

Université Claude Bernard - Lyon 1
DEA analyse et modélisation des systèmes biologiques

Rapport de stage

1996 -1997

RECHERCHE D'UNE MÉTHODOLOGIE POUR LA VALIDATION

DES MODÈLES MULTI-AGENTS

APPLICATION À LA MODÉLISATION DE LA PÊCHE ARTISANALE

AU SÉNÉGAL (MODÈLE MOPA)

par

Pierre Bommel

Directeur de stage

M. Jean Le Fur (ORSTOM de Montpellier)

1^{er} parrain

M. Pierre Auger (Université Cl. Bernard Lyon 1)

2^{ième} parrain

M. François Rechenmann (INRIA-INPG Grenoble)

3^{ième} parrain

M. Philippe Reitz (LIRMM de Montpellier)

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer mes remerciements à tous ceux qui, par leur accord, m'ont permis de reprendre mes études universitaires. Aussi, je voudrais remercier tout particulièrement :

Monsieur Christian Gautier, responsable du DEA et de la formation doctorale "Analyse et modélisation des systèmes biologiques" de l'Université C. Bernard de Lyon 1, pour m'avoir accueilli dans la formation alors que beaucoup me considéraient comme hors norme car "trop âgé".

Monsieur Jean Le Fur pour avoir accepté de diriger ce stage et pour m'avoir intégré dans le laboratoire HEA (halieutique et écosystèmes aquatiques) de l'ORSTOM de Montpellier. Je lui suis reconnaissant de m'avoir confié ce sujet. Son action pour m'initier à la systémique et à la modélisation multi-agents, l'aide et le soutien qu'il m'a apporté, m'ont ouvert les yeux sur un monde de connaissance qui m'était alors inconnu.

Messieurs Pierre Auger, François Rechenmann et Philippe Reitz, pour avoir accepté de me parrainé et pour l'aide précieuse qu'ils m'ont apportée.

Merci à tous ceux qui m'ont apporté leur soutien et leur affection au cours de cette année, en particulier à Espérance Cillaurren, docteur en Biologie.

Merci à Laure, ma compagne et à mes fils Youri et Anton.

- Créer des liens ?

- Bien sûr, dit le renard. Tu n'es encore pour moi qu'un petit garçon tout semblable à mille petits garçons. Et je n'ai pas besoin de toi. Et tu n'as pas besoin de moi non plus. Je ne suis pour toi qu'un renard semblable à cent mille renards. Mais, si tu m'apprivoises, nous aurons besoin l'un de l'autre. Tu seras pour moi unique au monde. Je serai pour toi unique au monde...

"Le petit prince", A. de Saint-Exupéry

RÉSUMÉ

La problématique de la validation est abordée à travers l'analyse du comportement d'un modèle multi-agents de l'exploitation artisanale des ressources halieutiques au Sénégal (MOPA). Plutôt que de tester l'ajustement du modèle à des données observées, l'évaluation de MOPA a consisté à étudier les capacités d'adaptation de la pêche simulée grâce à une analyse de sensibilité. Celle-ci confirme l'aspect non linéaire du modèle et montre sa sensibilité ou sa robustesse face à des modifications des externalités, des paramètres internes ou des conditions initiales. Elle révèle en outre le rôle prépondérant que jouent les interactions entre agents dans la variabilité des réponses et l'adaptabilité du système.

Il ressort de ce travail exploratoire que la modélisation doit être considérée comme un processus dynamique d'apprentissage qui intègre son évaluation et apporte de la connaissance. L'analyse de sensibilité permet de modifier le modèle et en améliore la parcimonie. L'intelligibilité d'un système complexe apparaît alors lorsqu'on lui oppose un modèle constitué d'éléments simples et contrôlables et dont l'ensemble forme un système ayant le degré de complexité requis par la problématique.

ABSTRACT

An approach of the validation issue in models is given through the analysis of the multiagent model of artisanal fisheries exploitation in Senegal (MOPA). Instead to test the fit of the model to the observed data, we studied the adaptation ability of the simulated fisheries up to a sensitiveness analysis. This confirmed us the non linear likeness of the model and its elasticity to changes of internal and external parameters as well as to the initial conditions. Moreover, the study highlighted the importance of the influence of agents interactions on the system's answer and adaptability.

The modelisation work should be considered as a dynamic process of learning which integrates its own evaluation. The sensitivity analysis improves the model parcimony. If a system is appraised through distinction, study and monitoring of simple elements, then a degree of complexity is requisite by the set of these elements in order to allow the systems operation.

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION	1
1. PRÉSENTATION DU MODÈLE	2
1.1 AGENTS, OBJETS ET ENVIRONNEMENT	2
1.2 ARCHITECTURE DU MODÈLE	2
1.3 CAPACITÉS D'UN AGENT : EXEMPLE D'UN AGENT MAREYEUR.....	3
2. QUELQUES RÉFLEXIONS SUR LA VALIDATION DES MODÈLES.....	4
2.1 L'AJUSTEMENT AUX DONNÉES ET LA COMPRÉHENSION DES SYSTÈMES COMPLEXES.....	4
2.1.1 <i>Ajustement aux données et modèle ad hoc</i>	4
2.1.2 <i>Le modèle : interface entre la théorie et la réalité</i>	4
2.1.3 <i>Héritage des concepts de l'épistémologie</i>	4
2.1.3.1 Réfutation et corroboration.....	4
2.1.3.2 Définition d'un domaine de validation et retour sur la connaissance.....	5
2.1.4 <i>Rôle et position de la validation dans le processus de modélisation.</i>	5
2.2 DE LA CONFIRMATION DE "PRÉDICTION".....	6
2.3 ... À LA DÉTERMINATION DES CAPACITÉS D'ADAPTATION	6
2.4 TESTER LES FACULTÉS D'ADAPTATION PAR UNE ANALYSE DE SENSIBILITÉ.....	7
3. ANALYSE DE MOPA.....	7
3.1 PRÉSENTATION DES VARIABLES D'ÉTUDE ET DU SCÉNARIO TÉMOIN	7
3.1.1 <i>Difficultés d'étudier le comportement d'un modèle</i>	7
3.1.2 <i>La difficulté de faire une analyse exhaustive demande de faire des choix d'étude</i>	8
3.1.3 <i>Dénaturation du modèle stochastique initial en modèle déterministe.</i>	9
3.1.4 <i>Présentation du scénario témoin (5P 5M) et de la simulation</i>	9
3.2 ÉTUDE DE SENSIBILITÉ DE MOPA.....	10
3.2.1 <i>Modifications des externalités.</i>	10
3.2.1.1 Prises par unité d'effort par espèce(PUES).....	10
3.2.1.2 Argent par consommateur.	11
3.2.2 <i>Sensibilité aux conditions initiales : analyse de plusieurs scénarios.</i>	12
3.2.2.1 Nombre d'agents par scénario	12
3.2.2.2 Effectif par agent	13
3.2.2.3 Rapport entre le nombre d'agents pêcheurs et le nombre d'agents mareyeurs.....	14
3.2.3 <i>Modifications des paramètres internes.</i>	15
3.2.3.1 Coût de transport.....	15
3.2.3.2 Capacité des engins de transport.....	15
3.2.3.3 Paramètre informatique : le problème de la file d'attente.	16
3.3 MODIFICATIONS DE MOPA.	17

3.3.1 MOPA 2 : stabilisation de la demande des consommateurs	17
3.3.1.1 Présentation	17
3.3.1.2 Résultats sur la dynamique.....	17
3.3.1.3 Variations du rapport nombre de pêcheurs sur nombre de mareyeurs	18
3.3.2 MOPA 3 : modèle mono-spécifique (Sardinelle).....	19
3.3.3 MOPA 4, nouvelle version.....	20
3.3.4 MOPA 5 : symétrique.....	22
3.3.5 MOPA 6 : semi-symétrique.....	23
3.3.5.1 Sensibilité aux effectifs des agents Pêcheurs et Mareyeurs.....	23
3.3.5.2 Demande des Talibes	24
3.3.5.3 Stabilisation des prises des pêcheurs.....	25
3.4 BILAN DE L'ANALYSE DE SENSIBILITÉ.....	32
3.4.1 Simplifier le modèle afin de mieux examiner les flux.....	32
3.4.2 Limites de l'analyse de sensibilité.....	32
3.4.3 Classification des paramètres en fonction de leur position dans le modèle.....	33
4. EVALUATION ET VALIDATION DES MODÈLES DE SYSTÈMES COMPLEXES	34
4.1 PROPOSITION D'UNE MÉTHODOLOGIE POUR LA CONSTRUCTION DES SMA EN VUE DE LEUR ANALYSE ET DE LEUR VALIDATION.....	34
4.1.1 Développer un système épiphyte : un outil pour extraire de l'information.....	34
4.1.2 Construire un modèle général par décomposition systémique puis se focaliser sur l'interaction	34
4.1.3 Problèmes liés à la séquentialisation des actions.....	35
4.2 REPRÉSENTATION ET COMPRÉHENSION DE LA COMPLEXITÉ	36
4.3 COMPARAISON DE MODÈLES	37
CONCLUSION	36
BIBLIOGRAPHIE.....	37
ANNEXES.....	38

Introduction

Les recherches dans le domaine du multi-agents constituent une approche pour la modélisation des phénomènes d'auto-organisation. Dans cette perspective, le projet MOPA (Le Fur, 1991) vise à représenter en un modèle réduit virtuel, l'ensemble de l'exploitation des ressources halieutique au Sénégal. Ce modèle, développé à l'ORSTOM par Jean Le Fur (1990, 1994 et 1995a), intègre à partir d'agents informatiques, qui simulent les actions d'acteurs humains, des comportements individuels d'où émergent des fonctionnalités macroscopiques au niveau de la pêche. Se pose alors le problème de la confiance à apporter aux résultats fournis par ce type de modèle. En effet, concevoir un système multi-agents ne signifie pas que toutes ses évolutions puissent être prédites. Elles ne sont pas soumises à un déterminisme simple qui permettrait de prévoir toutes les configurations futures à partir d'une situation initiale. Ensemble complexe, un système multi-agents obéit au principe des systèmes chaotiques (Ferber, 1995). Toute modification de paramètres ou des conditions initiales peut donner une réponse amplifiée par les interactions entre les agents; des phénomènes, comme les effets papillons, par exemple, perturbent toute prédiction.

La première partie de ce travail présentera le modèle MOPA, ainsi que le rôle et la place de la validation dans le processus de modélisation. La seconde partie présente les résultats d'une analyse de sensibilité. Cette méthode a été jugée intéressante pour tester les facultés d'adaptabilité d'un modèle et de mieux comprendre ses réactions face à des modifications de ses paramètres internes et externes.

Enfin, le bilan de cette analyse présenté dans la dernière partie de l'exposé conduira à proposer une méthodologie de développement de systèmes multi-agents en favorisant notamment les processus d'évaluation.

1. Présentation du modèle

Les modèles multi-agents peuvent être utilisés pour l'étude d'organisations complexes composées d'entités aux comportements différents et difficilement traduisibles en termes purement quantitatifs. Dans cette optique, MOPA a été mis au point afin de réaliser des simulations de la pêche artisanale au Sénégal (Le Fur, 1990 et 1994). Il permet de développer une perception structurelle et fonctionnelle du système étudié sous la forme d'un ensemble de réseaux interconnectés dans lesquels circulent différents types de flux (poissons, monnaies, acteurs humains, informations).

1.1 Agents, objets et environnement

Chaque entité individuelle est représentée dans le modèle par un agent, c'est à dire par un processus informatique autonome, capable de mettre en oeuvre des comportements en réponse à des variations de son environnement et en vue d'objectifs qui lui sont propres. Une simulation multi-agents met en interaction un ensemble composé par des agents (les entités à simuler), des objets (entités passives inertes), un environnement (espace euclidien où se situent les agents et les objets) et des stratégies de communication (Erceau, 1995).

