyenne de ces valeurs pour dix simulations, avec $T = 500$. On utilise toujours une grille de côté $L = 100$ sur laquelle est distribuée trois stratégies (TFT, ALLC, ALLD) avec des fractions de populations de départ égales. Le taux d’erreur varie en abscisse. À toutes les longueurs de parties d’IPD on observe plusieurs transitions plus ou moins abruptes dans les fractions de populations. Aux deux premiers encarts à partir du coin supérieur gauche ($M = 20$ et $M = 50$) la stationnarité demeure presque maximale de manière continue jusqu’à de forts taux d’erreur. À mesure que l’on augmente la longueur des parties d’IPD la stationnarité diminue, sauf pour quelques simulations très proches du taux d’erreur maximal. On remarque également que TFT et ALLD se disputent la première place au niveau des fractions de populations – ALLC ayant surtout (mais pas exclusivement) du succès proche du taux d’erreur maximal. On montre aux Figures suivantes les grilles finales (Figures 3.17-3.19) et évolutions des populations (Figures 3.17-3.19) pour les différents taux d’erreur présentés ici, pour les simulations effectuées avec des longueurs de parties d’IPD de $M = 20, 200, 2000$.

fig:smallscope-metrics

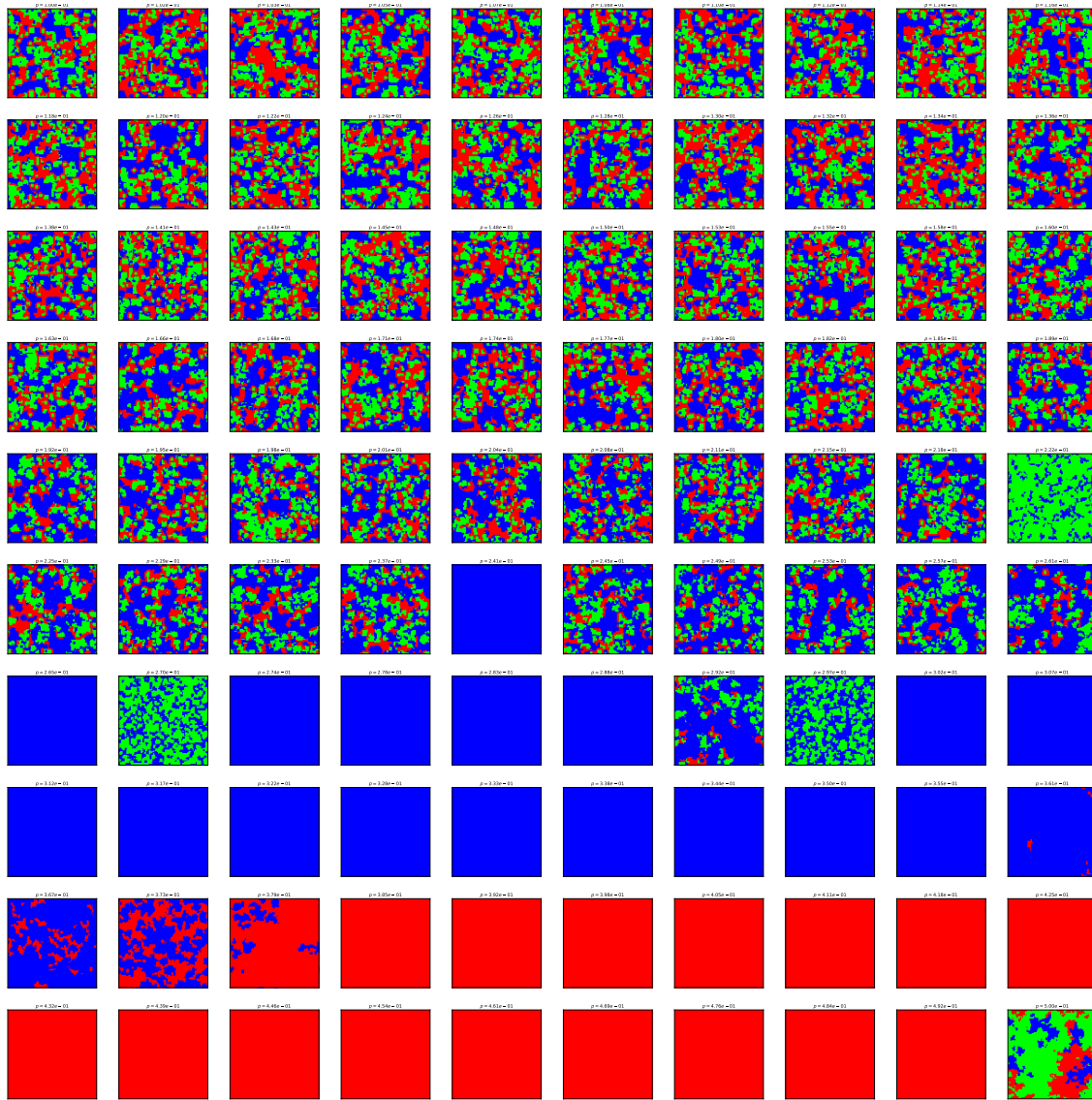


Fig. 3.17. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On utilise toujours une grille de côté $L = 100$ sur laquelle est distribuée trois stratégies (TFT, ALLC, ALLD) avec des fractions de populations de départ égales. On y distingue la fin du deuxième régime intermédiaire à indice de stationnarité élevé (moitié supérieure de la Figure) et le troisième régime proche du taux d'erreur maximal (moitié inférieure) – où TFT et ALLC se disputent la première place. *fig:smallscope-grids20*

Chapitre suivant.

3.5.3. Durée T des simulations

subsec:dyn-duree

Il peut paraître évident que la durée T des simulations ait un impact sur leur état final mais il demeure pertinent d'analyser cet élément et de comprendre les mécanismes

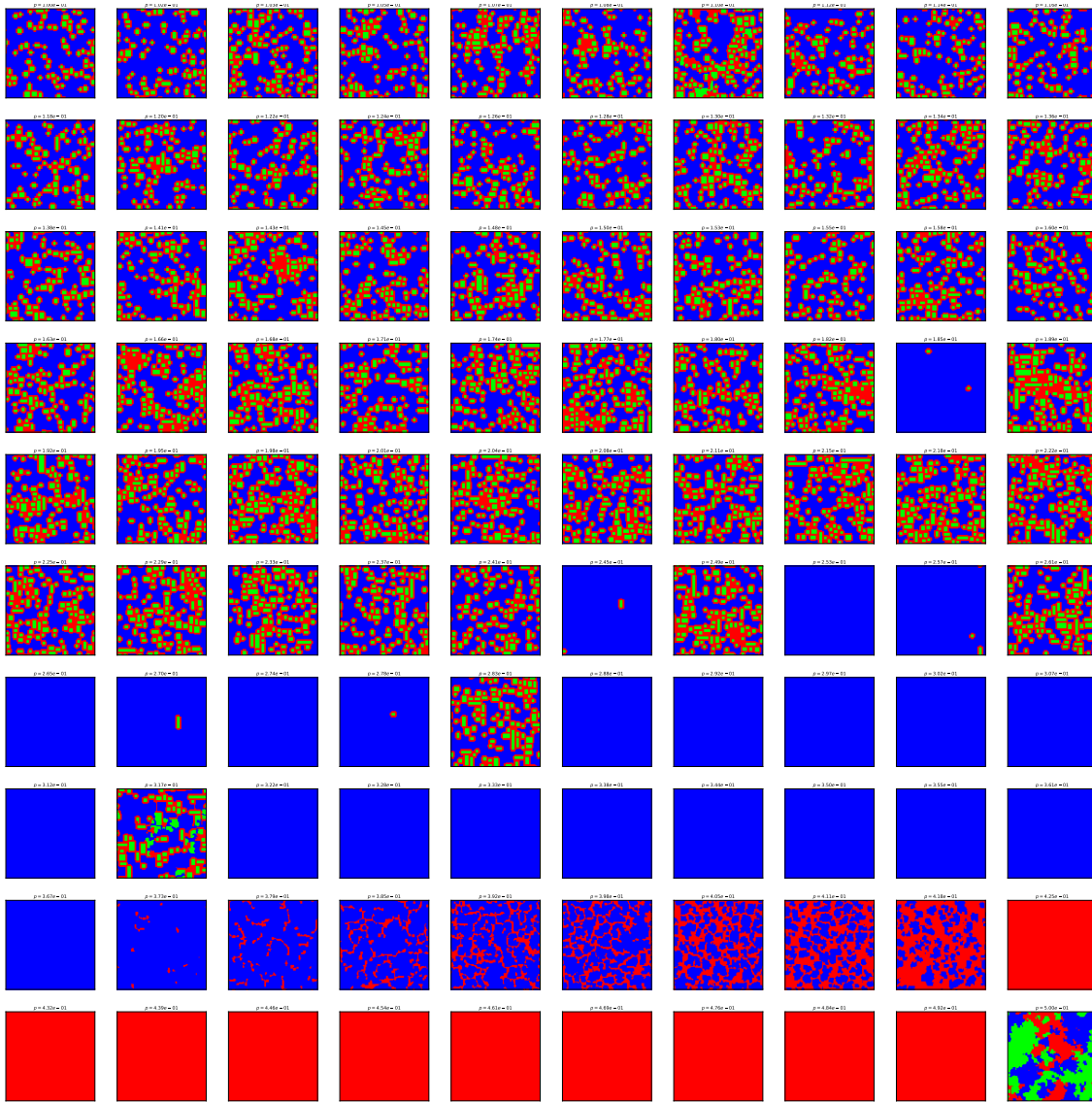


Fig. 3.18. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On utilise toujours une grille de côté $L = 100$ sur laquelle est distribuée trois stratégies (TFT, ALLC, ALLD) avec des fractions de populations de départ égales. On y distingue ici aussi la fin du deuxième régime intermédiaire à indice de stationnarité élevé (moitié supérieure de la Figure) et le troisième régime proche du taux d'erreur maximal (moitié inférieure) – où TFT et ALLC se disputent la première place. On observe l'apparition de domaines de coopérateurs dans le régime intermédiaire – îlots d'ALLC entourés de ALLD – et la création de structures filamentaires de ALLD proche du taux d'erreur maximal (avant-dernière rangée en partant du haut) lors de la transition d'une domination de TFT vers celle de ALLD.

fig:smallscope-grids200

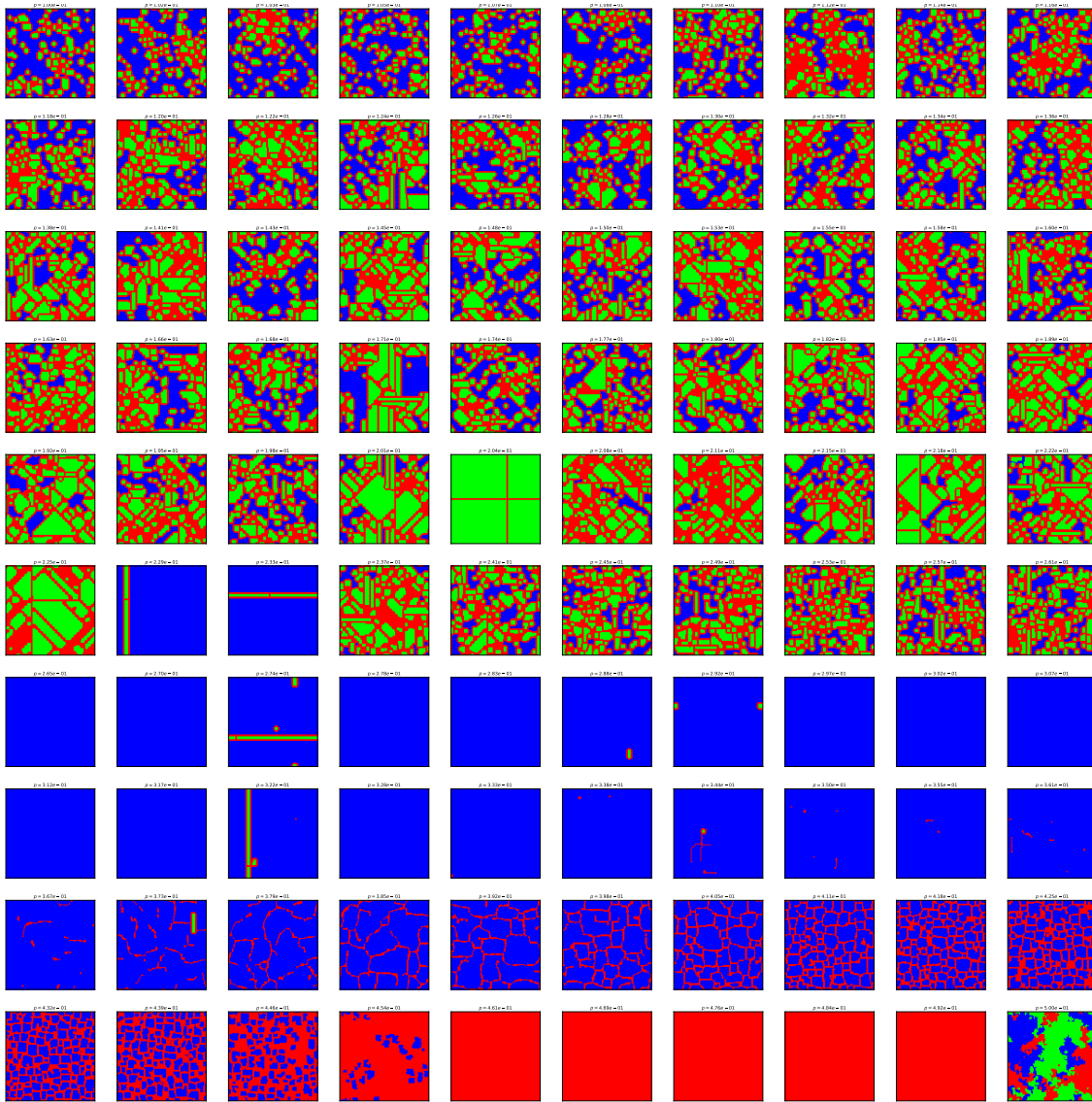


Fig. 3.19. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 2000$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. On utilise toujours une grille de côté $L = 100$ sur laquelle est distribuée trois stratégies (TFT, ALLC, ALLD) avec des fractions de populations de départ égales. On distingue les deux régimes identifiés précédemment aux Figures 3.17 et 3.18 avec cette fois une augmentation nette de la superficie des îlots de ALLC. *fig:smallscope-grids2000*

dynamiques qui provoquent ces différences. On peut prendre à titre d'exemples les simulations effectuées pour divers taux d'erreur et dont l'évolution des populations est montrée à la Figure 3.24. On y présente une série de simulations comportant les stratégies TFT, ALLC et ALLD avec des populations de départ égales, pour divers taux d'erreur. On peut voir un certain nombre de comportements distincts qui montrent l'importance de la durée de la simulation dans le cadre de l'analyse effectuée. Par exemple, à très faible taux d'erreur (deux premières rangées de la Figure 3.24 on note une domination rapide de

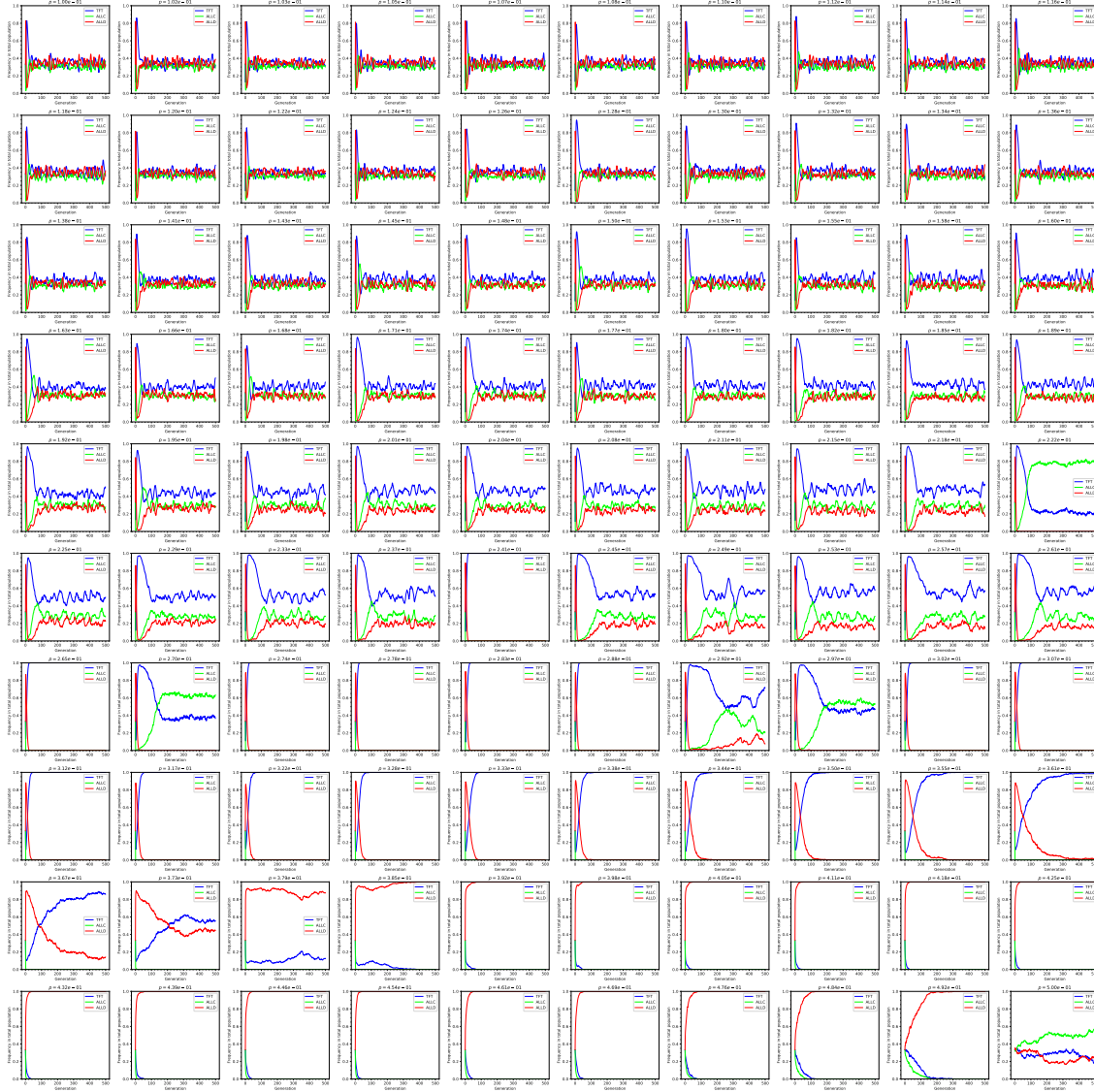


Fig. 3.20. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 20$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. La transition entre le régime intermédiaire noté à la Figure 3.16 et le régime proche du taux d'erreur maximal se fait d'abord graduellement (section supérieure de la Figure) puis de manière brusque à la septième rangée de simulations.

fig:smallscope-pops20

TFT suivie invariablement d'une dérive lente vers ALLC – dans la mesure où ALLC est encore présent dans le système et n'a pas été exterminé. La rapidité avec laquelle cette dérive s'effectue dépend du taux d'erreur; on peut constater que pour les toutes premières simulations celle-ci s'effectue très lentement et n'est pas complétée vu la longueur finie des simulations. On se retrouve donc avec certaines simulations que l'on peut qualifier "d'équilibrées" (dont les fractions de populations ne varient plus ou presque plus) et d'autres qui n'ont pas encore atteint l'équilibre, ou qui sont dans un état d'équilibre dynamique (trois rangées suivantes) ou suivent un comportement caractérisé de variations stochastique

