

Le motif de profit

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

Keynes (1933 [1979])

Arrêtons-nous un instant dans l'exploration du modèle, et retournons-nous pour mesurer le chemin parcouru.

Nous avons construit un modèle d'économie de marché radicalement décentralisé, peuplé d'agents multiples, hétérogènes, autonomes et concurrents. Ces agents agissent et interagissent par la création, l'échange et la destruction de grandeurs réelles (forces de travail, marchandises) et monétaires (créances, dépôts). Nos explorations ont montré qu'il existe, dans l'espace des paramètres, un large ensemble de valeurs pour lesquelles ce modèle est capable de se reproduire de période en période en présentant de fortes régularités, révélant l'existence de processus émergents de régulation homéostatique.

Parmi ces régularités, la stabilité de long terme de la répartition des revenus entre salaires et profits nous est paru particulièrement remarquable, parce qu'elle témoigne d'une coordination émergente entre la formation des prix sur le marché des biens et la formation des salaires sur le marché du travail et parce qu'elle paraît intimement liée à la stabilité générale du système. Nos explorations ont montré que la répartition des revenus est essentiellement déterminée par le rapport des vitesses des circuits *revenu-consommation* et *force de travail-marchandise*. Même si d'autres paramètres entrent en compte — ceux commandant le comportement de la banque dans l'exigence de remboursement des crédits, ceux commandant le comportement des ménages sur le

marché du travail — l'influence de ces paramètres paraît secondaire, du moins tant qu'on ne pousse pas ces paramètres jusqu'à des valeurs extrêmes déstabilisant non seulement la répartition des revenus mais avec elle l'ensemble du système économique.

Il est cependant un comportement auquel nous avons jusqu'ici prêté peu d'attention, et qui pourtant est susceptible de jouer un rôle essentiel dans la formation des profits : le comportement des entreprises pour la détermination des prix. Dans la version actuelle du modèle, l'objectif principal des entreprises est de maintenir le niveau des stocks à son niveau normal ; elles agissent pour cela non seulement sur le niveau de la production mais aussi sur le prix unitaire. Les entreprises déterminent donc leurs prix non en fonction d'un objectif de profitabilité, mais en fonction d'un objectif d'équilibre défini en termes réels¹.

Cependant, l'hypothèse d'entreprises raisonnant uniquement sur des volumes de marchandises est une hypothèse forte. Dans la réalité, les entreprises ont pour objectif principal la réalisation d'un profit, et ce profit est monétaire. Selon Keynes, c'est même la caractéristique essentielle d'une *économie d'entrepreneurs*². Une économie d'entrepreneurs 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 chapitre, nous nous proposons de relâcher l'hypothèse d'entreprises orientées vers la gestion des flux réels pour la remplacer par l'hypothèse d'entreprises orientées vers la réalisation des profits supérieurs³.

Dans la section 11.1, nous étudions la question de la modélisation des comportements de recherche du profit dans le contexte d'incertitude imposé par les systèmes dynamiques complexes. Nous montrons comment les techniques de modélisation évolutionnaires peuvent apporter une réponse pertinente à cette question.

Dans la section 11.2, nous développons un algorithme évolutionnaire original par lequel les entreprises du modèle élaborent elles-mêmes leurs stratégies de fixation des prix pour tenter d'augmenter leurs profits.

1. On assiste donc à un renversement du paradoxe des profits : alors que dans les modèles classiques du circuit de la monnaie les entreprises veulent réaliser des profits sans le pouvoir, dans notre modèle les entreprises peuvent réaliser des profits sans le vouloir.

2. Voir Keynes (1933 [1979]), cité page précédente ainsi que dans le chapitre 3, page 61.

3. Le présent chapitre reprend une discussion déjà présentée dans Seppecher (2010b).

11.1 Prix et profits dans un contexte d'incertitude radicale

Nous avons déjà expliqué pourquoi, dans l'environnement d'une économie dynamique et complexe, il n'était pas possible de modéliser le comportement des agents par des procédures d'optimisation d'une fonction d'utilité : le modèle étant peuplé d'agents autonomes et concurrents, chacun des agents se trouve placé dans une situation d'*incertitude stratégique*. Nous avons alors décidé de nous appuyer sur la notion de rationalité procédurale et de construire des agents dont le comportement est formé d'un enchaînement d'heuristiques, c'est-à-dire de procédures simples et approximatives fonctionnant généralement de façon satisfaisante⁴.

C'est ainsi, en particulier, que nous avons développé une procédure simple de détermination des prix par les entreprises, fondée sur le principe d'ajustement du prix en fonction du niveau effectif des stocks rapporté à un niveau normal, défini de façon exogène. Pourtant, même si cette procédure fonctionne correctement au niveau microéconomique — les entreprises s'adaptent à des environnements macroéconomiques très variés et font des profits — et débouche sur des dynamiques macroéconomiques très intéressantes, nous n'en sommes pas satisfait parce qu'elle ne rend pas compte du *motif de profit* qui guide, dans le monde réel, les actions des entreprises. La question est donc de construire une heuristique de détermination des prix orientée vers la réalisation du profit.

