



Stratégies évolutives dans un modèle macroéconomique dynamique et complexe peuplé d'agents hétérogènes, autonomes et concurrents

Pascal Sepecher

► To cite this version:

Pascal Sepecher. Stratégies évolutives dans un modèle macroéconomique dynamique et complexe peuplé d'agents hétérogènes, autonomes et concurrents. Groupe de travail Analyses et modélisation postkeynésienne, CEPN, Oct 2010, Paris, France. <hal-00533429>

HAL Id: hal-00533429

<https://hal.univ-cotedazur.fr/hal-00533429>

Submitted on 6 Nov 2010

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

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

Stratégies évolutives
dans un modèle macroéconomique
dynamique et complexe
peuplé d'agents hétérogènes,
autonomes et concurrents

Pascal Seppécher*

2 octobre 2010

*Cemafi, Université de Nice Sophia Antipolis. Email : p.seppecher@free.fr

Dans un papier récent (Seppecher 2010b), écrit pour le colloque de l'Association pour le Développement des Etudes Keynésiennes (ADEK, Bordeaux, juillet 2010), j'ai présenté une série de simulations dans lesquelles les entreprises peuplant un modèle multi-agents avec monnaie endogène mettaient en oeuvre des stratégies évolutionnaires pour déterminer le prix de vente de leur production, cherchant à maximiser leurs profits. J'y étudiais l'impact macroéconomique de ces stratégies, m'intéressant en particulier à leurs effets sur la répartition du revenu entre salaires et profits.

Le présent document de travail, écrit quelques mois plus tard pour le groupe de travail « Analyses et modélisation postkeynésiennes » du Centre d'Economie de Paris Nord (CEPN), se situe logiquement juste en amont du papier précédent. Je discute ici des difficultés posées par la modélisation du comportement des entreprises dans le contexte d'incertitude propre aux macroéconomies complexes et j'expose de façon détaillée la construction de l'algorithme évolutionnaire utilisé dans le papier précédent.

J'ai l'intention de fusionner ces deux papiers en un seul article, dans lequel l'étude des simulations s'articulera avec l'exposé détaillé de l'algorithme. Comme entre temps l'algorithme a subi quelques modifications mineures, les simulations donneront des résultats légèrement différents de ceux de la première version, mais les lignes principales devraient rester les mêmes.

En attendant cette synthèse, les deux papiers viendront se compléter l'un l'autre.

Classification JEL : C61, C63, D21, D49, D83, E37

Table des matières

1	Introduction	5
2	De la difficulté de maximiser dans le contexte d’incertitude propre aux économies dynamiques et complexes	6
2.1	Des anticipations rationnelles à la rationalité limitée	7
2.2	De la rationalité limitée à la rationalité procédurale	9
2.2.1	Règles simples de comportement et rationalité des agents	9
2.2.2	De l’usage raisonné des règles simples de comportement	11
2.3	Le markup, une heuristique de fixation des prix	13
2.3.1	L’apport de la microéconomie post-keynésienne	13
2.3.2	Utilisation du markup dans des modèles à base d’agents	16
2.4	De l’agent réactif à l’agent adaptatif	18
2.4.1	L’approche évolutionnaire	19
2.4.2	Les méta-heuristiques	20
2.4.3	Les algorithmes génétiques	21
3	Un modèle évolutionnaire de fixation des prix	22
3.1	Modélisation des stratégies	23
3.1.1	Procédure du <i>demand-based-pricing</i>	23
3.1.2	Procédure du <i>cost-plus-pricing</i>	24
3.1.3	Choix de la procédure utilisée	25
3.1.4	Codage des stratégies	26
3.2	Evaluation	27
3.3	Sélection	28
3.3.1	Opérateur de sélection	28
3.3.2	Implémentation	28
3.4	Imitation	29
3.4.1	Opérateur de croisement	29
3.4.2	Implémentation	30
3.5	Innovation	30
3.5.1	Opérateur de mutation	31
3.5.2	La méthode du simplexe de Nelder-Mead	33
3.5.3	Implémentation	34
3.5.4	Gestion des contraintes	36
3.6	Taux d’adaptation	36
3.7	Cas des faillites et des créations d’entreprises	37

4	Remarques et conclusion	38
4.1	Un algorithme pas très génétique	38
4.2	Un algorithme basé sur le principe du tâtonnement sélectif . .	40
4.3	Un algorithme d'apprentissage social	41
4.4	Un système adaptatif complexe	42

1 Introduction

Selon Robinson (1962), un modèle économique causal ne doit pas prendre pour point de départ les relations d'équilibre mais les règles et les motifs qui gouvernent le comportement humain. Le capitalisme doit être modélisé comme un système dans lequel la production est organisée par des entreprises autonomes et la consommation par des ménages autonomes, interagissant les uns avec les autres sans aucun contrôle supérieur.

« To build up a causal model, we must start not from equilibrium relations but from the rules and motives governing human behavior. We therefor have to specify to what kind of economy the model applies, for various kinds of economies have different sets of rules (. . .) Our present purpose is to find the simplest kind of model that will reflect conditions in the modern capitalist world (. . .) Our model, therefore, depicts a system in which production is organised by individual firms and consumption by individual households, interacting with each other without any overriding control. » (Robinson 1962, p. 34)

Les économies capitalistes sont des économies monétaires, c'est une de leurs caractéristiques essentielles. Suivant la feuille de route tracée par Joan Robinson, nous avons construit un modèle d'économie monétaire de production avec monnaie endogène, peuplé d'agents hétérogènes, autonomes et concurrents. Nous avons montré que dans ce modèle la réalisation d'un profit macroéconomique monétaire était possible (Seppecher 2009, Seppecher 2010a, Seppecher 2010c).

Ce résultat est d'autant plus intéressant qu'il a été obtenu avec des entreprises dont le comportement n'est pas orienté vers la réalisation des profits. En effet, le comportement réactif simple que nous avons assigné aux entreprises (*demand-based-pricing*) consiste à faire varier le niveau des prix à la hausse ou à la baisse selon le niveau des stocks de marchandises invendues. Nous montrons ainsi que la possibilité du profit, au niveau macroéconomique, ne tient pas aux désirs des agents — à leurs esprits animaux. Au contraire, il apparaît comme une propriété systémique émergente du modèle.

Cependant, l'hypothèse d'entreprises raisonnant uniquement sur des volumes de marchandises est une hypothèse forte.

« An entrepreneur is interested, not in the amount of product, but in the amount of money which will fall to his share. » (Keynes

1979, p. 82)

Dans la réalité, les entreprises ont pour objectif la réalisation d'un profit, et ce profit est monétaire. Selon Keynes, c'est la caractéristique essentielle d'une économie d'entrepreneur.

« The firm is dealing throughout in terms of money. It has no object in the world except to end up with more money than it started with. That is the essential characteristic of an entrepreneur economy » (Keynes 1979, p. 89)

Une économie d'entrepreneur n'est donc pas seulement une économie dans laquelle *les entreprises réalisent des profits*, mais encore une économie dans laquelle *les entreprises ont pour objectif essentiel la réalisation du profit* et agissent conformément à cet objectif.

Dans ce papier, on se propose de relâcher l'hypothèse d'entreprises orientées vers la gestion des flux et stocks réels pour la remplacer par l'hypothèse d'entreprises orientées vers la réalisation de profits monétaires.

Dans la section 2, on étudie la question de la modélisation des comportements de maximisation dans le contexte d'incertitude imposé par les systèmes dynamiques complexes. On montre comment les techniques de modélisation évolutionnaires peuvent apporter une réponse pertinente à cette question.

Dans la section 3, on développe un algorithme évolutionnaire original par lequel les entreprises du modèle élaborent elles-mêmes leurs stratégies de fixation des prix pour tenter de maximiser leurs profits.

2 De la difficulté de maximiser dans le contexte d'incertitude propre aux économies dynamiques et complexes

Dans la microéconomie néoclassique, la modélisation du comportement des entreprises s'appuie sur la notion de maximisation des profits. Dans un modèle comme le nôtre, où il est impossible de tracer *ex ante* la moindre courbe de coût ou de demande, les calculs de maximisation sont inopérants. D'autres notions doivent être mobilisées.

En suivant l'approche de Simon, on montre comment la notion de rationalité procédurale constitue une alternative pertinente pour la modélisation

des comportements dans le contexte d'incertitude propre aux systèmes dynamiques complexes. La théorie évolutionnaire de Nelson et Winter complète cette approche en permettant d'envisager l'endogénéisation des procédures rationnelles par la mise en oeuvre de processus adaptatifs.

2.1 Des anticipations rationnelles à la rationalité limitée

Notre objectif est d'adapter le modèle pour le rendre pleinement conforme à la notion keynésienne d'*économie d'entrepreneur*. Pour cela nous devons doter les entreprises d'un comportement orienté vers la réalisation des profits. Or, notre modèle est celui d'un système dynamique complexe. Il est peuplé d'agents autonomes et concurrents, agissant en parallèle et sans coordination préalable. Dans un tel modèle le temps est irréversible, le futur incertain.

« In a complex economy, since the consequences of individual choices depend on what all the others are autonomously doing, people take actions into an environment characterized by radical or endogenous uncertainty. » (Delli Gatti, Gaffeo, et Gallegati 2010, p. 15)

Les agents ne peuvent former d'anticipations rationnelles au sens néoclassique du terme.

« The idea of rational expectations has two components: first, that each person's behavior can be described as the outcome of maximizing an objective function subject to perceived constraints; and second, that the constraints perceived by everybody in the system are mutually consistent. The first part restricts individual behavior to be optimal according to some perceived constraints, while the second imposes consistency of those perceptions across people. In an economic system, the decisions of one person form parts of the constraints upon others, so that consistency, at least implicitly, requires people to be forming beliefs about others' decisions, about their decision processes, and even about their beliefs. » (Sargent 1993, p. 6)

Dans le contexte d'un système formé d'agents hétérogènes, interagissant sans coordination centralisée, les calculs traditionnels d'optimisation sont inopérants.

« In situations that are complex and in which information is very incomplete (i.e., virtually all real world situations), the behavioral theories deny that there is any magic for producing behavior even approximating an objective maximization of profits or utilities¹. » (Simon 1986, p. 223)

Puisque la microéconomie néoclassique est incapable de fournir un modèle pour le comportement des entreprises dans un contexte macroéconomique complexe, nous devons proposer une alternative.

« The commitment to equilibrium theorizing made many choices for him by requiring that people be modelled as optimal decision-makers within a commonly understood environment. When we withdraw the assumption of a commonly understood environment, we have to replace it with *something*, and there are so many plausible possibilities. Ironically, when we economists make the people in our models more ‘bounded’ in their rationality and more diverse in their understanding of the environment, *we* must be smarter, because our models become larger and more demanding mathematically and econometrically. » (Sargent 1993, p. 2)

Selon Farmer et Geanakoplos (2009), la difficulté principale de la construction d’un modèle alternatif réside dans la multiplicité des modèles possibles.

« While perfect rationality defines a unique or nearly unique model of the world, there are an infinite number of boundedly rational models. To paraphrase Christopher Sims, once we depart from perfect rationality, there are so many possible models it is easy to become lost in the wilderness of bounded rationality. » (Farmer et Geanakoplos 2009, p. 17)

Le modélisateur se trouve alors placé devant l’alternative suivante :

« Without rationality one needs either to introduce a set of behavioral rules of thumb or to introduce a learning model. » (Farmer et Geanakoplos 2009, p. 17)

¹ Un peu plus loin dans la même page Simon recommande de ne pas s’attarder sur cette question : “I would recommend that we stop debating whether a theory of substantive rationality and the assumptions of utility maximization provide a sufficient base for explaining and predicting economic behavior. The evidence is overwhelming they do not.”