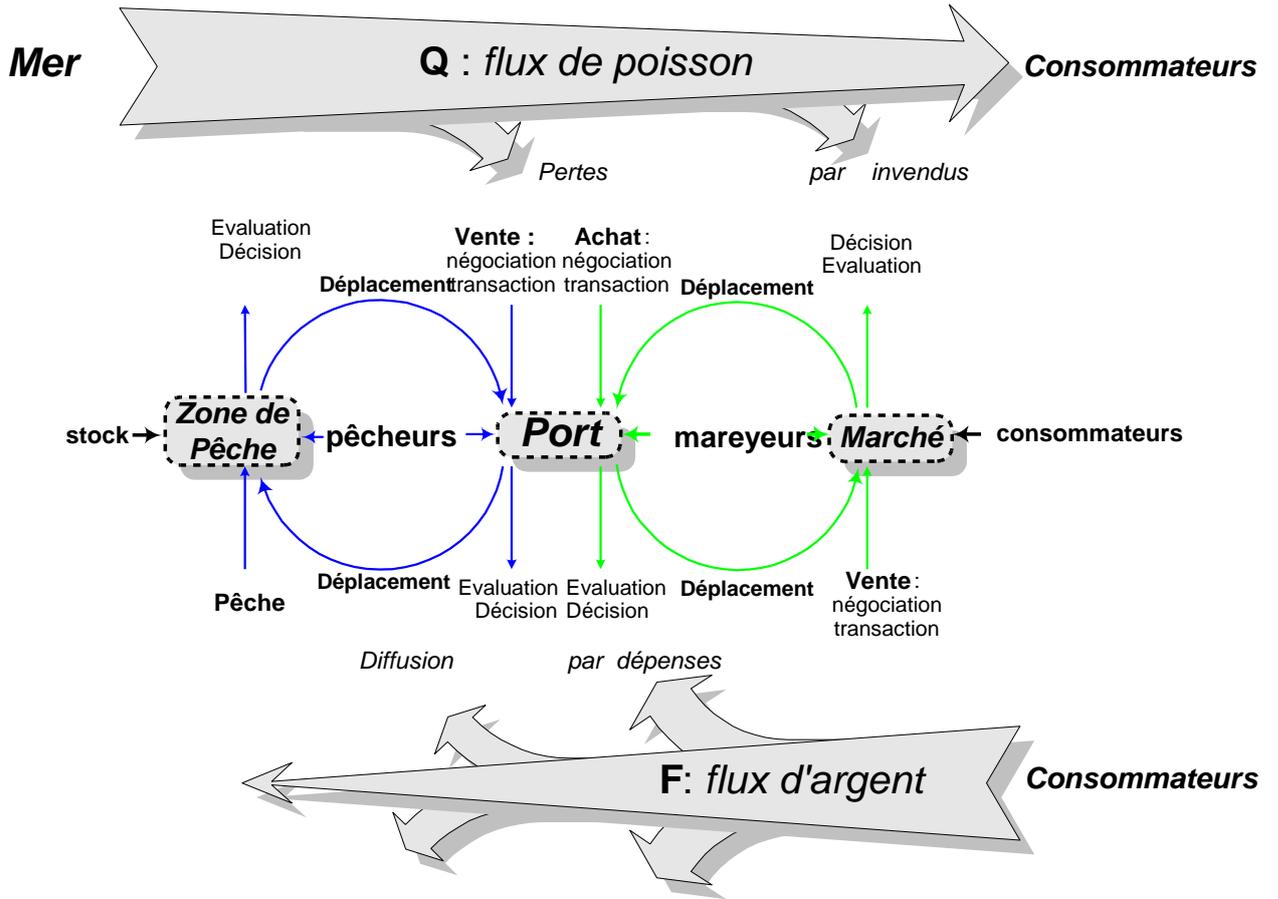
Dans MOPA, une base de connaissance contient tous les objets et leur positionnement dans l'environnement, ainsi que toutes les règles concernant les actions des agents (voir liste des objets et arbre des catégories en annexe). Les seuls véritables agents du système sont les pêcheurs et les mareyeurs. Les consommateurs sont représentés par de simples objets et les poissons ne figurent pas effectivement dans le programme. Les prises par unité d'effort par espèce (PUES) des pêcheurs sont calculées par une fonction sinus qui simule les fluctuations des quantités de poisson dans les zones de pêche en fonction de l'upwelling. Pour chaque simulation, les agents actifs sont chargés indépendamment de la base de connaissance. L'ensemble constitue ce qui sera appelé dans la suite de cet exposé, un *scénario*.

1.2 Architecture du modèle

Le système d'exploitation est ouvert et en contact avec des stocks de poissons et des consommateurs (Figure 1). Il est traversé par deux types de flux : un flux de poisson (Q) circulant de la mer vers les "Talibes"¹, un flux d'argent (F) provenant des consommateurs et diffusant au travers de l'ensemble de l'exploitation.

¹ Les "Talibes" est un terme africain qui désigne les disciples d'une confrérie. Par extension, on peut considérer qu'il englobe une grande partie de la population sénégalaise. Cette expression peut être assimilée ici au terme de consommateur.

Figure 1 : architecture de MOPA.



Après être arrivé dans un nouveau site, un agent effectue une transaction (vente, achat ou pêche) dont il extrait une évaluation. A partir d'un ensemble d'évaluation, il prend une décision concernant sa prochaine action (Le Fur, 1994 et 1997). Ainsi, chaque agent peut effectuer un certain nombre d'actions dans un environnement virtuel qui lui permettent de boucler un cycle de déplacement (par ex. aller pêcher puis revenir vendre son poisson).

1.3 Capacités d'un agent : exemple d'un agent mareyeur

A un moment donné, un agent mareyeur ...

dispose de ressources	connait son environnement de façon plus ou moins limitée	sait (ensemble d'opérations)	veut (objectifs)
un type de véhicule (équipement)	des espèces de poisson	évaluer ses besoins, ses coûts, gains, pertes, l'offre, la demande	acheter
des poissons	des ports	offrir un prix, répondre à une offre	vendre.
de l'argent,	des marchés	acheter, vendre	
	d'autres agents	apprécier ses achats, ses ventes	
		apprécier et mémoriser les sites où ont lieu les échanges	
		choisir un marché, un port	
		se déplacer,	

2. Quelques réflexions sur la validation des modèles

Il est courant de considérer qu'un modèle est construit pour imiter au mieux une situation réelle. Mais doit-il seulement "coller" aux données ou apporter de la compréhension sur le système d'étude ?

2.1 L'ajustement aux données et la compréhension des systèmes complexes

2.1.1 Ajustement aux données et modèle ad hoc

A première vue, un modèle est acceptable lorsqu'à partir de données observées, il produit des variables simulées très proches de celles observées. Cependant, il est possible, en introduisant un nombre suffisant de paramètres, de l'ajuster, ou en d'autres termes de le "caler" de manière à ce qu'il puisse reproduire au mieux une situation observée. Or, en procédant de cette façon, l'intelligibilité du phénomène étudié est compromise et le modèle devient ad hoc (Bommel, 1997). La parcimonie des paramètres semble donc souhaitable dans les modélisations où l'objectif n'est pas de reproduire des observations, mais plutôt de construire des modèles à vocation explicative sur le fonctionnement d'un système. C'est pourquoi, l'ajustement aux données n'est pas suffisant pour valider un modèle multi-agents.

2.1.2 Le modèle : interface entre la théorie et la réalité

La conceptualisation d'observations, c'est-à-dire la mise au point de concepts rassemblant les caractères communs à plusieurs situations, conduit à l'établissement de théories. Celles-ci, en produisant des assertions sur le monde, véhiculent des connaissances et augmentent les capacités de prédiction.

Par ailleurs, l'élaboration de modèles, qu'il soient conceptuels, mathématiques ou informatiques, est une étape nécessaire dans la compréhension des systèmes complexes et la prévision de leur évolution. Dans cette optique, on admet que "le modèle constitue l'interface entre le monde et la théorie" (Reitz, 1992), même si certains d'entre eux, élaborés sur la base de théories irrecevables dans le cadre de la nature (théorie des jeux par exemple), n'ont pas d'existence possible dans la réalité.

Si les similitudes sont fortes entre un modèle et une théorie, on peut alors examiner la façon d'évaluer un savoir en se référant aux études épistémologiques.

2.1.3 Héritage des concepts de l'épistémologie

2.1.3.1 Réfutation et corroboration

La validation des théories est un problème très discuté en épistémologie (Chalmers, 1982). L'école du réfutationnisme développée par Popper considère qu'une théorie n'est valable que si elle est falsifiable, c'est-à-dire que les assertions qu'elle produit sur le monde peuvent être réfutées ou corroborées. Aussi, selon cet auteur, "toute théorie étant intrinsèquement fausse", il est fondamentale de la réfuter dès que des faiblesses sont détectées; le travail de réajustement visant à corroborer la théorie est alors considéré

comme une "perte d'énergie". En ce qui concerne la modélisation, cette démarche qui exclut une révision et une amélioration du modèle, ne nous semble pas constructive.

2.1.3.2 Définition d'un domaine de validation et retour sur la connaissance

En opposition à Popper, Lakatos propose d'adopter deux attitudes face à une théorie :

- * déterminer son domaine de validation plutôt que de la réfuter :

"Le domaine de validation d'une conjecture est un sous-ensemble du domaine de définition de la conjecture. C'est l'ensemble des objets qui vérifient la conjecture; sans pour autant aboutir à l'établissement de sa validité" (Lakatos, 1984, in Barboux, 1990).

- * réajuster la connaissance que l'on a du système étudié :

"Les mathématiques non formelles, quasi-empiriques ne se développent pas dans un accroissement continu du nombre de théorèmes indubitablement établis, mais dans l'amélioration incessante des conjectures, grâce à la spéculation et à la critique, grâce à la logique des preuves et réfutations"(ibid.).

Appliquer à la modélisation, ces conceptions permet d'ajuster notre point de vue sur le rôle et la place de la validation dans l'élaboration des modèles.

2.1.4 Rôle et position de la validation dans le processus de modélisation.

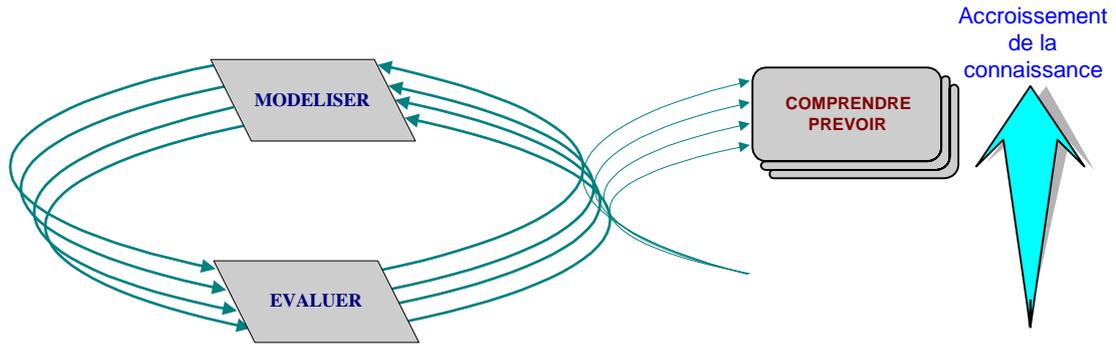
La validation d'un modèle est normalement considérée comme le stade terminal de la modélisation.

Figure 2: visualisation classique des étapes de la modélisation (Lepage, 1996)



Cette analyse du processus de modélisation paraît trop rigide. En effet, la validation aboutit dans cette situation, soit au rejet définitif du modèle, soit à son acceptation totale. Or, comme il est précisé plus haut, il n'y a pas de validation définitive possible d'un modèle. C'est pourquoi, la validation ne doit pas être considérée comme une action a posteriori, mais plutôt comme une démarche faisant partie intégrante du processus de modélisation. Si, à l'instar de Paul Valéry, on considère que "nous ne raisonnons que sur des modèles" (in Le Moigne, 1990), on peut envisager que tout modèle est une référence, sur laquelle s'appuie et se construit notre propre compréhension du monde. Or, l'évolution de nos modèles mentaux s'accomplit grâce à la confrontation avec d'autres exemples ou d'autres modèles, induisant ainsi une évolution de notre cadre de référence. Ainsi, la modélisation peut être un processus dynamique qui intègre sa propre évaluation. Loin d'être négative, cette évaluation induit une réflexion sur notre compréhension du phénomène étudié et peut remettre en cause nos théories. Ce processus est la base même du travail de recherche; il est la fondation qui permet la construction de notre compréhension et l'évolution du modèle. Loin d'être figé, cet apprentissage est récurrent : il se crée une dynamique de la connaissance.

Figure 3 : Dynamique de la modélisation



On s'aperçoit alors qu'un modèle est une référence transitoire. Couplée avec son évaluation, la modélisation nous permet de *construire* une compréhension du monde, d'apprendre et d'accroître les connaissances du modèle. En cela, la modélisation peut être considérée comme un procédé d'aide à la découverte, un processus dynamique d'*apprentissage*.

Le modèle n'est pas confondu avec le réel mais il doit être compris comme une représentation de la réalité. Il représente les connaissances acquises par l'observateur dans le domaine considéré.

2.2 De la confirmation de "prédiction"...

Tout comme une théorie, le modèle doit permettre de faire des "prédictions" nouvelles et non évidentes qui seront testées (Chalmers, 1982). Ces tests s'ils sont réussis, ne valideront pas le modèle; ils permettent simplement d'augmenter notre confiance en lui.

Mais un modèle informatique est un *système fermé* ; il ne possède pas de données extérieures à ses limites et ne reçoit pas d'autre information que celles qui sont déjà inscrites dans son programme. Il n'émergera de ses simulations que des phénomènes d'auto-organisation induits par l'apport de nouvelles données *externes*, qu'on lui aura fourni.

2.3 ... à la détermination des capacités d'adaptation

La faculté d'adaptation d'un *système ouvert*, tel qu'un système biologique, écologique ou économique est liée aux changements de comportements face aux variations de son environnement. Il acquiert ainsi une autonomie grâce à sa capacité à maintenir, au moyen de ses processus auto-organiseurs, sa viabilité dans des environnements variés et changeants. En d'autres termes, l'autonomie est un indicateur de la viabilité. Celle-ci ne se conçoit pas seulement en fonction du respect de contraintes internes qui déterminent l'homéostasie, mais aussi comme une coviabilité :

"Parce que l'environnement est peuplé d'autres systèmes autonomes, la viabilité est en même temps une coviabilité, qui dépend des interactions avec ces autres systèmes" (Bourgine, 1995).

Cette spécificité des systèmes dynamiques peut être vérifiée par un système multi-agents dont le changement de comportement est lié à ses réactions face à des modifications des données externes. C'est

cette *faculté à reproduire l'adaptation du système* qu'il faut tester. Cet aspect de la validation nous semble importante car la capacité à s'adapter est une propriété essentielle des systèmes dynamiques.

2.4 Tester les facultés d'adaptation par une analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité consiste à étudier le comportement d'un modèle. En modifiant un ou plusieurs paramètres, on observe la réaction des variables. Ce type d'étude permet de délimiter des zones de valeurs des paramètres où les variables fluctuent le plus fortement. Menée sur un modèle mathématique simple tel que la loi logistique (voir annexe), elle apporte beaucoup d'informations sur cette loi. Elle permet entre autre de détecter tous les points sensibles et de tracer le graphe des bifurcations.

Pour les modèles multi-agents tels que MOPA, l'analyse de sensibilité doit permettre de tester les capacités d'adaptation de la pêcherie simulée ou celles de chaque agent. En modifiant ses externalités ou ses paramètres internes, elle permet de détecter les changements de comportement des agents et d'expliquer les changements de direction du modèle. Elle aboutit finalement à une meilleure compréhension du modèle et de ses réactions.