11.1.1 Le markup, une heuristique post-keynésienne

L'apport de la microéconomie post-keynésienne

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 un environnement composé d'entreprises concurrentes.

« 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

4. Voir la discussion sur la modélisation du comportement des agents, chapitre 2, page 35 et suivantes.

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. 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 affectent ses décisions en matière de prix. Le prix ne peut pas être déterminé par un calcul de maximisation des profits (Kalecki 1971, p. 44). Pourtant, c’est bien l’objectif de réalisation du profit qui motive l’entreprise 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, p. 116), l’entreprise fait face à une double contrainte, une contrainte de coût, connue de l’entrepreneur, et une contrainte de débouchés, qu’il ne peut qu’anticiper. 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 pouvoir fixer son prix en y ajoutant le markup qu’elle souhaite réaliser.

Nous avons 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

5. Voir Lavoie (1987), cité dans la note 11 du chapitre 3, page 74.

susceptible de la *satisfaire* est indéterminé. Si ça ne tenait qu'à elle, elle n'aurait de cesse d'élever son markup et c'est en cela — et en cela seulement — que l'on peut dire qu'elle cherche à « maximiser » son profit.

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

Nous dirons donc que l'entreprise est *engagée dans la recherche de profits supérieurs*.

La contrainte qui vient s'opposer à l'obtention de profits supérieurs par l'élévation du markup 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 ; si la marchandise n'est pas vendue, le profit ne peut être réalisé et, pire, l'existence de l'entreprise est menacée. Le markup est donc déterminée 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 pose 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 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.

Markup et modèles multi-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. C'est le modélisateur qui détermine lui-même l'intervalle des niveaux de markup possibles, dans l'objectif avoué de « donner une chance à un équilibre de maximisation des profits d'émerger si l'économie converge » (Howitt 2008, p. 171-172).

Pour notre part, nous doutons que l'on puisse parler ici d'émergence, dans la mesure où le modélisateur met le nez des entreprises sur la solution qu'il espère voir émerger. Une telle façon de modéliser le markup est incompatible avec le cadre que nous nous sommes fixé, puisque nous ne voyons pas pourquoi, dans une économie de marché décentralisée, peuplée d'entreprises autonomes et concurrentes, ces entreprises choisiraient exclusivement leurs niveaux de markup parmi un éventail fixé pour atteindre un objectif d'équilibre pré-déterminé.

Le modèle *Eurace* (2009) : Le modèle *Eurace* utilise lui aussi une procédure de markup mais curieusement cette utilisation ne semble pas pleinement assumée. Dawid, Gemkow, Harting, et Neugart (2009) préfèrent se référer à l'« analyse de point mort » (« break-even analysis ») et à la notion d'élasticité de la demande par rapport aux prix.

« [...] 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. 13)

Le niveau du markup est en fin de compte défini de façon exogène, constante et uniforme, sur la base de données empiriques. La question de savoir pourquoi un tel niveau est adopté par les entreprises, si intéressante dans une perspective multi-agents, n'est pas abordée.

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. Le modèle comprend deux secteurs industriels. L’usage du markup diffère selon ces secteurs. Dans le secteur des biens de production, le markup est fixé de façon exogène (égal à 4% dans leur scénario de référence). 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 façon de modéliser la formation des prix est intéressante parce que, à la différence des précédentes, elle fait du markup un instrument de la concurrence entre les entreprises. Néanmoins le calcul de la part de marché de chaque entreprise suppose — comme la moyenne des prix de Kalecki — un dispositif d’information centralisée, ce qui est contradictoire avec notre approche des économies de marché⁶. De plus, même si cette routine est plus élaborée que les précédentes, elle est orientée vers un objectif qui n’est pas la réalisation du profit.

Le modèle *Eurace@Unibi* (2011) : Dans un papier récent, Dawid, Gemkow, Harting, van der Hoog, et Neugart (2011) présentent une nouvelle version du modèle *Eurace* dans laquelle les entreprises sont dotées d’une procédure de détermination des prix qui n’utilise pas la notion de markup. Cette fois-ci, les entreprises déterminent leur prix de façon autonome, dans l’objectif de maximiser leurs profits. Les entreprises se forgent une représentation de l’élasticité de la demande en sondant les réactions des consommateurs à différents prix proposés. Ces sondages ne donnent lieu à aucune transaction effective. Ce n’est qu’après avoir estimé la courbe de l’élasticité de la demande que les entreprises décident, par un calcul d’optimisation, du prix qu’elles vont réellement proposer pendant une année.

6. Nous rappelons que la première caractéristique du modèle que nous voulons construire est une *décentralisation radicale* (voir chapitre 2, page 20).