2.2 De la rationalité limitée à la rationalité procédurale

La première des solutions proposée par Farmer et Geanakoplos — la modélisation du comportement des agents par l'introduction d'un ensemble de règles simples définies par le modélisateur — est la plus facile à mettre en oeuvre. C'est en fin de compte la méthode que nous avons implicitement utilisée jusqu'à présent pour modéliser le comportement de chacune des classes d'agents peuplant le modèle (entreprises, ménages et banque).

2.2.1 Règles simples de comportement et rationalité des agents

La première critique que l'on peut adresser à l'introduction d'un ensemble de règles simples pour modéliser le comportement des agents dans un environnement complexe est que cette façon de modéliser fait abstraction de la rationalité ou simplement de l'intelligence des agents. Or ce n'est pas parce que notre modèle implique une incertitude, que nous devons pour autant abandonner l'hypothèse de rationalité des agents. La notion d'incertitude ne doit pas être confondue avec celle de rationalité limitée.

« Davidson's concept of "fundamental" uncertainty is conceptually distinct from the "behavioral" uncertainty to which proponents of the bounded rationality approach to the study of economic decision-making refer. Bounded rationality refers to behavior that is "intendly rational but only limitedly so" (Simon 1961, p. xxiv) (...) Bounded rationality, however, relates to the behavioral characteristics of agents, whereas "fundamental" uncertainty relates to the essential unknowability of the future, to creative human agency and the unique nature of unfolding time. »
(Dunn 2001, p. 2)

Dans Simon (1997), on trouve cependant une définition plus large de la rationalité limitée.

« Theories of bounded rationality can be generated by relaxing one or more of the assumptions of [subjective utility] theory. Instead of assuming a fixed set of alternatives among which the decision maker chooses, we may postulate a process for generating alternatives. Instead of assuming known probability distributions of outcomes, we may introduce estimating procedures for them, or we may look for strategies for dealing that do not

assume knowledge of probabilities. Instead of assuming the maximization of a utility function, we may postulate a satisficing strategy. » (Simon 1997, p. 291)

Selon cette définition, les théories de la rationalité limitée sont multiples. Elles sont des théories de la décision économique qui ne font pas appel au calcul de probabilité ni à la maximisation d'une fonction d'utilité. Elles sont donc susceptibles de nous guider dans la modélisation du comportement des agents peuplant notre modèle, puisque dans notre modèle les agents ne peuvent s'appuyer sur les calculs de probabilité et les techniques de maximisation néoclassiques.

A la « rationalité substantive » sur laquelle repose la théorie néoclassique de la firme, Simon oppose la « rationalité procédurale² » à l'oeuvre dans le monde réel.

« At each step toward realism, the problem gradually changes from choosing right course of action (substantive rationality) to finding a way of calculating, very approximately, where a good course of action lies (procedural rationality). With this shift, the theory of the firm becomes a theory of estimation under uncertainty and a theory of computation — decidedly non-trivial theories as the obscurity and complexities of information and computation increase. » (Simon 1996, pp. 26–27)

Cette « rationalité procédurale » consiste à élaborer et mettre en oeuvre des *heuristiques*, c'est-à-dire des méthodes approximatives de recherche de solution à des problèmes complexes³.

² Il est intéressant d'observer que Lavoie (1992) s'empare de la notion de rationalité procédurale développée Simon comme d'une notion pleinement compatible avec l'analyse post-keynésienne.

« Having shown that fundamental uncertainty precludes the existence of a best solution, and that the limited computational abilities of the human mind preclude the search for the best solution, we are thus left with the notion that procedural rationality is the process that leads to finding good solutions » (Lavoie 1992, p. 55)

³ « A heuristic is a method that is not guaranteed to find the optimum, but usually gives a very good solution, though it cannot guarantee to do even that every time. Heuristics are “quick and dirty” methods, generally relatively fast and relatively good. » (Chinneck 2006, p. 1)

« Heuristic methods provide an especially powerful problem-solving and decision-making tool for humans who are unassisted by any computer other than their own minds, hence must make radical simplifications to find even approximate solutions. (...) In the face of real-world complexity, the business firm turns to procedure that find good enough answers to questions whose best answers are unknowable. » (Simon 1996, p. 28)

L'utilisation de ces procédures simples et efficaces (les « rules of thumb ») n'est pas incompatible avec la définition d'agents intelligents affrontant l'incertitude macroéconomique.

« (...) the case can be made that using simple rules that seem to work reasonably well is actually a more intelligent way to arrange one's affairs in an uncertain world than the more conventional Bayesian alternative of fabricating a model of the world and choosing a plan that would be optimal under the incredible assumption that the model was a true representation of reality. » (Howitt 2008, p. 160)

2.2.2 De l'usage raisonné des règles simples de comportement

La difficulté tient plutôt au fait de définir de façon exogène ce que sont ces règles qui « fonctionnent raisonnablement bien ». En effet, le modélisateur multi-agents lui-même est incapable de prévoir le comportement de son modèle avant d'avoir exécuté une simulation. Il peut bien sûr, par tâtonnements successifs, ajuster les règles de comportement des agents, simuler, ajuster encore, jusqu'à ce que le modèle « fonctionne raisonnablement bien ». Cette méthode est compatible avec ce que — dans un autre contexte — Graziani (2003) nomme « une véritable analyse macroéconomique ».

« Si une communauté avec une structure bien définie perdure, cela signifie que le comportement des agents, l'ensemble institutionnel et les règles qui président à la répartition du revenu sont compatibles avec la structure donnée et tendent à la renforcer. (...) Dans une véritable approche macroéconomique, on considère que le comportement individuel est compatible avec la pérennité d'un système global défini préalablement (...) on déduit le comportement individuel sur la base des conditions de l'équilibre macroéconomique. » (Graziani 2003, p. 124-125)

Transposée dans le champ de la modélisation basée sur les agents, cette façon d’aborder la question pose toute une série de problèmes :

- Même s’il trouve un ensemble de règles satisfaisant, rien ne garantit que le modélisateur n’est pas passé à côté de règles qui fonctionneraient mieux, ou simplement qui fonctionneraient *autrement* ;
- En choisissant lui-même un ensemble de règles communes aux agents, le modélisateur introduit un facteur de centralisation et d’uniformité contraire aux principes de développement du modèle, fondé sur l’hétérogénéité, l’autonomie et la rivalité des agents ;
- En revenant sur ses pas pour ajuster le comportement des agents à ses propres objectifs de modélisateur, il rompt avec les principes d’irréversibilité temporelle et d’incertitude radicale. En somme, il réintroduit subrepticement dans le modèle la démarche des anticipations rationnelles, écartant toute possibilité de crise.

Toutefois, l’usage de règles simples pour modéliser les comportements individuels dans un modèle basé sur les agents peut se justifier dans de nombreux cas⁴ :

1. Comme une hypothèse parcimonieuse lorsque le comportement à modéliser joue un rôle secondaire dans le modèle et que cet usage n’est pas susceptible d’influencer sensiblement les phénomènes étudiés ;
2. Comme une hypothèse provisoire, une approximation utile à une étape de la construction du modèle mais destinée à être levée ultérieurement ;
3. Comme une hypothèse hautement vraisemblable, parce qu’elle correspond à un fait stylisé, voire parce qu’elle tombe sous le sens ;
4. Comme une hypothèse de travail, un paramètre dont les effets sur le système seront étudiés selon une démarche expérimentale ;
5. Comme une hypothèse usuelle des sciences économiques, que l’on intègre soit pour des raisons pratiques (on en revient alors aux cas 1 ou 2, voire au cas 3), soit pour éprouver cette hypothèse dans le cadre de l’approche multi-agents (on en revient alors au cas 4).

⁴ Pour Lavoie (1992, p. 61), « models based on rules of thumb, such as mark-ups, target return pricing, normal financial ratios, standard rates of utilization, propensities to consume, lexicographic rules and so on, are perfectly legitimate since they rely on a type of rationality which is appropriate for the usual economic environment. In a world of uncertainty and of limited computational abilities, the economic agent cannot but adopt, except in the simplest of problems, a rationality which is of the procedural type. The models built on rules of thumb are not *ad hoc* constructions. Rather they reflect the rationality of reasonable agents. »

2.3 Le markup, une heuristique de fixation des prix

2.3.1 L'apport de la microéconomie post-keynésienne

On cherche les fondements scientifiques d'une procédure de fixation des prix par les entreprises. Cette procédure doit être orientée vers la réalisation d'un profit maximum, sans pouvoir reposer sur un calcul de maximisation d'une fonction d'utilité.

Dans notre modèle — comme dans le monde réel — le résultat des décisions d'une entreprise se forme en interaction avec les décisions, simultanées et non coordonnées à priori, des entreprises concurrentes. Les effets d'une décision n'apparaissent qu'ultérieurement et lorsqu'ils apparaissent, ils sont irréversibles. Les entreprises ne peuvent être certaines des conséquences de leurs décisions.

Encore une fois, la pensée post-keynésienne va nous offrir le cadre théorique dont nous avons besoin. Dans la microéconomie post-keynésienne, ce sont les entreprises qui fixent leur prix, en interaction avec leur environnement.

« Les entreprises sont interdépendantes, car les décisions des unes vont avoir des répercussions sur les autres. Les entreprises doivent tenir compte de leurs rivales, y compris leurs rivaux potentiels qui voudraient pénétrer leur marché. La planification joue un rôle substantiel et de nombreuses décisions stratégiques sont prises en fonction d'un horizon de long terme, notamment les décisions de prix. Dans ce cadre, les prix ne sont pas fixés par le "marché" ou par un commissaire-priseur omnipotent. Ce sont les entreprises qui fixent les prix (...) Les prix n'apurent généralement pas les marchés: ils n'ont pas pour objectif d'égaliser l'offre et la demande. » (Lavoie 2004, p. 36)

De plus, la microéconomie post-keynésienne s'appuie sur la notion de temps historique⁵.

⁵ Selon Lavoie (1987, p. 37), Robinson (1962) « a défini deux concepts du temps : le temps historique et le temps logique (...) Le temps historique est le temps qui correspond à la véritable évolution de nos économies. C'est le temps du vécu, le temps du concret, le temps irréversible ; le temps où chaque décision aura des répercussions irrémédiables sur l'avenir. Le temps logique est le temps de l'éternité, le temps de l'abstrait, le temps réversible ; le temps où le passé et le futur se confondent. C'est malheureusement le temps de la plupart des modèles économiques. »

« Le temps est un mécanisme qui empêche l'instantanéité. Tout choix effectué dans le monde réel implique un décalage dans le temps calendaire entre le dénouement de l'action et la prise de décision. » (Davidson 2003, p. 30)

La prise en compte, dans une économie monétaire, du temps historique et de la concurrence entre les agents, conduit à considérer que les entreprises sont placées dans un environnement radicalement incertain.

« [Dans une économie d'entrepreneur] aucun mécanisme automatique ne garantit que toute la monnaie versée aux inputs dans la production soit dépensée pour acquérir la production. Les entrepreneurs ne sont donc jamais certains de pouvoir récupérer tous les coûts monétaires de la production. » (Davidson 2003, p. 28)

Les incertitudes que doit affronter l'entreprise affecte ses décisions en matière de prix. Le prix ne peut pas être déterminé par un calcul de maximisation des profits.