3. Analyse de MOPA

3.1 Présentation des variables d'étude et du scénario témoin

3.1.1 Difficultés d'étudier le comportement d'un modèle

J. Ferber (1995) souligne que l'analyse du comportement d'un programme multi-agents à partir de son implémentation présente beaucoup d'inconvénients et soulève les problèmes suivants:

1. Il est particulièrement difficile d'entrer dans le cœur d'un programme et d'analyser son comportement simplement en regardant son implémentation.
2. Le code d'un programme introduit un grand nombre de détails inutiles à la compréhension de son fonctionnement.
3. Des modifications légères dans un programme peuvent avoir des conséquences importantes sur le comportement de ce dernier.
4. L'exécution des agents s'effectuant en parallèle (que ce parallélisme soit simulé sur une machine monoprocesseur ou effectif sur une machine multiprocesseur) il est encore plus difficile de comprendre leur fonctionnement à partir de leur code.
5. Enfin, et surtout, les systèmes multi-agents sont des logiciels complexes, difficiles à appréhender et à concevoir. Il est donc nécessaire de réduire leur complexité en dégageant leur structure et en analysant séparément leurs différents composants sans pour autant perdre de vue l'organisation générale.

3.1.2 La difficulté de faire une analyse exhaustive demande de faire des choix d'étude

L'analyse de sensibilité d'un modèle mathématique simple est faisable, car les paramètres et les variables sont peu nombreux. Ainsi, pour obtenir le graphe des bifurcations d'une loi logistique, le seul paramètre de l'équation prend successivement des milliers de valeurs. Or MOPA dispose de nombreux paramètres et leur étude complète demande beaucoup de temps ou des moyens informatiques conséquents. D'autre part, MOPA doit reproduire en un modèle réduit le système d'exploitation de la pêche artisanale sénégalaise. Ce type de simulation permet, a priori, de suivre simultanément autant de variables que l'on souhaite². Par exemple, on peut définir les variables : nombre global d'agents, nombre d'agents en un lieu donné ou pratiquant telle activité, quantité totale de Sardinelles, de Soles ou de poissons dans un sens plus général, quantités pêchées par tel pêcheur, à tel endroit, par telle tactique, quantité vendue, à tel prix, sur tel marché, quantité perdue, etc. Le nombre de variables peut donc être très important, mais pour une durée déterminée d'analyse, il est préférable de se limiter à quelques unes.

Les variables locales spécifiques à un lieu ou à un agent, sont beaucoup plus sensibles et leur comparaison est plus difficile. De plus, des études sur la dynamique des populations comme celles menées par Cazelles (1996) à partir de l'exemple des épidémies de grippe en Angleterre, montrent que les variables globales suivent, dans une certaine mesure, une loi ou un ordre plus ou moins bien déterminée, alors que les mêmes variables, prises à une échelle plus locale, ont des comportements beaucoup plus chaotiques.

Les agents qui incarnent les pêcheurs et les mareyeurs, peuvent gagner ou perdre de l'argent. Lors des simulations, s'ils sont économiquement inadaptés, le programme les remplace automatiquement par un autre agent ; ils paraissent donc toujours virtuellement présents. C'est pourquoi, on ne peut pas mesurer l'adaptation du modèle en calculant son domaine de viabilité : dans MOPA, le système ne peut mourir! Il faut donc déterminer d'autres variables pour mesurer l'adaptabilité du modèle. On pourra alors *estimer* cette viabilité soit en utilisant la masse monétaire de l'exploitation, soit en vérifiant que les consommateurs disposent de quantités suffisantes de poisson.

Ainsi, les variables disponibles qui nous ont paru importantes pour une première analyse du modèle sont des variables globales de l'exploitation. :

Q, la quantité totale de poissons circulant dans le système

F, la masse monétaire

Cependant, au fur et à mesure de l'analyse et de la compréhension croissante du fonctionnement du modèle, mais aussi en fonction des besoins, nous avons progressivement affiné notre regard et éprouver la nécessité de travailler sur de nouvelles variables plus localisées.

² En fait ce processus n'est pas si simple. Pour effectivement avoir la possibilité d'obtenir des simulations plus transparentes, certains laboratoires développent des systèmes d'aide à l'analyse (voir chap. 4.1.1 Développer un système épiphyte : un outil pour extraire de l'information)

3.1.3 Dénaturation du modèle stochastique initial en modèle déterministe.

Afin de pouvoir comparer diverses simulations, il est nécessaire, dans un premier temps, de travailler sur un modèle déterministe. En effet, un modèle stochastique produit des réponses différentes pour un même scénario de départ. L'analyse d'une seule variation d'un paramètre, nous oblige alors à effectuer de nombreuses simulations et de calculer les effets moyens. Nous avons donc dénaturé le modèle d'origine, en lui enlevant la seule méthode où apparaît une fonction aléatoire : "inadaptés_quittent_SPA", dans laquelle lorsqu'un agent est déficitaire, il est éliminé et est remplacé automatiquement et aléatoirement par un autre agent. Aussi, dans le modèle dénaturé, l'exploitation est fréquemment déficitaire. De plus, l'effectif N des actifs reste constant. Enfin, cette dénaturation est susceptible de modifier les propriétés d'auto-organisation du modèle. Si cette suppression semble poser problème, la suite de cet exposé révélera qu'elle n'élimine ni la circulation des flux, ni les rencontres entre les agents, et qu'elle n'empêche pas le fonctionnement du modèle.

3.1.4 Présentation du scénario témoin (5P 5M) et de la simulation

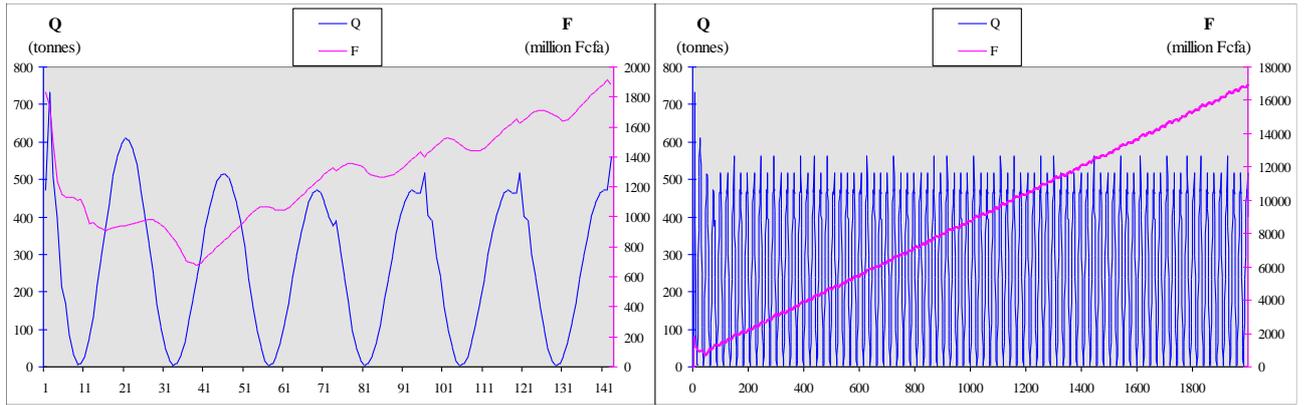
Pour lancer une simulation, il faut charger la base de connaissance et définir un scénario contenant le nombre d'agents, leur effectif, leur position, les sites et les espèces qu'ils connaissent et les engins dont ils disposent. Parce qu'elle nécessite beaucoup de simulations dont la durée dépend du nombre d'agents, l'analyse de sensibilité a été menée à partir d'un scénario témoin constitué de cinq agents pêcheurs et cinq agents mareyeurs. Ils ont été créés au hasard : leur effectif, les sites qu'ils connaissent, leurs techniques de pêche, etc. ont été implémentés aléatoirement (voir annexe). La durée des simulations effectuées à partir de ce scénario est de l'ordre de 10 à 15 minutes pour 150 pas de temps.

Afin de déterminer la durée moyenne des simulations nécessaire à l'analyse, nous avons débuté par une simulation sur 2000 pas de temps (82 ans)³. Les courbes de réponse obtenues des variables globales et locales se stabilisent assez rapidement, à partir de $T = 36$: après une période d'activité intense, les agents ont plus ou moins trouvé leurs marques et les dynamiques des variables globales et locales se régularisent (Figure 4). Cette régularisation rapide permet de réduire la durée des simulations à 150 pas de temps, période qui semble suffisante pour évaluer l'effet de chaque modification de paramètre.

Figure 4 : dynamique de Q et F sur 150 pas de temps et sur 2000 pas de temps ⁴

³ Pas de temps : un pas équivaut à 15 jours, période qui permet à chaque agent d'effectuer deux actions.

⁴Dans cet exposé, tous les graphes des courbes en fonction du temps (dynamiques) ont un fond gris. Tous les autres graphes (diagrammes, moyennes en fonction d'un facteur, etc.) ont un fond blanc.



L'exploitation est globalement excédentaire : après une période d'initiation caractérisée par un effondrement de la masse monétaire F, la pêche s'enrichit. On peut considérer alors qu'elle est "opérationnelle". La quantité de poisson circulant dans le système affiche une périodicité, expression de la valeur des prises par unité d'effort par espèce (PUES).

3.2 Etude de sensibilité de MOPA.

Les sources de variations des dynamiques simulées ont été étudiées; on peut ainsi les catégoriser de la façon suivante :

- les types de scénarios initiaux
- les externalités
- les variables d'action
- les variables d'interaction
- les mécaniques de l'activité
- les variables informatiques

L'analyse de sensibilité a été abordée pour chaque type. Cependant, pour suivre la progression qui a permis de comprendre le fonctionnement du modèle, nous adopterons un plan chronologique.

3.2.1 Modifications des externalités.

Les domaines sources, qu'il s'agisse des ressources en poissons ou en argent sont considérés ici comme des externalités, c'est-à-dire des paramètres situés à la périphérie du système.

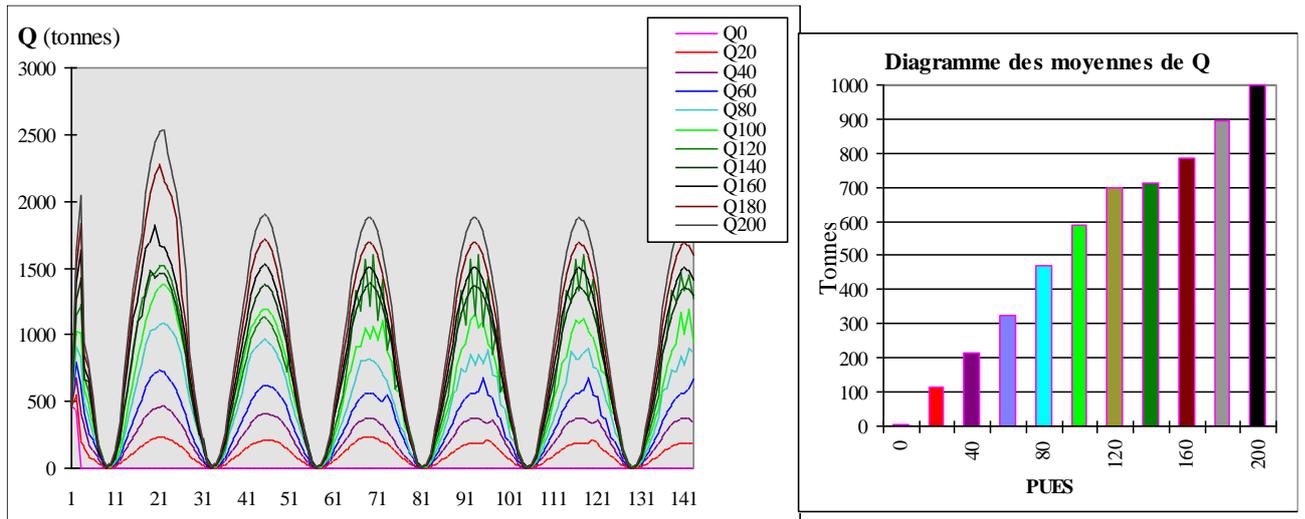
3.2.1.1 Prises par unité d'effort par espèce(PUES).

L'expression des prises des pêcheurs qui suit les variations d'up-welling, est donnée par la relation sinusoïde suivante :

$$\text{PUES} = x + x \cdot \cos(2\pi \cdot t/24)$$

où x représente la moitié de l'amplitude des oscillations. Onze simulations ont été effectuées en modifiant les valeurs de cette amplitude (0 à 200).

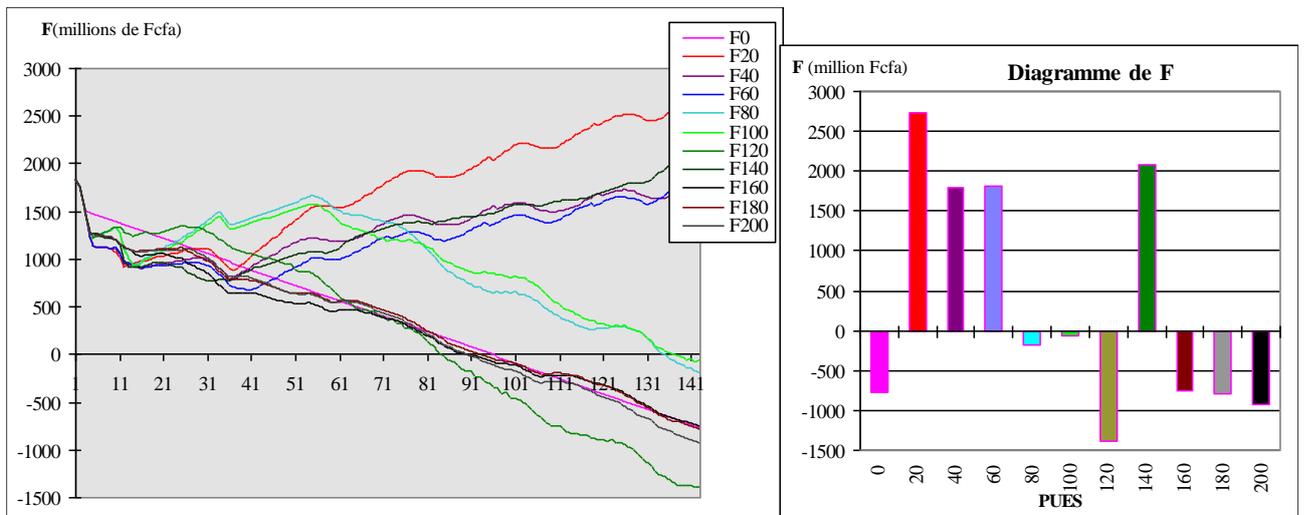
Figure 5 : Dynamiques et moyennes de Q en fonction de la valeur des prises



Les dynamiques Q sont comparables, mais on constate dans le détail, une dégradation des formes sinusoïdales pour les valeurs basses. La moyenne augmente régulièrement avec les prises des pêcheurs, ces derniers n'ajustant pas leur effort en fonction de la capacité du milieu. La quantité de poisson circulant dans l'exploitation est tributaire des prises des pêcheurs.