Par rapport aux procédures précédemment examinées, cette procédure présente l'intérêt d'une part de respecter l'autonomie des agents, d'autre part d'être orientée explicitement vers la réalisation du profit dans une situation concurrentielle. Selon nous cependant elle présente l'inconvénient d'être peu réaliste, trop complexe pour une efficacité incertaine, parce qu'elle reste attachée à la notion de maximisation. Les auteurs sont d'ailleurs conscients eux-mêmes des limites de cette procédure :

« However, due to the stochastic and complex nature of the model and the arising uncertainty of future developments this optimization procedure can only maximize the estimated profit of the firm. » (Dawid, Gemkow, Harting, van der Hoog, et Neugart 2011, p. 17)

Les procédures basées sur le markup nous paraissent à la fois beaucoup plus simples et réalistes, sous réserve que les entreprises soient capables de déterminer de façon autonome le niveau de markup qu'elles ont intérêt à pratiquer.

11.1.2 De l'agent réactif à l'agent cognitif

Nous sommes maintenant convaincu que la technique du markup ne résout pas, par elle-même, la question de la modélisation du motif de profit dans un environnement macroéconomique dynamique et complexe, et qu'elle doit être complétée d'une procédure décentralisée et concurrentielle de détermination du markup. La difficulté subsiste parce qu'il ne paraît pas possible de dessiner une telle procédure sous la forme d'une heuristique, c'est-à-dire d'une procédure suffisamment simple et approximativement satisfaisante.

Comme le soulignent Farmer et Geanakoplos (2009, p. 17) à propos des modèles de rationalité limitée, si l'introduction de règles simples pour modéliser le comportement des agents n'est pas satisfaisante, il existe une alternative : doter les agents de capacités d'apprentissage ou d'adaptation⁷. Nous avons, dès le début de la construction du modèle, décidé de le peupler d'agents réactifs, c'est-à-dire d'agents faiblement autonomes, dotés de procédures simples d'ajustement par rapport à des objectifs définis par un ensemble de « niveaux normaux », définis par des paramètres exogènes. Nous nous proposons maintenant de remettre en cause partiellement cette hypothèse et de doter les entreprises de capacités supérieures d'adaptation pour qu'elles déterminent *elles-mêmes* le niveau de markup dans l'objectif d'atteindre non un *profit maximal* — nous savons que c'est impossible — mais simplement un *profit supérieur*.

7. Voir la section dans laquelle nous discutons de la notion de rationalité limitée, chapitre 2, page 36.

L'approche évolutionnaire

L'approche évolutionnaire de Nelson et Winter (1982) nous offre le cadre théorique nécessaire à cet effort d'endogénéisation. Nous y retrouvons le rôle central du motif de profit, la volonté de rechercher un *profit supérieur*, et le rejet de la maximisation néoclassique.

« 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.

Pour Nelson et Winter (1982), le mécanisme de l'adaptation des entreprises est analogue à celui de la sélection naturelle darwinienne, avec pour critère de sélection la profitabilité⁸.

« [...] 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)

Parce qu'il n'est pas possible de maximiser — c'est-à-dire d'atteindre avec certitude un optimum global stable — l'efficacité d'une règle de décision ne peut être que

8. Pour Cyert et March aussi, l'entreprise doit être considérée comme une organisation adaptative dont les règles de décision évoluent avec le temps sous la pression de l'environnement (Cyert et March 1963, p. 100–101, p. 103), mais le processus d'adaptation s'appuie sur le procédé du *renforcement* :

« Any decision rule that leads to a preferred state at one point is more likely to be used in the future than it was in the past; any decision rule that leads to a nonpreferred state at one point is less likely to be used in the future than it was in the past. » (Cyert et March 1963, p. 99)

relative. Elle est mesurée :

- *a posteriori*, une fois que l'entreprise a pris ses décisions et s'est présentée avec son offre sur le marché ;
- 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* (Dréo, Pétrowski, et Siarry 2011).

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. Elles forment une classe de méthodes approximatives conçues pour affronter des problèmes d'optimisation difficile face auxquels les heuristiques classiques se sont montrées inefficaces. Elles offrent des cadres de travail généraux qui permettent la création de nouvelles procédures hybrides combinant différents concepts dérivés des heuristiques classiques, de l'intelligence artificielle, de l'évolution biologique, des réseaux de neurones et de la mécanique statistique (Osman et Kelly 1996). 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 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 par rapport aux prix des concurrents — peuvent entraîner la faillite de l'entreprise⁹.

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* sont les plus fréquemment utilisés en économie.

Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques développés à l'origine par Holland (1975)¹⁰ forment une classe de méta-heuristiques qui ont démontré leur efficacité dans des espaces de recherche larges et complexes où échouent les méthodes classiques d'optimisation (Duffy 2006, p. 989). Les propriétés des algorithmes génétiques — relativement simples à mettre en oeuvre, conçus pour l'optimisation difficile — font qu'ils sont fréquemment utilisés dans les modèles économiques à base d'agents multiples pour modéliser les processus d'apprentissage ou d'adaptation.

« Les AGs [algorithmes génétiques] 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

9. Nous 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)

10. Voir chapitre 2, page 29.

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)

Avec l'aide d'un algorithme génétique, on peut permettre à chacun des agents qui peuplent le modèle de faire évoluer ses règles de décisions en fonction de la performance de ces règles. Les agents ne sont plus de simples agents réactifs, au comportement figé par des règles imposées de l'extérieur, mais des agents cognitifs capables de tirer des enseignements des expériences passées. 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)

En résumé, grâce aux algorithmes génétiques, il semble possible de modéliser une grande variété de comportements et d'observer l'émergence de solutions endogènes aux problèmes d'optimisation difficile posés par les environnements macroéconomiques complexes. Nous décidons donc de nous inspirer des algorithmes génétiques pour permettre aux entreprises qui peuplent notre modèle de développer elles-mêmes des stratégies de fixation des prix orientées vers la réalisation d'un profit supérieur.

11.2 Un modèle évolutionniste de fixation des prix

Même si nous voulons introduire dans le comportement des entreprises une procédure basée sur le markup pour simuler un comportement orienté vers la réalisation de profits supérieurs, nous ne sommes pas certain que cette procédure soit effectivement supérieure à la procédure actuelle basée sur l'observation du niveau des stocks. En effet, cette procédure a constitué jusqu'à présent une heuristique satisfaisante pour la fixation des prix dans notre modèle. Bien que cette procédure ne soit pas explicitement orientée vers la réalisation du profit, nous avons observé qu'elle permet aux entreprises qui l'utilisent de réaliser en moyenne des profits.

C'est pourquoi, plutôt que d'abandonner cette procédure pour la remplacer par une autre basée sur la technique du markup, nous proposons au contraire d'utiliser le principe de l'algorithme génétique pour mettre ces deux procédures en concurrence ; les entreprises auront la liberté de choisir elles-mêmes la procédure qui leur apparaîtra la plus profitable et même de pouvoir combiner ces deux procédures pour construire des stratégies hybrides de fixation de prix.

Nous décidons d'utiliser aussi le principe de l'algorithme génétique pour déterminer le niveau du markup utilisé par la nouvelle stratégie. Chaque entreprise aura son propre niveau de markup, qu'elle pourra faire évoluer librement en fonction des profits réalisés.

11.2.1 Modélisation des stratégies

Les entreprises ont le choix entre deux procédures de détermination des prix, l'une nommée *demand-based-pricing*, l'autre *cost-plus-pricing*. Les entreprises cherchent à augmenter leur profitabilité en explorant différentes stratégies combinant ces deux méthodes. Nous dotons 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 d'entreprises plus profitables.

Procédure du *demand-based-pricing*

Nous nommons *demand-based-pricing* une procédure d'ajustement du prix basée sur la demande constatée, rapportée à la production de l'entreprise et mesurée par l'observation du niveau des stocks de l'entreprises. C'est la procédure utilisée jusqu'à présent par les entreprises ; elle est décrite dans le chapitre 4 (page 118).

Procédure du *cost-plus-pricing*

Nous introduisons une procédure alternative de détermination des prix, que nous nommons *cost-plus-pricing*. Comme la procédure du *demand-based-pricing*, c'est une procédure basée sur le principe de l'ajustement. Pour chaque entreprise i , le prix de la période $(P_{i,t})$ est déterminé par une variation à la hausse ou à la baisse ($\delta_{i,t}^P$) du prix de la période précédente $(P_{i,t-1})$. Cette variation est basée sur l'observation des coûts de production et la notion de markup.

Etape 1 : Observation Le département des prix de l'entreprise i commence par calculer le coût de production unitaire de la marchandise en stock ($UC_{i,t}$)¹¹. Puis, il calcule un objectif de prix ($P_{i,t}^*$) en appliquant un markup (μ_i) au coût de production de la marchandise :

$$P_{i,t}^* = (1 + \mu_i) UC_{i,t} \quad (11.1)$$

Cet objectif de prix est comparé au prix de la période précédente ($P_{i,t-1}$).

Etape 2 : Proposition Si un écart est constaté, un ajustement du prix ($\tilde{\delta}_{i,t}^P$) est proposé. Un prix inférieur à l'objectif conduit le département des prix à proposer une augmentation du prix. Inversement un prix supérieur à l'objectif conduit le département des prix à proposer une baisse du prix. L'ampleur de l'ajustement proposé est aléatoirement déterminé dans l'intervalle $[0, \nu_F^P]$.

$$\tilde{\delta}_{i,t}^P = \begin{cases} \alpha \nu_F^P & \text{si } P_{i,t-1} - P_{i,t}^* < 0, \\ -\alpha \nu_F^P & \text{sinon.} \end{cases} \quad (11.2)$$

La variable α est une variable aléatoire déterminée à chaque utilisation selon une loi uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$. Le paramètre ν_F^P est un paramètre exogène définissant la flexibilité mensuelle maximale du prix, paramètre déjà utilisé par la procédure du *demand-based-pricing*.