« In view of the uncertainties faced in the process of price fixing it will not be assumed that the firm attempts to maximise its profits in any precise sort of manner. » (Kalecki 1971, p. 44)

Pourtant, c'est bien l'objectif de réalisation du profit qui motive la firme dans sa politique de prix.

« In fixing the price the firm takes into consideration its average prime costs and the prices of other firms producing similar products. The firm must make sure that the price does not become too high in relation to prices of other firms, for this would drastically reduce sales, and that the price does not become too low in relation to its average prime cost, for this would drastically reduce the profit margin. » (Kalecki 1971, p. 44-45)

Comme le souligne Van De Velde (2005), l'entreprise fait face à une double contrainte, une contrainte de coût et une contrainte de débouchés.

« La contrainte de coût est censée être connue de l'entrepreneur (...) Quant à la contrainte de débouchés, l'entrepreneur ne peut que l'anticiper. » (Van De Velde 2005, p. 116)

Les coûts de production constituent un élément objectif de la fixation du prix par l'entreprise. Pour réaliser un profit, elle doit vendre à un prix supérieur à ses coûts. Le coût unitaire de la marchandise constitue donc la base objective sur laquelle l'entreprise va devoir fixer son prix en y ajoutant le markup qu'elle souhaite réaliser.

« Cost-plus pricing is prevalent among firms because it constitutes a convenient rule of thumb in making what would otherwise be complex and difficult decisions in a world of uncertainty. » (Lavoie 1992, p. 134)

On a avancé, mais le problème n'est pas résolu : la question s'est déplacée de la fixation du prix vers celle de la fixation du markup. Si la limite inférieure du markup est connue de l'entreprise — le markup doit être strictement positif pour que l'entreprise puisse espérer réaliser un profit — en revanche, la limite supérieure du markup lui paraît incertaine. Du point de vue de l'entreprise, le niveau de profit susceptible de la *satisfaire* est indéterminé. D'elle-même, elle n'aurait de cesse d'élever son markup⁶.

La contrainte qui vient s'opposer à cette tendance est celle des débouchés. Si l'entreprise élève son prix trop loin au-dessus de ses concurrentes, elle s'expose à ne pas réussir à écouler sa marchandise, et si la marchandise n'est pas vendue, le profit ne peut être réalisé. Le markup est donc déterminé par l'entreprise en interaction avec ses concurrentes. Kalecki (1971, p. 45) résume cette interaction en intégrant la moyenne pondérée des prix de toutes les entreprises à la formule de détermination du markup individuel. Les difficultés que posent la démarche de Kalecki sont relevées par Taouil (2007).

« Prises individuellement, les firmes ne fixent pas activement le prix. Elles se limitent à l'ajuster en fonction d'une liste de prix centralisés. Les prix émergent dans ce contexte comme la résultante d'interactions conscientes entre les décisions coordonnées a priori. Un dispositif d'information est donc nécessaire à la

⁶ Cette tendance est le seul sens que peut prendre la notion de maximisation des profits dans notre modèle :

« [...] firms are still conceived to be attempting to 'maximise profits' in the sense that, in respect to particular choices, they prefer a more profitable to a less profitable alternative. » (Robinson 1962, p. 45)

formation des prix. L'initiative de fixation des prix est tributaire du prix moyen. (...) L'introduction de l'interdépendance à travers le prix moyen escamote l'incertitude dans laquelle se trouve chaque firme quant aux actions retenues par les autres. » (Taouil 2007, p. 4-5)

Les interactions entre agents déterminent le niveau du markup dans le modèle de Kalecki. En traitant ces interactions par un procédé réductionniste, Kalecki échoue à rendre compte de la décision individuelle de fixation des prix dans le contexte d'incertitude propre aux économies complexes.

2.3.2 Utilisation du markup dans des modèles à base d'agents

Le problème de la modélisation des décisions des entreprises se pose à tous les modèles macroéconomiques basés sur les agents. Parmi ces modèles, nombreux sont ceux qui utilisent une procédure de markup pour la fixation des prix.

Le modèle de Howitt (2008) : Dans ce modèle, si une procédure de markup est utilisée pour le calcul des prix, les entreprises n'ont pas la capacité de déterminer elles-mêmes le niveau du markup qu'elles utilisent.

« Prices are set as a fixed markup over current marginal cost, where the latter includes wages and taxes. The markup fraction is chosen by a shop, when it enters, from a uniform distribution that is centered on the markup that would be optimal if firms' demand functions were given by the constant-elasticity function implied by its customers' CES utility function in a symmetrical equilibrium with a constant number of customers. A profit-maximizing equilibrium is thus given a chance to emerge if the economy converges. » (Howitt 2008, p. 171-172)

C'est donc le modélisateur qui détermine lui-même l'intervalle des niveaux de markup possibles, dans l'objectif avoué d'atteindre équilibre et maximisation.

Le modèle *Eurace* (2007-2009) : Le modèle *Eurace* utilise lui aussi une procédure de markup mais curieusement cette utilisation ne semble pas pleinement assumée.

« Consumption good producers employ a standard approach from the management literature, the so-called ‘break-even analysis’ (see Nagle (1987)), to set their prices. The break-even formula determines at what point the change in sales becomes large enough to make a price reduction profitable and at what point the decrease in sales becomes small enough to justify a rise in the price. Basically, this managerial pricing rule corresponds to standard elasticity based pricing. Assuming that all firms have constant expectations $\varepsilon_i^e < -1$ of the elasticity of their demand, they set the price according to the standard rule

$$p_{i,t} = \frac{c_{i,t-1}}{1 + \frac{1}{\varepsilon_i^e}}$$

where $c_{i,t-1}$ denotes unit costs in production of firm i in the previous period. » (Dawid, Gemkow, Harting, et Neugart 2009, p. 9)

Cette formule conduit tout simplement à calculer le nouveau prix grâce à un markup dont le niveau est constant et strictement positif. Dans la suite de l’article, les auteurs reconnaissent explicitement le recours au markup en abordant la question de la calibration du modèle.

« Our choice for the markup is based on the empirical evidence reported in Small (1997). We take the estimate for motor cycle production as a guideline for a markup of 20 percent. » (Dawid, Gemkow, Harting, et Neugart 2009, p. 9)

Le niveau du markup est en fin de compte défini de façon exogène, constante et uniforme, sur la base de données empiriques.

Le modèle de Dosi, Fagiolo, et Roventini (2008) Dans leur modèle de 2005, Dosi, Fagiolo, et Roventini utilisaient aussi un markup uniforme et constant (avec un niveau de 30%). En revanche dans leur modèle de 2008, l’usage du markup est plus élaboré. Tout d’abord, son usage est clairement assumé, justifié par l’évidence empirique.

« Survey data evidence summarized in Fabiani et al. (2006) show that European firms mostly set prices according to mark-up rules. » (Dosi, Fagiolo, et Roventini 2008, p. 6)

Le modèle comprend deux secteurs industriels. L'usage du markup diffère selon ces secteurs. Dans le secteur des biens de production, le markup μ_1 est fixé de façon exogène :

« With a fixed mark-up ($\mu_1 > 0$) pricing rule, prices (p_i) are defined as: $p_i(t) = (1 + \mu_1)c_i(t)$ » (Dosi, Fagiolo, et Roventini 2008, p. 6)

Dans le scénario de référence (p. 26, table 1), le markup μ_1 du secteur des biens de production est fixé à 0.04. En revanche, dans le secteur des biens de consommation, chaque entreprise dispose de son propre markup.

« Prices are set applying a variable markup (μ_j) on units costs of production:

$$p_j(t) = (1 + \mu_j(t))c_j(t)$$

Markup variations are regulated by the evolution of firm market shares (f_j):

$$\mu_j(t) = \mu_j(t-1) \left(1 + v \frac{f_j(t-1) - f_j(t-2)}{f_j(t-2)} \right)$$

with $0 \leq v \leq 1$. » (Dosi, Fagiolo, et Roventini 2008, p. 10-11)

Cette modélisation du markup est intéressante, parce que l'évolution du markup dépend de l'évolution des parts de marché, c'est à dire des débouchés. Néanmoins, la notion même de part de marché suppose — comme la moyenne des prix de Kalecki — un dispositif d'information centralisée. Le comportement des entreprises reste défini par une routine *ad hoc*. Même si cette routine est plus élaborée que les précédentes, elle reste imposée de l'extérieur aux agents.

2.4 De l'agent réactif à l'agent adaptatif

Si le modélisateur tente de définir lui-même le markup — que ce soit en fixant simplement le niveau ou même en imposant une règle plus élaborée pour sa détermination — il introduit une coordination exogène au moyen d'un système de prix qu'il administre lui-même. Ce faisant, il évacue le problème de l'émergence du système de prix. Pour étudier sérieusement les effets macroéconomiques de la concurrence par les prix, il faut donc construire un processus endogène de détermination des prix reposant sur l'autonomie des entreprises.

2.4.1 L'approche évolutionnaire

L'approche évolutionnaire de Nelson et Winter (1982) nous offre le cadre théorique nécessaire à cet effort d'endogénéisation.

« The firms in our evolutionary theory will be treated as motivated by profit and engaged in search for ways to improve their profits, but their actions will not be assumed to be profit maximising over well-defined and exogenously given choice sets. » (Nelson et Winter 1982, p. 4)

La notion de markup élaborée par Kalecki définit clairement les contraintes contradictoires auxquelles l'entreprise est soumise lorsqu'elle décide du prix unitaire de son produit. Pour accroître ses profits, l'entreprise doit élever le prix le plus possible au-dessus du coût de production. La difficulté vient du fait que l'entreprise ne sait pas et ne peut pas savoir où se trouve la limite supérieure du markup, sans en faire l'expérience — directement ou indirectement — par l'échec de l'écoulement du produit. Ce n'est donc que par une série d'adaptations successives que l'entreprise peut espérer se rapprocher de cette limite.

Comme le soulignaient Farmer et Geanakoplos (2009) à propos des modèles de rationalité limitée, si l'introduction de règles simples pour modéliser le comportement des agents n'est pas satisfaisante il ne reste plus qu'à doter les agents de capacités d'apprentissage ou d'adaptation. On laisse ainsi aux agents eux-mêmes la responsabilité de l'élaboration de leurs règles de comportement.

« Rather, our firms are modeled as simply having, at any given time, certain capabilities and decision rules. Over time, these capabilities and rules are modified as a result of both deliberate problem-solving efforts and random events. And over time, the economic analogue of natural selection operates as the market determines which firms are profitable and which are unprofitable, and tends to winnow out the latter. » (Nelson et Winter 1982, p. 4)

Pour chacune des entreprises, nous le savons, la réalisation des profits est incertaine, et la maximisation ne peut être qu'un objectif.

« (...) even if firms explicitly try to maximize, they cannot truly maximize. » (Nelson et Winter 1982, p. 68)

Par conséquent, l'efficacité d'une règle de décision peut être mesurée :

- seulement à posteriori, une fois que l'entreprise a pris ses décisions et s'est présentée avec son offre sur le marché,
- seulement relativement à l'efficacité d'autres règles de décision, utilisées par d'autres entreprises ou par elle-même par le passé.

C'est l'itération du processus *action—évaluation—adaptation* qui va permettre à l'entreprise de faire évoluer ses règles de comportement dans l'objectif d'en améliorer l'efficacité. Un tel processus itératif constitue une *méta-heuristique*, notion couramment utilisée dans le domaine de la recherche opérationnelle et de l'intelligence artificielle pour la résolution de problèmes d'optimisation difficile.

2.4.2 Les méta-heuristiques

La notion de *méta-heuristique* (Glover 1986) est un développement de la notion d'heuristique. Elle s'appuie sur des stratégies d'apprentissage pour explorer « intelligemment » l'espace de recherche.