En revanche, la masse monétaire F affiche une sensibilité plus marquée aux variations des PUES :

Figure 6 : Dynamiques et moyennes de F en fonction de la valeur des prises



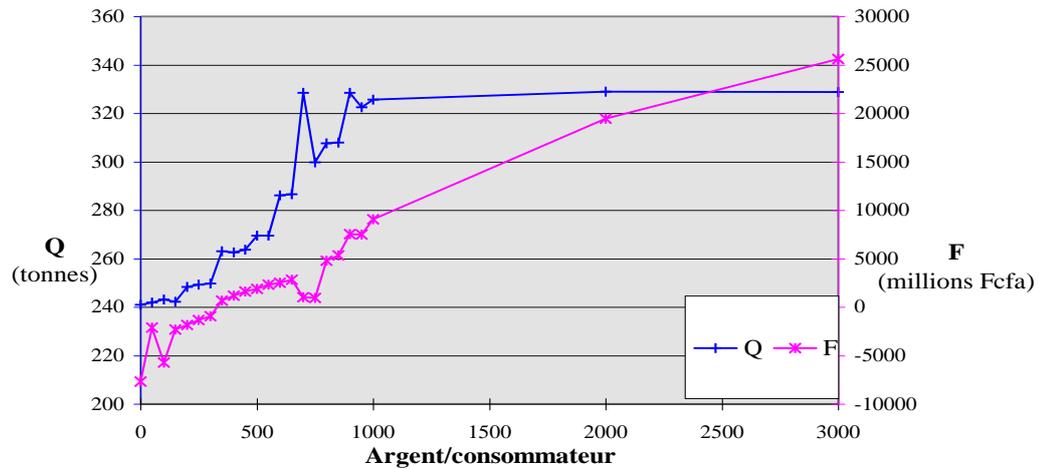
Trois types de fluctuations sont observées. Les deux premiers expriment respectivement une croissance et une décroissance monétaire continue. Le dernier décrit un comportement mixte avec une période de croissance suivie d'une diminution de la masse monétaire.

3.2.1.2 Argent par consommateur.

A l'origine, la quantité d'argent dont dispose chaque consommateur au début de chaque pas de temps a été fixée à 500 Fcfa par jour. Les conséquences de la variation de ce paramètre apparaissent de manière nette dans la

Figure 7

Figure 7 : Moyennes Q et F, en fonction de l'argent par consommateur



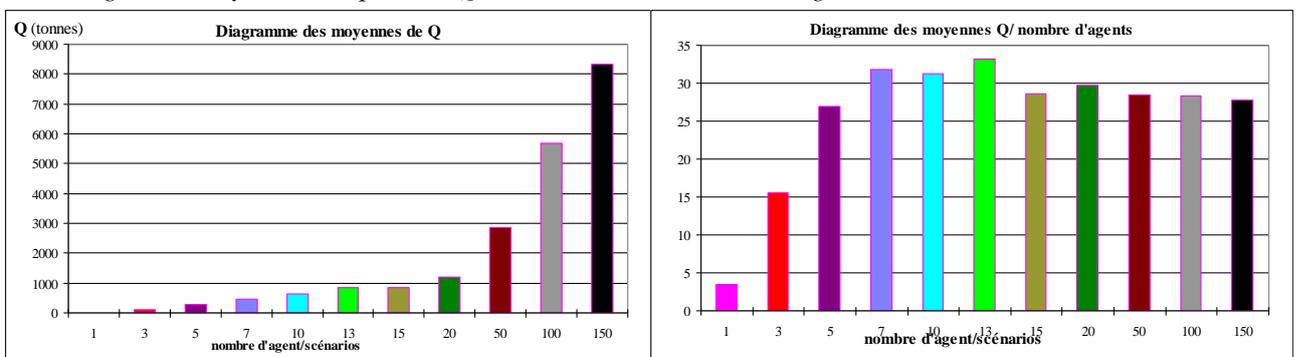
La quantité moyenne de poisson circulant dans l'exploitation augmente avec le revenu des consommateurs, jusqu'à un plateau maximal situé à partir de 1000 Fcfa/jour/consommateur. La moyenne F augmente assez régulièrement avec ce paramètre. Les dynamiques F sont décroissantes pour les valeurs du paramètre inférieures à 300 Fcfa; au delà, elles apparaissent croissantes. On observe cependant une singularité des moyennes pour une valeur du paramètre argent de 700 Fcfa qui correspond localement à une augmentation de Q et une baisse de F.

3.2.2 Sensibilité aux conditions initiales : analyse de plusieurs scénarios.

3.2.2.1 Nombre d'agents par scénario

A partir de la base de connaissance qui détermine toutes les données de l'environnement à l'exception de celles portant sur les agents, de nouvelles simulations sont menées, qui prennent en compte la fluctuation des scénarios de départ : de 1 à 150 agents pêcheurs et agents mareyeurs ont ainsi été introduit successivement pour chaque simulation et l'effet de cette opération sur la quantité Q de poisson circulant dans l'exploitation a été analysée.

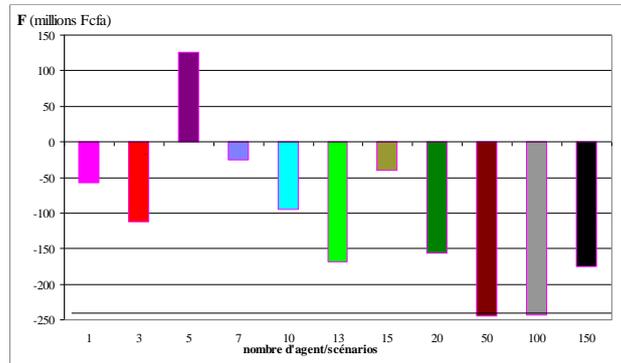
Figure 8 : Moyennes des quantités Q en relation avec le nombre d'agent



Le nombre des agents apparaît bien corrélé avec les tonnages de poisson circulant. Toutefois, la quantité de poisson dont dispose chaque agent ne croît pas indéfiniment et atteint une valeur maximale à partir

d'une dizaine d'acteurs pêcheurs et mareyeurs. Les résultats de ces simulations pour la variable F sont présentés Figure 9.

Figure 9 : Moyennes de la richesse par agent, en relation avec le nombre d'agents

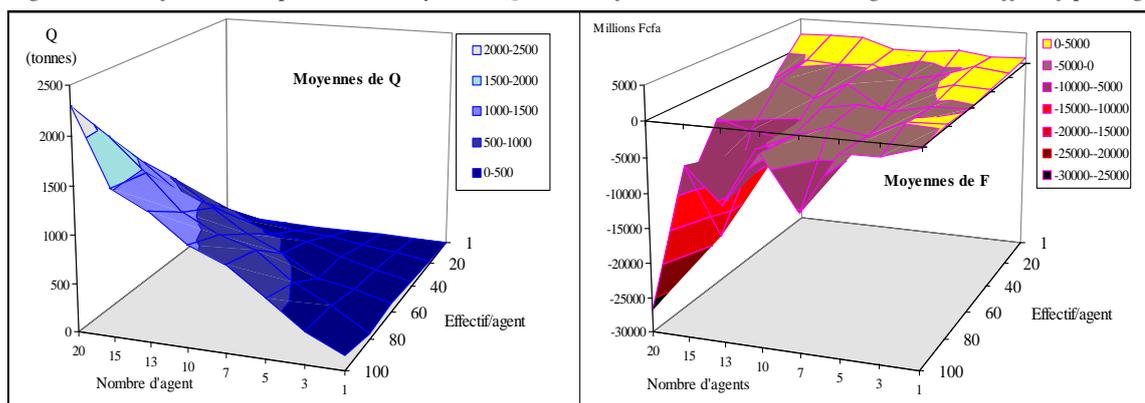


Les dynamiques de F sont décroissantes excepté lorsque le scénario 5P 5M est appliqué. Cette singularité de réponse pose problème... Il en va de l'équilibre économique de l'exploitation virtuelle ! Nous avons donc procédé à d'autres simulations en figeant le nombre d'individus par agents. En effet, la méthode "Créer_agents" de MOPA qui permet d'implémenter les différents scénarios, crée un agent de façon aléatoire : son site d'attache est choisi au hasard, les autres sites qu'il connaît aussi et son effectif également. Ainsi, on ne peut se baser sur le nombre d'agent pour quantifier l'effectif total de l'exploitation.

3.2.2.2 Effectif par agent

Afin d'essayer de mieux comprendre les résultats que l'on obtenait précédemment, nous avons figé l'effectif par agent de façon à pouvoir le contrôler. Nous avons alors effectué 48 simulations en faisant varier l'effectif par agent (1 à 100) ainsi que le nombre d'agents (1 à 20). Ici encore, 1agent signifie 1pêcheur et 1mareyeur.

Figure 10 : Surfaces de réponse des moyennes Q et F, en fonction du nombre d'agent et de l'effectif par agent



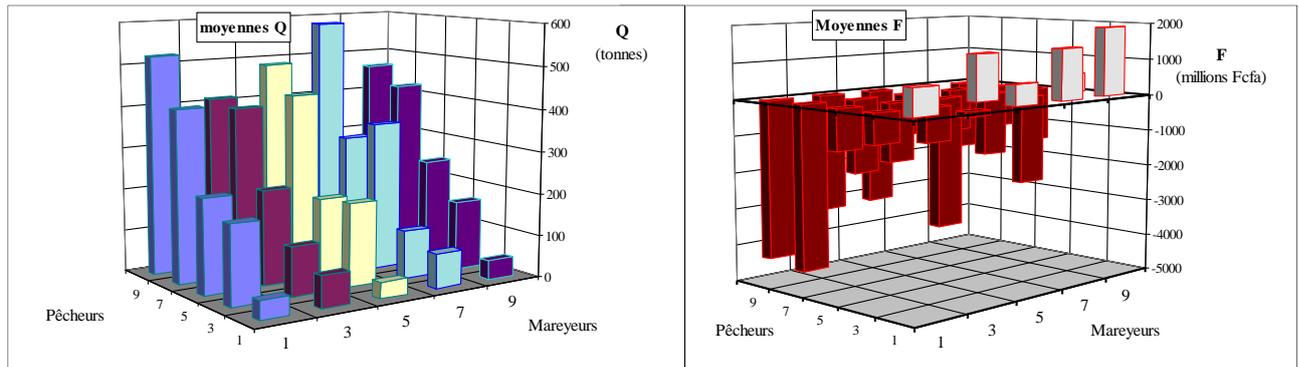
La quantité moyenne Q de poisson circulant dans le système augmente régulièrement avec le nombre d'agents et avec le nombre d'individus par agent. En ce qui concerne la moyenne F, de façon générale, plus le nombre d'agent et leur effectif est élevé, plus l'exploitation est déficitaire.. D'autre part, on remarque que lorsque les quantités de poisson augmentent, la pêche devient déficitaire. Ce constat qui apparaît aussi pour le facteur PUES, montrerait un problème de fonctionnement du modèle : l'exploita-

tion est inadaptée quand la ressource en poisson est suffisante ! Ce résultat est probablement lié à la suppression de la procédure aléatoire de création d'agent qui favoriserait certainement l'auto-organisation du système; cependant cette raison n'explique pas le déficit et l'écroulement du système de production.

3.2.2.3 Rapport entre le nombre d'agents pêcheurs et le nombre d'agents mareyeurs.

Dans ces simulations l'effectif par agent a été fixé. A partir d'un total de 10 agents, nous faisons varier le rapport pêcheurs - mareyeurs :

Figure 11 : Moyennes Q et F en fonction du nombre d'agents Pêcheurs et mareyeurs



Lorsque le nombre d'agents pêcheurs augmente, la quantité moyenne de poisson croît; à l'opposé, la masse monétaire moyenne tend à diminuer. Celle-ci devient négative lorsque les pêcheurs constituent 20% du nombre d'agents. Elle s'écroule pour une population de pêcheurs dépassant 70% de la population totale. On peut considérer que la rentabilité de la pêche est liée à un nombre de pêcheurs très minoritaire par rapport au nombre total d'acteurs du système.

3.2.3 Modifications des paramètres internes.

L'étude de sensibilité qui suit s'intéresse aux effets des variations de paramètres positionnés au niveau de l'architecture de MOPA.