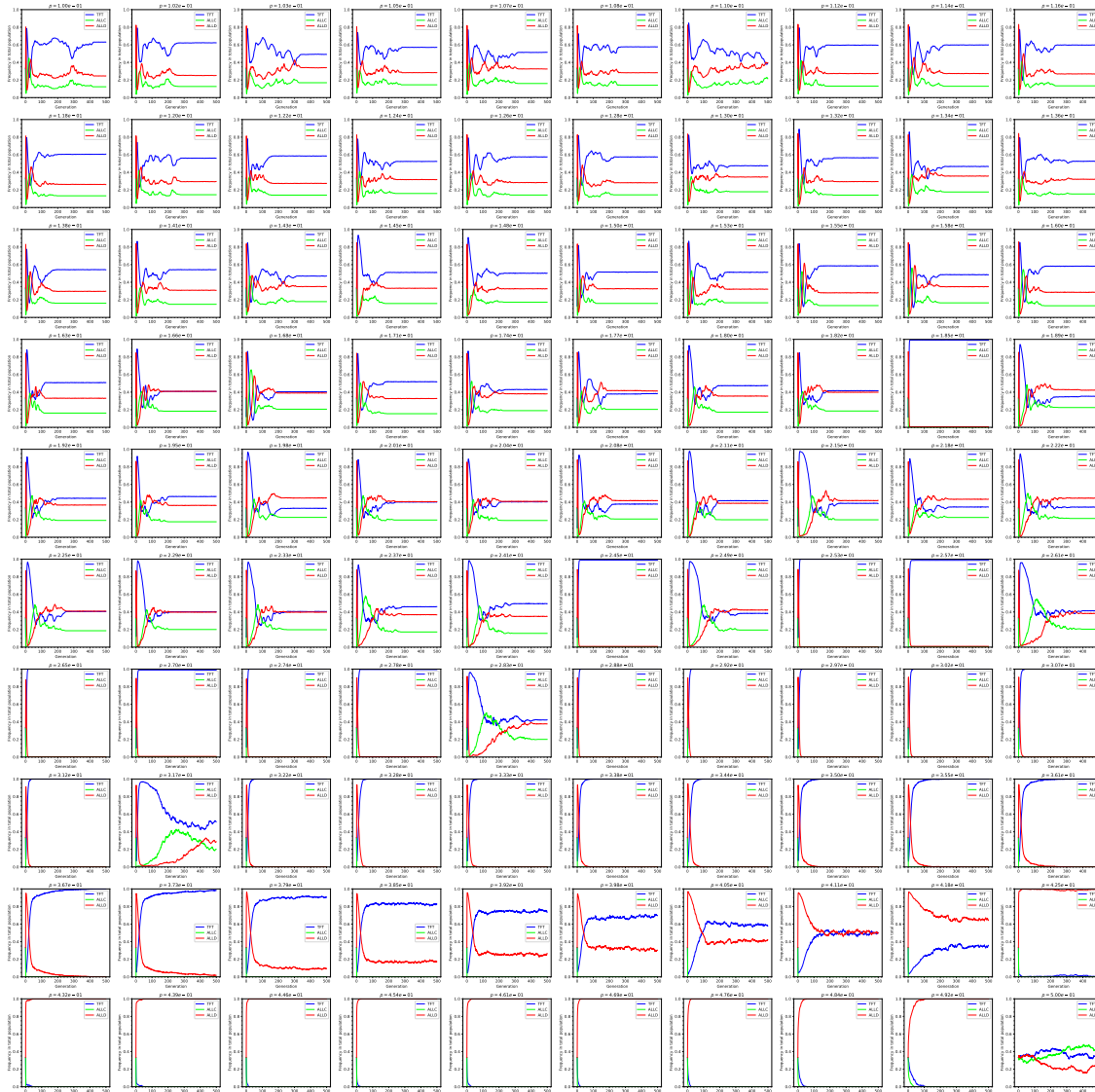


Fig. 3.21. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. La transition entre le régime intermédiaire noté à la Figure 3.16 et le régime proche du taux d'erreur maximal est toujours visible entre la moitié supérieure et la moitié inférieure de la Figure, mais cette fois on peut clairement observer une stabilisation de la dynamique des populations dans le régime intermédiaire. *fig:smallscope-pops200*

(deux dernières simulations). Ceci montre donc l'importance durant l'analyse effectuée de s'assurer que la longueur des parties est suffisante pour analyser le comportement dynamique des simulations – que celles-ci aient atteint un équilibre statique, dynamique, une périodicité, etc. lorsqu'applicable.

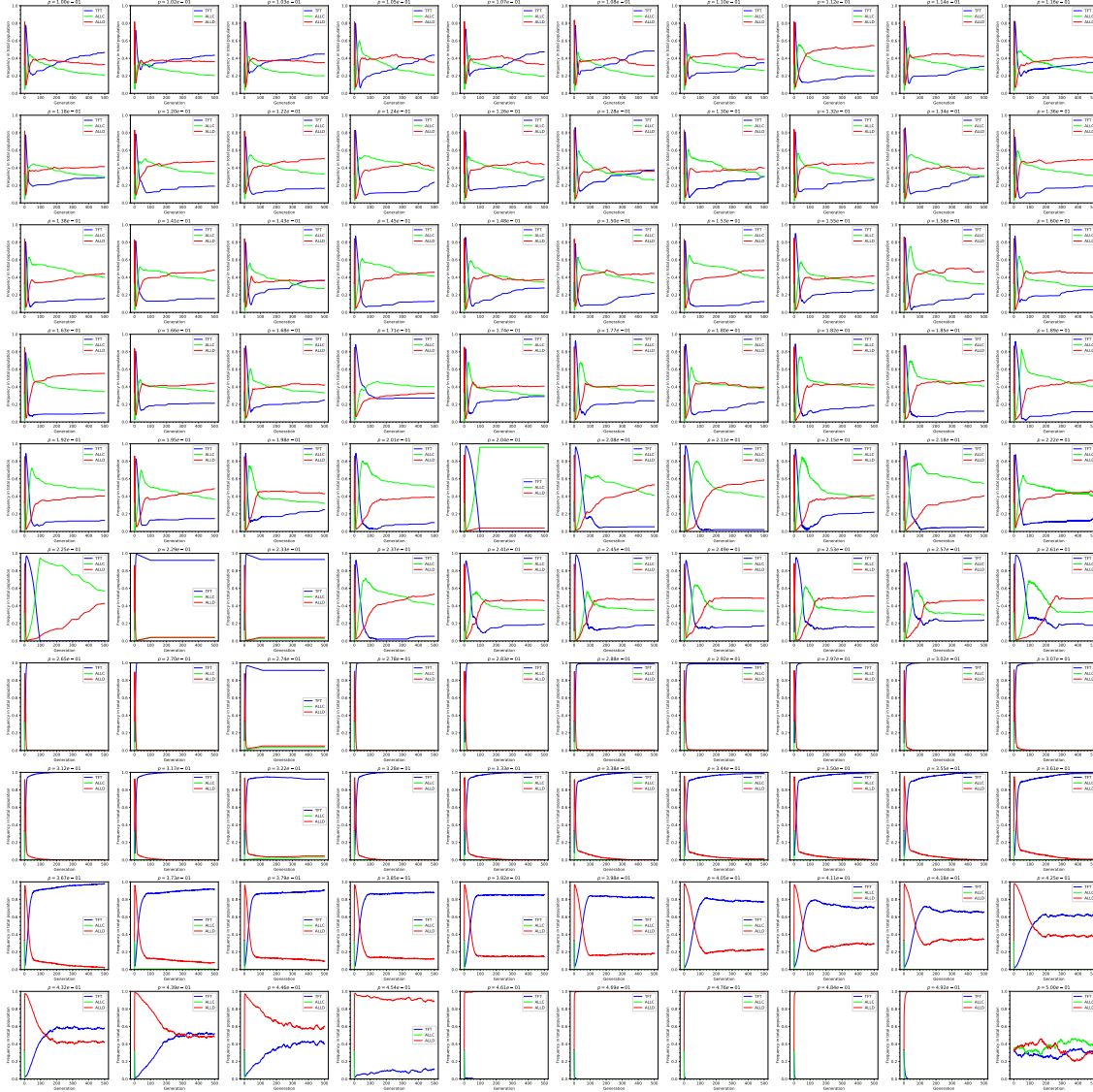


Fig. 3.22. Grilles finales pour des simulations effectuées avec des parties d'IPD de longueur $M = 200$, pour des taux d'erreur de $p \in [10^{-1}, 0.5]$ qui augmentent exponentiellement vers la droite et vers le bas. La transition entre le régime intermédiaire noté à la Figure 3.16 et le régime proche du taux d'erreur maximal est toujours bien visible. On observe toutefois un comportement de dérive des populations dans le régime intermédiaire par rapport aux simulations effectuées à $M = 20$ et $M = 200$.

fig:smallscope-pops2000

3.5.4. Inverse du taux d'erreur p et longueur M des parties

subsec:dyn-taux-erreur

L'influence de la longueur des parties, notée précédemment, est évidemment importante. Or un paramètre avec lequel cette longueur est inévitablement en relation est le taux d'erreur – ou plus précisément l'*inverse* du taux d'erreur. En supposant que la probabilité qu'un joueur se trompe de coup par rapport à sa stratégie avec une probabilité p , on peut supposer qu'il se trompera en moyenne une fois par partie si la longueur de cette dernière est de

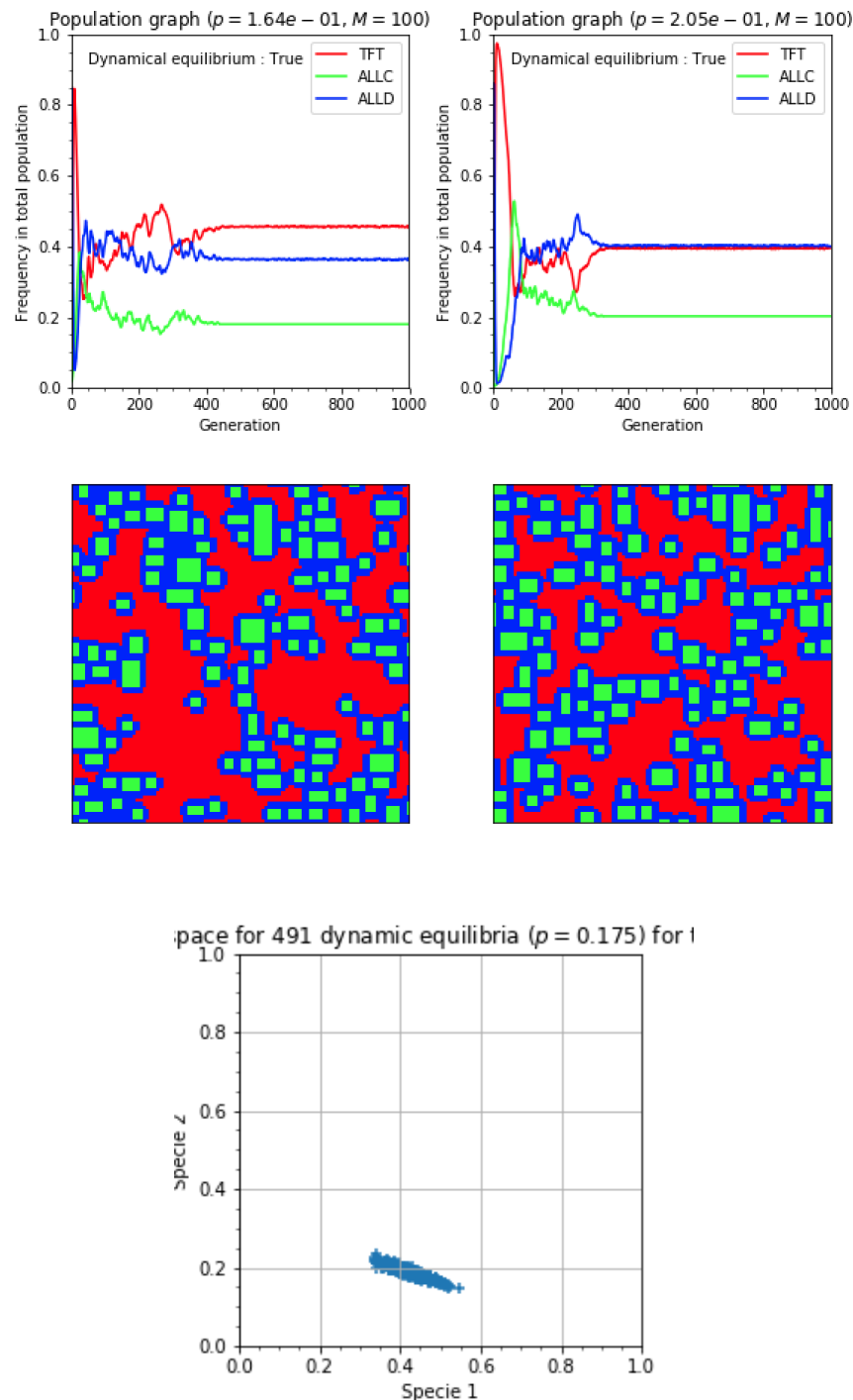


Fig. 3.23. Quatre premiers encadrés: graphes de population pour deux simulations effectuées à haut taux d’erreur, pour des populations de TFT, ALLC et ALLD de départ égales. Les fractions de populations se stabilisent à répétition en des valeurs définies et très proches d’une simulation à l’autre. Simultanément, on voit apparaître des formations spatiales avec domaines bien définis au niveau physique. À la figure du bas, on représente les populations finales pour un grand nombre de simulations répétées avec les mêmes paramètres de départ. On voit que les fractions finales de populations se dirigent vers un attracteur dans l’espace de phase des populations qui est relativement bien défini.

fig:influence-frac

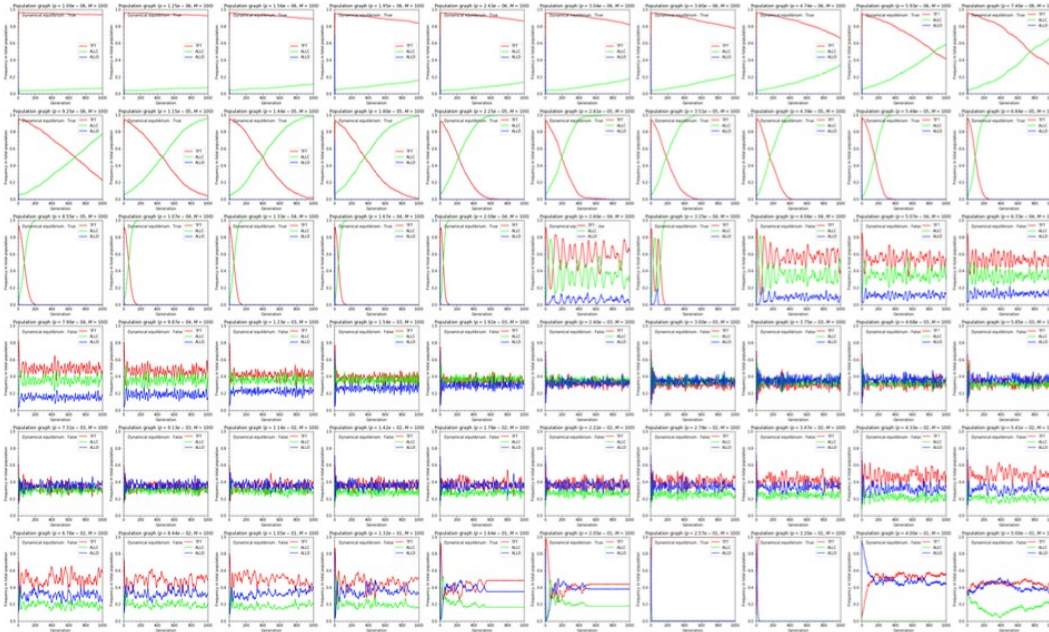


Fig. 3.24. Simulations effectuées avec TFT, ALLC et ALLD pour divers taux d’erreur allant de $p = 10^{-6}$ à $p = 0.5$ pour $T = 1000$ itérations du modèle. On note plusieurs comportements dynamiques; dérive lente à très faible taux d’erreur, équilibres dynamiques des populations ou quasi-périodicité à taux d’erreur intermédiaire et comportement presque chaotique à très haut taux d’erreur. Les simulations à très faible taux d’erreur n’ont pas toutes atteint un état stable ou méta-stable, i.e. la dérive de TFT vers ALLC n’est pas complétée pour la longueur de simulations choisie.

fig:equilibration

$M = 1/p$. On voit donc qu’il existe une relation logique entre les deux paramètres, ce qui pourrait éventuellement se traduire de manière dynamique dans le comportement du système.