« A meta-heuristic is an iterative generation process which guides a subordinate heuristic by combining intelligently different concepts for exploring and exploiting the search spaces using learning strategies to structure information in order to find efficiently near-optimal solutions. » (Osman et Kelly 1996, p. 3)

Les méta-heuristiques sont nombreuses et hétérogènes.

« Meta-heuristics are a class of approximate methods, that are designed to attack hard combinatorial optimization problems where classical heuristics have failed to be effective and efficient. Meta-heuristics provide general frameworks that allow for creating new hybrids by combining different concepts derived from: classical heuristics; artificial intelligence; biological evolution; neural systems and statistical mechanics. These families of approaches include genetic algorithms, greedy random adaptive search procedure, problem-space search, neural networks, simulated annealing, tabu search, threshold algorithms and their hybrids. » (Osman et Kelly 1996, p. 3)

On peut classer ces méta-heuristiques dans deux grands groupes :

- Les méta-heuristiques à parcours : elles supposent l’exploration séquentielle de l’espace de recherche par un seul individu et donc une mémorisation des solutions et de leur efficacité relative. Les méthodes de *recherche tabou* appartiennent à ce premier groupe ;
- Les méta-heuristiques à population : elles supposent l’exploration parallèle de l’espace de recherche par un grand nombre d’individus et donc une communication des solutions et de leur efficacité relative. Les *algorithmes génétiques* appartiennent à ce second groupe.

Simuler l’apprentissage des agents par un parcours individuel de l’espace de recherche paraît difficile dans le cas de la modélisation d’une stratégie de fixation de prix. En effet, l’évaluation de la profitabilité d’une stratégie demande du temps. Si l’apprentissage de l’entreprise doit reposer sur uniquement sur sa propre expérience, le processus d’adaptation risque d’être trop lent pour un environnement que l’on sait dynamique et dans lesquels les solutions satisfaisantes sont susceptibles d’instabilité. De plus, ce processus d’apprentissage est très risqué puisque certaines erreurs — lorsque le prix choisi est trop élevé — peuvent entraîner la faillite de l’entreprise⁷.

Parce que notre modèle est un modèle multi-agents, nous disposons déjà avec le secteur des entreprises d’une collection d’individus disponibles pour l’exploration parallèle de l’espace de recherche. C’est pourquoi nous nous orientons vers les méta-heuristiques à population pour simuler l’adaptation des entreprises. Parmi elles, les *algorithmes génétiques* (*AG*, ou *GA* pour *genetic algorithms*) sont les plus fréquemment utilisés en économie.

2.4.3 Les algorithmes génétiques

« Indeed, genetic algorithms, originally developed by Holland, are stochastic, directed search algorithms based on principles of population biology. These algorithms have been demonstrated to perform well in large or “rugged” search spaces where classical methods, e.g. grid search or gradient descent, are either inefficient or susceptible to getting stuck at local optima. » (Duffy 2006, p. 989)

⁷Nous devons garder à l’esprit le fait que « les propriétaires des entreprises, autant que leurs cadres, sont préoccupés par la survie à long terme de l’entreprise. Ils vont développer objectifs et stratégies afin d’assurer la pérennité de leur entreprise. » (Lavoie 2004, p. 36)

Les propriétés des algorithmes génétiques font qu'ils sont fréquemment utilisés dans les modèles économiques à base d'agents pour modéliser les processus d'apprentissage ou d'adaptation.

« Les AGs correspondent en définitive à un algorithme d'exploration d'un espace de stratégies. Or, l'exploration devient une dimension importante de la dynamique économique dès que l'on quitte le cadre des anticipations rationnelles. La question de l'adaptation des anticipations et des choix des agents à l'évolution de leur environnement se pose alors. Du fait des mécanismes exploratoires simples et faciles à interpréter qu'ils proposent, les AGs peuvent être utilisés pour représenter ce processus adaptatif. Ils constituent alors une solution très intéressante pour un problème fondamental des modèles économiques avec des agents à rationalité limitée : la représentation de l'apprentissage des agents. Cette représentation tient de plus compte d'une dimension importante de l'activité économique : l'hétérogénéité des processus d'apprentissage et des anticipations des agents. » (Vallée et Yildizoglu 2001, p. 15)

Selon Arifovic (2000), l'utilisation des algorithmes génétiques est particulièrement pertinente pour modéliser les processus d'adaptation des agents dans un contexte macroéconomique.

« There are several advantages to modeling adaptation in this way. These algorithms impose low requirement on the computational ability of economic agents. They allow for modeling the heterogeneity of agents' beliefs. Survival of decision rules depends on their performance, measured by the payoff that agents receive by employing them. Also, these algorithms perform better than models with rational agents or alternative models of adaptive behavior in terms of their ability to explain the features observed in experimental economies, as well as some of the features of the actual macroeconomic time series. » (Arifovic 2000)

3 Un modèle évolutionnaire de fixation des prix

On décide de laisser les entreprises déterminer elles-mêmes leur stratégie de fixation des prix selon un processus évolutionnaire. Pour cela, les entre-

prises ont le choix entre deux procédures de détermination des prix : l’une basée sur la demande constatée (*demand-based-pricing*), l’autre basée sur les coûts de production (*cost-plus-pricing*). Les entreprises cherchent à maximiser leur profitabilité en explorant différentes stratégies combinant ces deux méthodes. On dote les entreprises de capacité d’imitation et d’innovation. Les entreprises les moins profitables abandonnent leur stratégie et la remplacent par de nouvelles stratégies imitant et dépassant les stratégies des entreprises les plus profitables.

3.1 Modélisation des stratégies

3.1.1 Procédure du *demand-based-pricing*

Dans les premières versions du modèle (Seppecher 2009, Seppecher 2010a, Seppecher 2010c), les entreprises utilisaient exclusivement, pour fixer le prix de leur offre sur le marché des biens, une procédure que nous nommons *demand-based-pricing*.

Selon cette procédure, les entreprises adaptent leur prix au niveau de la demande. Comme elles ignorent le niveau de la demande agrégée — dans ce modèle décentralisé, les agents n’ont aucun accès direct aux données macro-économiques — elles utilisent comme un indicateur du niveau de la demande le niveau de leur stock de marchandises invendues.

On note :

- $p_{i,t}$ le prix courant proposé par l’entreprise i sur le marché des biens,
- $\tau_{i,t}$ le niveau courant du stock de l’entreprise i , exprimé en mois de production à pleine utilisation des capacités de production,
- τ^* l’objectif de stock, paramètre exogène commun à toutes les entreprises.

Si le niveau courant du stock $\tau_{i,t}$ est nettement inférieur à l’objectif τ^* , l’entreprise augmente son prix. Si le niveau courant du stock $\tau_{i,t}$ est nettement supérieur à l’objectif τ^* , l’entreprise baisse son prix. Sinon le prix reste inchangé.

$$p_{i,t} = \begin{cases} (1 + v\alpha)p_{i,t-1} & \text{si } \tau_{i,t} < 0.9\tau^*, \\ (1 - v\alpha)p_{i,t-1} & \text{si } \tau_{i,t} > 1.1\tau^*, \\ p_{i,t-1} & \text{sinon,} \end{cases} \quad (1)$$

avec :

- v la vitesse d’ajustement du prix, paramètre exogène commun à toutes les entreprises,
- α une variable aléatoire suivant une loi uniforme sur l’intervalle $[0, 1]$, calculée à chaque utilisation.

3.1.2 Procédure du *cost-plus-pricing*

Nous introduisons à présent dans le modèle une nouvelle procédure de détermination des prix, que nous nommons *cost-plus-pricing*. Selon cette procédure, chaque entreprise i détermine un objectif de prix $p_{i,t}^*$ en appliquant un markup constant μ_i au coût de production de la marchandise :

$$p_{i,t}^* = (1 + \mu_i)c_{i,t} \quad (2)$$

Le prix $p_{i,t}$ effectivement proposé par l’entreprise dépend de l’écart entre l’ancien prix $p_{i,t-1}$ et le nouvel objectif de prix $p_{i,t}^*$.

$$p_{i,t} = \begin{cases} (1 + v\alpha)p_{i,t-1} & \text{si } p_{i,t-1} < p_{i,t}^* \text{ et si } (1 + v\alpha)p_{i,t-1} < p_{i,t}^*, \\ (1 - v\alpha)p_{i,t-1} & \text{si } p_{i,t-1} > p_{i,t}^* \text{ et si } (1 - v\alpha)p_{i,t-1} > p_{i,t}^*, \\ p_{i,t}^* & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3)$$

avec, comme dans la procédure du *demand-based-pricing* :

- v la vitesse d’ajustement du prix, paramètre exogène commun à toutes les entreprises,
- α une variable aléatoire suivant une loi uniforme sur l’intervalle $[0, 1]$, calculée à chaque utilisation.

Cette procédure de fixation des prix est donc très proche du markup classique. Simplement, l’ajustement du prix n’est pas instantané — on introduit une certaine *viscosité* des prix qui vient ralentir l’ajustement. On suit ici Lavoie :

« Lorsque les coûts changent, il se peut que la marge bénéficiaire plutôt que le prix change. Tout dépend des stratégies poursuivies par les entreprises à chaque moment du temps. De fait, les travaux de Coutts, Godley et Nordhaus [1978] et ceux de Sylos Labini [1971] montrent que les entreprises ne répercutent les hausses de coût unitaire qu’elles subissent que de façon graduelle. » (Lavoie 2004, p. 49)

3.1.3 Choix de la procédure utilisée

L'introduction de la procédure du *cost-plus-pricing* ne signifie pas l'abandon de la procédure *demand-based-pricing*. En effet, la procédure du *demand-based-pricing* a constitué jusqu'à présent une heuristique satisfaisante pour la fixation des prix dans notre modèle. Même si cette procédure n'est pas explicitement orientée vers la réalisation du profit, on a observé qu'elle permettait aux entreprises qui l'utilisaient de réaliser en moyenne des profits.

En introduisant la procédure du *cost-plus-pricing*, on cherche à répondre à l'exigence théorique que nous nous sommes fixés : modéliser le plus fidèlement possible une économie d'entrepreneur. Cependant, à ce stade de développement du modèle, rien ne nous permet d'affirmer que la procédure du *cost-plus-pricing* constituera, pour chacune des entreprises, une procédure plus satisfaisante — plus profitable — que la procédure du *demand-based-pricing*. On laisse donc aux entreprises la possibilité de choisir entre ces deux procédures, et même de les combiner.

Notons :

- $\hat{p}_{i,t}$ la procédure de détermination du prix utilisée par l'entreprise i à la période t ,
- ν_i la propension de l'entreprise i à utiliser la procédure du *cost-plus-pricing*.

On a :

$$\hat{p}_{i,t} = \begin{cases} \textit{cost-plus-pricing} & \text{si } \alpha < \nu_i, \\ \textit{demand-based-pricing} & \text{sinon,} \end{cases} \quad (4)$$

avec α une variable aléatoire suivant une loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$, calculée à chaque utilisation.

Ainsi, si $\nu_i = 0$ l'entreprise utilisera exclusivement la procédure du *demand-based-pricing*, si $\nu_i = 1$ elle utilisera exclusivement la procédure du *cost-plus-pricing*, si $\nu_i = 0.5$ elle aura une probabilité égale d'utiliser l'une ou l'autre des deux procédures, *etc.*

3.1.4 Codage des stratégies

La stratégie de fixation des prix S_i de l'entreprise i est donc définie par deux paramètres réels :

$$S_i \begin{cases} \mu_i & \text{le markup recherché,} \\ \nu_i & \text{la propension à utiliser la procédure du } \textit{cost-plus-pricing}. \end{cases} \quad (5)$$

Ces paramètres constituent en quelque sorte le « patrimoine génétique⁸ » de l'entreprise. C'est ce « patrimoine génétique » qui doit être soumis à un algorithme génétique pour modéliser les capacités d'adaptation des entreprises.