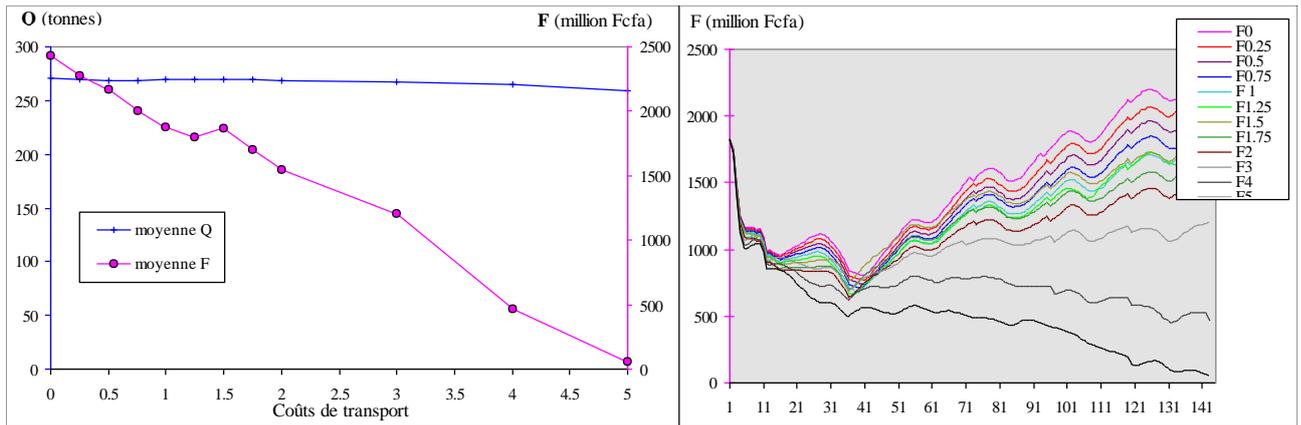
3.2.3.1 Coût de transport.

L'évolution de la masse monétaire et de la quantité de poisson a été étudiée en fonction de la variation du coût de transport pour tous les véhicules (tout les types de pirogues, les voitures et les camions). Les résultats sont présentés sur la Figure 12.

Le coût de transport a très peu d'influence sur les dynamiques Q de la pêche et leur moyenne diminue très peu avec ce paramètre. Il influe sur F : les dynamiques et leur moyennes associées deviennent progressivement décroissantes. Toutefois, l'allure générale des courbes reste semblable. De manière générale, les variables Q et F sont peu sensibles à ce paramètre.

Figure 12 : Moyennes Q et F, fonction du coût de transport.

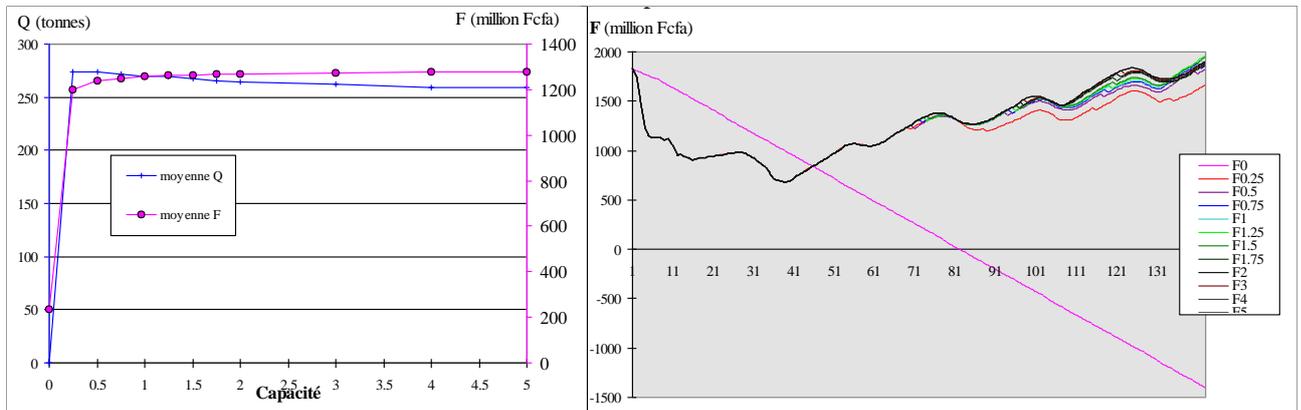
Dynamiques de F



3.2.3.2 Capacité des engins de transport

Toutes les capacités de transport des engins (camions et pirogues) ont été modifiées. Les résultats de ces variations sur Q et F sont présentés sur la Figure 13 :

Figure 13 : Moyennes de Q et F , et dynamiques de F en fonction de la capacité



Le modèle est très robuste à ce paramètre. Ses effets sur la variable Q s'expriment par une stabilisation progressive de la sinusoïde qui entraîne une très légère diminution de la moyenne. Les dynamiques de F ne varient pas de manière sensible, à l'exception du cas où les capacités sont nulles. Enfin il a une influence très minimale même sur les variables locales.

3.2.3.3 Paramètre informatique : le problème de la file d'attente.

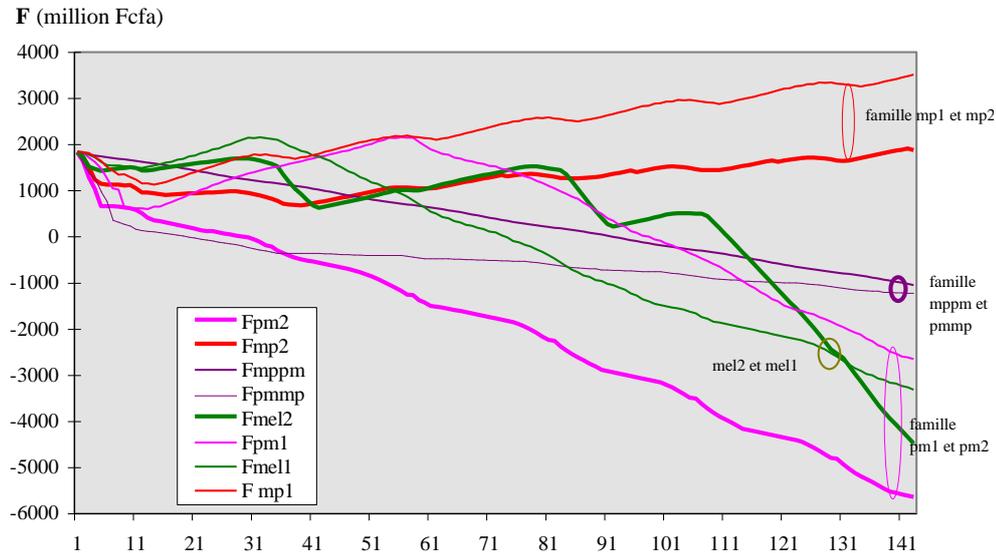
La programmation de MOPA est asynchrone : le modèle n'étant pas installé sur plusieurs machines en parallèle, l'activité des agents est séquentielle en pas de temps et ils agissent les uns après les autres. Cette discrétisation du temps et l'agencement des agents dans une liste peut être considéré comme une nouvelle variable qui serait en fait un artefact informatique (Le Fur, com. pers.).

Dans le modèle original, cette variable est MP2 : les mareyeurs (M) exécutent d'abord leurs actions, puis vient le tour des pêcheurs (P). Cette procédure est répétée deux fois de suite dans un pas de temps (2) afin qu'un cycle entier puisse être bouclé (ex : aller pêcher puis revenir au port. Voir Figure 1 et ses commentaires page 3). D'autres procédures ont été créées comme PM2 (l'inverse de la précédente), MP1

et PM1 (sans répétition), MPPM et PMMP et enfin les procédures mélangées (mel1 et mel2) où chaque agent dans la liste est alternativement un pêcheur et un mareyeur.

Toutes les simulations qui ont été menées montrent que les effets de l'agencement des agents sont minimes sur la variable Q. En revanche, les réponses de la variable F présentées Figure 14, dévoilent la grande sensibilité à ce paramètre.

Figure 14 : Dynamiques de F résultant de l'agencement des agents



Les réponses peuvent être regroupées en familles. La famille MP (1 et 2) est la seule, après une période d'adaptation, à avoir une augmentation de F avec le temps. Les autres sont déficitaires. Les courbes PM1 et PM2 apparaissent parallèles à partir de $t = 57$ et on peut considérer qu'elles appartiennent alors à la même famille. Les réponses de F dans les cas MPPM et PMMP sont très rectilignes. Enfin, il n'est pas évident d'associer les courbes mel1 et mel2.

L'ordre d'action des agents présente des effets certains sur la dynamique de la masse monétaire et par conséquent sur la viabilité de l'exploitation. Or ce constat pose problème car a priori rien ne permet de déterminer dans quel ordre les acteurs doivent agir. La multiplication de machines parallèles qui faciliterait l'action simultanée des agents est une procédure qui à notre sens n'apporterait pas de solution car la difficulté consiste en fait à gérer les interactions entre agents; c'est le rôle de la modélisation.

3.3 Modifications de MOPA.

L'analyse faite sur la version originale de MOPA a permis de mettre en évidence certaines limites du modèle. Aussi, des modifications y ont été apportées, notamment pour la mise au point d'autres variables que celles présentées à l'origine et en simplifiant certains processus favorisant ainsi la compréhension des flux de poisson au sein du système. Ces modifications successives peuvent être assimilées à une étude de sensibilité orientée vers la mécanique de l'activité.

3.3.1 MOPA 2 : stabilisation de la demande des consommateurs

3.3.1.1 Présentation

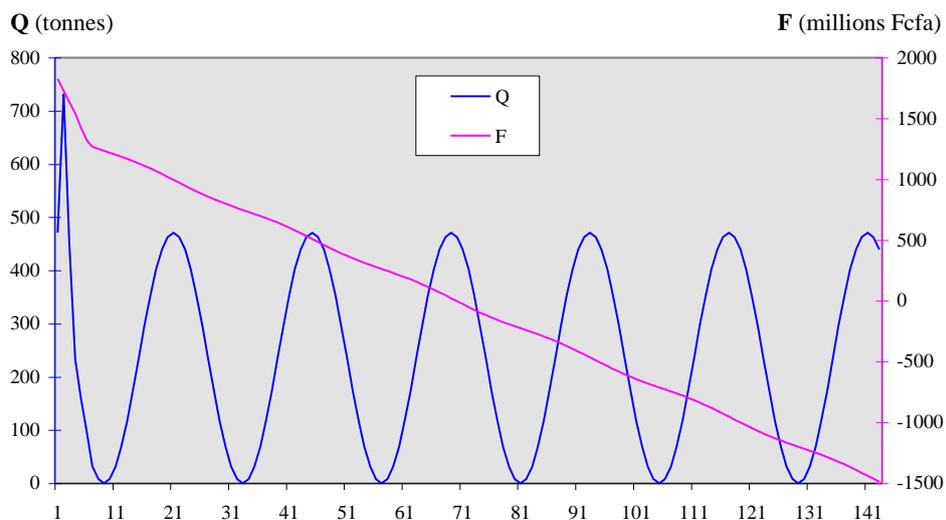
L'analyse précédente dévoile le besoin d'étudier une variable qui caractériserait mieux la viabilité du modèle. Nous avons choisi de relever les quantités consommées. En effet, si l'objectif principal de l'exploitation consiste à apporter du poisson de la mer aux consommateurs, alors on peut déterminer son efficacité en analysant la consommation.

Cependant, l'enregistrement des quantités de poisson consommées à chaque pas de temps, nécessite de changer la demande des Talibes : celle-ci était automatiquement réajustée à chaque pas de temps en fonction de la satisfaction des besoins du pas précédent et n'était ni mesurable ni contrôlable. C'est l'inverse dans le nouveau programme car cette demande devient un paramètre réinitialisé à chaque début de pas; les consommateurs ont alors toujours besoin de la même quantité de poisson.

3.3.1.2 Résultats sur la dynamique.

Les conséquences de cette modification sur la dynamique de l'exploitation sont importantes (Figure 15). Les réponses des variables semblent simplifiées ; le modèle est plus monotone.

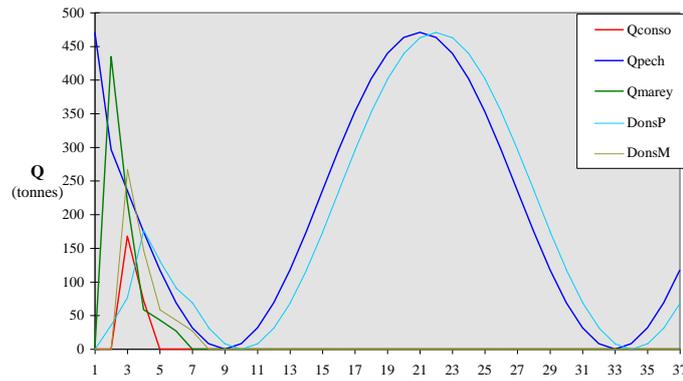
Figure 15 : Dynamiques Q et F de MOPA 2



La stabilisation de la demande influence beaucoup les dynamiques de Q et F : la première ressemble d'avantage à une sinusoïde et la deuxième décroît de façon quasi-linéaire. Si l'effondrement de la masse monétaire paraît être un problème pour la viabilité de l'exploitation, les modifications apportées à MOPA permettent d'une part de contrôler la demande des consommateurs et dévoilent d'autre part, l'importance de celle-ci dans le fonctionnement du système.

Ce nouveau modèle permet d'enregistrer la consommation des Talibes, mais aussi les quantités invendues des pêcheurs et des mareyeurs, appelées respectivement DonsP et DonsM et qui sont perdues pour l'exploitation.

Figure 16 : Dynamiques des quantités véhiculées par les agents, consommées et invendues



Dans le scénario témoin, les quantités achetées par les mareyeurs et celles consommées s'annulent très rapidement. Les pêcheurs, même sans acheteur, continuent cependant à exploiter la ressource et se débarrassent de la totalité de leur production. Il n'y a aucun flux qu'il s'agisse de poisson ou d'argent. Cela peut être le résultat de l'absence d'interaction entre pêcheurs et mareyeurs.

3.3.1.3 Variations du rapport nombre de pêcheurs sur nombre de mareyeurs

Afin de multiplier les chances de rencontres entre les agents qui stimuleraient la consommation, on augmente les populations de pêcheurs et de mareyeurs. En fixant l'effectif par agent à 50, nous avons effectué des simulations avec un nombre d'agents variable : 1 à 9 pêcheurs et dans chaque cas, 1 à 100 mareyeurs.