On peut à ce titre observer ce qui se passe aux Figures 3.25-3.26. On y présente une série de simulations à nouveau pour des taux d’erreur variables où s’affrontent TFT, ALLC et ALLD. La longueur des simulations est de $T = 500$. On observe d’emblée – comme le lecteur l’aura effectivement noté d’après les analyses précédentes – que le taux d’erreur joue un rôle prépondérant dans la dynamique du système. À très faible taux d’erreur ALLC en vient à dominer, tandis qu’à taux d’erreur intermédiaire on se trouve tour à tour en équilibre dynamique entre les trois espèces avec une certaine domination de TFT, puis en domination des défauteurs à très fort taux d’erreur. On a donc passage entre plusieurs “états” du système, plusieurs transitions plus ou moins abruptes, qui sont donc dépendantes du taux d’erreur des joueurs. L’inverse du taux d’erreur pour des parties de $T = 500$ itérations temporelles correspond à $p = 2 \times 10^{-3}$, ce qui correspond effectivement à un endroit dans l’espace du taux d’erreur où se produit un changement qualitatif – l’on passe

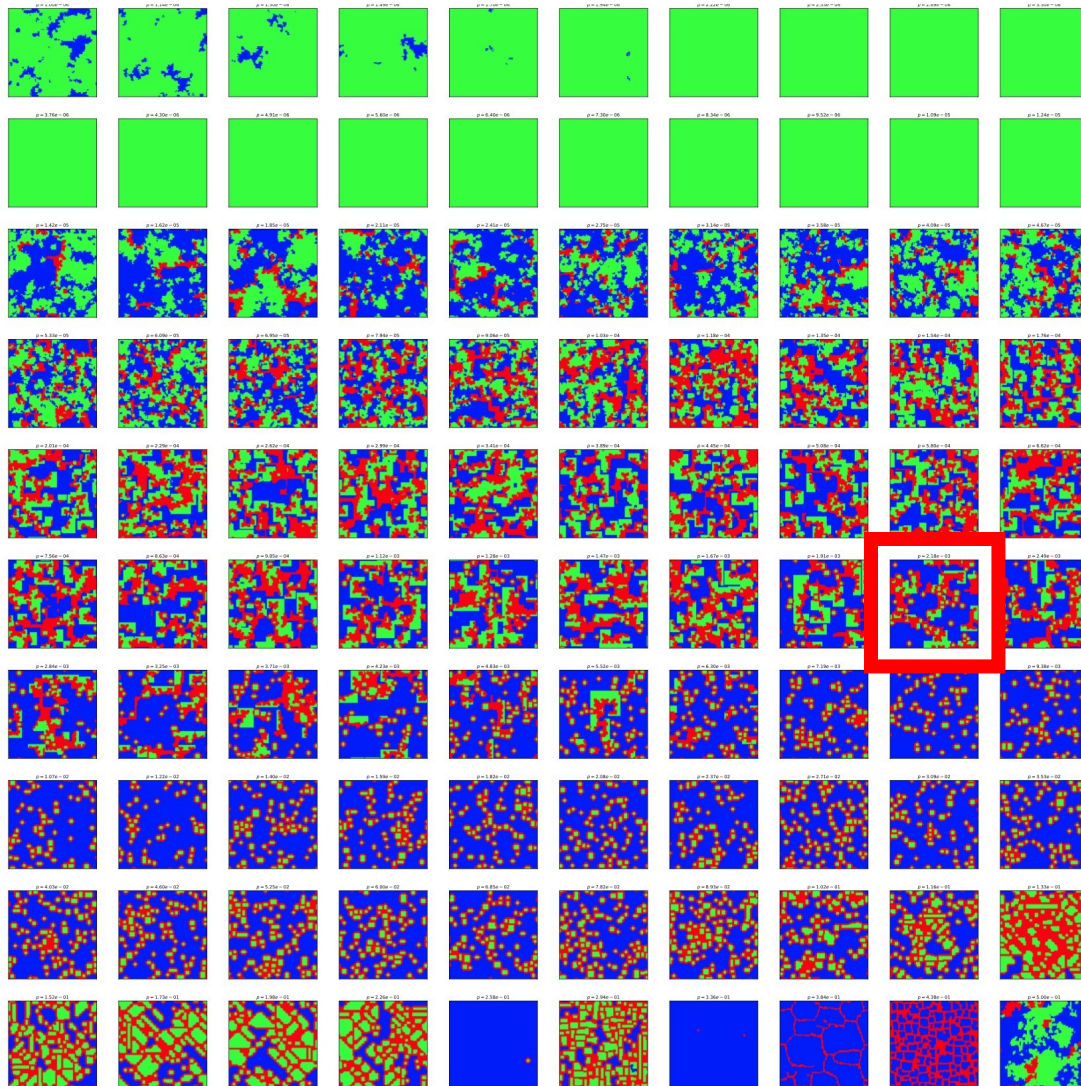


Fig. 3.25. Grilles correspondant à une série de simulations entre TFT, ALLC et ALLD pour des taux d'erreur variables allant de $p = 10^{-6}$ à $p = 0.5$, avec des simulations étendues sur $T = 500$ itérations et pour des parties d'IPD de $M = 20$ coups. Le taux d'erreur est minimal en haut à droite et augmente de gauche à droite, et de haut en bas de manière exponentielle. On note d'une part que le taux d'erreur affiche un profond impact quant au déroulement des simulations, leur dynamique et le type de formations spatiales en résultant, mais aussi que l'endroit où la longueur des parties correspond à l'inverse du taux d'erreur (i.e. $p = 2 \times 10^{-3}$) correspond à l'une des transitions entre ces domaines de comportements (encadré rouge). Voir Figure 3.26 pour les fractions de populations [lig.influence-taux-erreur1](#)

alors d'équilibres dynamiques à un domaine d'équilibres statiques. Le paramètre du taux d'erreur des agents affiche conséquemment un impact significatif tant sur le comportement dynamique du système que sur les transitions y prenant place.



Fig. 3.26. Dynamique des fractions de populations correspondant à la série de simulations entre TFT, ALLC et ALLD présentée à la Figure 3.25 pour des taux d’erreur variables allant de $p = 10^{-6}$ à $p = 0.5$, avec des simulations étendues sur $T = 500$ itérations. On distingue à nouveau plusieurs régimes du système entrecoupés de transitions plus ou moins abruptes – dont celle se produisant à l’inverse du taux d’erreur ($p = 2 \times 10^{-3}$, encadré rouge) *fig.influence-taux-erreur2*

3.5.5. Spatialité

dyn:subsec-spatialite

Le dernier facteur ayant une influence marquée sur les simulations de manière générale est l’élément de spatialité introduit dans les affrontements via le voisinage de Moore. Il est relativement facile de démontrer que cet élément a un profond impact sur le déroulement des simulations en comparant les simulations vues précédemment et effectuées en faisant usage du voisinage de Moore avec une série de simulations où ce voisinage est constitué du même

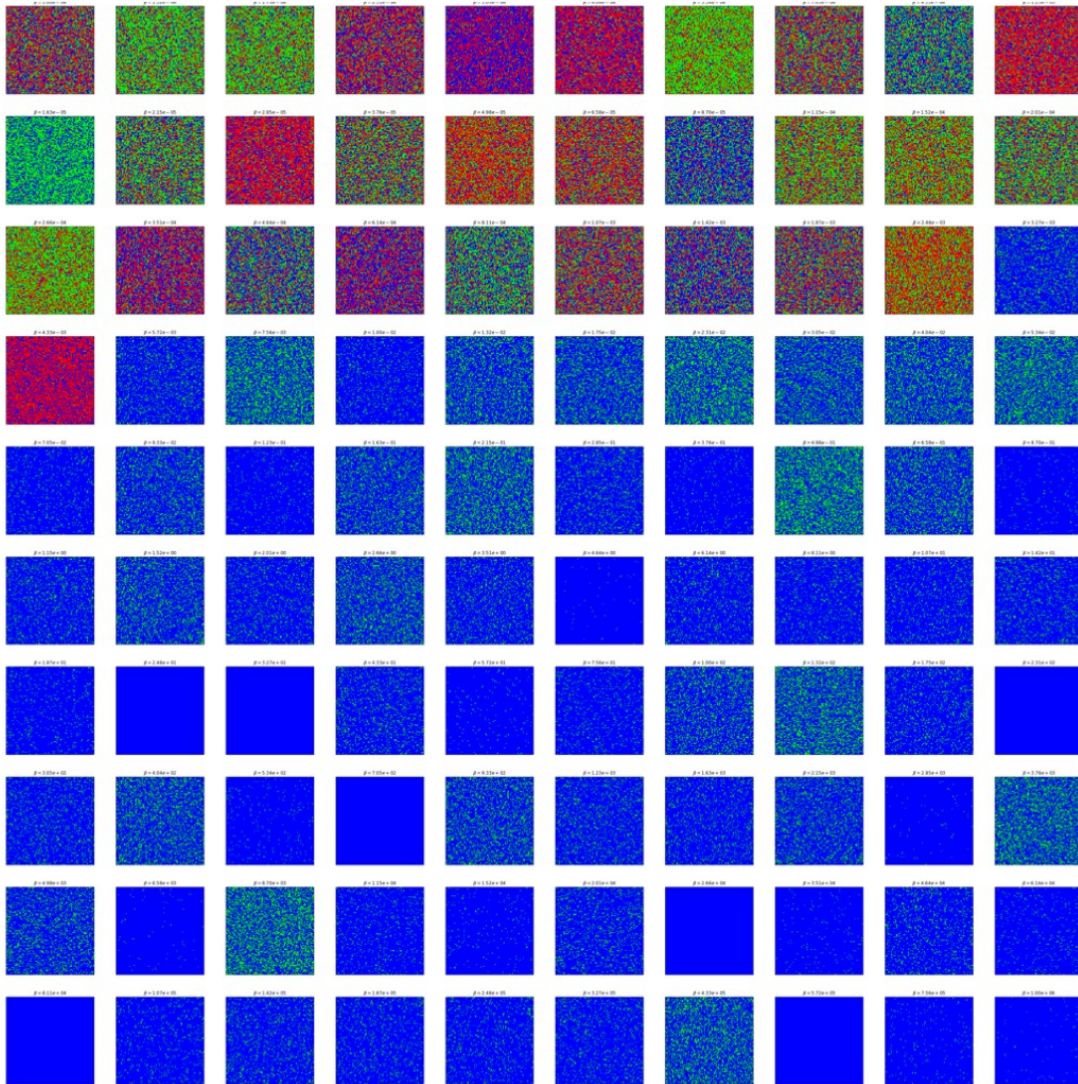


Fig. 3.27. Série de simulations reprenant les mêmes paramètres que lors des analyses précédentes, mais avec un voisinage pris de manière aléatoire sur la grille au lieu du voisinage de Moore (c.f. Figure 1.6) utilisé jusqu'à maintenant. On note l'absence de structure physique, et si l'on peut tout de même voir une certaine progression des populations en fonction du taux d'erreur on n'est plus en mesure d'y distinguer aucune des transitions marquées et rapides identifiées jusqu'à présent dans les autres séries de simulations du même genre. *fig:spatialite*

nombre de sites, mais cette fois choisis de manière aléatoire sur la grille. On présente à la Figure 3.27 une telle série de simulations où le voisinage à été pris aléatoirement.

On voit immédiatement que la majorité des résultats obtenus précédemment (c.f. Figures 3.25 et 3.26) ne se retrouvent plus dans le cadre de simulations effectuées sans la structure spatiale utilisée jusqu'à maintenant. Si on peut toujours déceler une certaine transition graduelle entre les simulations effectuées à très faible taux d'erreur et celles comportant un taux d'erreur plus élevé, on ne peut toutefois plus déceler quelque structure physique que

ce soit ni repérer les transitions qui s'étaient manifestées dans les séries de simulations des sections précédentes. La spatialité est donc un facteur déterminant dans le type et la dynamique des structures, tout comme dans le déroulement général des simulations du modèle.

3.6. Éléments-type d'un système complexe

sec:dyn-systeme-complexe

On a noté précédemment plusieurs éléments dans le comportement du modèle étudié, et un fil conducteur relie un certain nombre d'entre eux. Les systèmes dits "complexes" se manifestent de manière générale par la présence de points critiques où il y a discontinuité dans les trajectoires de l'espace de phase, par la présence d'attracteurs dans cet espace, par l'inégalité entre la dimension fractale et la dimension topologique de leurs propriétés physiques et par des propriétés dites *émergentes*. L'objectif de ce qui suit est de conclure que le modèle étudié appartient bel et bien au domaine constitué de ces systèmes qualifiés de complexes.

3.6.1. Points critiques

subsec:dyn-pts-critiques

Tel que vu précédemment, le point critique d'un système correspond à un endroit dans l'espace de phase où le système présente une transition abrupte, une instabilité, et où la variation des métriques le caractérisant se fait de manière discontinue. Ces transitions sont corrélées, en physique statistique, avec le phénomène de transition de phase. Prenant l'exemple de la percolation, si un distribue des particules *non conductrices* sur dans un certain espace, puis que l'on ajoute progressivement des particules *conductrices*, la distribution du plus grand agrégat formé par les particules conductrices en fonction de la probabilité avec laquelle un certain site comporte une substance conductrice passera rapidement d'une probabilité nulle à une valeur maximale. On peut y observer une transition abrupte de la taille du plus grand agrégat au point critique du système, alors que ce dernier devient soudainement conducteur dans son ensemble.

De la même manière, on observe ce comportement discontinu dans le système que modélise nos simulations. À la Figure 3.28 on présente le même type de graphe intégrant fractions de populations, dimension fractale et indice de stationnarité qu'à la Figure 3.7, cette fois sur l'échelle plus réduite qui correspond à la plage de haut taux d'erreur $p \in [10^{-1}, 0.5]$. Chaque point sur la Figure 3.28 représente la valeur moyenne des métriques correspondantes pour un échantillon de vingt simulations, et les barres d'erreur sont proportionnelles à l'écart-type associé à ces moyennes.

On peut voir à la Figure 3.28 qu'il existe au moins quatre transitions dont la dérivée de la moyenne ou de l'écart-type est discontinue ou varie très rapidement. Ces transitions abruptes correspondent, tel que vu précédemment, à des changements tout aussi marqués de la dynamique du système. Du point de vue de la physique statistique, ces points critiques

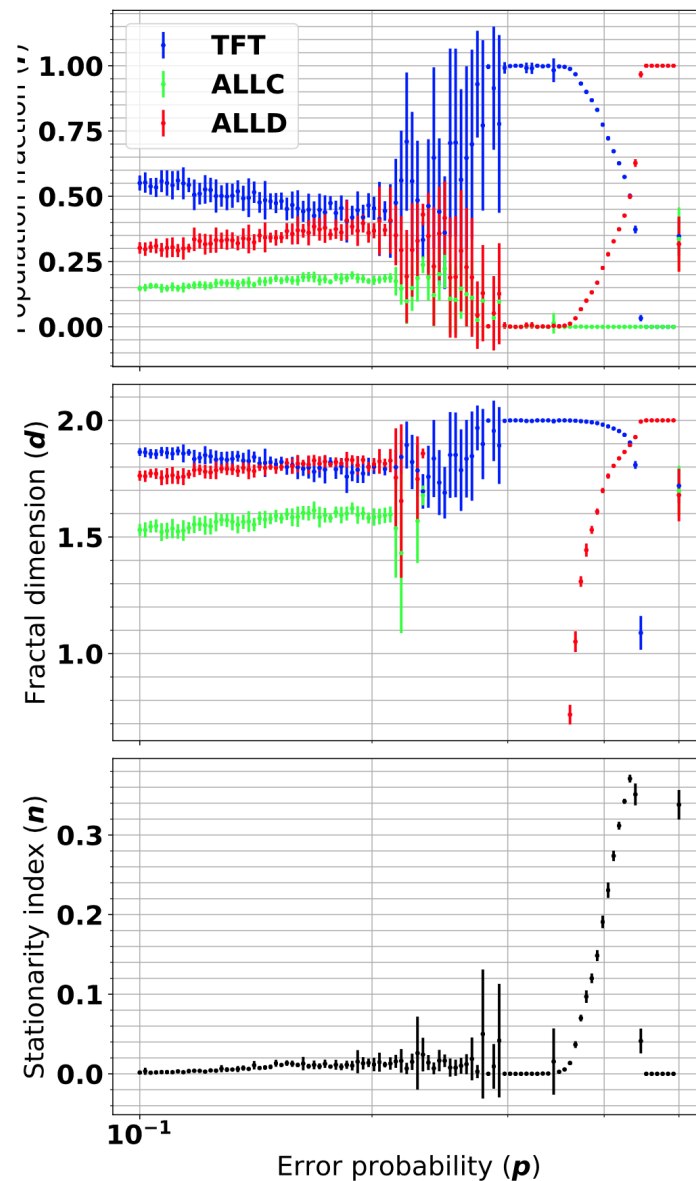


Fig. 3.28. Fractions de populations, dimension fractale et indice de stationnarité pour une plage d’erreur plus réduite ($p \in [10^{-1}, 0.5]$) qu’à la Figure 3.7. Les courbes correspondent aux moyennes sur vingt simulations pour chaque point échantillonné et les barres d’erreur correspondent à l’écart-type associé à cette moyenne. *fig:transition-de-phase*

dans le modèle étudié sont donc indistinctes d’une transition de phase classique et peuvent conséquemment être analysées comme tel.

3.6.2. Attracteurs

subsec:dyn-attracteurs

On a déjà noté dans les résultats précédents la présence d’attracteurs dans l’espace des populations. Les résultats tout juste présentés à la section précédente montrent à cet effet que

plusieurs sections de l'espace du taux d'erreur correspondent à des régions où les fractions de populations varient très peu d'une simulation à une autre. Autrement dit, l'écart-type entre plusieurs simulations effectuées en prenant pour base de départ des paramètres identiques aboutissent à certaines valeurs finales des fractions de populations dont l'écart-type est très petit. Ceci constitue, à nouveau, la marque de la présence d'attracteurs. Finalement, on peut noter à nouveau en se référant aux résultats précédents que la présence de structures spatiales récurrentes d'une simulation à l'autre constitue tout autant un phénomène d'attractions dans la structure physique des représentations spatiales. Que des coopérateurs aboutissent en formations aux domaines bien définis, par exemple, constitue l'un de ces attracteurs.

3.6.3. Dimension fractale

subsec:dyn-fractale

De la même manière, on a déjà également noté la présence d'une dimension fractale différente de la dimension topologique des structures physiques dans les résultats précédents. Les procédés menant à des structures fractales sont typiques des systèmes caractérisés par une invariance d'échelle, dont les systèmes critiques sont un générateur bien connu [Bak, 1999], et il est trivial de constater que le modèle étudié ici présente le même type de formations. On peut à ce sujet présenter un autre exemple-type de phénomène d'invasion constaté lors des simulations effectuées avec le modèle; à la Figure 3.29 on présente un instantané de l'une de ces invasions. On remarque que celle-ci ne se fait pas de manière linéaire mais présente plutôt des aspérités à ses frontières, non sans rappeler celles typiques de processus d'avalanches bien connus dans les modèles à criticalité auto-régulée comme celui du modèle "Tas-de-sable" (c.f. Figure 3.30) ou de phénomènes naturels générateurs de structures fractales tels l'érosion côtière [Mandelbrot, 2006, Sornette, 2004, Turcotte, 2007].

3.6.4. Propriétés émergentes

subsec:dyn-emergence

On parle de propriétés émergentes lorsque le comportement collectif ou global résultant de l'interaction d'un grand nombre de parties individuelles d'un système échappe à la prédiction et ne se réduit pas à la simple addition des comportements singuliers ou microscopiques des constituants du système. On observe effectivement ce genre de comportement dans le système étudié de par la nature des stratégies en place. Notamment, les agents ayant comme stratégie TFT possèdent une "mémoire" de l'état du système relativement aux parties d'IPD, et ne jouent pas une simple stratégie fixée d'avance et prédéterminée à la manière de ALLC ou ALLD – ce qui réfère à cet aspect de stratégie "réactive" caractérisant TFT décrit précédemment (section 1.2.3). Cette mémoire du système contribue à son imprévisibilité puisqu'il est impossible de réduire le comportement de TFT à une simple moyenne statistique, dans la mesure où ses adversaires – et donc sa propre stratégie – ne sont pas définis d'avance et dépendent directement de l'état du système au temps précédent. Il est éclairant de

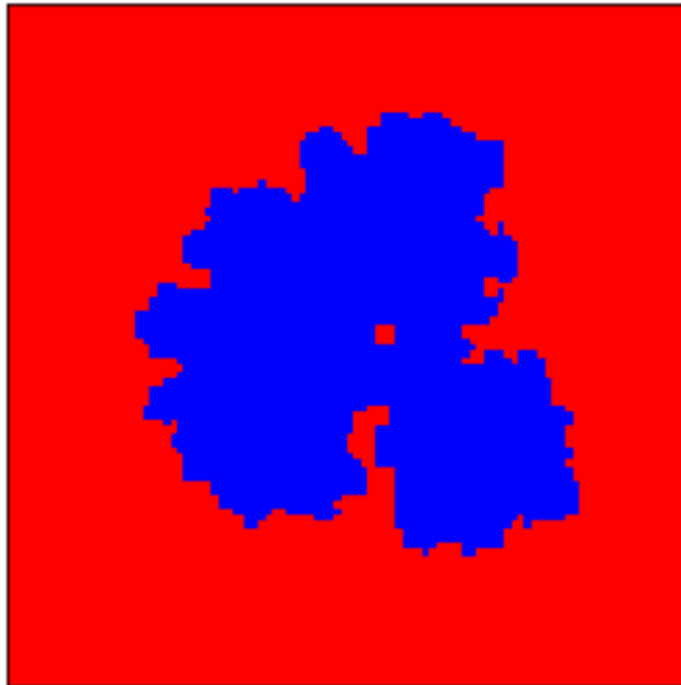


Fig. 3.29. Phénomène d’invasion observé lors de simulations effectuées avec le modèle pour une simulation opposant TFT à ALLD. On note le contour atypique du domaine central, qui rappelle le contour des phénomènes d’avalanches typiques de certains modèles SOC (voir Figure 3.30).

fig:blob

contraster les simulations effectuées avec ce comportement dynamique de TFT par rapport à des simulations effectuées en utilisant des matrices de pointage prédéfinies en échantillonnant un grand nombre de parties d’IPD – objet de la section suivante.