Historiquement, les algorithmes génétiques privilégient un codage binaire des paramètres soumis au processus de sélection. Or, le codage binaire ne se justifie pas dans tous les cas.

« Pour des problèmes d'optimisation dans des espaces de grande dimension, le codage binaire peut rapidement devenir mauvais. Généralement, chaque variable est représentée par une partie de la chaîne de bits et la structure du problème n'est pas bien reflétée, l'ordre des variables ayant une importance dans la structure du chromosome alors qu'il n'en a pas forcément dans la structure du problème. Les algorithmes génétiques utilisant des vecteurs réels (...) évitent ce problème en conservant les variables du problème dans le codage de l'élément de population sans passer par le codage binaire intermédiaire. La structure du problème est conservée dans le codage. » (Alliot et Durand 2005, pp. 2-3)

Dans notre cas, les deux paramètres définissant la stratégie de l'entreprise sont des variables réelles et c'est ainsi que nous choisissons de les coder. Ce faisant, nous prenons une première liberté par rapport à la métaphore biologique sur laquelle s'appuie les algorithmes génétiques pour nous rapprocher des « stratégies évolutionnaires », technique très voisine mais que nous jugeons plus adaptée à la modélisation de la dynamique de comportements économiques et sociaux.

⁸Pour Nelson et Winter (1982) :

« The tendency for such routines to be maintained over time plays in our theory the role that genetic inheritance plays in the theory of biological evolution. » (Nelson et Winter 1982, p. 142)

« In the field of technical optimisation, genetic algorithms and evolutionary strategies are still used for different applications, contrastingly, computational economists only use genetic algorithms. The literature does not provide a reason for this neglect of evolutionary strategies. Originally there has been one major difference between the two approaches: evolutionary strategies require the variables that are to be optimised to be real values, while genetic algorithms require a binary coding. This had, of course, some consequences for the modelling of mutations and crossovers. (...) Hence, the coding of variables is the basic difference between genetic algorithms and evolutionary strategies. Therefore, in technical optimisation, which of the two approaches are used depends on which coding is more adequate for the given problem. In contrast, in economics only genetic algorithms are used and recently authors have started to adapt genetic algorithms to the use of real values instead of the binary coding. It seems as if computational economics are simply throwing away half the available options. » (Brenner 2006, p. 916)

3.2 Evaluation

Selon la terminologie propres aux algorithmes génétiques, on nomme *fitness* (efficacité) la fonction que l'algorithme doit maximiser.

Dans notre cas, l'objectif du processus d'adaptation auquel sont soumises les entreprises est la maximisation de leur profitabilité. Comme dans la version actuelle du modèle toutes les entreprises sont de même taille, la profitabilité de l'entreprise i à la date t est simplement la somme des dividendes Div_i versés par l'entreprise au cours des δ derniers mois.

$$Pro_{i,t} = \sum_{j=1}^{\delta} Div_{i,t-j} \quad (6)$$

La durée δ doit être suffisamment grande pour que la profitabilité reflète l'efficacité moyenne de la stratégie de l'entreprise plutôt que les aléas de court terme, mais pas trop grande pour permettre à l'entreprise de modifier sa stratégie assez fréquemment.

Lorsque la stratégie d'une entreprise est trop récente pour être évaluée (soit parce que l'entreprise a modifié sa stratégie depuis moins de δ mois, soit

parce que l'entreprise elle-même a été créée il y a moins de δ mois) l'entreprise est exclue du processus d'adaptation. Non seulement elle-même n'évolue pas, mais elle est ignorée des entreprises soumises au processus d'adaptation.

3.3 Sélection

L'opérateur de sélection est un opérateur important des algorithmes génétiques classiques. C'est cet opérateur qui détermine quels individus de la population vont *survivre*, lesquels vont *se reproduire*, lesquels vont *disparaître*.

Il faut souligner que dans notre cas, les individus soumis au processus de sélection ne sont pas des êtres vivants, ni même des organisations, mais des stratégies. La métaphore darwinienne de la sélection naturelle rencontre donc une nouvelle limite : ici, l'opérateur de sélection détermine les stratégies qui seront *conservées*, celles qui seront *imitées*, celles qui seront *abandonnées*⁹.

3.3.1 Opérateur de sélection

Pour Vallée et Yildizoglu (2001), une méthode fréquemment utilisée est celle de la roue de loterie biaisée (*roulette wheel selection*). Avec cette méthode, la probabilité de survivre et de se reproduire de chaque individu est directement proportionnelle à son efficacité relative au sein de la population.

Une autre méthode est celle du tournoi (*tournament selection*). Avec cette méthode, un petit groupe d'individus est sélectionné au hasard. Leur efficacité est comparée. Les individus les plus efficaces du groupe sont autorisés à se reproduire, tandis que les moins efficaces sont éliminés.

C'est de cette seconde méthode que nous nous inspirons, parce que son usage est adaptée à la modélisation d'un apprentissage social décentralisé, alors que la méthode de la roue de loterie biaisée repose sur l'hypothèse implicite d'une confrontation de chaque individu avec tous les autres.

3.3.2 Implémentation

La taille du groupe d'individus sélectionnés pour participer au tournoi est un facteur important. Plus il est grand, il est plus sélectif, donc plus efficace à court terme, mais cette efficacité s'obtient au détriment de l'hétérogénéité de

⁹« That processes of innovation and imitation bring about change in firm's routines should be kept in mind when thinking about economic selection : it is important to distinguish between selection on firms and selection on routines. » (Nelson et Winter 1982)

la population. De plus, augmenter la taille de la sélection revient à confronter directement un plus grand nombre d'individus, et donc à se rapprocher d'un modèle d'apprentissage centralisé.

Notons A et B les entreprises les plus profitables d'une sélection, C l'entreprise la moins profitable de cette sélection. Notons S_A , S_B et S_C les stratégies de fixation des prix de chacune de ces entreprises.

Toutes les entreprises de la sélection sont satisfaites de leur stratégie — ce n'est sans doute pas la meilleure, mais ce n'est pas la pire — à l'exception de l'entreprise C . L'entreprise C va abandonner sa stratégie et adopter une nouvelle stratégie inspirée des stratégies S_A et S_B .

3.4 Imitation

Par l'imitation des stratégies dont elle observe la supériorité, l'entreprise la moins efficace de la sélection tente d'améliorer ses propres résultats.

Si l'entreprise C imitait simplement l'un ou l'autre des individus les plus efficaces de la sélection, aucune stratégie nouvelle ne pourrait être atteinte et on observerait une convergence progressive vers le meilleur individu de la population dont la stratégie ne pourrait être dépassée.

C'est pourquoi on suppose que l'entreprise C se forge un modèle croisant les caractéristiques des stratégies des entreprises S_A et S_B .

3.4.1 Opérateur de croisement

L'opérateur de croisement d'un algorithme génétique associe deux individus efficaces (*parents*) pour donner naissance à un troisième (*offspring*) qui combine leurs caractéristiques pour une efficacité qu'on espère supérieure. S'il existe de très nombreuses façons de combiner les caractéristiques des parents, toutes se résument à des procédures d'exploration stochastique de l'espace des solutions, exploration locale aux alentours de l'intervalle séparant les deux parents. Cette exploration locale est souvent nommée *exploitation*, parce qu'elle exploite les informations données par la position des parents dans l'espace des solutions, le terme d'*exploration* désignant alors plutôt l'exploration lointaine de l'espace des solutions.

La métaphore génétique a conduit les pionniers de la discipline à utiliser des procédures inspirées du *crossover* des chromosomes pour créer un individu héritant des caractéristiques de chacun des parents. S'appuyant sur un codage

binaire, l'utilisation de telles procédures paraît très difficile à justifier pour la modélisation de l'adaptation d'agents tels que des entreprises.

« Recoding non-binary values binary and using genetic algorithms thereafter, as it is sometimes done in literature, seem to be inadequate since it increases the distortion between psychological knowledge on learning and the dynamics of the resulting model. »
(Brenner 2006, p. 940)

Là encore, il faut se dégager des contraintes imposées par la métaphore génétique. Comme on a choisit un codage réel des paramètres, on choisit donc de construire un opérateur de croisement à codage réel, basé sur la moyenne des caractéristiques des parents.

3.4.2 Implémentation

On calcule la stratégie S_G , barycentre des stratégies S_A et S_B , pondérées par un facteur α :

$$S_G = \alpha S_A + (1 - \alpha) S_B \quad (7)$$

avec α une variable aléatoire suivant une loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$, calculée à chaque utilisation.

La stratégie S_G est donc aléatoirement située, dans l'espace des paramètres définissant les stratégies des entreprises, sur le segment de droite $[S_A, S_B]$. La présence du facteur aléatoire α permet d'accroître la diversité des stratégies générées en explorant l'intervalle des stratégies intermédiaires entre les deux stratégies modèles.

3.5 Innovation

Si l'entreprise C adoptait simplement la stratégie S_G , la population des entreprises ne pourrait jamais explorer les stratégies situées en dehors de l'enveloppe convexe des stratégies existantes. Les entreprises doivent donc non seulement imiter, mais aussi innover en inventant de nouvelles stratégies.

« There is no reason to believe that at any time the "habitual reactions" of extant firms include the reaction patterns that are the best in a broader set of possibilities. As Alchian has stated, selection works on what exists, not on the full set of what is feasible. Further, even habitual reactions that are close to maximizing under one set of economic conditions may not be under another.

Thus, in models involving an extended process of selection among an initial set of behavioral routines, firms whose behavior would be profit maximizing under conditions of a given time may be eliminated by competition at an earlier stage, under conditions for which their behavior was not optimal.

To fill in the ranks of behavior patterns decimated by competitive struggles of earlier times, or to make possible the appearance of entirely new patterns, some mechanism analogous to genetic mutation must be posited. Otherwise, selection can only bring about the dominance of the best of the patterns that started the contest, or even the less maladapted of the survivors of some early stage. Innovation resulting from search by extant firms, and entry of new firms following new routines, play this role in our models. » (Nelson et Winter 1982, p. 142)

3.5.1 Opérateur de mutation

Dans un algorithme génétique classique, c'est le rôle de l'opérateur de mutation que de permettre l'exploration de solutions que l'opérateur de croisement n'aurait pas permis d'atteindre :

« La mutation est traditionnellement considérée comme un opérateur marginal bien qu'elle confère en quelque sorte aux algorithmes génétiques la propriété d'ergodicité (i.e. tous les points de l'espace de recherche peuvent être atteints). Cet opérateur est donc d'une grande importance. Il a de fait un double rôle : celui d'effectuer une recherche locale et/ou de sortir d'une trappe (recherche éloignée). » (Vallée et Yildizoglu 2001, p. 6)

Toutefois, on associe généralement une probabilité faible à l'opérateur de mutation d'un algorithme génétique classique (Vallée et Yildizoglu 2001, Chinneck 2006). En effet, comme l'algorithme classique est conçu pour la recherche de l'optimum global d'une fonction statique, une de ses qualités essentielles doit être sa capacité à converger. L'opérateur de mutation, s'il est trop puissant, peut contrarier la convergence de l'algorithme.