Figure 17 : Diagramme 1 : Moyennes Q

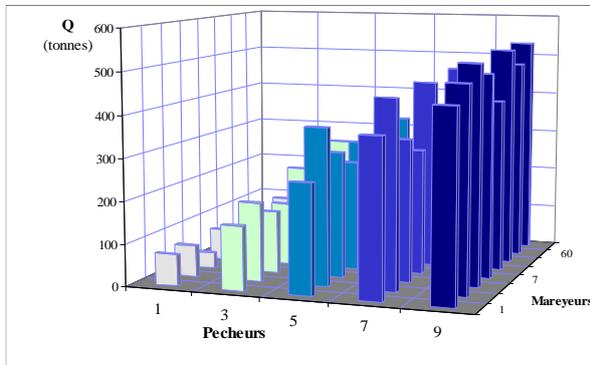
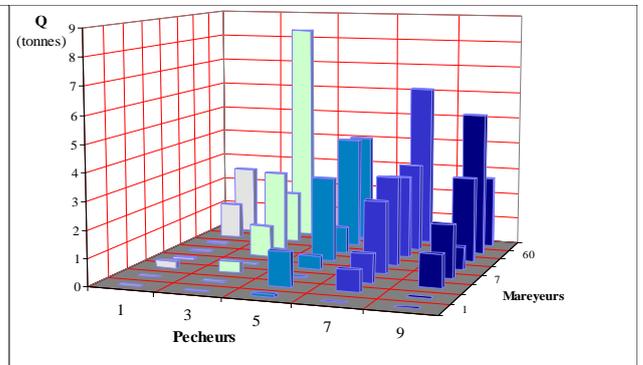


Diagramme 2 : Moyennes Q consommées

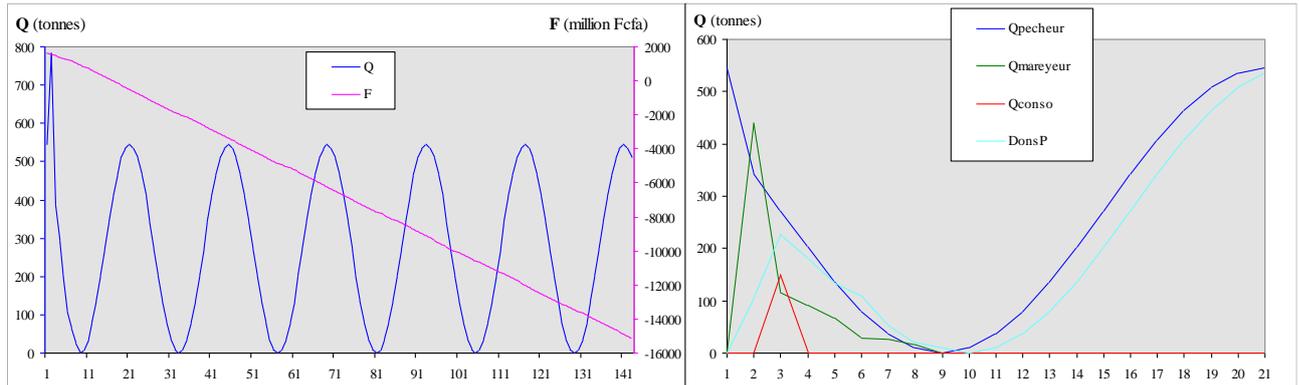


Comme précédemment, la quantité de poisson circulant dans l'exploitation est essentiellement corrélée au nombre de pêcheurs. La consommation moyenne des Talibes augmente avec le nombre de mareyeurs. En revanche elle est beaucoup moins liée à l'augmentation du nombre de pêcheurs. Par ailleurs, comparées à la quantité moyenne de poisson dont disposent les agents, les quantités consommées sont très faibles. L'écart entre les quantités produites et consommées témoigne ainsi d'une diffusion de poisson hors du système plutôt que de la mise en place d'un flux de la mer aux consommateurs. Suivre la circulation du poisson à travers son passage de mains en mains, des pêcheurs jusqu'aux consommateurs est d'autant plus difficile que le nombre d'espèces véhiculées est élevée. Pour faciliter ce travail, nous avons donc réduit le modèle à l'exploitation d'une seule espèce.

3.3.2 MOPA 3 : modèle mono-spécifique (Sardinelle)

Lorsqu'on modifie le modèle de manière à ce qu'il ne prenne en compte qu'une espèce, la sardinelle (*Sardinella aurita*) exploitée à l'aide d'un seul type d'engin, la senne tournante, il est plus facile d'identifier le flux de poisson. Ainsi la rencontre entre un pêcheur et un mareyeur devrait se concrétiser par une transaction⁵. Le nouveau scénario témoin sur lequel nous avons travaillé est constitué de 5 agents pêcheurs et 5 agents mareyeurs, tous spécialisés dans le traitement des sardinelles (Sard. 5P-5M).

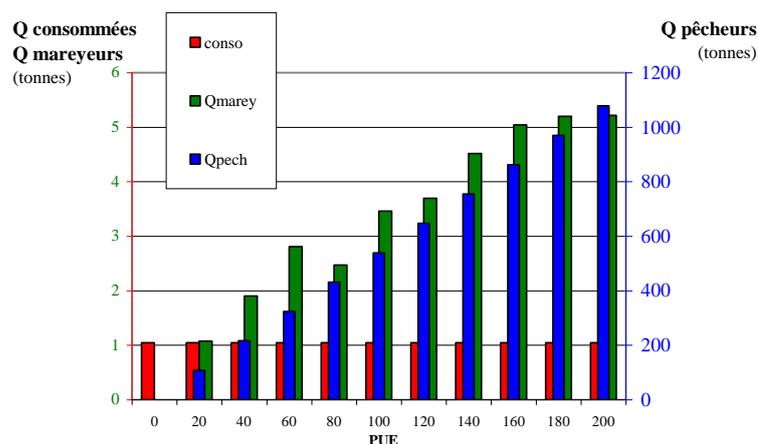
Figure 18 : Dynamiques Q et F et dynamique de la consommation sur 21 pas de temps



La simplification a peu d'effet sur les dynamiques des variables Q et F . Toutefois cette dernière décroît plus rapidement que dans la version précédente de MOPA.

Ici encore, la demande en sardinelle des consommateurs n'est pas assouvie, alors que c'est la seule espèce connue des pêcheurs et des mareyeurs; le flux de poisson n'est pas identifié. Nous avons donc repris le problème à la base en étudiant l'effet de la variation de source en poisson représentée par la PUE. Les résultats sont présentés sur la Figure 19

Figure 19 : Diagramme des moyennes des quantités pêchées, mareyées et consommées, en fonction des PUE



Bien que les quantités pêchées et mareyées augmentent linéairement avec les PUES, les premières sont disproportionnées par rapport aux secondes. De plus, la consommation, très faible, reste constante

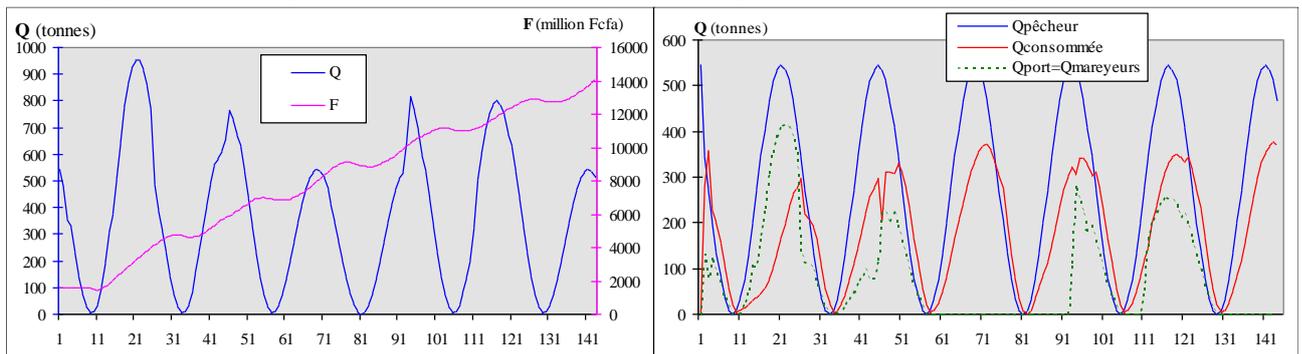
⁵ Cette modification vise aussi à préparer la fusion de MOPA avec un autre modèle multi-agents qui simule la biologie des sardinelles des côtes sénégalaises et mauritaniennes (Simon, 1997).

quelque soient les quantités pêchées. Ni les prises des pêcheurs, ni les types de scénarios choisis, n'expliquent l'absence de circulation des flux de poissons dans la pêcherie. On peut donc présumer qu'au niveau des marchés, la vente entre les mareyeurs et les consommateurs n'a pas lieu. Cette hypothèse est à l'origine de la mise au point de MOPA 4.

3.3.3 MOPA 4, nouvelle version

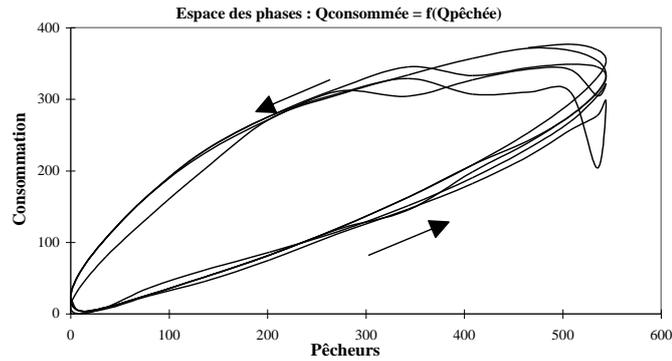
Certaines corrections sur les procédures de vente aux consommateurs ont été apportées. Dans ce contexte, les dynamiques apparaissent fortement modifiées par rapport aux versions précédentes :

Figure 20 : dynamiques Q et F



Les oscillations de la variable Q présentent des irrégularités et la variable F est croissante. D'autre part, la consommation est significative; elle présente une allure comparable à celle des quantités pêchées et témoigne de l'existence d'un flux de poisson.

Nous avons essayé de comprendre à quoi étaient dues les irrégularités des oscillations de Q . Celle-ci donne la quantité de poisson de tous les agents actifs (pêcheurs et mareyeurs). Les variables Q ($Q_{\text{pêcheur}}$, Q_{marin} , Q_{totale} , etc.) représentent pour chaque domaine, la quantité de poisson à un instant donné t , déterminée à la fin de chaque pas de temps. Ainsi, par exemple, Q_{port} décrit la quantité de poisson qu'il reste dans tous les ports après que toutes les actions des agents soient achevées, et non pas les quantités qui y ont transitées pendant ce laps de temps. Or, en analysant les flux de Q , on s'aperçoit que cette variable représente aussi la quantité qu'il reste aux mareyeurs à la fin des pas de temps ($Q_{\text{port}} = Q_{\text{mareyeurs}}$), quantité qui n'a été ni vendue, ni donnée. Celle-ci resservira alors pour le pas de temps suivant ; elle est en quelque sorte réinjectée dans le modèle, s'ajoute aux nouvelles quantités pêchées et explique les irrégularités des oscillations. Jusqu'à présent donc, les quantités de poissons des agents ne reflètent pas exactement les quantités qu'ils ont effectivement manipulées à chaque pas de temps. Par exemple, les quantités qui ont transitées par les mareyeurs entre le temps 57 et 92 ne sont pas nulles car les Talibes ont consommé. Afin de mieux suivre l'évolution des quantités pour chaque classe d'acteur, $Q_{\text{pêcheur}}$ et Q_{mareyeur} additionnent maintenant les quantités de poisson à chaque demi pas de temps. On obtiendra alors une estimation des quantités transitées.

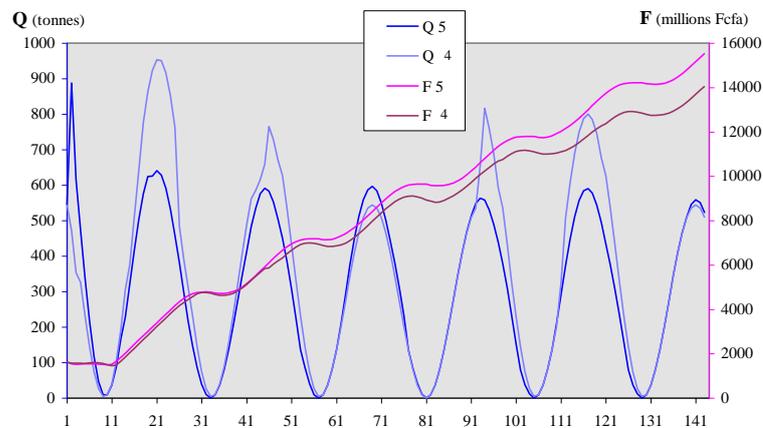


La consommation des Talibes augmente avec les prises des pêcheurs. Cependant cette tendance décline lorsque les prises sont plus importantes. D'autre part, pour une même quantité pêchée, la consommation des Talibes peut varier du simple au double : quand les prises des pêcheurs augmentent, la consommation croît de façon "exponentielle". Quand les prises diminuent, la consommation continue d'augmenter dans un premier temps, puis décroît. Tout se passe comme si elle était en retard par rapport au pêcheurs.

3.3.4 MOPA 5 : symétrique.

Jusqu'à présent, l'analyse de sensibilité s'est intéressée au comportement des variables et à la mise au point des flux qui témoignent de la fonctionnalité du système. Or, les acteurs qui participent à l'établissement de ces flux, jouent un rôle primordial. Toutefois leurs comportements sont complexes et il convient de les simplifier en tentant de rendre symétrique l'enchaînement de leurs actions. Par exemple, le déroulement d'une simulation montre que les mareyeurs effectuent plus d'actions que les pêcheurs, phénomène que l'on constate aussi en analysant les cycles de déplacements. Nous avons donc, dans un premier temps, rétabli une symétrie dans le nombre d'actions et dans les cycles de chaque type d'agent actif. On peut comparer les résultats de cette symétrisation dans la figure 21.

figure 21 : Comparaison des dynamiques Q et F entre MOPA 4 et MOPA 5



La variable Q affiche une dynamique plus régulière que celle observée dans MOPA4, ces irrégularités étant dues aux invendus des mareyeurs. Dans ce nouveau modèle, lorsque un mareyeur est dans un marché, il ne lui reste que deux alternatives après avoir essayé de vendre son poisson:

- soit il se déplace vers un autre marché s'il lui reste du poisson à vendre,
- soit il attend le pas de temps suivant pour retourner au port.