3.6.5. Simulation utilisant des matrices de pointage

subsec:dyn-matrices

Une manière alternative de procéder aux simulations avec le modèle étudié fait usage de matrices de pointage prédéfinies et calculées d’avance pour chaque combinaison d’affrontement possible, en échantillonnant pour une certaine plage de taux d’erreurs. Il est donc possible de remplacer le calcul des parties d’IPD effectué au long par un pointage prédéfini. Dans l’analyse qui suit, les matrices de pointage correspondent aux valeurs moyennes obtenues en échantillonnant 10^4 parties d’IPD pour toute combinaison possible d’affrontement et pour une plage discrétisée d’erreur possible de $p \in [10^{-6}, 0.5]$.

On présente ici deux séries de simulations: une à large champ pour $p \in [10^{-6}, 0.5]$ (Figures 3.31 et 3.32) et une autre où on se concentre sur la partie “critique” comportant davantage de transitions à $p \in [10^{-1}, 0.5]$ (Figures 3.33-3.34 et 3.35-3.36).

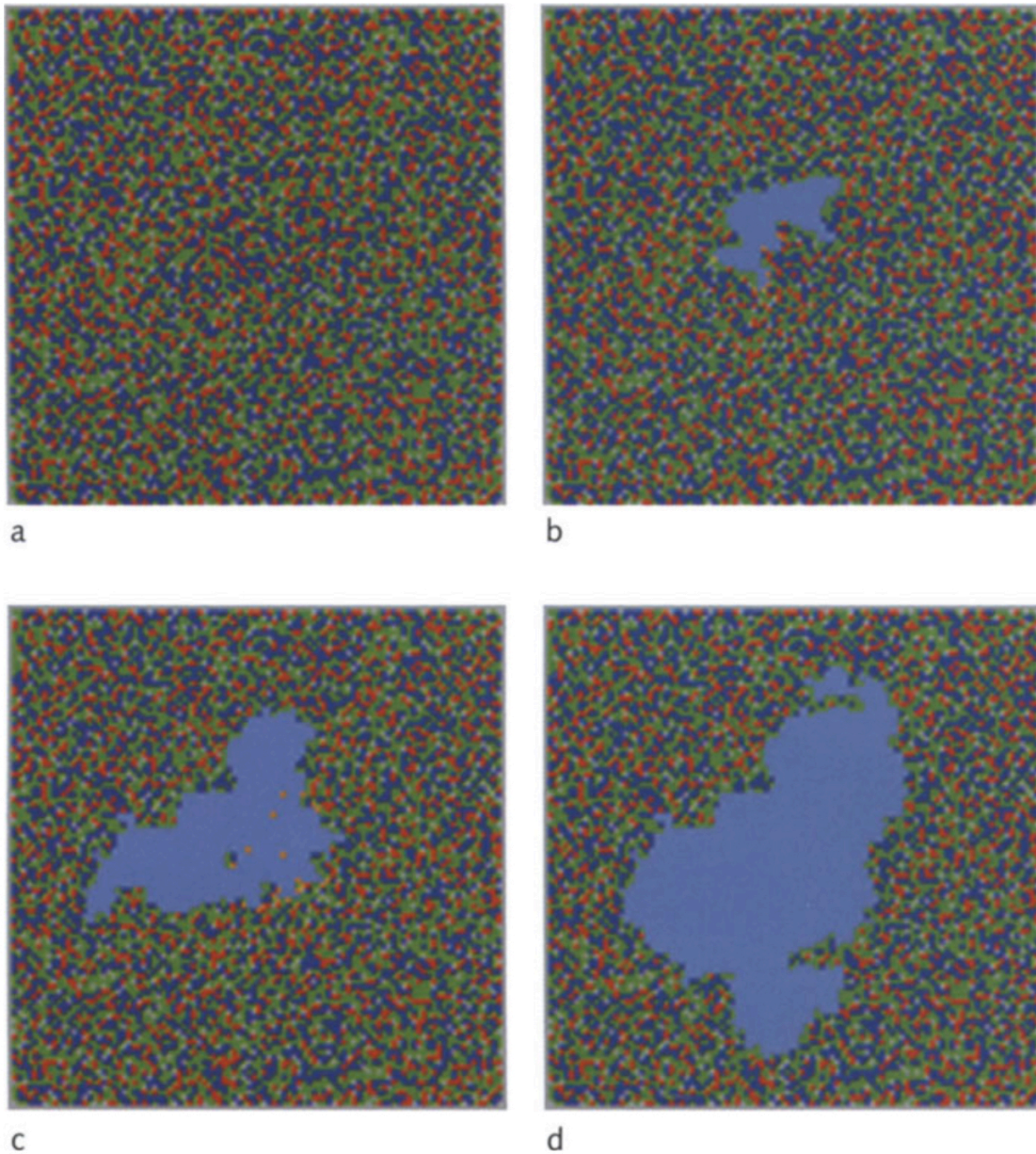


Fig. 3.30. Structure résultante de la propagation d’avalanches dans le modèle “Tas-de-sable”. Les points bleu clair indiquent des sites ayant basculé au moins une fois dans le processus. Ces phénomènes d’avalanche sont typiques des modèles à criticalité auto-régulée. Tiré de [Bak, 1999]. *fig:modele-tds*

Pour les simulations à large champ ($p \in [10^{-6}, 0.5]$, Figures 3.31 et 3.31), on voit que le comportement global est sensiblement modifié dès lors qu’on introduit les matrices de pointages. On ne retrouve plus les mêmes transitions relativement au paramètre du taux d’erreur, la dynamique des simulations étant tout à fait différente – ce que révèlent la dimension fractale et l’indice de stationnarité qui demeurent beaucoup plus élevés dans les simulations avec matrices lorsque le taux d’erreur est faible ($p < 10^{-2}$). Les simulations ne

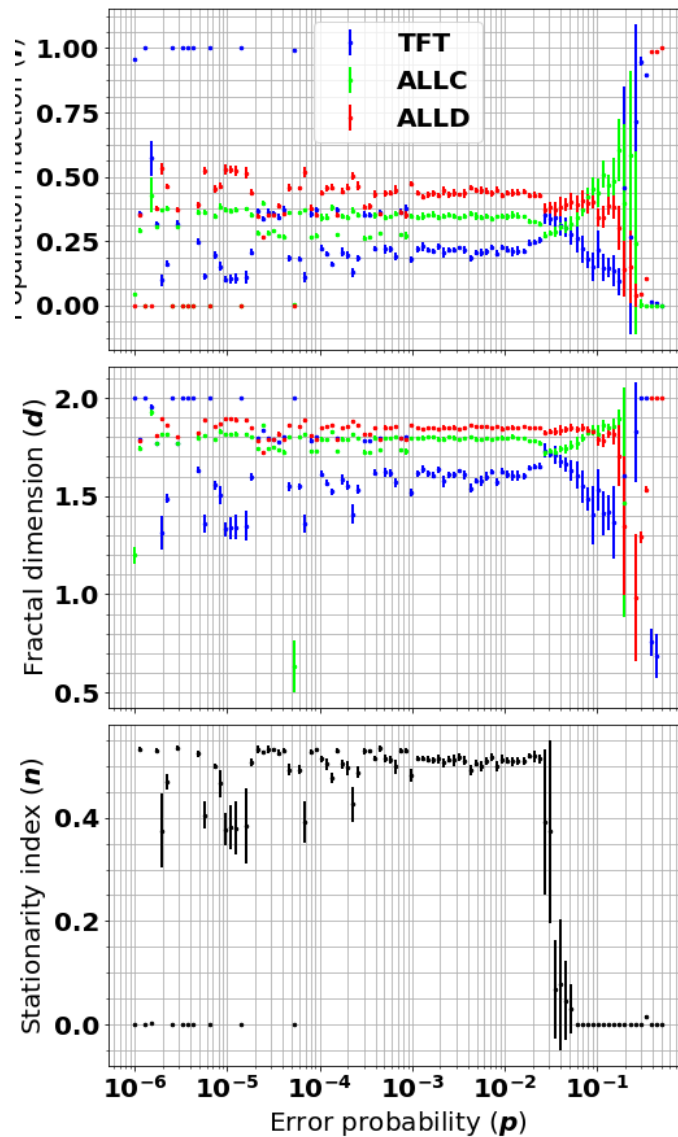


Fig. 3.31. Simulations effectuées avec matrice de pointage, pour une grande plage de taux d’erreur et avec des parties d’IPD de $M = 100$ coups. On présente ici les mêmes métriques intégrées vues précédemment – fractions de populations, dimension fractale et indice de stationnarité. La dynamique est complètement différente lorsque le comportement des agents est tiré d’une moyenne statistique emmagasinée dans les matrices de pointage par rapport à un déroulement des parties calculé au long (Figure 3.32). *fig:mat-widescope1*

stabilisent plus lorsqu’effectuées avec des matrices de score, sauf à très fort taux d’erreur, contrairement aux simulations correspondantes effectuées en calculant les parties d’IPD au long.

Si on se concentre sur les grilles de la partie critique (Figure 3.33-3.34), on voit que la suite de formations spatiales obtenues est tout aussi différente. Si l’allure générale des transitions reste plus ou moins la même (domination des coopérateurs – résurgence de TFT

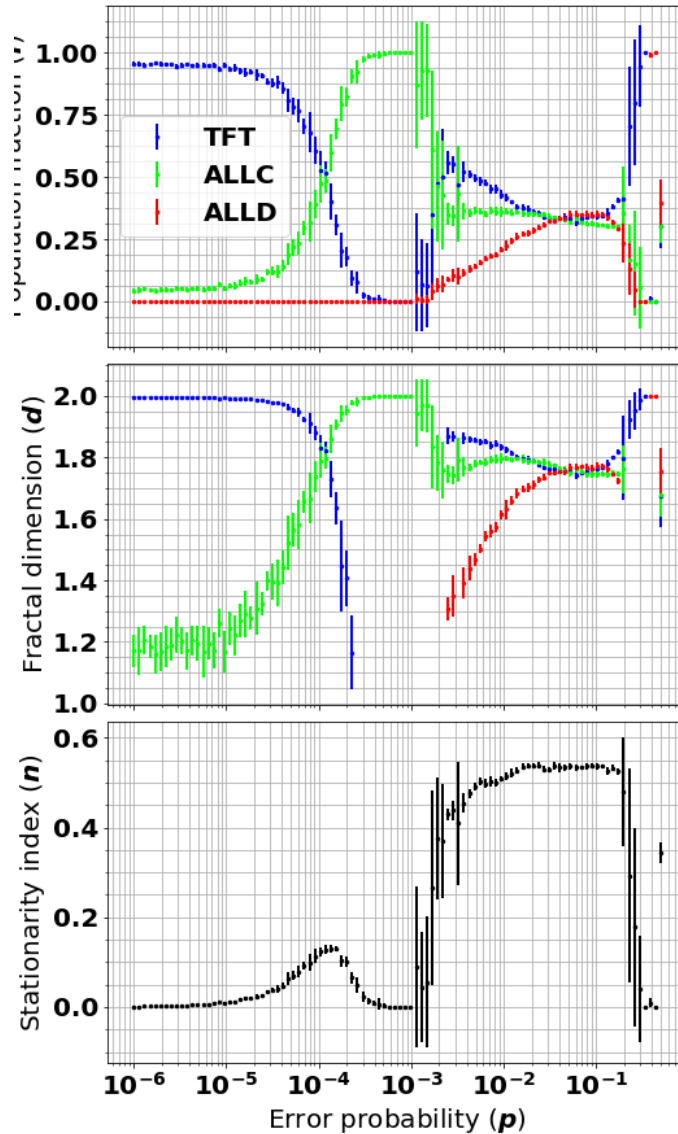


Fig. 3.32. Simulations effectuées sans matrices de pointage pour la même grande plage de taux d’erreur et avec des parties d’IPD de $M = 100$ coups que ce qui est affiché à la Figure 3.31. *fig:mat-widescope2*

– domination de ALLC à taux d’erreur maximal) on voit immédiatement que les simulations effectuées avec l’une ou l’autre des méthodes ne mène plus aux mêmes structures physiques.

En observant la variation des métriques en fonction de taux d’erreur, toujours dans la partie critique du taux d’erreur, on voit que les simulations effectuées avec matrices de pointage présentent une variabilité dans leurs résultats qui excède significativement celle des simulations effectuées sans matrices. L’écart-type des populations finales montrées à la Figure 3.35 (simulations avec matrices) est beaucoup plus élevé, et donc d’une simulation à une autre la valeur des populations finales varie davantage. Enfin, la dynamique des

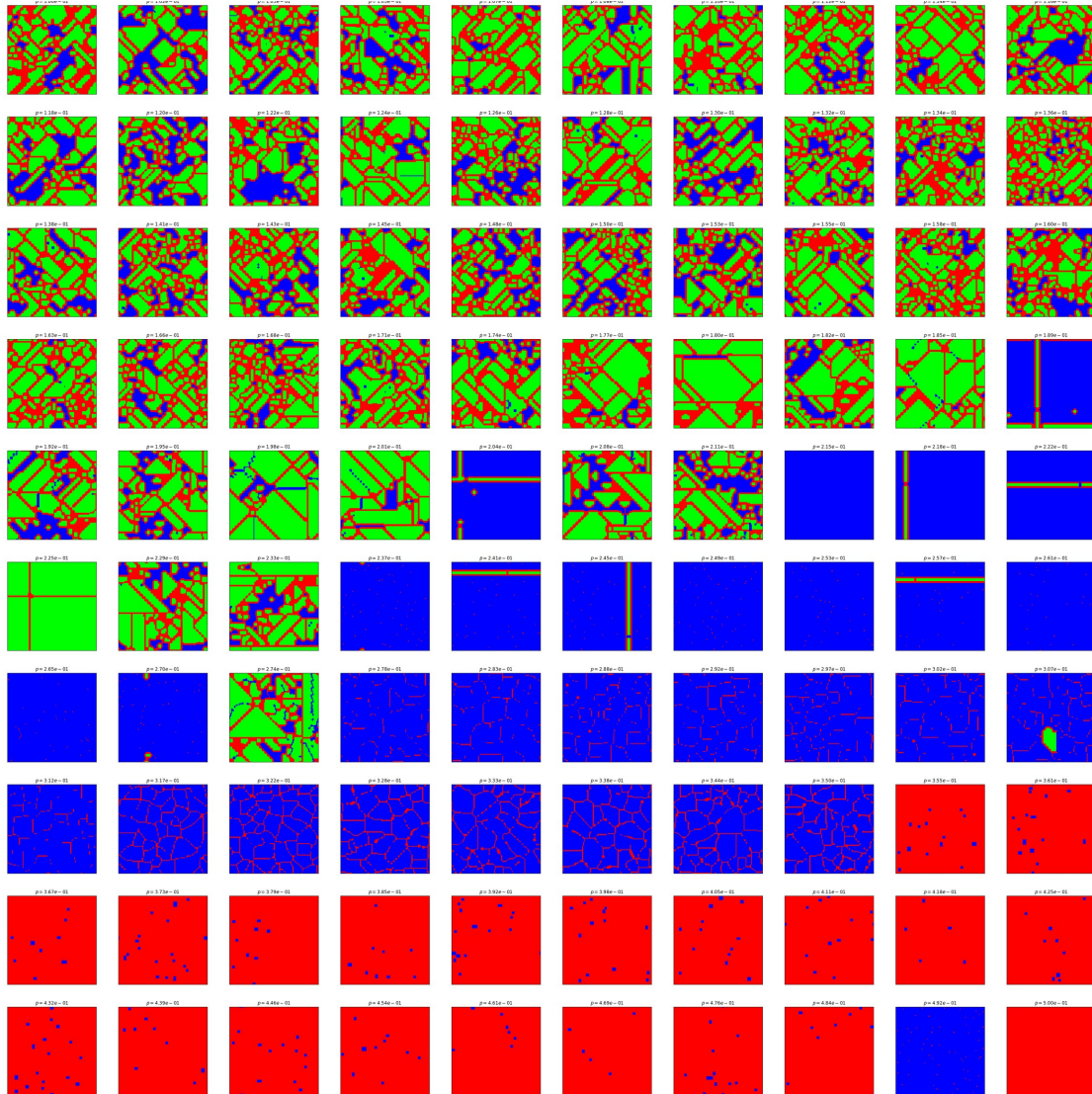


Fig. 3.33. Grilles associées aux simulations effectuées avec matrices de pointage pour une plage de hauts taux d’erreurs plus restreinte ($p \in [10^{-1}, 0.5]$). On présente ici les grilles associées à l’état final des simulations pour des valeurs de p progressant de manière exponentielle. Les matrices de pointage modifient non seulement l’emplacement et la dynamique des transitions par rapport au paramètre de taux d’erreur, mais également le type de structure spatiale résultant des simulations. Les grilles associées aux simulations effectuées sans matrice de pointage sont présentées à la Figure 3.34. *fig:mat-smallscope-grids1*

transitions est sensiblement modifiée; on ne retrouve plus les mêmes passages d’un état à un autre de manière générale.