Etape 3 : Décision Le département des prix soumet sa proposition d'ajustement à la direction de l'entreprise, qui l'accepte ou la rejette.

$$\delta_{i,t}^P = \begin{cases} \tilde{\delta}_{i,t}^P & \text{si } \alpha\beta < \left| \frac{P_{i,t-1} - P_{i,t}^*}{P_{i,t}^*} \right|, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (11.3)$$

La variable β est une variable aléatoire déterminée à chaque utilisation selon une loi uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$.

Etape 4 : Ajustement Le prix est ensuite ajusté.

$$P_{i,t} = P_{i,t-1} + \delta_{i,t}^P \quad (11.4)$$

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. Nous suivons ici Lavoie :

11. Voir le calcul du coût unitaire de la marchandise, chapitre 4, équation 4.53, page 126.

« 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)

Nous respectons ainsi le cadre général de modélisation des comportements que nous nous sommes fixés¹². Enfin, ainsi dessinée, la procédure du *cost-plus-pricing* est suffisamment proche de celle du *demand-based-pricing* pour pouvoir être combinée avec elle dans une « stratégie » unique.

Choix de la procédure utilisée

Nous avons décidé de laisser aux entreprises la possibilité de choisir entre la procédure du *demand-based-pricing* et la procédure du *cost-plus-pricing*, et même de les combiner. La difficulté est que, selon la situation, les deux procédures peuvent conduire à des décisions de variation de prix compatibles ou contradictoires. L’existence de contradictions internes aux entreprises, du fait de l’existence de départements distincts aux objectifs distincts, est soulignée par Cyert et March (1963) :

« [...] we assume that the coalition represented in an organization is a coalition of members having different goals. We require some procedure for resolving such conflict [...] Basically we have argued that most organizations most of time exist and thrive with considerable latent conflict of goals. Except at the level of nonoperational objectives, there is no internal consensus. The procedures for “resolving” such conflict do not reduce all goals to a common dimension or even make them obviously internally consistent. » (Cyert et March 1963, p. 117)

Nous supposons que les entreprises comportent deux groupes défendant des objectifs distincts lors de l’ajustement des prix :

- un groupe qui a pour objectif de maintenir un niveau de markup effectif et qui recommande l’utilisation de la procédure du *cost-plus-pricing* ;
- un groupe qui a pour objectif de maintenir les stocks à leur niveau normal et qui recommande l’utilisation de la procédure du *demand-based-pricing*.

Nous supposons que la direction de chacune des entreprises a tendance à suivre plus ou moins volontiers les recommandations de chacun des deux groupes.

Notons :

12. Voir la discussion de la modélisation du comportement des agents, chapitre 4, page 101 et suivantes.

- $\Psi_{i,t}$ la procédure de détermination du prix utilisée par l'entreprise i à la période t ,
- σ_i la propension de l'entreprise i à utiliser la procédure du *cost-plus-pricing*¹³.

A chaque période t , la direction de l'entreprise i choisit la procédure de détermination des prix $\Psi_{i,t}$ qu'elle va utiliser au cours de cette période :

$$\Psi_{i,t} = \begin{cases} \textit{cost-plus-pricing} & \text{si } \alpha < \sigma_i, \\ \textit{demand-based-pricing} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (11.5)$$

La variable α est une variable aléatoire déterminée à chaque utilisation selon une loi uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$. On voit que :

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

Codage des stratégies

Notons Φ_i la stratégie de fixation des prix de l'entreprise i . Cette stratégie est donc définie par deux paramètres réels :

$$\Phi_i \begin{cases} \mu_i & \text{le markup utilisé dans la procédure du } \textit{cost-plus-pricing}, \\ \sigma_i & \text{la propension à utiliser la procédure du } \textit{cost-plus-pricing}. \end{cases} \quad (11.6)$$

Ces paramètres constituent en quelque sorte le « patrimoine génétique » de l'entreprise¹⁴. C'est ce « patrimoine génétique » qui doit être soumis à un algorithme génétique pour modéliser les capacités d'apprentissage 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

13. La propension de l'entreprise i à utiliser la procédure du *demand-based-pricing* est donc égale à $1 - \sigma_i$

14. Pour Nelson et Winter (1982, p. 142) : « 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. »

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 évolutives », technique très voisine mais que nous jugeons plus adaptée à la modélisation de la dynamique de comportements économiques et sociaux.