S'il lui reste du poisson à la fin de cette action, il s'en débarrasse et par conséquent, il ne lui reste plus de quantité à "réinjectée" au début du temps suivant (voir explication antérieure page 21). C'est pourquoi, les oscillations sont devenues régulières dans cette version.

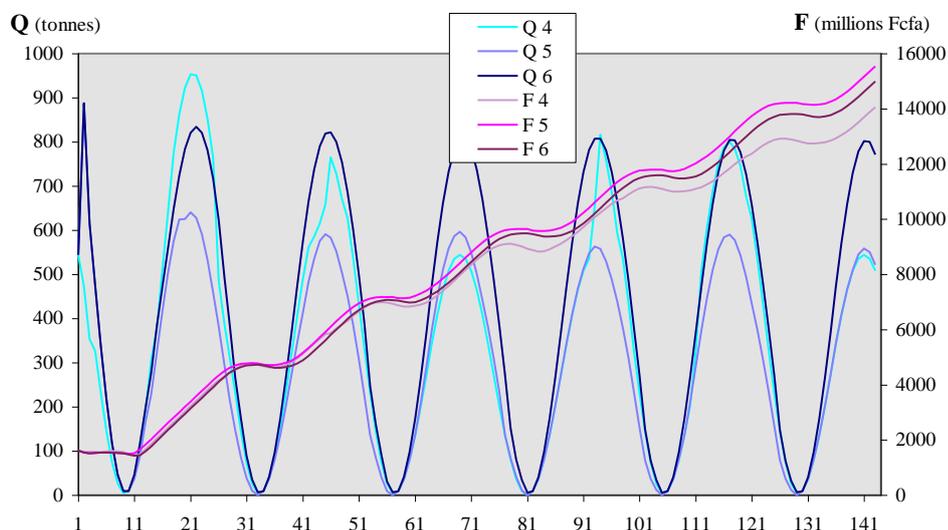
3.3.5 MOPA 6 : semi-symétrique.

La symétrie absolue n'est pas observée dans l'exploitation réelle : si, lors d'une sortie en mer, les captures des pêcheurs sont nulles, ils retournent, bredouilles au port, alors que les mareyeurs sont condamnés à rester dans les ports jusqu'à ce qu'ils parviennent à acheter du poisson. C'est pourquoi le modèle a intégré cette stratégie.

D'autre part, des procédures supplémentaires sont intégrées au programme : s'il y a eu une vente ou non et s'il leur reste du poisson, les mareyeurs essaieront tous les marchés qu'ils connaissent avant la fin du pas de temps. De même pour les pêcheurs : ils essaieront de vendre leur poisson restant dans tous les ports qu'ils connaissent avant de repartir en mer au pas suivant. Les algorithmes des cycles de déplacement et d'action des agents figurent en annexe.

La Figure 22 compare les dynamiques de Q et F des trois dernières version de MOPA.

Figure 22 Comparaison des dynamiques de Q et F pour MOPA 4, 5 et 6

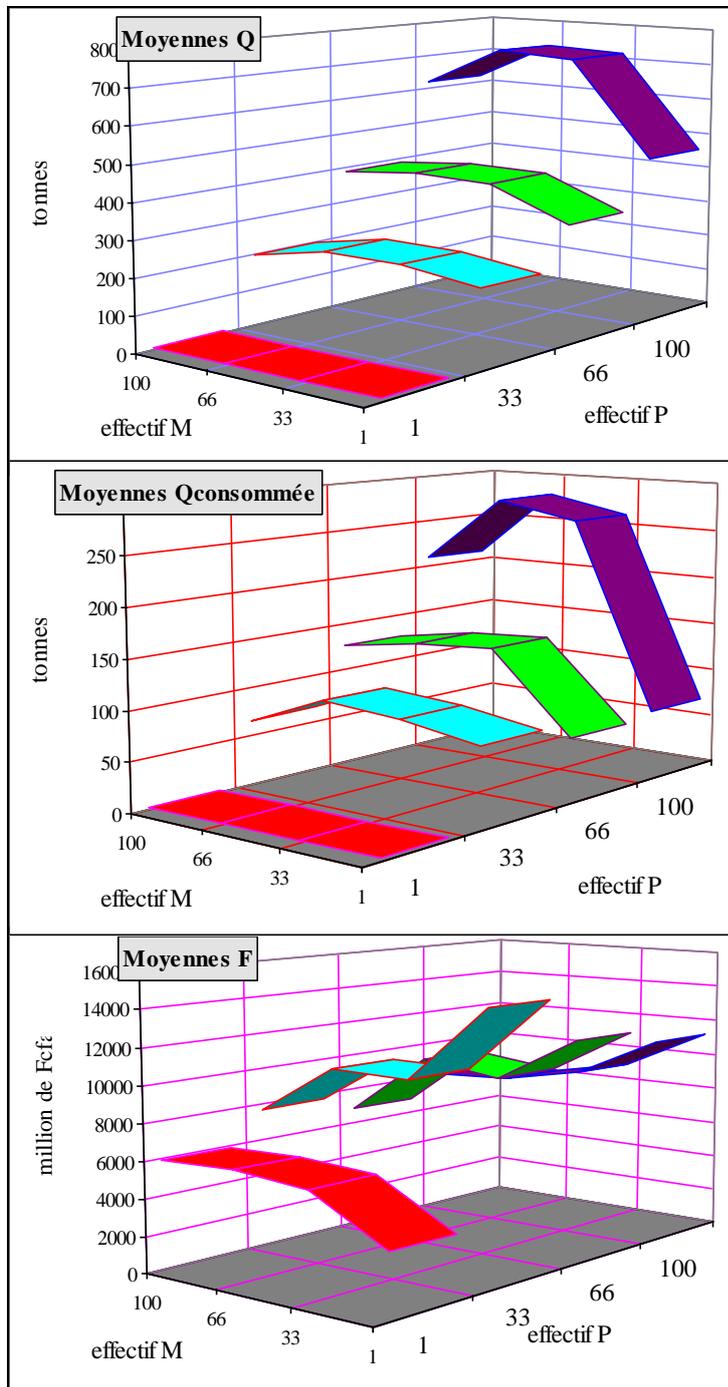


Dans cette dernière version du modèle, la variable Q 6 représente la somme des quantités de poisson respectivement traitées par les pêcheurs, les mareyeurs *et les consommateurs*. Dans les deux derniers modèles, la consommation est inférieure à celles observée dans MOPA4. Dans le même temps, les simplifications régularisent les dynamiques des variables et clarifient le déroulement des simulations. A partir de cette nouvelle base, on pourra mieux comprendre le comportement du modèle.

3.3.5.1 Sensibilité aux effectifs des agents Pêcheurs et Mareyeurs.

Sur la base du scénario de départ (sard. 5P-5M), nous avons lancé des simulations en modifiant uniquement les effectifs par agent.

Figure 23 : Moyennes Q , $Q_{consommées}$ et F , en fonction des effectifs par agent pêcheur et mareyeur



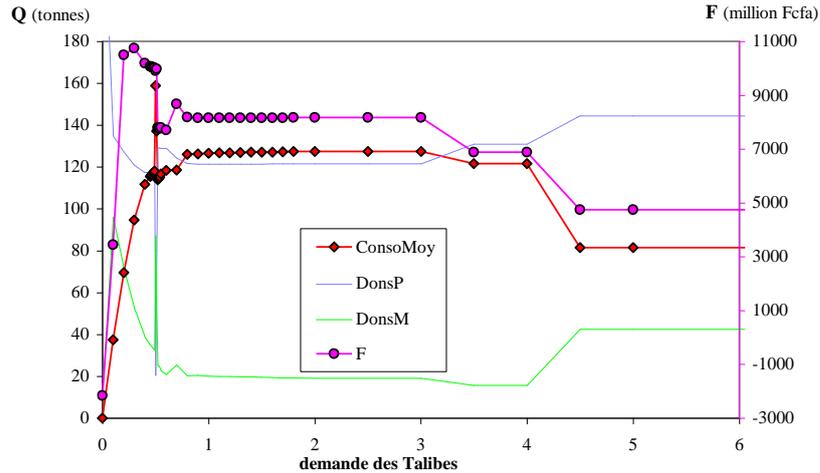
La quantité totale de poisson circulant dans l'exploitation augmente avec l'effectif par agent pêcheur et dépend peu de l'effectif des mareyeurs.

La consommation augmente aussi avec l'effectif des pêcheurs, mais l'effectif par mareyeur a davantage d'influence sur cette variable. Elle est maximale lorsque pour 100 individus par agent pêcheur, l'effectif des mareyeurs est compris entre 33 et 66 individus par agent.

La variation des effectifs produit des résultats intéressants sur la masse monétaire : F décroît généralement quand l'effectif des mareyeurs augmente. L'optimum de richesse a lieu pour un rapport des effectifs de 33 pêcheurs pour un seul mareyeur. F n'est pas maximale quand la consommation est optimale. Ainsi, dans cette exploitation virtuelle, le flux optimum de poisson ne correspond pas aux meilleurs gains !

3.3.5.2 Demande des Talibes.

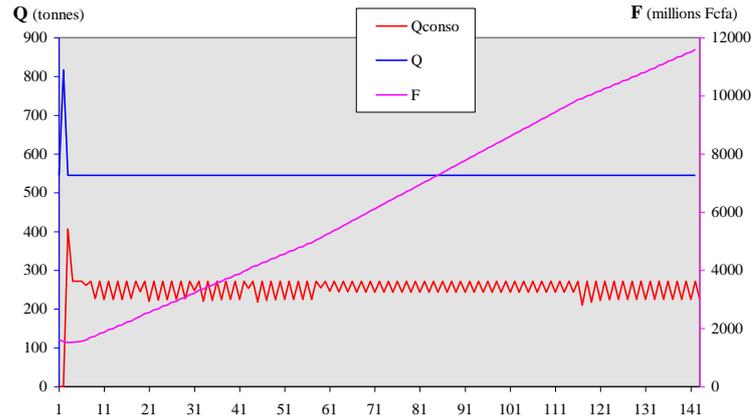
A partir du scénario témoin sard 5P5M, 40 simulations ont été réalisées en faisant varier la demande des Talibes, de 0 à 100 kg/personne/jour (figure 24).

Figure 24 : Moyennes de F et des quantités consommées et invendues, en fonction de la demande

Dans une première série de simulations que nous avons effectuées, nous constatons que la consommation moyenne augmentait avec la demande des Talibes, jusqu'à atteindre un plateau. Ce type de réponse classique confirme l'importance de ce paramètre : il semble jouer le rôle d'une pompe aspirante qui favoriserait la constitution du flux de poisson. Cependant, en multipliant le nombre de simulations, il apparaît que les réponses du modèle ne sont pas si simples : pour une demande supérieure à 3 kg/jour/personne, une décroissance de la consommation est amorcée qui se stabilise définitivement pour des valeurs élevées de la demande (entre 4 et 100 kg/j/pers.). De plus, il apparaît une singularité pour des valeurs proche de 0,5 kg/j/pers.. Outre le fait que la consommation ne reste pas maximale pour les fortes valeurs de la demande, on s'aperçoit aussi que les dons des mareyeurs ne sont jamais nuls. Enfin, les moyennes de la masse monétaire semblent suivre la consommation. Cependant, on remarque ici aussi que la masse monétaire est maximale pour les faibles valeurs des quantités consommées.

3.3.5.3 Stabilisation des prises des pêcheurs.

La stabilisation des prises des pêcheurs est susceptible d'apporter de nouveaux éléments de compréhension sur la réactivité de MOPA. Les résultats de ces stabilisations sont présentées Figure 25.

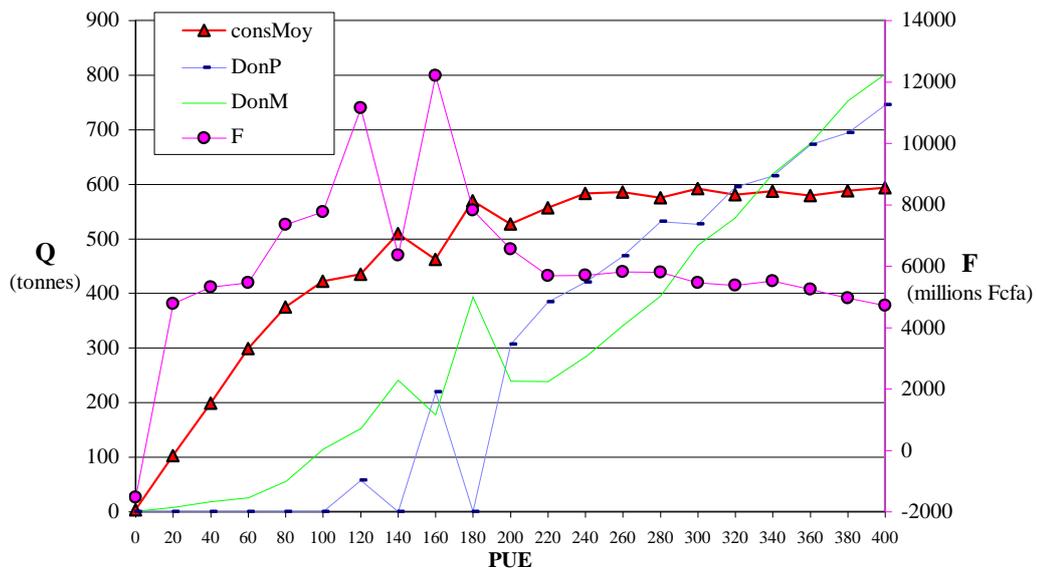
Figure 25 : Dynamiques de F et des quantités totales et consommées, pour une stabilisation des prises

La quantité totale Q devient rapidement constante et la consommation reste relativement régulière. Le type de fonction symbolisant les PUE influence beaucoup les dynamiques de Q et $Q_{\text{consommées}}$. En comparaison, la courbe F paraît peu modifiée. Cependant et de façon surprenante, la régulation du modèle est beaucoup longue ($t = 115$) que lorsque la valeur des prises oscillait de façon sinusoïdale.