Le fait que les simulations effectuées en usant de matrices de pointage, basées sur la moyenne des résultats de l’IPD pour un très grand nombre de parties, soit caractérisé par une aussi grande variation lors des parties individuelles résultantes signifie qu’il n’existe en quelque sorte pas de théorème central limite permettant de quantifier la distribution

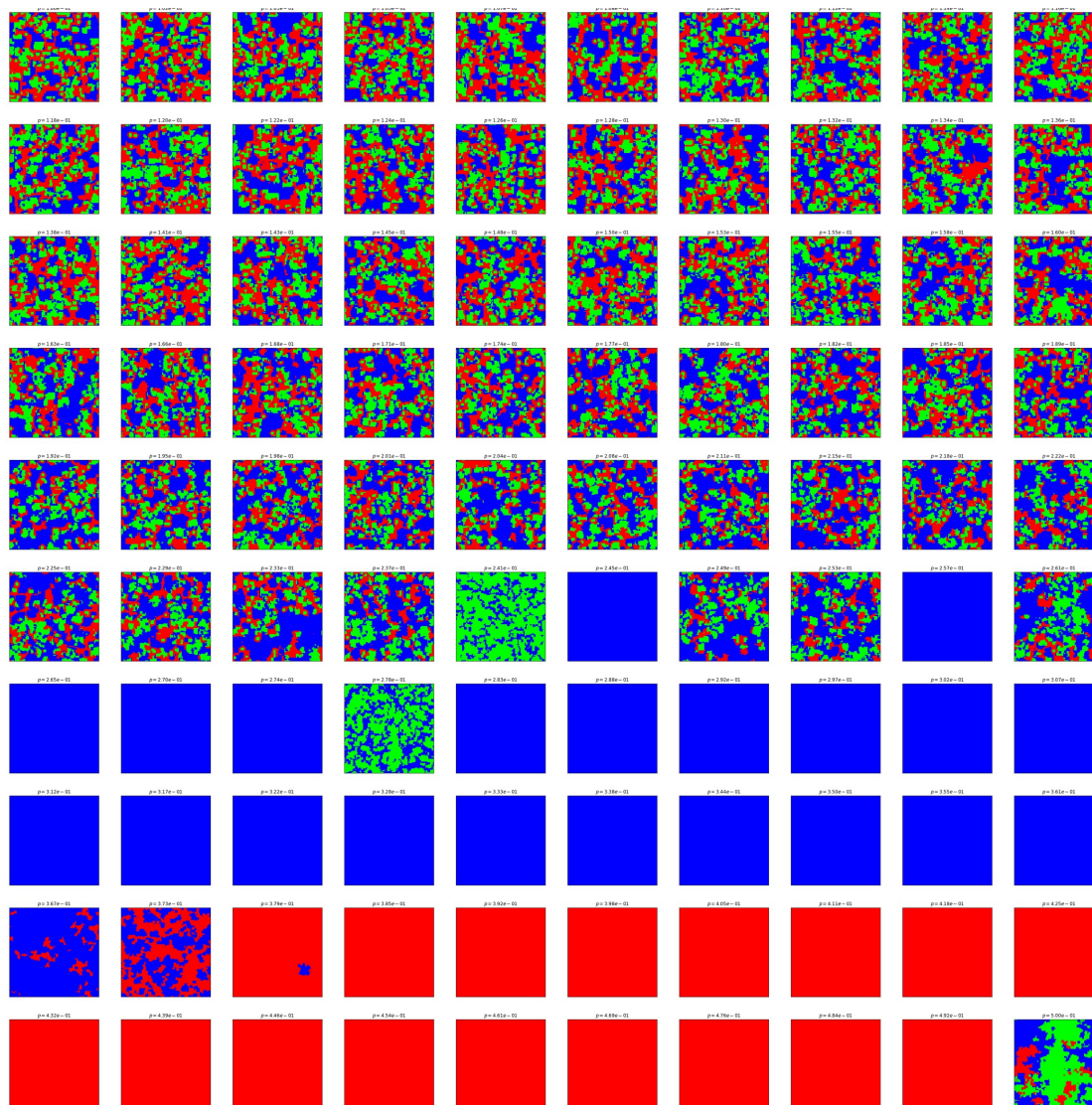


Fig. 3.34. Grilles associées aux simulations effectuées *sans* matrices de pointage pour une plage de hauts taux d'erreurs plus restreinte ($p \in [10^{-1}, 0.5]$). Les grilles associées aux simulations effectuées sans matrice de pointage sont présentées à la [Figure 3.33](#).

des résultats; irréductibles à un pur processus statistique (ou stochastique), les simulations ici aboutissent à des comportements complexes qui reflètent souvent peu les conditions de départ (e.g. si l'on compare les fractions finales de populations aux fractions initiales) et dont le trajet dans l'espace de phase – par exemple celui des fractions de populations ou de la dimension fractale – est hautement dépendant à la fois des conditions initiales mais aussi de la dynamique ultérieure de la simulation. À la manière d'un écosystème naturel dont les espèces peuvent suivre des variations cycliques ou dont certaines souches peuvent n'apparaître qu'après que d'autres espèces aient dominé le système, le modèle présenté ici – même restreint à seulement trois espèces – présente ce genre de phénomène où les interactions

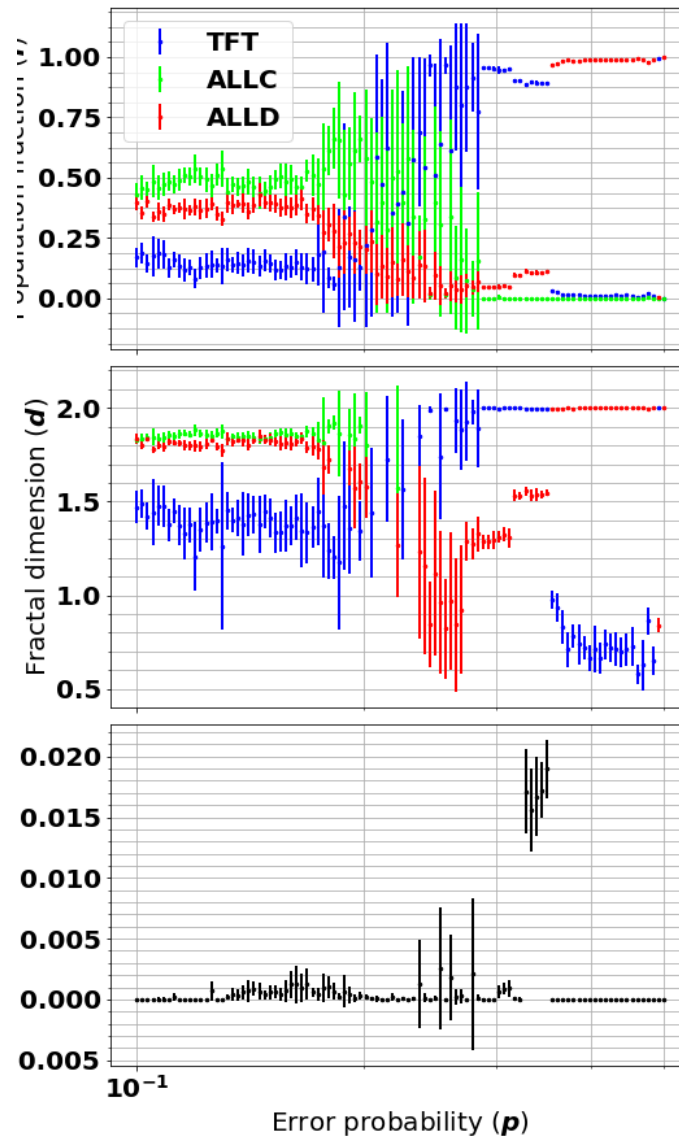


Fig. 3.35. Simulations effectuées avec matrice de pointage, à nouveau pour une plage plus restreinte à très haut taux d’erreur ($p \in [10^{-1}, 0.5]$). On présente ici les métriques calculées à partir de l’état final des simulations. On voit à nouveau clairement l’impact des matrices de pointage sur la dynamique des transitions entre les différents états du système et ce, tant pour les fractions de populations, la dimension fractale que l’indice de stationnarité. Les simulations correspondantes effectuées *sans* matrices de pointage sont montrées à la Figure 3.36. *fig:mat-smallscope-metrics1*

autant entre coopérateurs et défecteurs, ou même celles entre différents coopérateurs (i.e. TFT et ALLC) suivent une dynamique écologique complexe, une espèce servant parfois, par exemple, de condition pour l’émergence d’une autre espèce ou pour la formation de structures spatiales non sans rappeler les notions de parasitisme et de mutualisme. Cela établi, on peut vouloir se demander si la coopération peut émerger spontanément dans un environnement

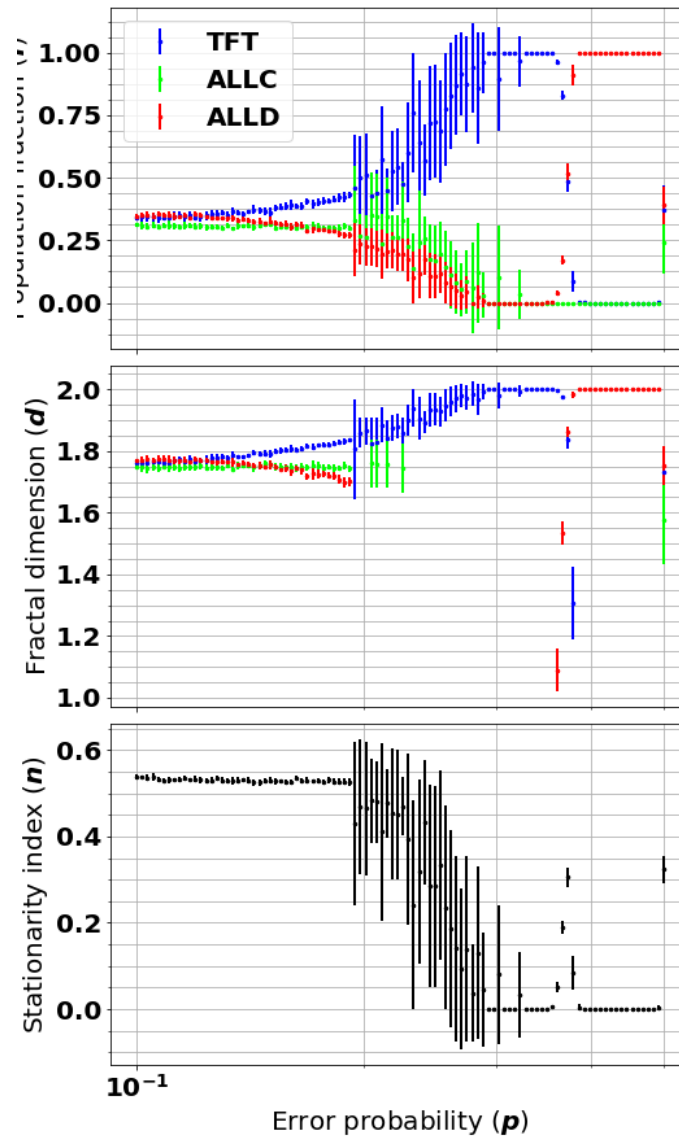


Fig. 3.36. Simulations sans matrices de pointage pour une plage plus restreinte à très haut taux d'erreur ($p \in [10^{-1}, 0.5]$). Les simulations correspondantes effectuées *avec* matrices de pointage sont montrées à la Figure 3.35. *fig:mat-smallscope-metrics2*

hostile ou peu favorable aux premiers abords; et de quelle manière un tel processus peut-il prendre place. Ce questionnement est l'objet du Chapitre qui suit.

Chapitre 4

Émergence de la coopération

ch:emergence

On a vu dans ce qui précède (c.f. Figure 3.28) qu'à fort taux d'erreur, on observe une domination des défecteurs ($p \in [0.4, 0.5]$) et qu'à mesure que le taux d'erreur diminue, TFT parvient à s'imposer durablement ($p \in [0.2, 0.4]$) et forme de manière concomitante certaines formations spatiales du type de ce qui est observé à la Figure 3.23, encart du centre.

On peut supposer que dans un cadre évolutif tel celui permettant l'apparition de la vie, l'émergence d'un processus répliatif serait d'abord caractérisé par une reproduction moins fiable puis progresserait vers une reproduction de plus grande fiabilité; on peut dans ce contexte se demander si le passage d'un domaine tel celui observé à $p \in [0.4, 0.5]$ et dominé par des entités non coopératives pourrait faire progressivement *et naturellement* faire place à un cadre, tel celui caractérisant le domaine où $p \in [0.2, 0.4]$ dans lequel une forme de coopération en vient à dominer.

Si les simulations effectuées précédemment comportent déjà un certain aspect évolutif via l'héritabilité des stratégies (i.e. un joueur perdant adopte la stratégie dans son voisinage ayant obtenu le pointage le plus élevé) on peut se demander quel impact aurait l'introduction de certains éléments évolutifs additionnels sur la dynamique de la simulation. C'est ce qu'on se propose de faire dans ce qui suit.

Le phénomène d'évolution en biologie repose principalement sur trois éléments [..¹] **ma-jeurs**: les phénomènes de mutation, le principe de sélection et celui d'hérédité. Tel que mentionné ci-haut, le remplacement d'une stratégie obtenant un pointage plus bas par une stratégie obtenant un pointage plus élevé à chaque itération du modèle représente déjà une implémentation des éléments de sélection et d'hérédité. Or on peut pousser l'analogie biologique plus loin en introduisant d'une part une *sélection et une hérédité du taux d'erreur* tout à fait analogue à la sélection et l'hérédité des stratégies, mais également en ajoutant au processus évolutif des simulations un élément de *mutation* de ce taux d'erreur. On

¹removed: majours



représente ainsi de manière simple le fait qu’une molécule biologique pourrait transmettre à sa descendance un avantage adaptatif dont elle a elle-même pu hériter, et l’on peut penser que le taux d’erreur est l’un des paramètres ayant eu une influence cruciale dans les premiers instants de ce passage du non-vivant au vivant.

De fait, l’un des points d’importance relatifs au taux d’erreur dans le cadre du problème de l’émergence du vivant est le *seuil critique* du taux d’erreur vu au Chapitre 1 conceptualisé par Eigen et selon lequel un taux d’erreur supérieur à ce seuil détruit la capacité de transmission de l’information entre répliqueurs dans un système évolutif. Autrement dit, lorsque le taux d’erreur dépasse une certaine valeur critique, la fidélité de la transmission est affectée d’une manière telle que le processus de réplication ne peut plus opérer. Relativement aux simulations présentées ici, on a vu qu’en-deçà d’un certain seuil de taux d’erreur la coopération peut s’établir – TFT et ALLC pouvant alors persister même en présence d’individus non coopératifs tels ALLD. Il est possible que cette capacité au comportement coopératif de subsister dans les simulations présentées ici soit le reflet de ce seuil critique du taux d’erreur qui caractérise les systèmes biologiques. Il s’agit donc de voir, dans le cadre de la présente analyse, si le système peut *de lui-même* abaisser le taux d’erreur en-deçà de ce seuil, permettant ainsi un comportement coopératif stable.



On va donc dans ce qui suit annexer à la réplication de la stratégie gagnante à ses plus proches voisins une hérédité du taux d’erreur, et introduire un phénomène de mutation s’appliquant à tous les joueurs du système à chaque itération du modèle.

4.1. Héritabilité du taux d’erreur

sec:em-heritabilite

À chaque itération du modèle, le décompte du pointage est fait entre chaque joueur présent sur la grille et ses plus proches voisins. Ce joueur adopte alors la stratégie du joueur dans son voisinage ayant obtenu le plus haut pointage. Afin d’examiner les conséquences d’une *héritabilité du taux d’erreur* l’on peut faire hériter à notre joueur non seulement la stratégie du joueur ayant obtenu le plus haut pointage, mais également son *taux d’erreur*.

Dans ce qui suit on présente des échantillons de simulations toujours effectuées sur des grilles de largeur $L = 100$ avec trois stratégies (TFT, ALLC et ALLD) de populations initiales égales et une longueur de parties d’IPD de $M = 20$. On présente d’abord aux Figures 4.1 et 4.2 un échantillon de simulations *de condition initiale différente* sans cette hérédité du taux d’erreur. À la Figure 4.1, on établit d’abord un taux d’erreur *initial* uniforme pour tous les joueurs de $p = 0.45$ – ce qui, si on se réfère à la Figure 3.16 (premier encart, coin supérieur gauche) constitue un domaine de prédilection quant au succès de ALLD. Tel qu’on s’y attend, on observe à la Figure 4.1 qu’ALLD prend rapidement le dessus dans cette configuration des simulations, et élimine rapidement tant TFT que ALLC.

On peut vouloir voir l’effet qu’aurait une configuration aléatoire des taux d’erreur initiaux sur la simulation. À cet effet, on montre à la Figure 4.2 une autre série de

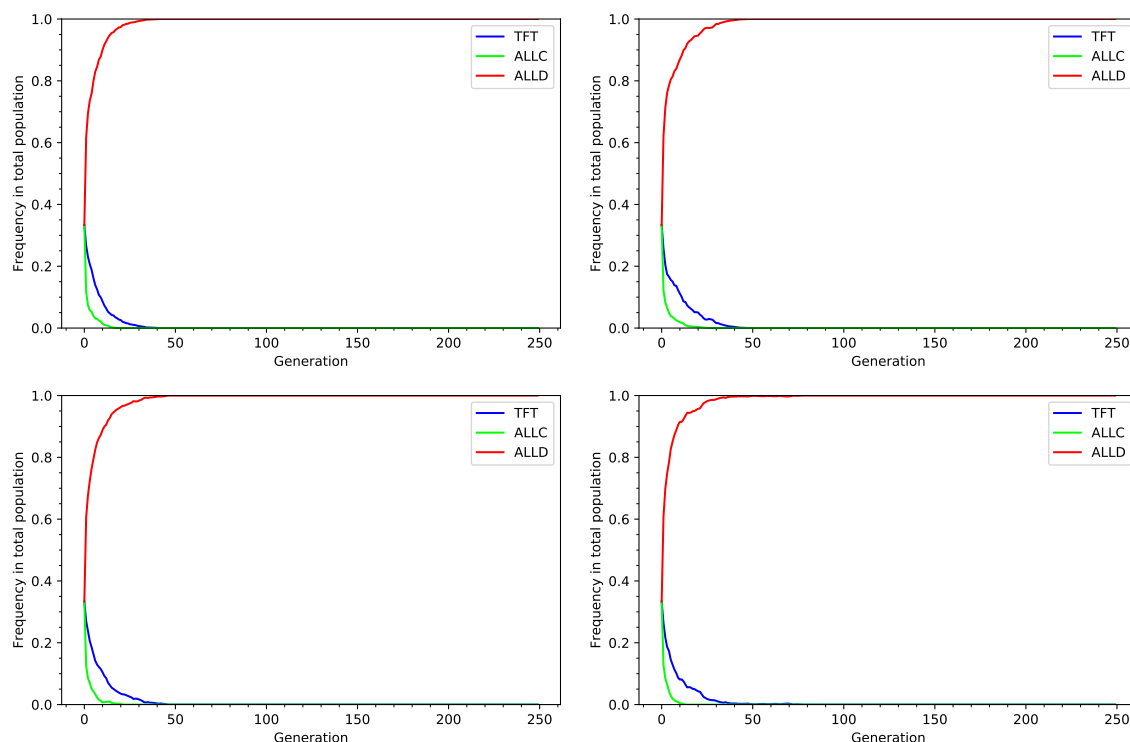




Fig. 4.1. Évolution des populations pour des simulations **de condition initiale différente** opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d’IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d’erreur **initial** uniforme de $p = 0.45$ pour tous les joueurs. [..²] fig:ms31-1-0.45

simulations **de condition initiale différente** pour des paramètres identiques à ceux utilisés pour la Figure 4.1 mais cette fois en posant des taux d’erreurs initiaux pris aléatoirement dans une distribution logarithmiquement uniforme dans l’intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. Cette fois la domination de ALLD n’est plus  si claire – les populations des trois espèces **formant un mélange à peu près homogène** – et l’on retrouve la formation de structures spatiales de ALLC vues au Chapitre 3 dans les grilles finales des simulations (Figure 4.2).

On présente ensuite aux Figures 4.3 et 4.4 l’évolution des populations pour des simulations **de condition initiale différente** identiques aux simulations des Figures 4.1 à 4.2, mais cette fois en ajoutant l’élément d’héritabilité du taux d’erreur décrit plus haut. Avec un haut taux d’erreur **initial** uniforme ($p = 0.45$) – Figure 4.3 – on constate à nouveau une invasion rapide de ALLD sur tout le réseau. Avec un taux d’erreur aléatoire, à la Figure 4.4, on remarque que les coopérateurs obtiennent désormais un avantage significatif par rapport aux simulations *sans* héritabilité du taux d’erreur (Figure 4.2). L’héritabilité semble donc, à première vue, favoriser la coopération dans le contexte de simulations d’IPD sur réseau. 