« 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)

11.2.2 Evaluation

Selon la terminologie propre 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 simplement d'en améliorer la 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 D_i versés par l'entreprise au cours des d_F^Φ derniers mois¹⁵. La durée d'évaluation d_F^Φ 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 d_F^Φ mois, soit parce que l'entreprise elle-même a été créée il y a moins de d_F^Φ 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 — c'est-à-dire qu'elles ne la prennent pas comme modèle. Dès que l'âge de la stratégie dépasse d_F^Φ , elle réintègre le processus d'adaptation.

11.2.3 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*¹⁶.

Opérateur de sélection

Une méthode de sélection fréquemment utilisée est celle de la *roue de loterie biaisée*¹⁷ (« 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.

15. Cette mesure de la profitabilité est évidemment très simpliste et il faudra la remplacer par des ratios plus élaborés dans les futures versions du modèle. Néanmoins, tant que nous utilisons des entreprises de taille fixe et égale, la somme des dividendes constitue un indicateur direct de la profitabilité.

16. « 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)

17. Voir la présentation de cette méthode, chapitre 4, note 20, page 99.

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 pour la conception de l'opérateur de sélection, parce que son usage est adaptée à la modélisation d'un apprentissage social décentralisé, alors que la méthode de la roue de lotterie biaisée repose sur l'hypothèse implicite d'une confrontation de chaque individu avec tous les autres.

Implémentation

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

11.2.4 Imitation

Par l'imitation des stratégies dont elle observe la supériorité¹⁸, 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,

18. Dans le monde réel, quels sont les vecteurs utilisés pour la diffusion des stratégies parmi les entreprises ? Pour Cyert et March (1963) les transferts d'employés jouent un rôle important : « Through recruitment and selection, many employees come to a firm with established task performance rules [. . .] Although some obvious examples of such pretraining can be found in the case of employees working in the standard craft areas, such a phenomenon is not limited to what are commonly called “blue collar” activities. When a business firm hires an accountant, a dietetician, a doctor, or a sanitary engineer, it hires not only an individual but also a large number of standard operating procedures that have been trained into the new member of the organization by outside agencies. »

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. Or l'individu le plus efficace de la sélection n'est pas nécessairement l'individu le plus efficace possible; une meilleure solution existe peut-être ailleurs dans l'espace des solutions.

« 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. » (Nelson et Winter 1982, p. 142)

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)

Comme nous avons choisi un codage réel des paramètres, nous décidons de construire un opérateur de croisement à codage réel, basé sur la moyenne des caractéristiques des parents.

Implémentation

On calcule la stratégie Φ_g , barycentre des stratégies Φ_a et Φ_b , pondérées par un facteur α :

$$\Phi_g = \alpha\Phi_a + (1 - \alpha)\Phi_b \quad (11.7)$$

La variable α est une variable aléatoire déterminée à chaque utilisation selon une loi uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$. La stratégie Φ_g est donc aléatoirement située, dans l'espace des paramètres définissant les stratégies des entreprises, sur le segment de droite $[\Phi_a, \Phi_b]$. 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.

On voit alors qu'il est raisonnable pour l'entreprise c de considérer les deux meilleures stratégies de la sélection, et non pas seulement la meilleure :

- Si les stratégies Φ_a et Φ_b se situent approximativement dans la même direction par rapport à Φ_c , l'information paraît fiable et la stratégie Φ_g sera elle-même située dans la même direction prometteuse ;
- En revanche, si les stratégies Φ_a et Φ_b se situent dans des directions opposées ou quasi opposées par rapport à Φ_c , il n'y a pas de direction claire à suivre. L'entreprise c est dans l'incertitude et cette incertitude se reflétera dans le choix de la stratégie Φ_g qui aura moins de chance de s'écarter de Φ_c .

11.2.5 Innovation

Si l'entreprise c adoptait simplement la stratégie Φ_g ainsi définie, la population des entreprises ne pourrait jamais explorer les stratégies situées en dehors de l'enveloppe convexe des stratégies existantes. Le croisement des stratégies les plus profitables permet l'exploration locale de l'espace des solutions, mais non l'exploration lointaine ou globale. S'il existe des stratégies supérieures « loin » de l'ensemble des stratégies actuellement utilisées par les entreprises — soit du fait de la répartition initiale des stratégies, soit parce que la dynamique du système a modifié la profitabilité relative des stratégies — alors elle ne pourra jamais être atteinte au moyen d'un simple opérateur de croisement. Par conséquent, les entreprises doivent non seulement imiter, mais aussi innover en inventant des stratégies qui se détachent des stratégies existantes.

« 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. » (Nelson et Winter 1982, p. 142)

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 (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 génétique 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'algorithme génétique] 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 dans l'espace de recherche.