« (...) dans les problèmes à variable réelle, l'opérateur de mutation consiste généralement à ajouter un bruit gaussien à l'élément de population concerné. Le problème est de bien choisir ce bruit

gaussien. S'il est trop petit, les déplacements dans l'espace sont insuffisants en début de convergence, et l'algorithme peut rester bloqué dans un optimum local. Si le bruit est trop fort, l'AG trouvera certes une zone contenant l'optimum, mais sera incapable de converger localement. » (Alliot et Durand 2005, p. 16)

La solution générale consiste donc à privilégier la recherche locale (*l'exploitation*) au détriment de la recherche globale (*l'exploration*) en affaiblissant l'opérateur de mutation et à définir au mieux la population initiale en s'efforçant de cerner la solution recherchée. Si on ne sait pas où se trouve la solution, il faut alors répartir cette population le plus largement possible.

« Le choix de la population initiale est important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global. Dans le cas où l'on ne connaît rien du problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur tout le domaine de recherche. » (Alliot et Durand 2005, p. 1)

Comme la capacité d'exploration globale de l'algorithme dépend de la répartition initiale de la population, elle s'affaiblit nécessairement au fur et à mesure de la convergence. Si cette perte de capacité constitue un inconvénient lorsque l'AG est utilisé comme méthode de recherche d'optimum dans un paysage complexe mais figé, elle devient selon nous franchement rédhibitoire lorsque l'AG est utilisé pour modéliser les capacités d'adaptation d'une population d'agents autonomes en concurrence dans un environnement macroéconomique.

« In macroeconomic environments, agents' heterogenous beliefs and decisions affect the levels of endogenously determined prices which in turn affect agents' payoffs and performance of different decision rules over time. This self-referential character of these economies is the main distinction between these environments and other economic applications of these algorithms. » (Arifovic 2000)

L'introduction de capacités supérieures d'adaptation des agents s'avère être un facteur d'accroissement de la complexité du système, qui évolue avec les agents qui le composent.

« If heterogeneous agents (or heterogeneous strategies or expectations) adjust continually to the overall situation they together create, then they adapt within an "ecology" they together create.

And in so adapting, they change that ecology. So providing we use “evolution” in the broadest sense of the word, which I interpret as elements adapting their state to the situation they together create, we see that in this sense evolution emerges naturally from the very construction of such modeling. » (Arthur 2006, p. 1556)

« The rugged nature of this landscape is its complexity, a complexity that is multiplied if it too is changing, perhaps as a function of the strategic complexity that occurs if the design has also to account for the interacting agents’ patterns of behavior changing as a result: the biologist’s *co-evolution*. » (Marks 2006, p. 1345)

Cette co-évolution permanente du système et de ses composants vient renforcer le contexte d’incertitude radicale. Les termes du problème posé aux agents sont sans cesse renouvelés par l’action même des agents pour résoudre le problème. Les algorithmes génétiques, conçus à l’origine pour explorer un espace de solutions complexe mais stable, rencontrent ici leur limite. En effet, si l’algorithme n’est capable de converger qu’une seule fois, alors les agents qui peuplent le modèle sont adaptatifs au début de la simulation, puis perdent cette capacité avec le temps.

Si l’on veut au contraire que les capacités d’adaptation des agents soient maintenues tout au long de la simulation, les processus de convergence doivent être réversibles. Une telle réversibilité paraît très difficile à obtenir à l’aide d’un opérateur de mutation classique.

Une fois encore, nous devons faire l’effort de nous dégager de la métaphore génétique qui conduit à déléguer l’exploration de l’espace des paramètres à un opérateur de mutation strictement stochastique.

3.5.2 La méthode du simplexe de Nelder-Mead

Pour sortir du dilemme *exploration* contre *exploitation*, nous proposons d’utiliser un nouvel opérateur de mutation inspiré de l’algorithme du simplexe de Nelder et Mead (1965). Cet algorithme est une méthode de recherche directe robuste, facile à programmer et rapide (Chelouah et Siarry 2003). Surtout, il présente deux caractéristiques communes avec les algorithmes génétiques (Durand et Alliot 1999) :

- Il est basé sur une population de points plutôt que sur un point unique ;
- Il utilise les résultats de la fonction à optimiser plutôt que sa dérivée.

Du fait de ces caractéristiques communes de l’algorithme du simplexe avec les algorithmes génétiques, on ne compte pas les tentatives de construire des algorithmes hybrides associant les deux méthodes¹⁰. Néanmoins, la méthode du simplexe est généralement utilisée pour renforcer les capacités de recherche locale de l’algorithme, tandis que la recherche globale reste confiée à l’algorithme génétique.

Nous nous proposons au contraire d’emprunter à la méthode du simplexe les principes de ses principaux opérateurs (*réflexion*, *expansion*, *contraction*) pour définir un opérateur de recherche globale plus « intelligent » que l’opérateur de mutation gaussien propre aux algorithmes génétiques traditionnels. On peut dès lors renforcer l’appel à cet opérateur et maintenir ainsi les capacités d’adaptation des entreprises tout au long des simulations¹¹.

3.5.3 Implémentation

On calcule la stratégie S'_C , image de la stratégie S_C par l’homothétie h de centre S_G et de rapport $-k$, k étant une variable aléatoire suivant une loi exponentielle. La variable k est recalculée à chaque adaptation. La figure 1 page 35 donne une représentation de la procédure d’adaptation d’une stratégie dans un espace à deux dimensions.

Par rapport à l’opérateur de mutation d’un algorithme génétique classique, le nouvel opérateur que nous venons de définir comporte deux améliorations importantes, apportées par le principe de *réflexion* emprunté à l’algorithme du simplexe :

- Il oriente la recherche : Alors que l’opérateur de mutation basé sur un bruit gaussien exerce son action dans toutes les directions, notre opérateur oriente la recherche dans une direction privilégiée. En adoptant la stratégie S'_C , l’entreprise C fait l’hypothèse que les entreprises A et B lui donnent la direction dans laquelle existent des stratégies supérieurement profitables.
- Il adapte l’amplitude de la recherche : plus la stratégie S_C est éloignée du barycentre S_G de ses modèles S_A et S_B , plus l’agent C aura tendance à chercher sa nouvelle stratégie loin au-delà de S_G . Inversement, si la

¹⁰ Voir par exemple Renders et Flasse (1996), Durand et Alliot (1999), Chelouah et Siarry (2003).

¹¹ Desell, Szymanski, et Varela (2008) développent un algorithme hybride très proche de celui que nous proposons ici, bien que pour un usage complètement différent — la modélisation de la Voie Lactée au moyen de calcul distribué volontaire.

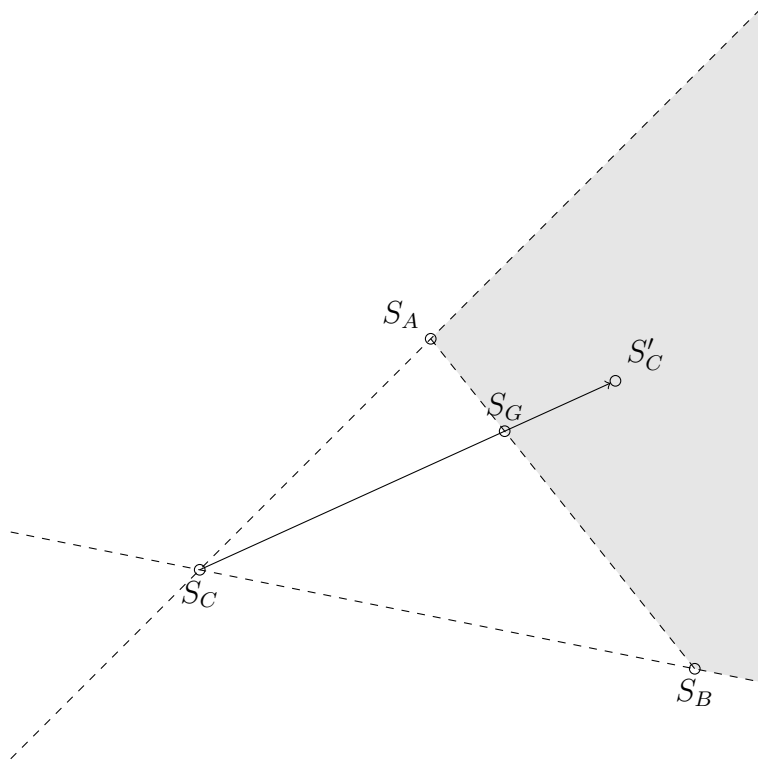


FIG. 1 – Exemple d’adaptation : l’entreprise C abandonne la stratégie S_C pour adopter la stratégie S'_C , située au-delà du segment $[S_A, S_B]$. La zone grisée — qu’il faut imaginer se poursuivant à l’infini vers la droite entre les droites (S_C, S_A) et (S_C, S_B) — représente l’ensemble des stratégies susceptibles d’être adoptées par l’entreprise C en prenant les stratégies des entreprises A et B pour modèles.

distance entre S_C et S_G est faible, la recherche sera plus locale.

Néanmoins, le principe de *réflexion*, s'il est basé sur une homothétie de rapport $-k$ constant, est insuffisant. Avec $k < 1$, l'algorithme connaît une perte « d'énergie » à chaque adaptation, la convergence est irréversible. Inversement, avec $k > 1$, le niveau « d'énergie » de l'algorithme croît à chaque adaptation, la convergence est impossible.

L'algorithme de Nelder-Mead intègre des opérateurs supplémentaires d'*expansion* et de *contraction* lui permettant d'adapter dynamiquement son « énergie » exploratoire à la situation. Dans notre algorithme, l'introduction de la variable stochastique k vient jouer ce rôle en dotant l'opérateur de mutation de capacités d'*expansion* (lorsque $k > 1$) et de *contraction* (lorsque $k < 1$). La variable k peut être considérée comme la mesure de l'audace de l'entreprise, audace qui l'amène à dépasser la stratégie modèle S_G .

3.5.4 Gestion des contraintes

Tel que nous l'avons défini, l'opérateur de mutation peut conduire à l'invention de stratégies non admissibles.

« (...) en cherchant un maximum faisable, l'algorithme génétique peut au cours du processus de recherche créer des solutions non admissibles, solutions qui violeraient au moins l'une des contraintes. Il n'est jamais simple de traiter ces problèmes. La solution passe en général par l'utilisation d'une fonction de fitness à pénalité. L'efficacité d'une solution non admissible est automatiquement réduite. » (Vallée et Yildizoglu 2001, p. 7)

Dans notre modèle, la propension à utiliser la technique du *cost-plus-pricing* ne devrait pas sortir de l'intervalle [0%–100%]. On choisit de pénaliser très sévèrement une stratégie qui sortirait de cet intervalle, la fonction de fitness d'une telle stratégie renvoyant systématiquement 0. Ainsi, lorsqu'une telle stratégie participe à un tournoi, elle est automatiquement perdante, et l'entreprise doit s'adapter en prenant modèle sur deux stratégies restées dans l'espace des solutions admissibles.

3.6 Taux d'adaptation

Chaque mois, le processus d'adaptation (sélection, imitation, innovation) est appliqué à un nombre N_a d'entreprises sélectionnées aléatoirement parmi

les N entreprises peuplant la simulation. Toutefois, on a vu que doivent être exclues du processus les entreprises dont la stratégie est trop récente — adoptée depuis moins de δ mois — pour être évaluée. Il faut donc choisir N_a assez petit pour maintenir un vivier d'entreprises adaptables suffisamment important au sein de la population totale.