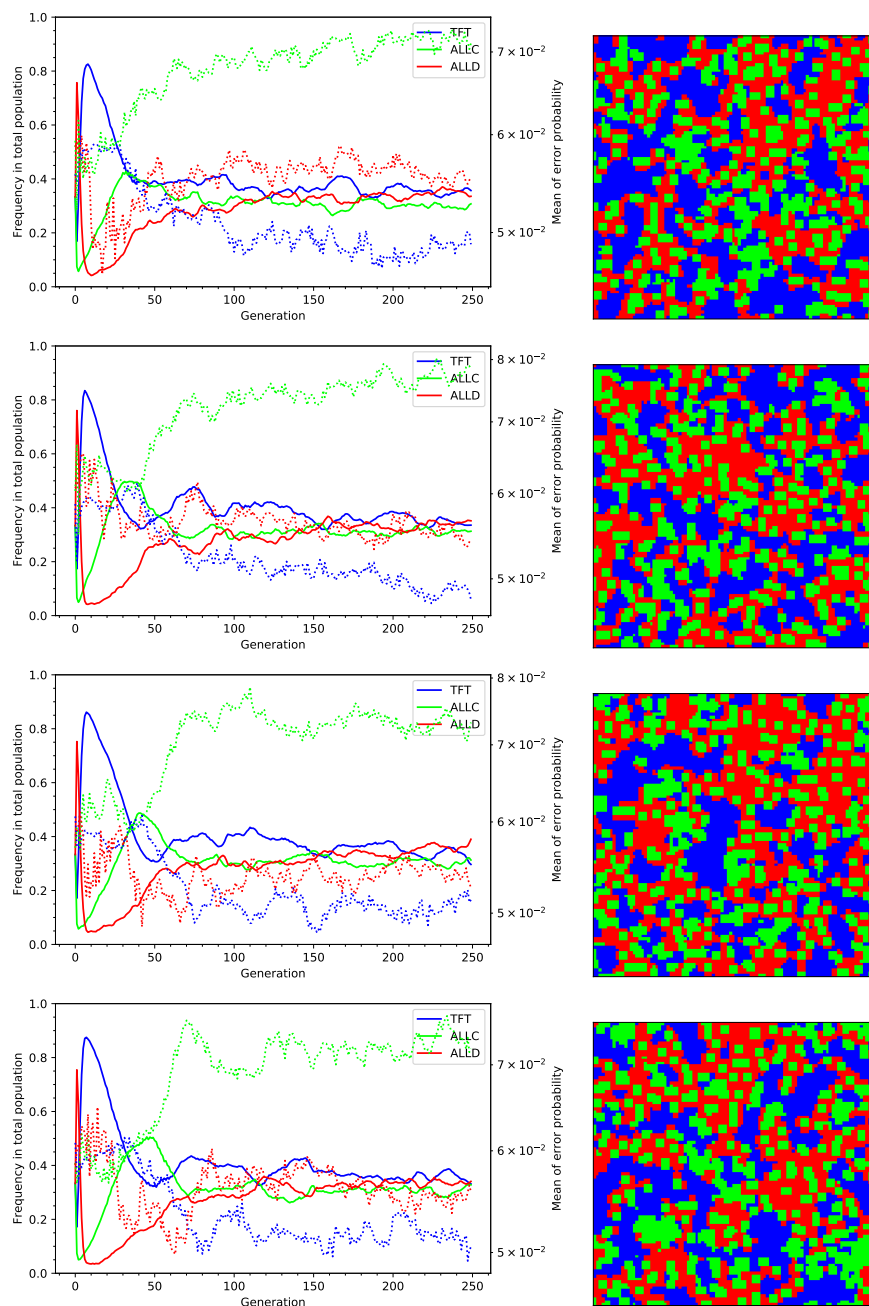


Fig. 4.2. Évolution des populations et grilles finales pour des simulations *de condition initiale différente* opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur *initial* aléatoire distribué de manière logarithmiquement uniforme pour tous les joueurs, dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé.

fig:ms31-1-random

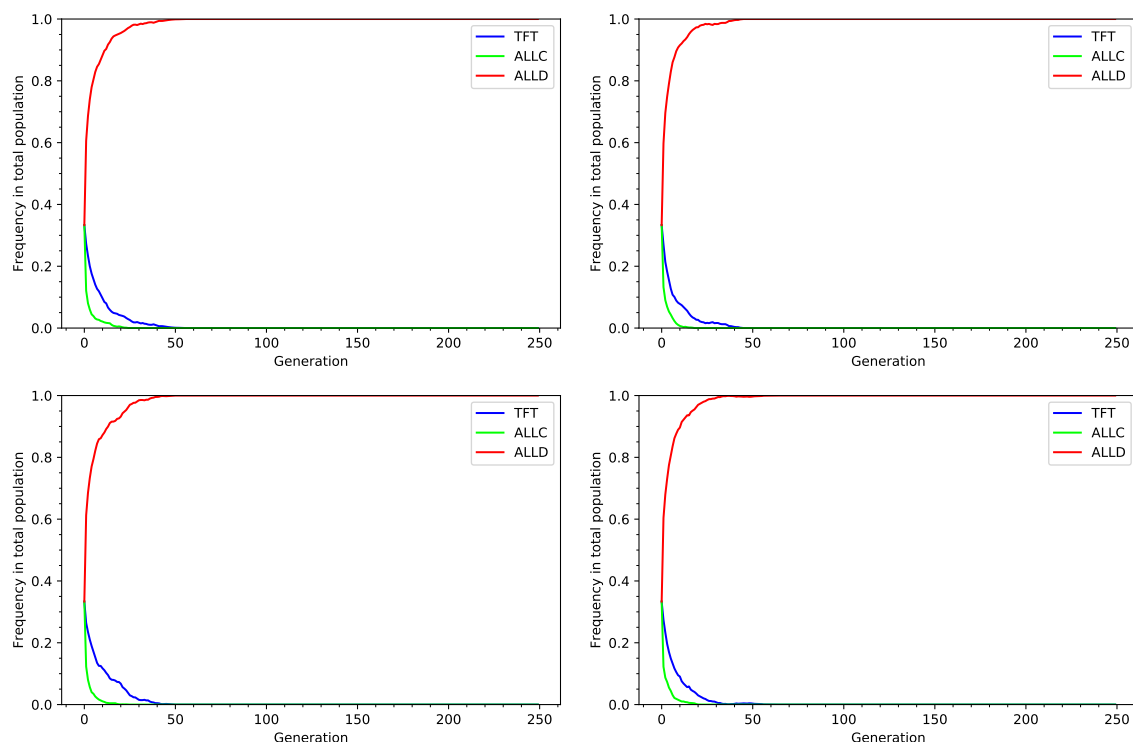



Fig. 4.3. Évolution des populations pour des simulations opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d’IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d’erreur initial uniforme de $p = 0.45$ pour tous les joueurs. On [..³] a ici ajouté l’héritabilité du taux d’erreur (voir texte).  [fig:ms31-2-0.45](#)

4.2. Mutations dans le taux d’erreur

sec:em-mutations

Dans le cadre des simulations avec héritabilité du taux d’erreur, on fait hériter aux joueurs obtenant un pointage défavorable tant la stratégie que le taux d’erreur du joueurs ayant obtenu le plus haut pointage dans leur voisinage. On peut prolonger l’introduction d’éléments structurels de la théorie biologique de l’évolution en introduisant cette fois une composante de *mutation* des taux d’erreurs. Lors des simulations avec taux d’erreurs aléatoires présentées à la Section 4.1, on a tiré ces taux d’erreurs initiaux à partir d’une distribution logarithmique uniforme au début de la simulation avec des valeurs comprises dans l’intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. Pour introduire le phénomène de mutation dans les simulations on peut définir une certaine probabilité de mutation u . Un joueur adoptant la stratégie adverse à la fin d’une itération du modèle subira conséquemment une “mutation” de son taux d’erreur selon cette probabilité u , auquel cas il adoptera non pas le taux d’erreur du joueur adverse mais obtiendra un *nouveau* taux d’erreur indépendant de celui-ci, et qui sera plutôt tiré à nouveau de la distribution logarithmique uniforme mentionnée plus tôt.

On présente aux Figures 4.5 et 4.6 deux nouvelles séries de simulations **de condition initiale différente** introduisant cet élément de mutation, en posant ici $u = 10^{-3}$. Autrement



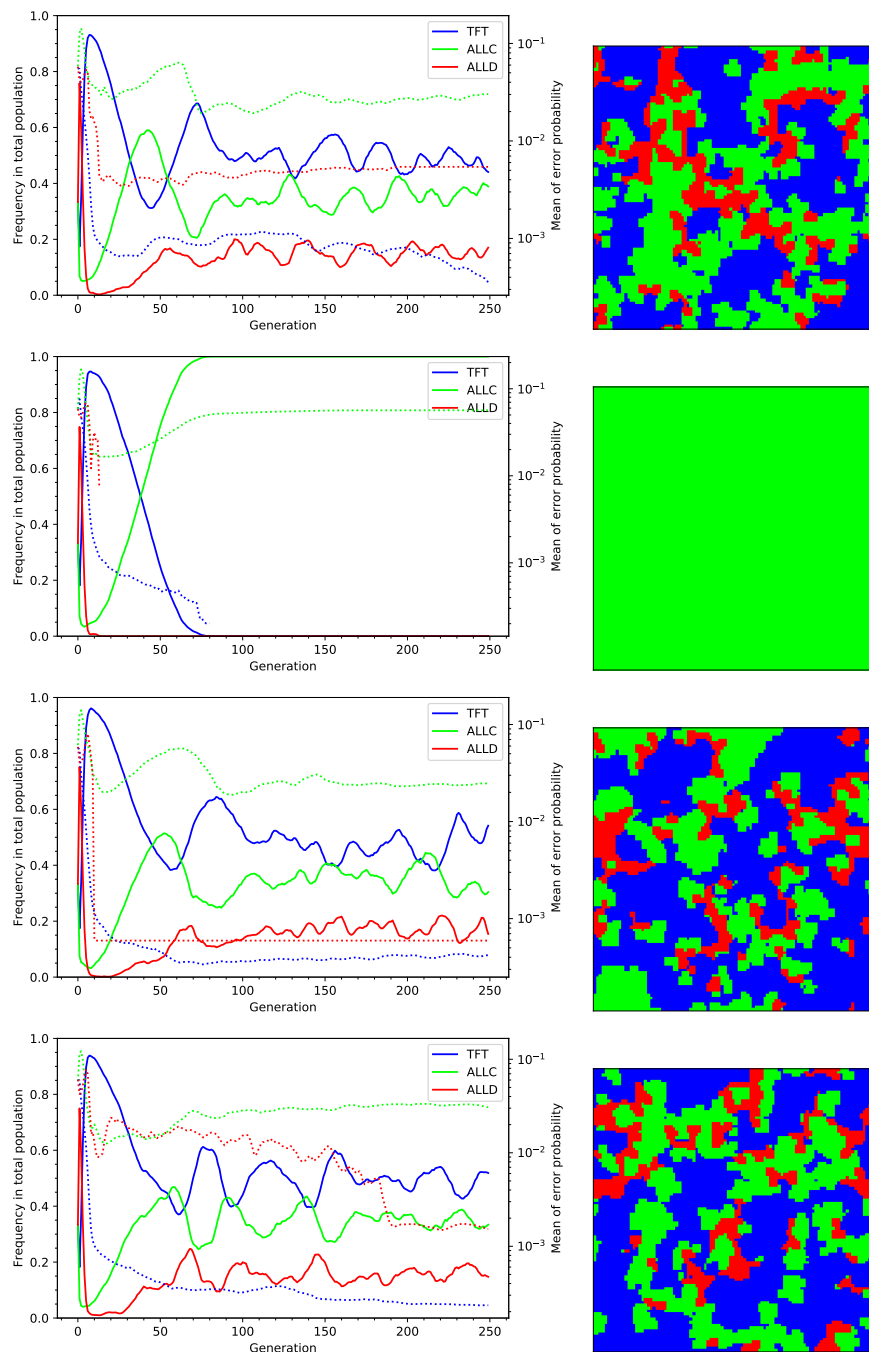


Fig. 4.4. Évolution des populations et grilles finales pour des simulations de condition initiale différente opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur aléatoire initial distribué de manière logarithmiquement uniforme pour tous les joueurs, dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur (voir texte). *fig:ms31-2-random*

dit, à chaque fois qu'un joueur se doit d'adopter la stratégie de l'un de ses voisins au terme d'une itération du modèle, il subira une "mutation" et obtiendra un nouveau taux d'erreur aléatoire, **toujours dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$** , avec une probabilité de $u = 10^{-3}$. Ainsi, on peut noter que la probabilité avec laquelle le joueur adoptera simplement le taux d'erreur du joueur gagnant devient alors $P = 1 - u$ – et donc, l'héritabilité décroît de manière inversement proportionnelle au taux de mutation (même si ici – i.e. pour $u = 10^{-3}$, la "simple" héritabilité du taux d'erreur est pour l'instant largement plus probable que sa mutation).

En observant les Figures 4.5 et 4.6, qui introduisent ce phénomène de mutation du taux d'erreur – et qu'on peut directement comparer aux Figures 4.3 et 4.4 qui présentent des simulations de même configuration mais *sans* phénomène de mutation (mais toujours avec héritabilité) – on peut voir que la dynamique des simulations commence à changer de manière significative. À la Figure 4.5, on note le phénomène intéressant d'une invasion rapide de ALLD dans les premiers instants de la simulation (ce qui s'approche du comportement pour les mêmes simulations sans mutation), mais qui est dans ce cas suivi d'un revirement de situation soudain et rapide alors que TFT reprend le dessus et finit par envahir tout le réseau, éliminant ainsi ALLD. L'effet de l'introduction des mutations est moins marqué à la Figure 4.6 – bien que l'on puisse tout de même noter une légère augmentation de la population de TFT de manière générale.

Aux Figures 4.5 et 4.6, on affiche également en trait pointillé la moyenne, pour chaque espèce, du taux d'erreur selon l'évolution de la simulation. Ces moyennes du taux d'erreur variaient peu en l'absence d'héritabilité (les variations résultant uniquement de celles des populations, et seulement dans le cas où le taux d'erreur n'était *pas* uniforme – i.e. distribué aléatoirement au début de la simulation) mais ont commencé à subir d'importantes variations avec l'introduction de l'héritabilité, dans le cadre de simulations avec taux d'erreur initial aléatoire (Figure 4.4. On note toutefois que les plus grandes variations dans ces moyennes du taux d'erreur se produisent clairement lorsque le phénomène de **mutations** est introduit (Figures 4.5 et suivantes). Ainsi, le taux d'erreur ne varie maintenant plus du seul fait des variations de populations mais subit une *propagation* dans les populations des différentes espèces. Toujours à la Figure 4.5, on peut aussi remarquer que quelques instants avant deux des quatre extinctions de ALLD le taux d'erreur diminue très rapidement; ceci se comprend lorsqu'on se rappelle qu'ALLD obtient plus de points que TFT lorsqu'ils se confrontent – ainsi les joueurs ALLD qui adhèrent de manière plus stricte à leur stratégie sont ceux qui survivront également le plus longtemps dans un environnement où TFT domine.

On peut ensuite vouloir étudier l'effet d'une *augmentation* du taux de mutation sur le système. On présente à cet effet aux Figures 4.7-4.8 et 4.9-4.10 l'analogie des simulations présentées précédemment – soit avec des taux d'erreur initiaux uniformes de $p = 0.45$ ou distribués aléatoirement – mais en posant cette fois respectivement $u = 10^{-2}$ et $u = 10^{-1}$.

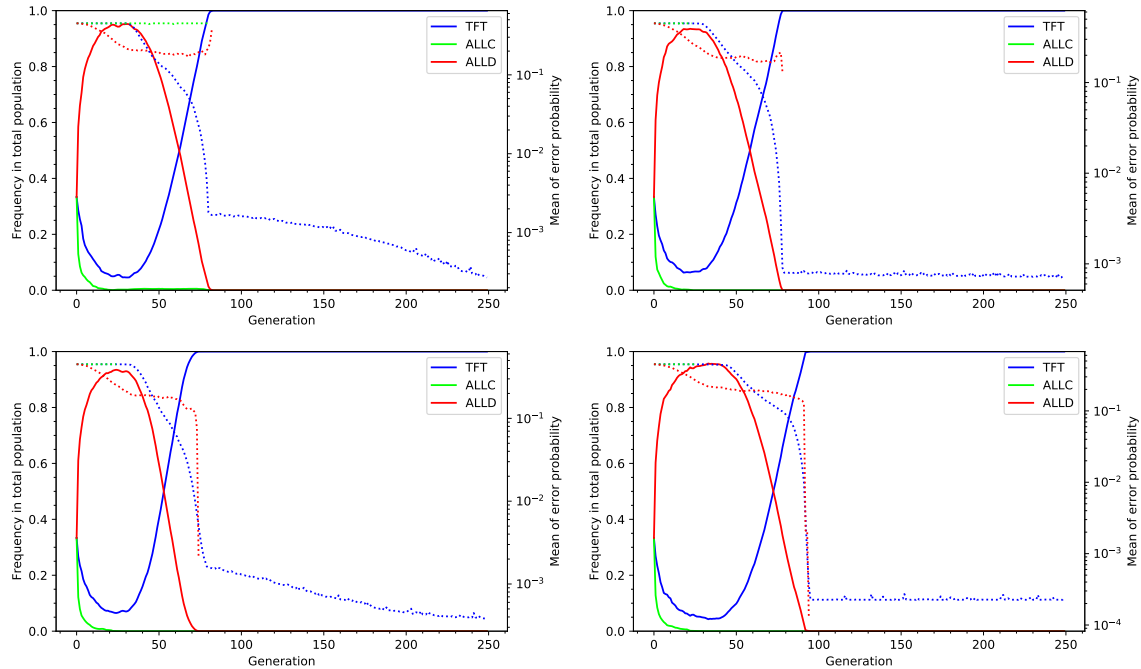


Fig. 4.5. Évolution des populations pour des simulations **de condition initiale différente** opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d’IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d’erreur **initial** uniforme de $p = 0.45$ pour tous les joueurs. On indique la moyenne du taux d’erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l’héritabilité du taux d’erreur *et* introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-3}$ (voir texte). fig:ms31-3-0.45

On note immédiatement que cet avantage que semblait procurer le phénomène de mutation s’accroît de manière importante, TFT envahissant le réseau très rapidement – mais toujours après un gain initial de ALLD – et faisant parfois preuve de clémence face à ALLC (Figure 4.8, trois derniers encarts). Les populations d’ALLC survivent en général plus longtemps dans la mesure où elles comportent des individus avec des taux d’erreur plus faibles (ce qu’un taux d’erreur distribué aléatoirement permet) tandis que lorsque le taux d’erreur est uniforme et élevé ALLC disparaît rapidement. Ceci se comprend dans la mesure où ALLC a avantage à collaborer avec le joueur dominant – i.e. TFT – et il y parvient dans une plus grande mesure lorsque son taux d’erreur est faible.