« 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)

En somme, la capacité de recherche globale d'un algorithme génétique classique dépend plus de la répartition initiale de la population que de l'opérateur de mutation. Par conséquent, cette capacité s'affaiblit nécessairement au fur et à mesure de la convergence de l'algorithme. Cette perte de capacité ne constitue pas un grand inconvénient lorsque l'algorithme est utilisé comme méthode de recherche d'optimum dans un paysage complexe mais figé : si l'algorithme converge c'est qu'il a identifié une zone de l'espace de recherche où se trouve une solution ; par conséquent il vaut mieux concentrer les efforts de recherche dans cette zone que sur l'ensemble de l'espace — c'est le principe même de l'algorithme génétique.

En revanche cette perte de capacité de recherche globale devient selon nous franchement rédhibitoire lorsque l'algorithme est utilisé pour modéliser les capacités d'adaptation d'une population d'agents autonomes en concurrence dans un environnement macroéconomique. En effet, l'environnement macroéconomique des agents n'est pas figé — ce n'est pas une fonction donnée, même très compliquée, à optimiser — c'est au contraire un environnement dynamique, dont les propriétés dépendent des comportements des agents.

« 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, p. 2)

Le caractère dynamique de l'environnement macroéconomique est renforcé si les agents, au lieu d'être simplement réactifs — c'est-à-dire dotés de règles de comportement stables — tentent de s'adapter à cet environnement en modifiant leurs règles de comportement.

« 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. » (Arthur 2006, p. 1556)

L'introduction de capacités d'apprentissage des agents — dont le but était de permettre aux agents de s'adapter à un environnement dynamique et complexe — s'avère être un facteur d'accroissement de la complexité du système, qui évolue avec les agents qui le composent.

« 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 des agents qui le composent 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 la recherche d'optimum global dans 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. Or rien ne garantit l'existence d'un optimum global stable dans une macroéconomie dynamique et complexe.

« [...] 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. »
(Nelson et Winter 1982, p. 142)

Si l'on veut 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 avec bruit gaussien. Parce qu'elle conduit à déléguer l'exploration de l'espace des paramètres à un opérateur de mutation strictement stochastique, nous devons (une nouvelle fois) faire l'effort de nous dégager de la métaphore génétique.

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 robuste, facile à programmer et rapide (Chelouah et Siarry 2003, p. 337). Surtout, il présente deux caractéristiques communes avec les algorithmes génétiques (Durand et Alliot 1999, p. 1) :

- il est basé sur une population de points plutôt que sur un point unique ;
- c'est un algorithme de recherche directe.

Du fait des 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 méthodes¹⁹. 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 proposons au contraire définir un opérateur de recherche globale plus « intelligent » que l'opérateur de mutation gaussien propre aux algorithmes génétiques traditionnels, en empruntant à la méthode du simplexe les principes de ses principaux opérateurs (*réflexion, expansion, contraction*)²⁰.

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

20. 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

Implémentation

On calcule la stratégie Φ'_c , image de la stratégie Φ_c par une homothétie de centre Φ_g et de rapport $-k$, k étant une variable aléatoire suivant une loi exponentielle. La variable k est recalculée à chaque utilisation. La figure 11.1 (page 311) 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 Φ'_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 Φ_c est éloignée du barycentre Φ_g de ses modèles Φ_a et Φ_b , plus l'agent c aura tendance à chercher sa nouvelle stratégie loin au-delà de Φ_g . Inversement, si la distance entre Φ_c et Φ_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 Φ_g .

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

Lactée au moyen de calcul distribué volontaire.