Posons :

- $N = 250$,
- $\delta = 48$,
- $N_a = 2$.

En 48 mois, 96 entreprises auront donc adapté leur stratégie et il restera 154 entreprises adaptables. Le taux mensuel d'adaptation est donc relativement faible. A chaque période, la plupart des firmes sont satisfaites de leur profit courant — elles ne cherchent pas à maximiser.

« (...) the firm operates at all times with a status quo policy, the profitability of which it inexactly compares, from time to time, with individual alternatives that present themselves by processes not entirely under its control — changing policies when the comparison favors the presented alternative over the status quo. »
(Nelson et Winter 1982, p. 31)

La relative faiblesse du taux d'adaptation ne signifie pas que les entreprises restent passives face aux variations de court terme de leur environnement : à chaque période, on l'a vu, les entreprises tiennent compte du niveau de leurs stocks d'inventus et du niveau de leurs coûts pour le nouveau prix. Les fonctions de réaction (les heuristiques) des entreprises sont donc stables à court terme, tandis qu'elles évoluent sur le long terme sous l'action de l'algorithme évolutionnaire (la méta-heuristique).

« Winter (1971) made the connection to the work of the behavioralists, proposing that the observed role of simple decision rules as immediate determinants of behavior, and operation of the satisficing principle in the search process for new rules, provided the required genetic mechanism. » (Nelson et Winter 1982, p. 42)

3.7 Cas des faillites et des créations d'entreprises

L'algorithme évolutionnaire développé jusqu'ici pour modéliser l'adaptation des entreprises s'exerce sur les stratégies des entreprises et non sur les

entreprises elles-mêmes. Ce sont les stratégies décevantes qui disparaissent et les stratégies satisfaisantes qui se reproduisent, tandis que les entreprises décevantes ne font que s'adapter.

Néanmoins, ainsi que Nelson et Winter (1982, p. 142-143) l'ont souligné, à ce mécanisme d'adaptation se superpose un mécanisme de sélection plus radical, plus proche du mécanisme de sélection naturelle : l'élimination des entreprises qui ne sont pas profitables. Dans notre modèle, lorsqu'une entreprise est incapable de rembourser ses dettes à l'échéance, la banque peut refuser de lui accorder de nouveaux prêts. L'entreprise disparaît alors, entraînant avec elle la disparition de la stratégie qui l'a amenée à sa perte. Ce mécanisme de sélection fondé sur la solvabilité et exercé par la banque, vient compléter le premier mécanisme fondé sur la rentabilité et exercé par les entreprises elles-mêmes.

De façon symétrique, la création de nouvelles entreprises suppose l'apparition de nouvelles stratégies. Parce que la nouvelle entreprise n'a pas de passé, on ne dispose pas de stratégie décevante à qui appliquer le principe de réflexion. On utilise alors une version plus courte de notre algorithme pour déterminer la stratégie initiale du nouvel arrivant. L'algorithme reste le même jusqu'à la définition du comportement modèle moyen S_G défini par l'équation 7 page 30. C'est ce comportement S_G qui est tout simplement adopté par la firme entrante, sans aucune autre mutation.

4 Remarques et conclusion

L'introduction dans le modèle de l'algorithme que nous venons de définir n'est pas sans conséquence sur la nature du système modélisé. Avant d'éprouver par la simulation le modèle ainsi modifié, il est nécessaire de préciser clairement le rôle donné à cet algorithme.

4.1 Un algorithme pas très génétique

Les algorithmes génétiques sont des instruments d'optimisation de fonctions pour lesquelles des méthodes exactes ne peuvent être mise en oeuvre. Bien qu'ils aient été conçus à l'origine pour l'exploration d'espace de recherche statiques, ils sont souvent utilisés pour modéliser les processus d'apprentissage dans le contexte macroéconomique dont on a vu qu'il est susceptible d'être rendu mouvant du fait même de la mise en oeuvre de ces

processus.

« The GA was developed and pioneered by computer scientists and engineers who were intent on solving optimization problems exhibiting rugged landscapes. Although it was at first used only where these were static, where the landscape did not change as the process of genetic “learning” took place, it also turned out to be well suited to simulating and solving problems where the environment was changing. When the individual agents modeled by the GA are competing against each other, the GA is modeling the process of co-evolution. » (Marks 2006, p. 1345)

Cependant, cet usage peut donner lieu à des confusions.

« Chattoe (1998) argues that GA applications in economics confuse the role of the GA as instrumental in searching the solution space and its role as a description of firms’ decision-making and individual learning » (Marks 2006, p. 1346)

Pour notre part, la recherche d’un algorithme capable de doter les entreprises de capacités permanentes d’adaptation dans un contexte macroéconomique dynamique et complexe nous conduit à penser que les algorithmes génétiques ne sont pas — du moins dans leur version classique — adaptés à cet objectif.

Nous proposons d’affirmer la distinction entre la classe des algorithmes génétiques classiques orientés vers la recherche d’un optimum global dans paysage complexe mais figé, et une nouvelle classe d’algorithmes évolutionnaires spécifiquement orientés vers la modélisation d’agents adaptatifs, algorithmes héritiers des précédents mais se dégageant de la métaphore génétique :

- en utilisant un codage réel des paramètres plutôt qu’un codage binaire,
- en s’appuyant sur des métaphores psychologiques et sociales (imitation et innovation) plutôt que biologiques (reproduction et mutation),
- en mettant en oeuvre une exploration orientée — ou intelligente — de l’espace des solutions plutôt qu’une exploration purement stochastique,
- en favorisant le maintien des capacités d’adaptation de la population plutôt qu’une convergence irréversible.

4.2 Un algorithme basé sur le principe du tâtonnement sélectif

Pour Simon (1962) les processus d'évolution biologique et de résolution de problème sont tous deux des processus itératifs à base d'essais et d'erreurs, à la différence notable que, dans le cas de la résolution de problème, ce processus n'est pas complètement aléatoire, mais utilise les informations tirées des succès et échecs passés pour orienter la recherche dans les directions les plus prometteuses.

« [In human problem-solving processes,] the trial and error is not completely random or blind ; it is, in fact, rather highly selective. The new expressions that are obtained by transforming given ones are examined to see whether they present progress toward the goal. Indications of progress spur further search in the same direction; lack of progress signals the abandonment of a line of search. Problem solving requires *selective* trial and error.

[...] human problem solving, from the most blundering to the most insightful, involves nothing more than varying mixtures of trial and error and selectivity. The selectivity derives from various rules of thumb, or heuristics, that suggest which paths should be tried first and which leads are promising. » (Simon 1962, p. 472-473)

Le principe du tâtonnement sélectif — qui évoque pour nous le « tâtonnement dirigé » identifié par Piaget (1936) au cinquième stade de la naissance de l'intelligence de l'enfant, celui de « la découverte de moyens nouveaux par expérimentation active » — est celui qui commande l'algorithme du simplexe de Nelder-Mead et lui confère sa remarquable capacité d'adaptation.

« (...) the simplex adapts itself to the local landscape, elongating down long inclined planes, changing direction on encountering a valley at an angle, and contracting in the neighbourhood of a minimum. » (Nelder et Mead 1965, p. 308)

Les tests que nous avons menés sur des fonctions statiques (fonctions de benchmark de Rosenbrock et de Himmelblau) montrent qu'en greffant ce principe de tâtonnement sélectif sur le corps de l'algorithme évolutionnaire, nous avons réussi à transférer à ce dernier les capacités d'élongation, de réorientation et de contraction de l'algorithme du simplexe.

L'utilisation de cet algorithme dans le contexte dynamique d'une macro-économie complexe (Seppecher 2010b) montre qu'il permet de modéliser de façon satisfaisante les capacités d'adaptation des entreprises pour la détermination de leurs stratégies de fixation des prix. On verra ainsi la population des entreprises, concentrée dans une étroite région de l'espace des paramètres, laisser quelques éclaireurs explorer prudemment son voisinage, puis, lorsque des solutions prometteuses sont trouvées, se mettre peu à peu en mouvement dans leur direction à la faveur d'une multiplication d'innovations et d'adoptions — processus permettant d'observer, au niveau macroéconomique, les caractéristiques courbes « en S » de diffusion des innovations décrites par Rogers (1995).

4.3 Un algorithme d'apprentissage social

A la suite de nombreux auteurs, nous avons jusqu'ici employé indifféremment “apprentissage” et “adaptation” comme deux notions équivalentes au niveau d'abstraction où nous place l'usage d'algorithmes évolutionnaires. Selon nous, ces deux notions peuvent néanmoins être distinguées par le niveau auquel l'algorithme évolutionnaire est introduit dans le modèle.

En effet, un algorithme évolutionnaire d'apprentissage peut être introduit dans un modèle économique à deux niveaux différents : au niveau de chaque individu ou au niveau de la population.

« One dimension in which [learning algorithms] can be distinguished is the level at which learning is modeled. The two basic possibilities are the individual and the population level (...) With individual learning an agent learns exclusively on the basis of his own experience, whereas population or social learners base themselves on the experience of other players as well (...) The difference between these two approaches to modeling learning is often neglected (...) the choice of the computational tools to be used should be influenced by an understanding of the underlying dynamics of the processes to be modeled. » (Vriend 2000, p. 1)

L'algorithme évolutionnaire que nous venons de construire se situe clairement à un niveau social. Les entreprises ne disposent d'aucun dispositif d'apprentissage autonome. En particulier, elles n'accumulent aucune expérience, ne conservent aucune trace de leurs actions passées et de leurs résultats. Dans notre modèle, les entreprises sont simplement adaptatives.

En revanche, au niveau social, la dynamique de l'algorithme évolutionnaire mis en oeuvre par les procédures d'imitation et d'innovation des agents conduit à la formation d'une bibliothèque de stratégies associées à des performances. Cette bibliothèque est sans cesse mise à jour par la réévaluation de chacune des stratégies, le retrait des moins performantes et l'introduction de nouvelles. Les entreprises ont donc, même avec un accès restreint à cette bibliothèque¹², une connaissance du marché qu'elles ne pourraient atteindre par un apprentissage individuel. Inversement, parce que cette bibliothèque n'est pas universelle, même si on permettait à chaque entreprise d'accéder directement à son ensemble, cette connaissance étendue du marché resterait limitée et ne saurait dissiper l'incertitude endogène du modèle.

« What an individual learns in an organization is very much dependent on what is already known to (or believed by) other members of the organization and what kinds of information are present in the organizational environment. As we shall see, an important component of organizational learning is internal learning — that is, transmission of information from one organizational member or group of members to another. Individual learning in organizations is very much a social, not a solitary, phenomenon. »
(Simon 1991, p. 125)

4.4 Un système adaptatif complexe

Les premières versions de notre modèle d'économie monétaire étaient peuplées d'agents purement réactifs. Ces agents étaient dotés de règles de réaction simples, communes à tous, fixées de façon exogène par le modélisateur.

Pourtant, dès ces premières versions, le modèle était celui d'une économie complexe, car il présentait, au niveau macroéconomique, des comportements émergents, c'est-à-dire des comportements qu'on ne pouvait déduire de la connaissance des propriétés des agents considérés isolément¹³. Parmi

¹² Cette restriction découle de l'utilisation de la méthode du tournoi pour l'implémentation de l'opérateur de sélection. Voir section 3.3.1, page 28.