Lorsque TFT parvient à éliminer toutes autres espèces du système (Figures 4.7, premier encart de la Figure 4.8 et Figure 4.9), on observe un phénomène intéressant: il joue alors contre lui-même, et l’apport continu de mutations dans le système lui permet de diminuer encore davantage son taux d’erreur. Or cette diminution semble se stabiliser autour un peu plus bas que 10^{-3} – ce qui est *à la fois* plus haut que la borne inférieure des mutations (10^{-4}) et plus bas que la moyenne de la distribution aléatoire de laquelle les taux d’erreurs sujets à mutation sont tirés. En effectuant un grand nombre de tirages dans cette distribution uniforme logarithmiquement (e.g. 10^6 tirages) on obtient une moyenne de $\sim 5.88 \times 10^{-2}$. Or

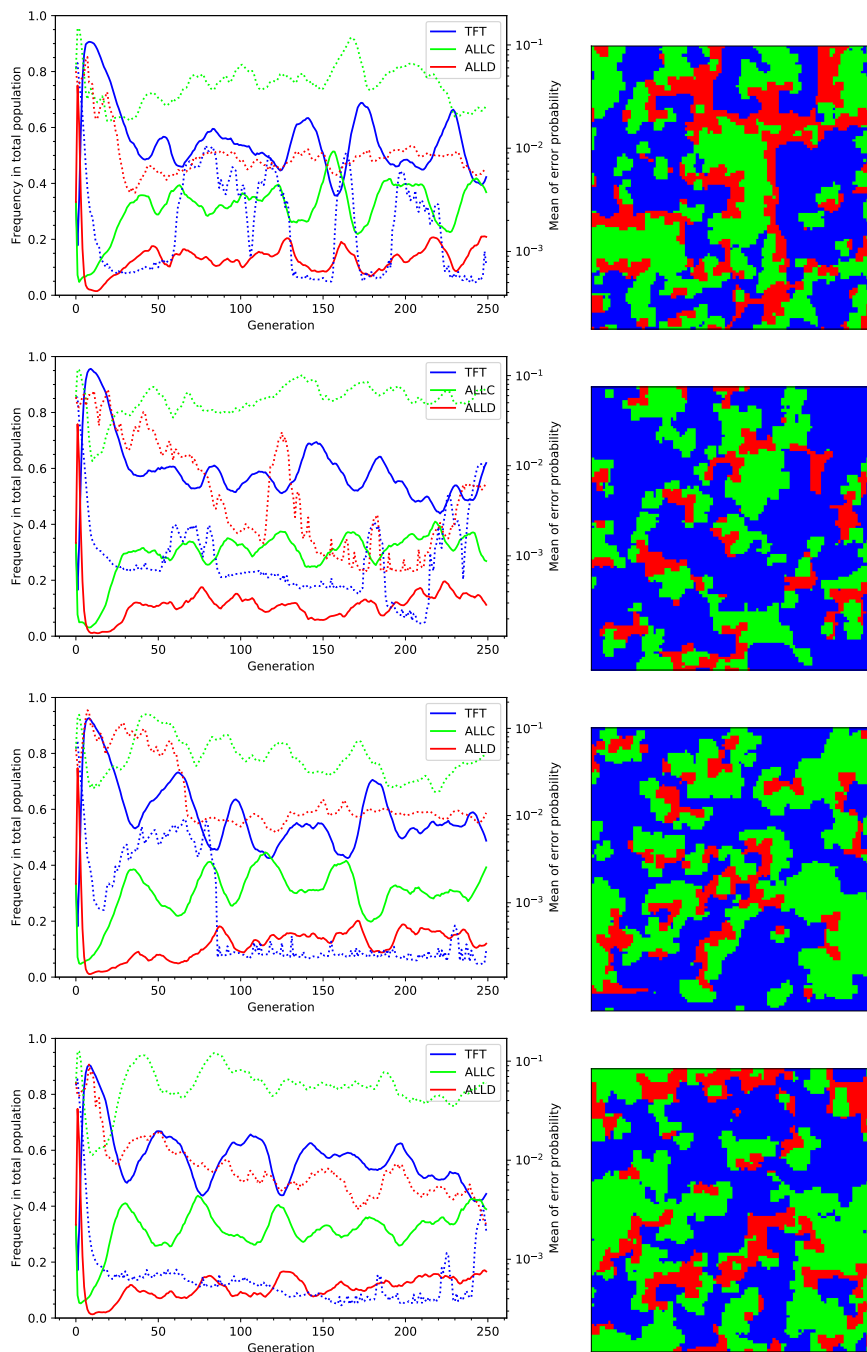


Fig. 4.6. Évolution des populations et grilles finales pour des simulations de condition initiale différente opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur initial aléatoire distribué de manière logarithmiquement uniforme pour tous les joueurs, dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur et introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-3}$ (voir texte).

fig:ms31-3-random

la moyenne du taux d’erreur des populations de TFT dans les simulations présentées aux Figures 4.7-4.8 et 4.9-4.10 se situe en-deçà de cette valeur *et continue de diminuer* avant de se stabiliser. On peut donc conclure que de bas taux d’erreur constituent effectivement un avantage adaptatif pour TFT, ce qui se traduit par une sélection des individus présentant ces bas taux d’erreur à l’issue des joutes d’IPD, faisant ainsi diminuer la moyenne au fil des itérations du modèle. Cette stabilisation du taux d’erreur à une valeur supérieure à celle de la borne inférieure de la distribution (10^{-4}) émane donc du fait que l’apport en mutations *demeure continu* durant tout le déroulement de la simulation – ainsi même si la population de TFT comporte en moyenne un taux d’erreur très bas, il peut néanmoins toujours y apparaître des mutations “délétères” où des individus se retrouvent avec des taux d’erreur plus hauts, ce qui agit alors comme contre-poids (et tire la moyenne vers le haut) au phénomène de sélection (qui tire la moyenne vers le bas). S’il existe un taux d’erreur critique “minimal” permettant aux stratégies collaboratives de dominer le système, il existe alors également un taux d’erreur critique “maximal” au-delà duquel l’apport de mutations devient néfaste pour une telle population – toute erreur de TFT ou de ALLC (lorsqu’ils jouent ensemble ou contre eux-mêmes) étant elle-même nuisible à la collaboration mutuelle entre leurs joueurs.

On peut par ailleurs vouloir observer ces taux d’erreurs résultants de TFT, ainsi on présente à la Figure 4.11 la fonction de distribution de probabilités pour la dernière des simulations présentées à la Figure 4.10 (encart du bas, à droite) comportant un taux de mutation de $u = 10^{-1}$. On observe que la distribution des taux d’erreur au terme de la simulation est une loi de puissance, non sans rappeler plusieurs des distributions caractéristiques des systèmes SOC naturels. En normalisant la probabilité par rapport aux taux d’erreur, on voit que les probabilités relatives d’agents ayant des taux d’erreur au seuil inférieur de la distribution d’origine (i.e. 10^{-4}) sont les plus grandes. Le taux d’erreur final de la distribution de TFT résultant de simulations avec héritabilité et mutations du taux d’erreur est donc “optimisé” par le processus de sélection, dans les limites imposées par l’apport continu de mutations aléatoires.



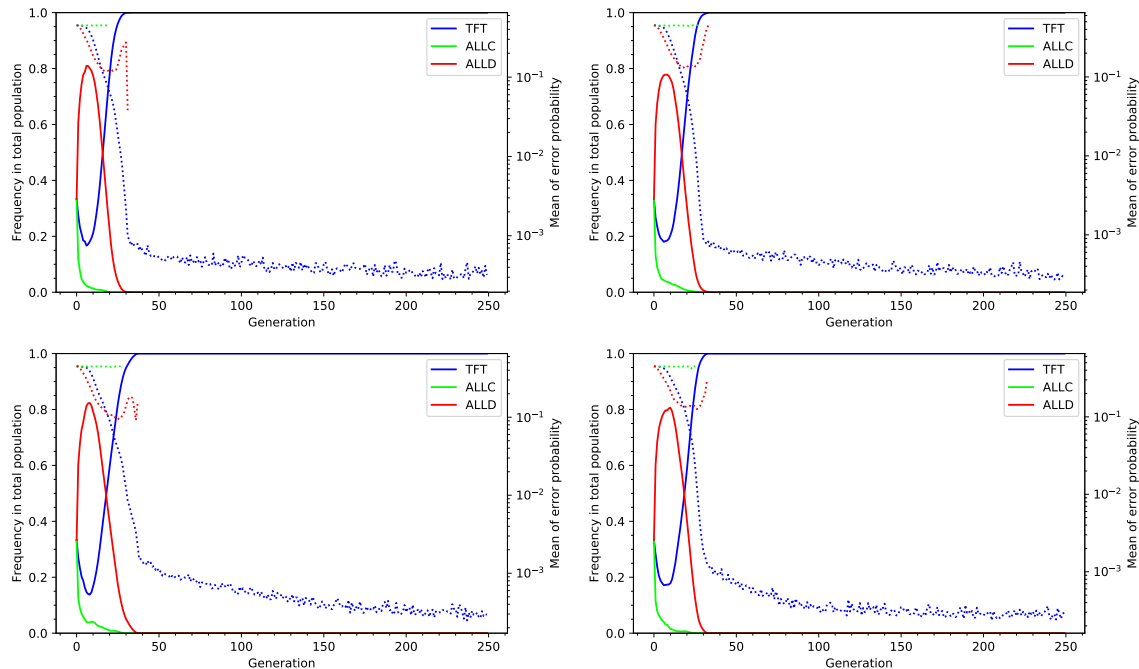


Fig. 4.7. Évolution des populations pour des simulations *de condition initiale différente* opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur *initial* uniforme de $p = 0.45$ pour tous les joueurs. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur *et* introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-2}$ (voir texte). *fig:ms31-4-0.45*

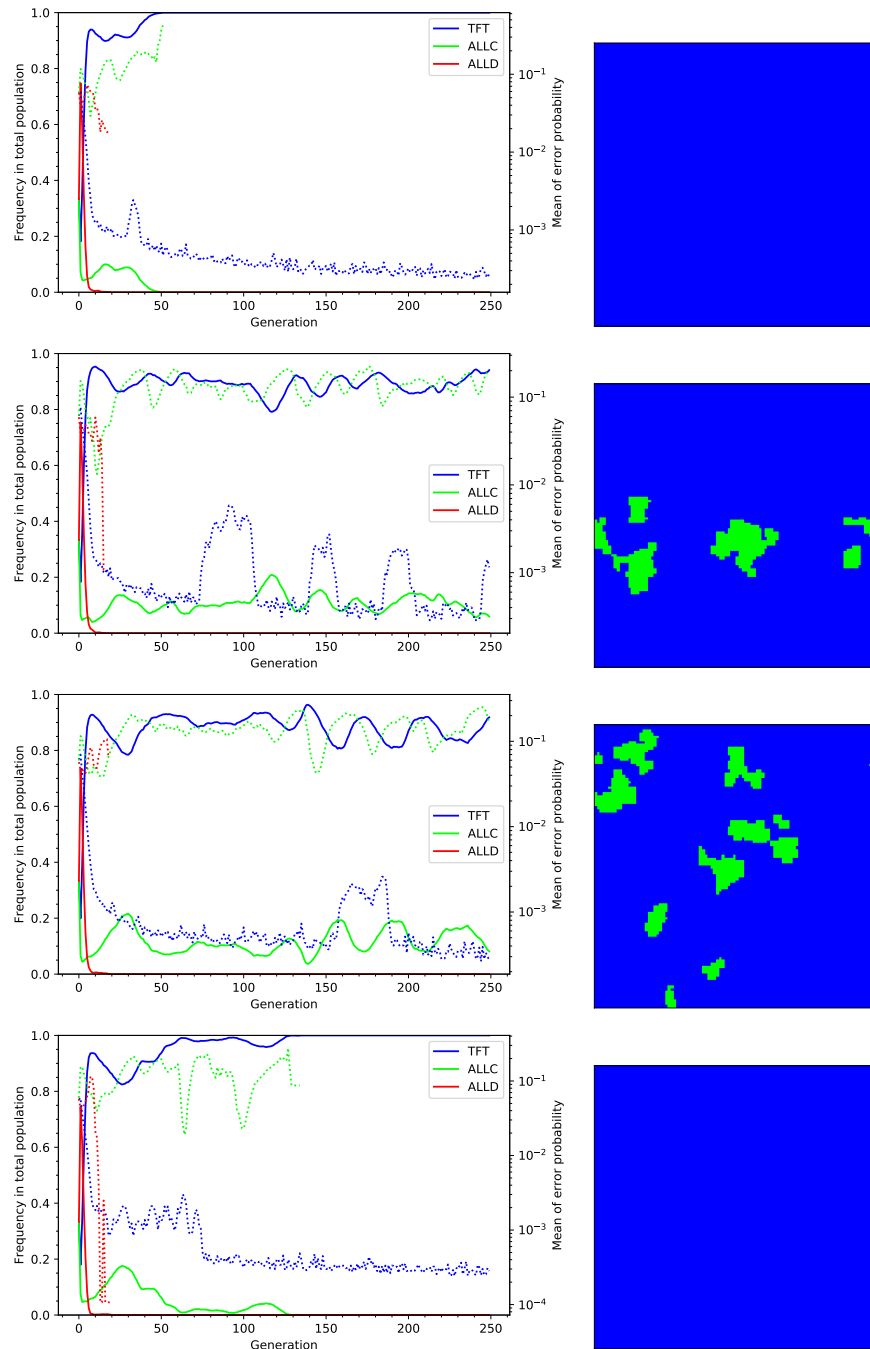


Fig. 4.8. Évolution des populations et grilles finales pour des simulations *de condition initiale différente* opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur *initial* aléatoire distribué de manière logarithmiquement uniforme pour tous les joueurs, dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur *et* introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-2}$ (voir texte).

fig:ms31-4-random

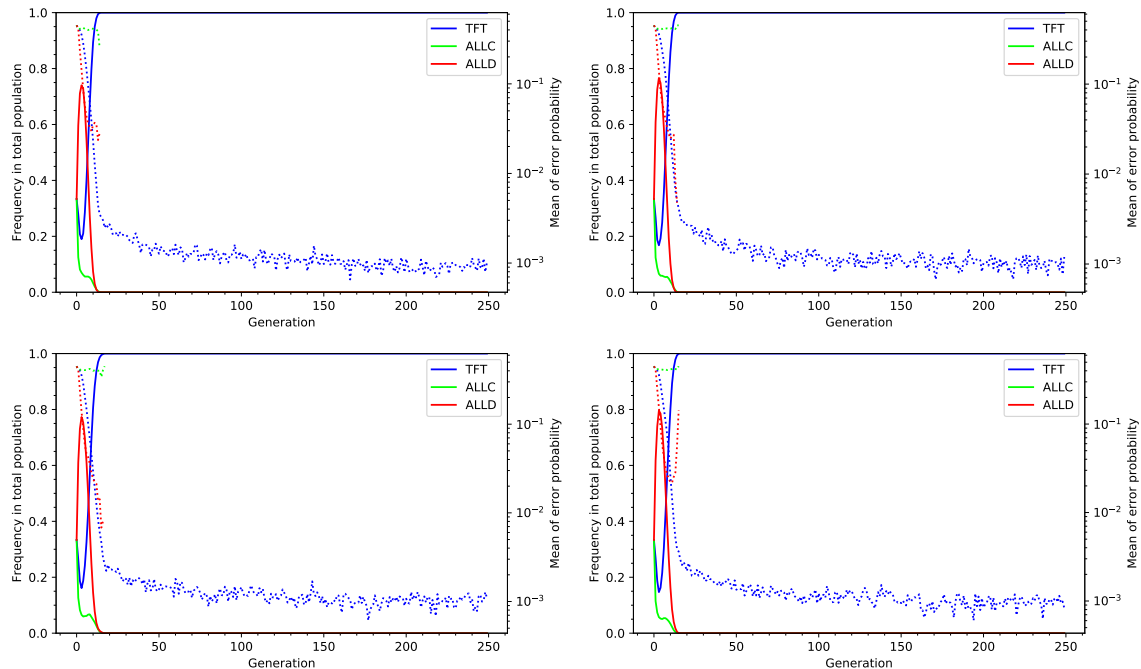


Fig. 4.9. Évolution des populations pour des simulations *de condition initiale différente* opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur initial uniforme de $p = 0.45$ pour tous les joueurs. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur *et* introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-1}$ (voir texte). *fig:ms31-5-0.45*

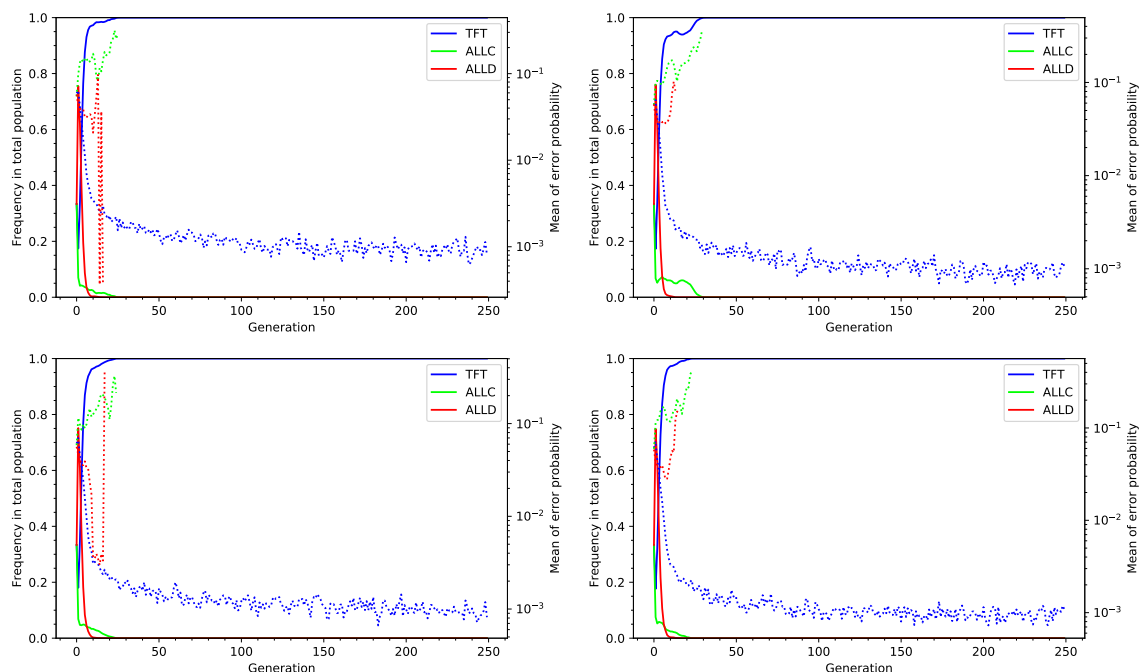


Fig. 4.10. Évolution des populations pour des simulations **de condition initiale différente** opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur **initial** aléatoire distribué de manière logarithmiquement uniforme pour tous les joueurs, dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. On indique la moyenne du taux d'erreur pour chaque espèce en trait pointillé. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur *et* introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-1}$ (voir texte).

fig:ms31-5-random

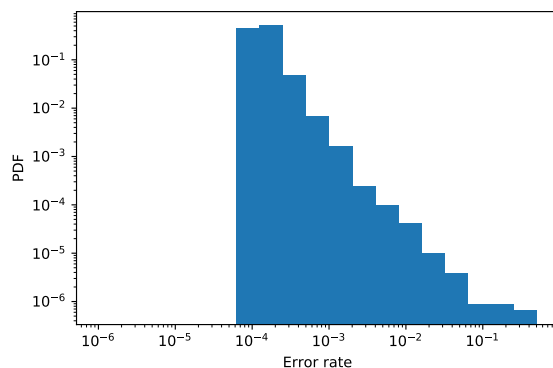


Fig. 4.11. Distributions des taux d'erreurs de TFT pour des simulations **de condition initiale différente** opposant des populations initiales identiques de TFT, ALLC et ALLD sur des parties d'IPD de $M = 20$ coups pour $T = 250$ itérations du modèle, avec un taux d'erreur **initial** aléatoire distribué de manière logarithmiquement uniforme pour tous les joueurs, dans l'intervalle $p \in [10^{-4}, 0.5]$. On a ici ajouté l'héritabilité du taux d'erreur *et* introduit des mutations avec une probabilité de $u = 10^{-1}$ (voir texte).

fig:ms31-5-random-mdist

Discussion

ch:discussion

Coopération et universalité

sec:di-coop-universalite

Un leitmotiv revenant souvent dans les travaux de Sara I. Walker sur l'origine du vivant et la place que la physique a à jouer dans l'élaboration de théories la concernant est que ces théories doivent être capables de cerner *ce qui est vraiment universel* dans leur définition de la vie, et dans leur caractérisation des mécanismes ayant permis son apparition notamment sur Terre, mais permettant *aussi* son apparition ailleurs dans l'Univers [Walker, 2017]. Notre conceptualisation de ce qu'est le vivant est forcément anthropocentrique, ainsi il est primordial de cerner ce qui, dans la *structure* des interactions biochimiques – et non *uniquement* dans les propriétés spécifiques de la matière organique telle qu'on la connaît – permet ce passage spontané de la matière inerte à des ensembles capables d'organisation structurée, de réplication, d'évolution.