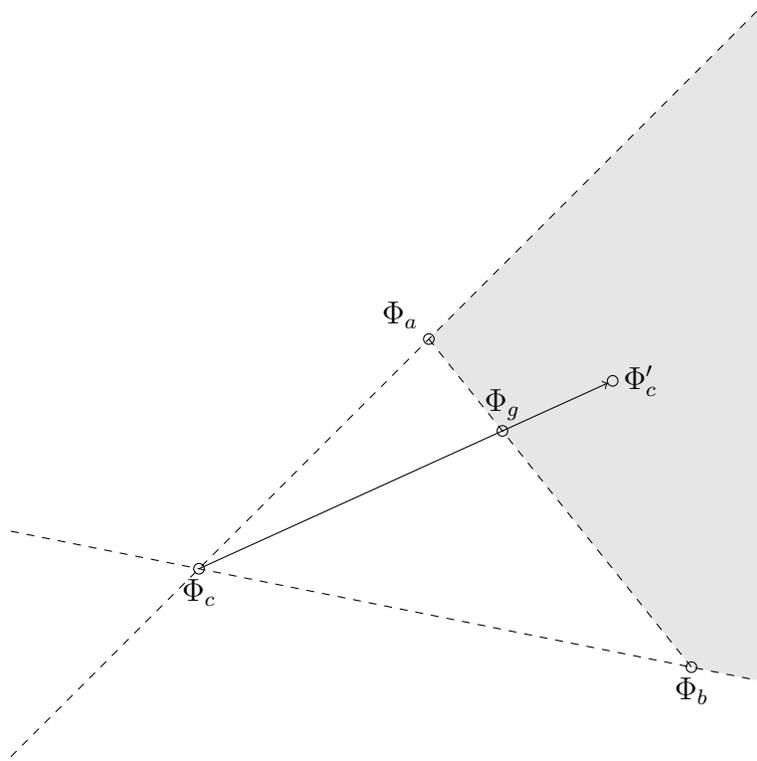


FIGURE 11.1 – Exemple d'adaptation : l'entreprise c abandonne la stratégie Φ_c pour adopter la stratégie Φ'_c , située au-delà du segment $[\Phi_a, \Phi_b]$. La zone grisée — qu'il faut imaginer se poursuivant à l'infini vers la droite entre les droites (Φ_c, Φ_a) et (Φ_c, Φ_b) — représente l'ensemble des stratégies susceptibles d'être adoptées par l'entreprise c en prenant les stratégies Φ_a et Φ_b pour modèles.

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* (le paramètre σ_i) ne devrait pas sortir de l'intervalle $[0\%;100\%]$. Nous choisissons 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.

En revanche, nous ne voyons pas de raison de contraindre le paramètre μ_i qui fixe le niveau de markup visé par l'entreprise. Tous les niveaux de markup, y compris négatifs, sont *a priori* envisageables, même si l'on s'attend à voir les niveaux aberrants disparaître rapidement sous l'action conjuguée des processus d'adaptation et des faillites.

11.2.6 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_F 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 d_F^{Pro} 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 :

- $d_F^{Pro} = 36$,
- $n_F = 680$ (valeur du scénario de base),
- $n_A = 8$.

En 36 mois, 288 entreprises auront donc adapté leur stratégie et il restera 392 entreprises adaptables (en l'absence de faillites qui viendraient réduire le nombre d'entreprises adaptables). Le taux mensuel d'adaptation choisi est donc relativement faible puisqu'à peine plus de 1 % des entreprises modifie sa stratégie chaque mois.

« [...] 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)

Rappelons que 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 fixer le nouveau prix.

« Any organization as complex as a firm adapts to its environment at many (but interrelated) levels. It changes its behavior in response to short-run feedback from the environment according to some fairly well-defined rules. It changes rules in response to longer-run feedback according to some more general rules, and so on. At some point in this hierarchy of rule change, we describe the rules involved as “learning” rules. » (Cyert et March 1963, p. 101–102)

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)

11.2.7 Cas des faillites et des créations d'entreprises

Le principe darwinien utilisé par l'algorithme évolutionnaire 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 de la stratégie modèle moyenne Φ_g (équation 11.7, page 305). C'est cette stratégie Φ_g qui est tout simplement adoptée par la firme entrante, sans aucune autre mutation.

11.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons remis en cause une des hypothèses importantes sur lesquelles nous avons construit le comportement des entreprises. Jusque là, nous avons supposé que chaque entreprise ajustait son prix en réaction à un déséquilibre entre son offre sur le marché des biens et la demande qui se portait sur cette offre. Ce déséquilibre était mesuré en termes réels par le niveau effectif des stocks comparé à un niveau normal. Cette procédure a prouvé son efficacité, puisqu'elle a permis aux entreprises qui peuplent le modèle d'ajuster leur prix dans des conditions très variées, y compris après des chocs exogènes brutaux. Elle a aussi prouvé son efficacité dans la mesure où elle a permis à ces entreprises d'établir des prix leur permettant non seulement de satisfaire leur engagement vis-à-vis de la banque (remboursement des crédits, paiement de l'intérêt) mais encore de distribuer des dividendes à leurs propriétaires. Néanmoins cette procédure ne peut nous satisfaire, car elle n'est pas compatible avec ce que nous savons des motifs qui gouvernent le comportement des entreprises dans le monde réel : dans une *économie d'entrepreneurs*, le profit ne constitue pas une conséquence accessoire de l'activité des entreprises, il en constitue le motif principal.

Nous avons donc décidé de construire un comportement orienté vers la réalisation d'un profit supérieur. Pour cela, nous avons doté les entreprises de capacités avancées d'autonomie et d'adaptation en développant un algorithme évolutionnaire hybride associant le principe des algorithmes génétiques à celui de l'algorithme du simplexe de Nelder-Mead. Selon cet algorithme original, les entreprises développent elles-mêmes des stratégies individuelles et concurrentes d'ajustement des prix, combinant l'ancienne procédure basée sur l'observation des stocks à une nouvelle procédure basée sur la technique du markup. Par un processus associant sélection, imitation et innovation, les entreprises abandonnent les stratégies les moins profitables, s'inspirent des stratégies les plus profitables pour en élaborer de nouvelles qu'elles espèrent supérieures.