¹³ « Roughly, by a complex system I mean one made up of a large number of parts that interact in a nonsimple way. In such systems, the whole is more than the sum of the parts, not in an ultimate, metaphysical sense, but in the important pragmatic sense that, given the properties of the parts and the laws of their interaction, it is not a trivial matter to infer the properties of the whole. » (Simon 1962, p. 468)

ces comportements macroscopiques émergents, la stabilité de long terme de la répartition du revenu entre salaires et profits nous a paru particulièrement intéressante et nous avons voulu l'éprouver par une série d'expérimentations, infligeant au système des chocs exogènes variés et étudiant ses réactions (Seppecher 2009, Seppecher 2010a, Seppecher 2010c).

La question que nous nous posons à présent est de savoir dans quelle mesure cette stabilité de la répartition du revenu entre salaires et profits peut être imputée aux hypothèses simplificatrices mobilisées pour la modélisation du comportement des agents. Parmi ces hypothèses, celle d'entreprises orientées vers la gestion de flux et de stocks réels nous a paru la plus fragile, et nous avons décidé de la remplacer par celle d'entreprises orientées vers la réalisation d'un profit monétaire maximal. Ce faisant, nous avons constaté les difficultés insurmontables posées par la notion de maximisation dans le contexte d'incertitude propre aux économies complexes.

Plutôt que de nous résoudre à remplacer simplement une règle de comportement exogène par une autre un peu plus réaliste mais tout aussi exogène, nous avons alors décidé de confier aux entreprises elles-mêmes la responsabilité d'élaborer les stratégies de fixation de prix les plus profitables. Pour cela nous avons développé un algorithme évolutionnaire, inspiré des algorithmes génétiques, mais spécifiquement orienté vers la modélisation des capacités d'adaptation des agents par un processus social d'imitation et d'innovation. Ainsi, les entreprises peuplant le modèle peuvent-elles être maintenant considérées comme des agents adaptatifs, au moins pour ce qui est de leur comportement de fixation des prix.

« [An agent is adaptive if] the actions of the agent in its environment can be assigned a value (performance, utility, payoff, fitness, or the like); [and if] the agent behaves so as to increase this value over time. » (Holland et Miller 1991, p. 365)

Toutefois, en introduisant des agents adaptatifs dans le système, la nature de celui-ci est modifiée, car des phénomènes de co-évolution du système et de ses composants sont susceptibles d'émerger du système adaptatif complexe ainsi formé.

« A complex adaptive system, then, is a complex system containing adaptive agents, networked so that the environment of each adaptive agent includes others agents in the system. » (Holland et Miller 1991, p. 365)

Si les nouvelles entreprises dont nous peuplons le modèle sont donc plus « intelligentes » que les précédentes, elles devront par là même affronter un environnement plus complexe et plus incertain. A travers les simulations, l'étude de l'évolution de leurs stratégies de fixation des prix et des conséquences macroscopiques pour la répartition des revenus entre salaires et profits n'en sera que plus intéressante.

Références

- ALLIOT, J.-M., ET N. DURAND (2005) : “Algorithmes génétiques”, Centre d’Etudes de la Navigation Aérienne.
- ARIFOVIC, J. (2000) : “Evolutionary Algorithms in Macroeconomic Models”, *Macroeconomic Dynamics*, pp. 373–414.
- ARTHUR, W. B. (2006) : “Out-of Equilibrium Economics and Agent-Based Modeling”, dans *Handbook of computational economics*, ed. L. Tesfatsion, et K. L. Judd, vol. 2. Elsevier/North-Holland, Amsterdam.
- BRENNER, T. (2006) : “Agent Learning Representation - Advice in Modeling Economic Learning”, dans *Handbook of computational economics*, ed. L. Tesfatsion, et K. L. Judd, vol. 2, chap. 18, pp. 895–947. Elsevier/North-Holland, Amsterdam.
- CHATTOE, E. (1998) : “Just How (Un)realistic are Evolutionary Algorithms as Representations of Social Processes?”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(3).
- CHELOUAH, R., ET P. SIARRY (2003) : “Genetic and Nelder-Mead algorithms hybridized for a more accurate global optimization of continuous multimimima functions”, *European Journal of Operational Research*, 148, 335–348.
- CHINNECK, J. W. (2006) : “Heuristics for Discrete Search : Genetic Algorithms and Simulated Annealing”, Carleton University, Ottawa.
- DAVIDSON, P. (2003) : “Quels sont les éléments essentiels de la théorie monétaire post-keynésienne?”, dans *Théories monétaires Post Keynésiennes*, ed. P. Piégay, et L.-P. Rochon. Economica, Paris.
- DAWID, H., S. GEMKOW, P. HARTING, ET M. NEUGART (2009) : “On the Effects of Skill Upgrading in the Presence of Spatial Labor Market Frictions : An Agent-Based Analysis of Spatial Policy Design”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(4), 5.
- DELLI GATTI, D., E. GAFFEO, ET M. GALLEGATI (2010) : “Complex agent-based macroeconomics : a manifesto for a new paradigm”, *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 5(1), 5.
- DESELL, T., B. SZYMANSKI, ET C. VARELA (2008) : “An asynchronous hybrid genetic-simplex search for modeling the Milky Way galaxy using volunteer computing”, dans *GECCO’ 08 : Proceedings of the 10th annual*

- Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, pp. 921–928, New York, USA. ACM.
- DOSI, G., G. FAGIOLO, ET A. ROVENTINI (2005) : “Animal Spirits, Lumpy Investment, and Endogenous Business Cycles”, LEM papers series, Laboratory of Economics and Management (LEM), Sant’Anna School of Advanced Studies, Pisa, Italy.
- (2008) : “Schumpeter Meeting Keynes : A Policy-Friendly Model of Endogenous Growth and Business Cycles”, Working Papers 50, Università di Verona, Dipartimento di Scienze economiche.
- DUFFY, J. (2006) : “Agent-Based Models and Human Subject Experiments”, dans *Handbook of computational economics*, ed. L. Tesfatsion, et K. L. Judd, vol. 2, chap. 19, pp. 949–1011. Elsevier/North-Holland, Amsterdam.
- DUNN, S. P. (2001) : “Bounded rationality is not fundamental uncertainty : a post keynesian perspective”, *Journal of Post-Keynesian Economics*, 23(4), 567–587.
- DURAND, N., ET J.-M. ALLIOT (1999) : “A Combined Nelder-Mead Simplex and Genetic Algorithm”, dans *GECCO’ 99 : Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp. 921–928, Orlando, FL, USA. Morgan Kaufmann.
- FARMER, J. D., ET J. GEANAKOPOLOS (2009) : “The virtues and vices of equilibrium and the future of financial economics”, *Complexity*, 14(3).
- GLOVER, F. (1986) : “Future paths for integer programming and links to artificial intelligence”, *Computers & Operations Research*, 13(5), 533 – 549.
- GRAZIANI, A. (2003) : “Microéconomie et macroéconomie : à qui la priorité?”, dans *Théories monétaires Post Keynésiennes*, ed. P. Piégay, et L.-P. Rochon, pp. 121–128. Economica, Paris.
- HOLLAND, J. H., ET J. H. MILLER (1991) : “Artificial Adaptive Agents in Economic Theory”, *The American Economic Review*, 81(2).
- HOWITT, P. (2008) : “Macroeconomics with Intelligent Autonomous Agents”, dans *Macroeconomics in the small and the large : essays on microfoundations, macroeconomic applications and economic history in honor of Axel Leijonhufvud*, ed. R. E. A. Farmer, pp. 157–177. Edward Elgar Publishing, Cheltenham (UK), Northampton (USA).
- KALECKI, M. (1971) : *Selected essays on the dynamics of the capitalist economy 1933-1970*. Cambridge University Press, Cambridge.

- KEYNES, J. M. (1979) : *The General Theory and After : A supplement*, vol. xxix of *The collected writings of John Maynard Keynes*. Macmillan, St. Martin's Press and Cambridge University Press, London.
- LAVOIE, M. (1987) : *Macroéconomie, théorie et controverses postkeynésiennes*. Dunod, Paris.
- (1992) : *Foundations of Post-Keynesian Economic Analysis*. Edward Elgar, Aldershot.
- (2004) : *L'économie postkeynésienne*. La découverte, Paris.
- MARKS, R. (2006) : "Market Design Using Agent-Based Models", dans *Handbook of Computational Economics*, ed. L. Tesfatsion, et K. L. Judd, vol. 2, pp. 1349–1380. Elsevier/North-Holland, Amsterdam.
- NAGLE, T. (1987) : *The Strategy and Tactics of Pricing*. PrenticeHall, Englewood Cliffs, NJ.
- NELDER, J., ET R. MEAD (1965) : "A simplex method for function minimization", *The Computer Journal*, 7(4), 308–313.
- NELSON, R., ET S. WINTER (1982) : *An evolutionary theory of economic change*. Belknap Press.
- OSMAN, I. H., ET J. P. KELLY (1996) : "Meta-Heuristics : An Overview", dans *Meta-Heuristics : Theory & Applications*, ed. I. H. Osman, et J. P. Kelly. Kluwer Academic Publisher.
- PIAGET, J. (1936) : *La naissance de l'intelligence chez l'enfant*. Delachaux et Niestlé, Neuchâtel, Paris.
- RENDERS, J.-M., ET S. P. FLASSE (1996) : "Hybrid Methods Using Genetic Algorithms for Global Optimization", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 26.
- ROBINSON, J. (1962) : *Essays in the Theory of Economic Growth*. Macmillan, London.
- ROGERS, E. (1995) : *Diffusion of innovations*. Free Press, Oxford.
- SARGENT, T. J. (1993) : *Bounded rationality in macroeconomics : the Arne Ryde memorial lectures*. Clarendon Press, Oxford.
- SEPPECHER, P. (2009) : "Un modèle macroéconomique multi-agents avec monnaie endogène", Document de Travail 2009-11, Greqam.
- (2010a) : "Dysfonctionnement bancaire, bulle du crédit et instabilité macroéconomique dans une économie monétaire dynamique et complexe", *Revue économique*, 61(3).

- (2010b) : “Entreprises adaptatives, détermination des prix et répartition du revenu dans un modèle macroéconomique multi-agents avec monnaie endogène”, *The Future of Post Keynesian Economics*, Conférence de l’Association pour le Développement des Etudes Keynésiennes, Bordeaux.
- (2010c) : “Flexibility of wages and macroeconomic instability in an agent-based computational model with endogenous money”, forthcoming (submitted).
- SIMON, H. A. (1961) : *Administrative Behavior*. The free press, New York.
- (1962) : “The architecture of complexity”, *Proceedings of the american philosophical society*, 106(6).
- (1986) : “Rationality in psychology and economics”, *The journal of business*, 59(4).
- (1991) : “Bounded rationality and organizational learning”, *Organization Science*, 2(1).
- (1996) : *The Science of artificial*. MIT press, Cambridge (MA).
- (1997) : *Models of Bounded Rationality, Empirically Grounded Economic Reason*, vol. 3. MIT press, Cambridge (MA).
- SMALL, I. (1997) : “The cyclicalité of Mark-ups and Profit Margins : Some Evidence for Manufacturing and Services”, Working paper 72, Bank of England.
- TAOUIL, R. (2007) : “Le statut problématique du markup dans la macroéconomie de Kalecki”, XIII Jornadas de Epistemología de las Ciencias Económicas, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.
- VALLÉE, T., ET M. YILDIZOGLU (2001) : “Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie”, Working Papers 2001-3, Equipe Industries Innovation Institutions, Université Bordeaux IV, France.
- VAN DE VELDE, F. (2005) : *Monnaie, chômage et capitalisme*. Presses universitaires du septentrion, Villeneuve d’Ascq.
- VRIEND, N. J. (2000) : “An illustration of the essential difference between individual and social learning, and its consequences for computational analyses”, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 24, 1–19.