La coopération a fort longtemps été étudiée dans des domaines aussi divers que l'économie ou la psychologie sociale, mais son application au domaine biochimique demeure récente. La complexité de l'énigme que constitue l'apparition de la vie demeure un obstacle à d'éventuelles avancées majeures, ainsi chaque élément, chaque bloc de l'édifice conceptuel que constituerait une théorie unifiée de l'émergence du vivant doit être étudié avec soin. Il est possible que le postulat selon lequel l'émergence de la vie pourrait être comprise en terme d'une transition de phase dont la conséquence serait de permettre l'avènement de la coopération biochimique soit précisément l'un de ces blocs. Dans le contexte d'une théorie telle celle des ensembles auto-catalytiques tel qu'élaborée par Kauffman, l'on peut penser que ces ensembles auraient pu se constituer dans un espace avec une certaine étendue spatiale telle que le réseau caractérisant les simulations effectuées ici en seraient l'analogie; les stratégies présentées ici pourraient en outre se révéler être des attracteurs dans l'espace des configurations moléculaires possibles de ces ensembles – la simplicité d'encodage physique des stratégies proposées ici pour fins de simulation étant un argument en faveur de cette proposition. Dans la mesure où ces molécules, qu'on présume prenant possiblement part à des ensembles auto-catalytiques, pourraient être possiblement des catalystes l'un des l'autre – ou plutôt nuire aux réactions dont elles sont le produit – le dilemme du prisonnier apparaît



comme un cadre d'analyse tout à fait légitime pour représenter la *structure* des interactions entre ces dernières. La dilemme du prisonnier itéré sur réseau, lui, ne fait qu'étendre dans le temps et l'espace cette interaction entre les constituants, et l'on peut penser que la longueur des parties des simulations présentées ici pourrait correspondre au degré d'agitation thermique, ou à la possible sédimentation du système, ayant comme effet de prolonger ou au contraire de raccourcir leur interaction.

Avenues de recherche

sec:di-avenues

De fait le comportement des simulations présentées ici se révèle être d'une étonnante diversité. De la formation de structures organisées rappelant bon nombre de structures naturelles fractales, aux comportements caractérisés de distributions en lois de puissances jusqu'à la dynamique prédateur-proie – plusieurs éléments connus et typiques de systèmes naturels s'y retrouvent. Or beaucoup de ces systèmes peuvent être caractérisés de systèmes à criticalité auto-régulée. S'il est difficile de prouver hors de tout doute que le système étudié ici appartient à cette classe d'universalité, plusieurs indices le suggèrent tout de même.

Beaucoup d'avenues d'exploration possible sont ouvertes en ce qui a trait au modèle présenté ici. Le rôle de la compartimentalisation faisant déjà l'objet de plusieurs travaux dans le cadre des études sur l'origine de la vie, il serait évidemment probant de faire une analyse plus détaillée de l'aspect de *formation de structures* observé dans les simulations générées par le modèle. La présence de phénomènes d'avalanche doit également être étudiée; les variations brusques de bon nombre de métriques observées ici suggèrent que la présence d'avalanche typique des systèmes SOC est tout à fait possible. Le phénomène de mutation doit également être approfondi; tel que décrit plus haut les stratégies présentées ici étaient toutes *encodées d'avance* – or il serait tout à fait approprié de d'étudier dans quelle mesure et sans encodage préalable celles-ci peuvent émerger spontanément. Un réseau de Hopfield, par exemple, pourrait servir de substrat virtuel générique permettant d'étudier la convergence vers l'attracteur *informationnel* que constituerait une stratégie spécifique. Dans ce contexte, il serait possible d'ajuster finement la magnitude des mutations et – à la différence de remplacements complets de stratégies ou des taux d'erreur – d'appliquer de légères variations pouvant représenter plus adéquatement ce qui se produit dans la nature.

De manière plus générale, si le système développé se comporte réellement comme un système à criticalité auto-régulée – et manifestant des phénomènes transitifs brusques à la manière d'avalanches, des distributions en loi de puissance et des structures spatiales fractales – alors la vie pourrait ainsi être comprise comme étant *elle-même* possiblement un phénomène SOC. Les conséquences de tels résultats seraient d'une ampleur significative, tout modèle SOC de la même classe d'universalité pourrait alors permettre d'une manière indirecte d'étudier les mécanismes par lesquels le vivant peut apparaître. Si l'une des fonctions premières d'un système SOC est de

dissiper d'énergie, la vie pourrait alors, dans un tel contexte être comprise comme la réponse de la Nature à au problème du flux d'énergie lui-même – fournissant ainsi une explication exhaustive au questionnement de l'origine de la complexité naturelle.

On a tenté de montrer que le modèle d'IPD sur réseau développé ici pouvait non seulement manifester bon nombre de comportements typiques de ce qu'on désigne comme la "complexité naturelle". Les répercussions pratiques de l'inclusion d'un tel modèle et de ses résultats dans une théorie sur l'apparition du vivant devront également être étudiées. Si la coopération peut apparaître spontanément et avec "facilité" une fois mis ensemble dans le même système un substrat capable d'encoder de l'information, un processus sélectif, et des phénomènes d'héritabilité et de taux d'erreur, alors il est tout à fait possible que la vie découlant d'une telle coopération biochimique puisse tout autant apparaître avec facilité ailleurs dans l'Univers. De plus, si la vie s'organise autour d'attracteurs tel ceux rencontrée dans les résultats présentés ici, alors des conclusions concernant sa recherche peuvent déjà possiblement en être tirées. Ainsi, si la formation de la vie est sous-tendue par des concepts d'attracteurs et procède par des changements brusques – par exemple, via des phénomènes d'avalanches – menant plus ou moins aux mêmes types de structures d'organisation, alors il serait corrélativement possible de reconnaître dans les biosignatures elles-mêmes des exoplanètes sous notre observation des attracteurs similaires qui seraient alors le reflet de ceux modélisés par des modèles tels celui présenté ici.

Références bibliographiques

- [Aschwanden, 2011] Aschwanden, M. J. (2011). The State of Self-organized Criticality of the Sun During the Last Three Solar Cycles. I. Observations. *Solar Physics*, 274(1-2):99–117.
- [Aschwanden et al., 2016] Aschwanden, M. J., Crosby, N. B., Dimitropoulou, M., Georgoulis, M. K., Hergarten, S., McAteer, J., Milovanov, A. V., Mineshige, S., Morales, L., Nishizuka, N., Pruessner, G., Sanchez, R., Sharma, A. S., Strugarek, A., and Uritsky, V. (2016). 25 Years of Self-Organized Criticality: Solar and Astrophysics. *Space Science Reviews*, 198(1):47–166.
- [Axelrod, 1984] Axelrod, R. (1984). *The Evolution of Cooperation*. Basic Books, New York.
- [Axelrod, 2006] Axelrod, R. M. (2006). *The Evolution of Cooperation*. Basic Books, New York, rev. ed edition.
- [Bak, 1999] Bak, P. (1999). *How Nature Works: The Science of Self-Organized Criticality*. Copernicus, New York, 1. softcover printing edition.
- [Bak et al., 1987] Bak, P., Tang, C., and Wiesenfeld, K. (1987). Self-organized criticality: An explanation of the $1/f$ noise. *Physical Review Letters*, 59(4):381–384.
- [Binney, 2002] Binney, J. J. (2002). *The Theory of Critical Phenomena: An Introduction to the Renormalization Group*. Clarendon, Oxford.
- [Chaisson, 2002] Chaisson, E. J. (2002). *Cosmic Evolution - the Rise of Complexity in Nature*.
- [Charbonneau, 2017] Charbonneau, P. (2017). *Natural Complexity: A Modeling Handbook*. Princeton University Press.
- [Chellapilla and Fogel, 1999] Chellapilla, K. and Fogel, D. B. (1999). Evolution, neural networks, games, and intelligence. *Proceedings of the IEEE*, 87(9):1471–1496.
- [Christensen and Moloney, 2005] Christensen, K. and Moloney, N. R. (2005). *Complexity and Criticality*. Imperial College Press, London.
- [Damore and Gore, 2012] Damore, J. A. and Gore, J. (2012). Understanding microbial cooperation. *Journal of Theoretical Biology*, 299:31–41.
- [Daniels et al., 2018] Daniels, B. C., Kim, H., Moore, D., Zhou, S., Smith, H. B., Karas, B., Kauffman, S. A., and Walker, S. I. (2018). Criticality Distinguishes the Ensemble of Biological Regulatory Networks. *Physical Review Letters*, 121(13):138102.
- [Ebel and Bornholdt, 2002] Ebel, H. and Bornholdt, S. (2002). Coevolutionary games on networks. *Physical Review E*, 66(5):056118.
- [Eigen, 1971] Eigen, M. (1971). Selforganization of matter and the evolution of biological macromolecules. *Die Naturwissenschaften*, 58(10):465–523.
- [England, 2013] England, J. L. (2013). Statistical physics of self-replication. *The Journal of Chemical Physics*, 139(12):121923.
- [Falconer, 2014] Falconer, K. J. (2014). *Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications*.

- [Fort and Viola, 2005] Fort, H. and Viola, S. (2005). Spatial patterns and scale freedom in Prisoner’s Dilemma cellular automata with Pavlovian strategies. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2005(01):P01010.
- [Frick and Schuster, 2003] Frick, T. and Schuster, S. (2003). An example of the prisoner’s dilemma in biochemistry. *Naturwissenschaften*, 90(7):327–331.
- [Fu et al., 2010] Fu, F., Nowak, M. A., and Hauert, C. (2010). Invasion and expansion of cooperators in lattice populations: Prisoner’s dilemma vs. snowdrift games. *Journal of Theoretical Biology*, 266(3):358–366.
- [Gilbert, 1986] Gilbert, W. (1986). Origin of life: The RNA world. *Nature*, 319(6055):618–618.
- [Goldenfeld and Woese, 2011] Goldenfeld, N. and Woese, C. (2011). Life is Physics: Evolution as a Collective Phenomenon Far From Equilibrium. *Annual Review of Condensed Matter Physics*, 2(1):375–399.
- [Higgs and Lehman, 2015] Higgs, P. G. and Lehman, N. (2015). The RNA World: Molecular cooperation at the origins of life. *Nature Reviews Genetics*, 16(1):7–17.
- [Holmes, 2009] Holmes, E. C. (2009). *The Evolution and Emergence of RNA Viruses*. Oxford University Press.
- [Hordijk and Steel, 2004] Hordijk, W. and Steel, M. (2004). Detecting autocatalytic, self-sustaining sets in chemical reaction systems. *Journal of Theoretical Biology*, 227(4):451–461.
- [Hordijk et al., 2012] Hordijk, W., Steel, M., and Kauffman, S. (2012). The Structure of Autocatalytic Sets: Evolvability, Enablement, and Emergence. *arXiv:1205.0584 [q-bio]*.
- [Ifti et al., 2004] Ifti, M., Killingback, T., and Doebeli, M. (2004). Effects of neighbourhood size and connectivity on the spatial Continuous Prisoner’s Dilemma. *Journal of Theoretical Biology*, 231(1):97–106.
- [Kadanoff et al., 1989] Kadanoff, L. P., Nagel, S. R., Wu, L., and Zhou, S.-m. (1989). Scaling and universality in avalanches. *Physical Review A*, 39(12):6524–6537.
- [Kauffman, 1986] Kauffman, S. A. (1986). Autocatalytic sets of proteins. *Journal of Theoretical Biology*, 119(1):1–24.
- [Kauffman, 1993] Kauffman, S. A. (1993). *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*.
- [Kruger et al., 1982] Kruger, K., Grabowski, P. J., Zaug, A. J., Sands, J., Gottschling, D. E., and Cech, T. R. (1982). Self-splicing RNA: Autoexcision and autocyclization of the ribosomal RNA intervening sequence of tetrahymena. *Cell*, 31(1):147–157.
- [Ladouceur et al., 2020] Ladouceur, A.-M., Parmar, B. S., Biedzinski, S., Wall, J., Tope, S. G., Cohn, D., Kim, A., Soubry, N., Reyes-Lamothe, R., and Weber, S. C. (2020). Clusters of bacterial RNA polymerase are biomolecular condensates that assemble through liquid–liquid phase separation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(31):18540–18549.
- [Lindgren and Nordahl, 1994] Lindgren, K. and Nordahl, M. G. (1994). Evolutionary dynamics of spatial games. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 75(1):292–309.
- [Mandelbrot, 2006] Mandelbrot, B. (2006). *The Fractal Geometry of Nature*. W.H. Freeman and Company, New York.
- [Mathis et al., 2017] Mathis, C., Bhattacharya, T., and Walker, S. I. (2017). The Emergence of Life as a First-Order Phase Transition. *Astrobiology*, 17(3):266–276.
- [Mizuuchi and Ichihashi, 2018] Mizuuchi, R. and Ichihashi, N. (2018). Sustainable replication and coevolution of cooperative RNAs in an artificial cell-like system. *Nature Ecology & Evolution*, 2(10):1654.
- [Nowak and Sigmund, 1993] Nowak, M. and Sigmund, K. (1993). Chaos and the evolution of cooperation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 90(11):5091–5094.

- [Nowak, 2006] Nowak, M. A. (2006). *Evolutionary Dynamics: Exploring the Equations of Life*. Belknap Press of Harvard University Press, Cambridge, Mass.
- [Nowak et al., 1994] Nowak, M. A., Bonhoeffer, S., and May, R. M. (1994). More spatial games. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 04(01):33–56.
- [Nowak and May, 1993] Nowak, M. A. and May, R. M. (1993). The spatial dilemmas of evolution. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 03(01):35–78.
- [Prigogine and Stengers, 1985] Prigogine, I. and Stengers, I. (1985). *Order Out of Chaos: Man’s New Dialogue with Nature*. Flamingo.
- [Reeves, 2014] Reeves, H. (2014). *Patience dans l’azur: l’évolution cosmique*.
- [Ruelle, 2017] Ruelle, D. (2017). The origin of life seen from the point of view of non-equilibrium statistical mechanics. *arXiv preprint*.
- [Sandholm and Crites, 1996] Sandholm, T. W. and Crites, R. H. (1996). Multiagent reinforcement learning in the Iterated Prisoner’s Dilemma. *Biosystems*, 37(1-2):147–166.
- [Schrodinger, 1944] Schrodinger, E. (1944). What is life.
- [Seager, 2010] Seager, S. (2010). *Exoplanet Atmospheres: Physical Processes*. Princeton University Press, New Jersey.
- [Seager, 2020] Seager, S. (2020). Sara Seager - homepage. <https://www.saraseager.com/>.
- [Sethna, 2006] Sethna, J. P. (2006). *Entropy, Order Parameters, and Complexity*. Clarendon Press.
- [Sigmund, 2001] Sigmund, K. (2001). Complex adaptive systems and the evolution of reciprocation. In *AIP Conference Proceedings*, volume 574, pages 29–37, Granada (Spain). AIP.
- [Sole, 2018] Sole, R. (2018). *Viruses as Complex Adaptive Systems*. Primers in Complex Systems. Princeton University Press, Princeton, NJ.
- [Song et al., 2015] Song, Y., Gokhale, C. S., Papkou, A., Schulenburg, H., and Traulsen, A. (2015). Host-parasite coevolution in populations of constant and variable size. *BMC Evolutionary Biology*, 15(1).
- [Sornette, 2004] Sornette, D. (2004). *Critical Phenomena in Natural Sciences: Chaos, Fractals, Selforganization and Disorder: Concepts and Tools*, volume 37.
- [Steel, 2000] Steel, M. (2000). The emergence of a self-catalysing structure in abstract origin-of-life models. *Applied Mathematics Letters*, 13(3):91–95.
- [Szabó and Tóke, 1998] Szabó, G. and Tóke, C. (1998). Evolutionary prisoner’s dilemma game on a square lattice. *Physical Review E*, 58(1):69–73.
- [Szabó et al., 2005] Szabó, G., Vukov, J., and Szolnoki, A. (2005). Phase diagrams for an evolutionary prisoner’s dilemma game on two-dimensional lattices. *Physical Review E*, 72(4):047107.
- [Szathmáry and Smith, 1995] Szathmáry, E. and Smith, J. M. (1995). The major evolutionary transitions. *Nature*, 374(6519):227.
- [Takeuchi and Hogeweg, 2009] Takeuchi, N. and Hogeweg, P. (2009). Multilevel Selection in Models of Prebiotic Evolution II: A Direct Comparison of Compartmentalization and Spatial Self-Organization. *PLoS Computational Biology*, 5(10):e1000542.
- [Takeuchi and Hogeweg, 2012] Takeuchi, N. and Hogeweg, P. (2012). Evolutionary dynamics of RNA-like replicator systems: A bioinformatic approach to the origin of life. *Physics of Life Reviews*, 9(3):219–263.
- [Thibert-Plante and Parrott, 2007] Thibert-Plante, X. and Parrott, L. (2007). Prisoner’s dilemma and clusters on small-world networks. *Complexity*, 12(6):22–36.
- [Traulsen and Nowak, 2006] Traulsen, A. and Nowak, M. A. (2006). Evolution of cooperation by multilevel selection. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(29):10952–10955.

- [Turcotte, 2007] Turcotte, D. L. (2007). *Fractals and Chaos in Geology and Geophysics*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K.; New York.
- [Turner and Chao, 1999] Turner, P. E. and Chao, L. (1999). Prisoner’s dilemma in an RNA virus. *Nature*, 398(6726):441–443.
- [Walker, 2010] Walker, S. I. (2010). *Theoretical Models for the Emergence of Biomolecular Homochirality*. Ph.D., Dartmouth College.
- [Walker, 2017] Walker, S. I. (2017). Origins of Life: A Problem for Physics. *Reports on Progress in Physics*.
- [Weber and Brangwynne, 2015] Weber, S. C. and Brangwynne, C. P. (2015). Inverse size scaling of the nucleolus by a concentration-dependent phase transition. *Current biology: CB*, 25(5):641–646.
- [Yang and Yang, 2019] Yang, H.-X. and Yang, J. (2019). Cooperation percolation in spatial evolutionary games. *EPL (Europhysics Letters)*, 124(6):60005.
- [Yao and Darwen, 2000] Yao, X. and Darwen, P. (2000). Genetic algorithms and evolutionary games. In Barnett, W. A., Chiarella, C., Keen, S., Marks, R., and Schnabl, H., editors, *Commerce, Complexity, and Evolution*, pages 313–334. Cambridge University Press, Cambridge.

Annexe A

Paramètres du modèle

L	Largeur de la grille
S	Ensemble des stratégies s'affrontant dans la simulation
f	Fractions de populations pour chaque espèce
T	Nombre d'itérations du modèle
M	Nombre de coups des parties d'IPD
p	Taux d'erreur des agents