Cette stabilisation des prises s'ajoute à celle de la demande des consommateurs. Ainsi, pour la suite de cette analyse de sensibilité, toutes les externalités sont figées et contrôlables.

3.3.5.3.1 Variation des valeurs des PUE continues

Dans le graphe précédent, les prises sont fixées à 50 kg/effectif/agent/sortie. Cette valeur correspond à la moyenne des PUE du modèle original. 21 simulations ont été menées en faisant varier les prises des pêcheurs (de 0 à 400 kg/effectif/agent/sortie). La Figure 26 présente les résultats de ces variations.

Figure 26 : Moyennes de F et des quantités consommées et invendues, en fonction de la valeur des PUE

La consommation augmente assez régulièrement puis se stabilise. La réponse de cette variable confirme l'établissement du flux de poisson à travers l'exploitation et montre un meilleur fonctionnement du modèle que dans ses versions précédentes (voir MOPA 1,

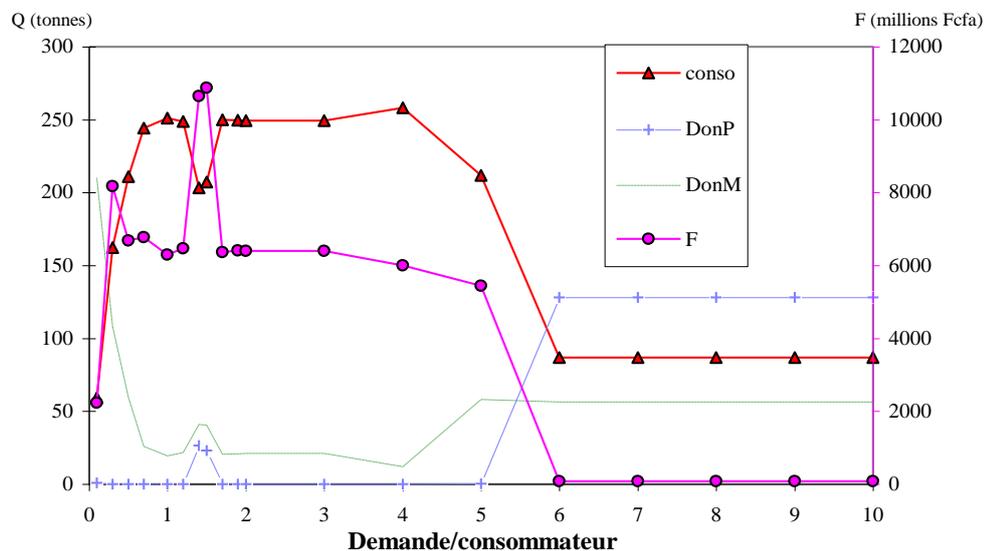
Figure 5 et MOPA 3, Figure 6). Sauf pour les prises nulles, la masse monétaire moyenne est positive et reste à peu près constante quelles que soient les prises, sauf pour les valeurs 120 et 160 pour lesquelles deux maximums sont observés.

3.3.5.3.2 Demande des Talibes.

Comme pour le paragraphe 0 page 24, nous avons fait varier la demande des consommateurs. Les résultats présentés sur la figure 27, montrent encore le même type de réactions étranges du modèle :

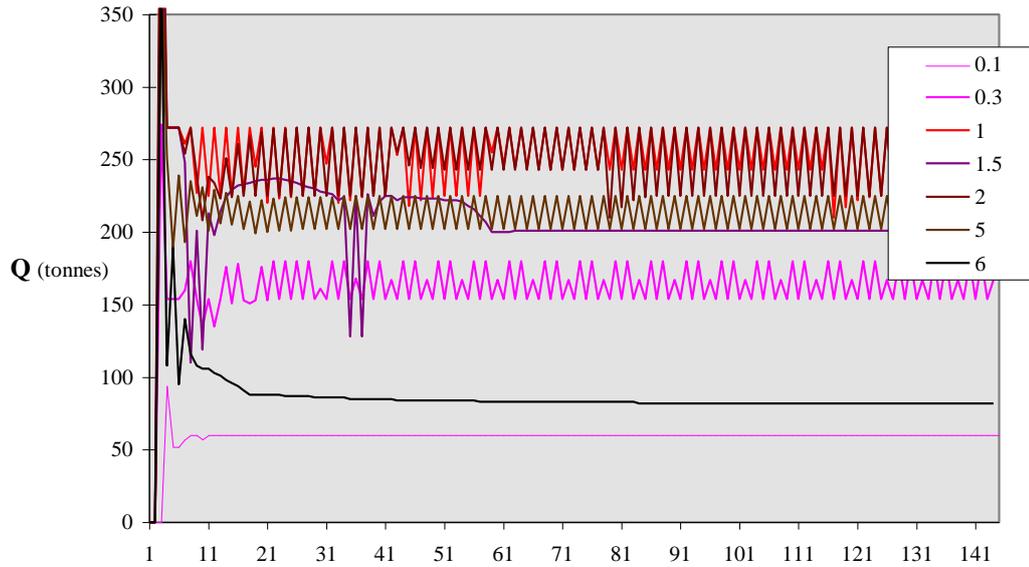
la consommation augmente jusqu'à atteindre un premier pallier où on constate à nouveau une singularité pour des demandes proche de 1,5 kg/consommateur, puis elle diminue vers un deuxième plateau. La masse monétaire moyenne suit, ici aussi, les variations de la consommation, sauf au niveau de la singularité, où F augmente à son maximum quand les quantités consommées diminuent.

Figure 27 : Moyennes de F et des quantités consommées et invendues, en fonction de la demande



D'autre part, le graphe (Figure 28) des dynamiques de Q consommée pour chaque simulation fait apparaître des divergences sur le comportement de cette variable :

Figure 28 : Dynamiques des quantités consommées pour différentes valeurs de la demande



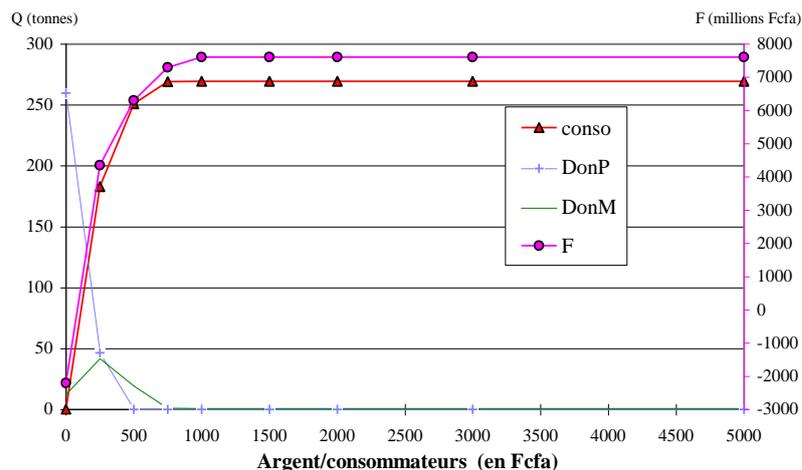
Le paramètre "demande des consommateurs" influence donc fortement les réponses moyennes des variables et provoque des dynamiques de la consommation très diversifiées.

3.3.5.3.3 Argent par consommateur.

Les prises des pêcheurs et la demande des Talibes étant constantes, la dépense quotidienne des consommateurs est modifiée pour chaque simulation (Figure 29).

Les moyennes des quantités consommées et des masses monétaires sont très corrélées : elles augmentent régulièrement jusqu'à un plateau maximum. Les pertes par invendus des agents actifs disparaissent rapidement. Les réponses du modèle à ce paramètre sont plus simples.

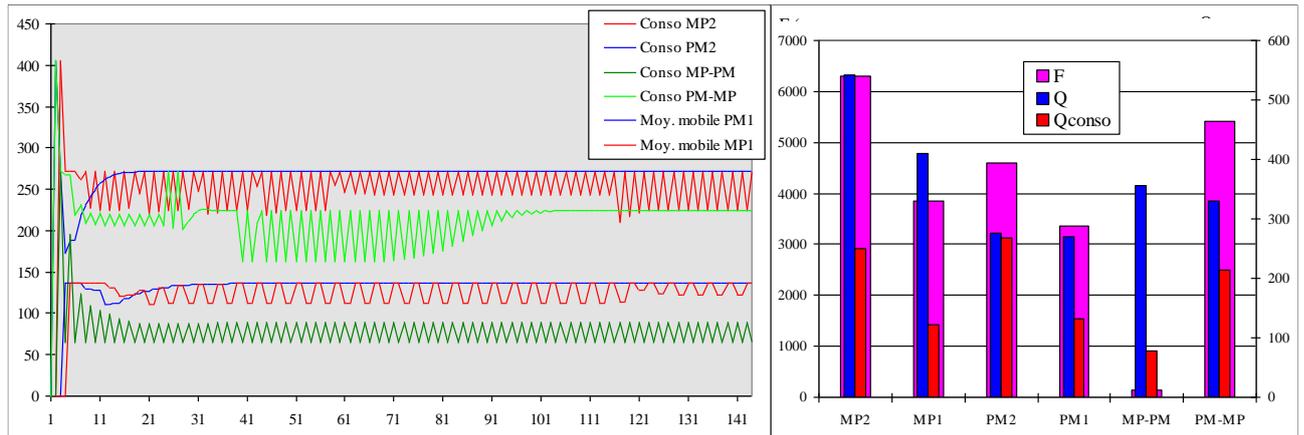
Figure 29 : Moyennes de F et des quantités totales, consommées et invendues



3.3.5.3.4 Sensibilité à l'asynchronie

Les prises et la demande étant fixées, 6 simulations sont effectuées en modifiant pour chacune d'entre elle l'ordre des agents. Malgré la symétrisation des processus effectuée dans MOPA 5 et 6, des réponses différentes sont observées :

Figure 30 : Dynamiques des Qconsommées selon les types de files d'attente. Moyennes de Q et F



Les dynamiques de la consommation varient de manière notable d'un type d'asynchronie à l'autre. Les tracés des moyennes mobiles⁶ des processus non répétés MP1 et PM1 suivent le tracé de MP2 et PM2 avec du retard. Les moyennes des quantités consommées sont inégales et varient du simple au triple. La richesse de l'exploitation dépend fortement, ici aussi, de l'ordre des agents. On remarque que le rapport des moyennes Q_{conso}/Q_{totale} est optimum pour le processus PM2 (les dons sont dans ce cas, les plus faibles). Cependant, la masse monétaire n'est pas maximale dans ce cas : elle est beaucoup plus importante pour le processus MP2 où, par contre, le rapport (Q_{conso}/Q_{totale}) est faible. Ici encore, les meilleurs bénéfiques ne correspondent pas à des consommations maximales.

En analysant pas à pas des traces de simulations (MP1)⁷ on constate que lorsqu'une rencontre entre deux agents P et M a débouché sur une transaction sans que celle-ci soit provoquée par M, celui-ci n'actualise pas immédiatement le bilan de l'échange. Ainsi, s'il s'agit d'un achat de poisson, le bilan de la vente n'est pris en compte qu'au cours du pas de temps suivant. Cette lacune amplifie l'effet dû à l'asynchronie des actions et renforce l'idée que la modélisation de l'interaction entre les acteurs est un problème crucial et dont les conséquences sur l'exploitation sont très importantes.

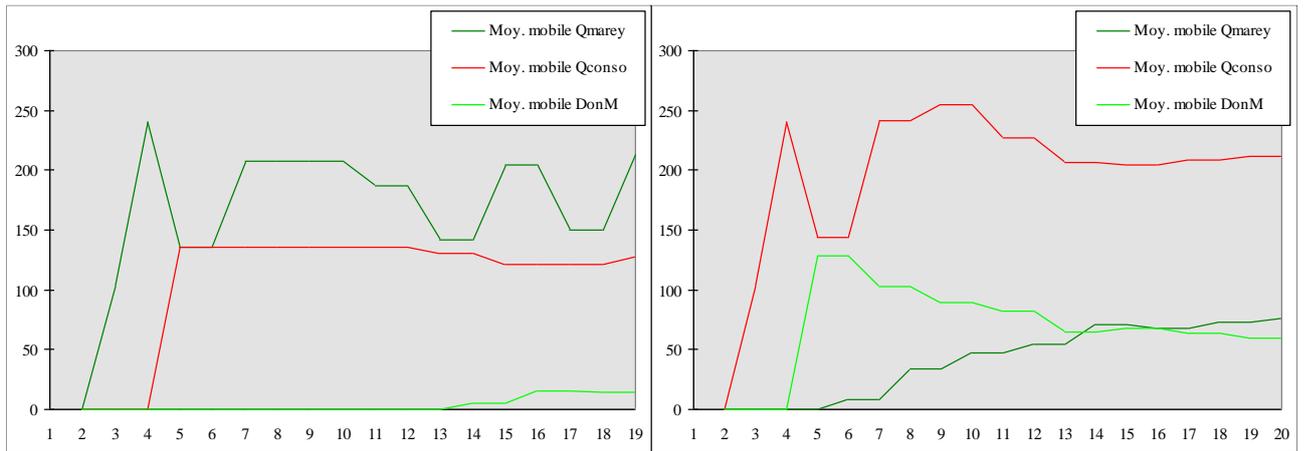
3.3.5.3.5 Ordre des actions MP1 et demande = 1 ou 6.

Pour essayer de comprendre pourquoi les invendus des mareyeurs ne diminuent pas avec l'augmentation de la demande (voir Figure 26), nous avons suivi pas à pas les traces de simulations et examiné différents facteurs.

⁶ Une moyenne mobile donne la moyenne de deux valeurs successives : $U(t)+U(t+1) / 2$. Le tracé de cette nouvelle variable est plus lisible que celui de la variable d'origine, car celle-ci présente de fortes oscillations.

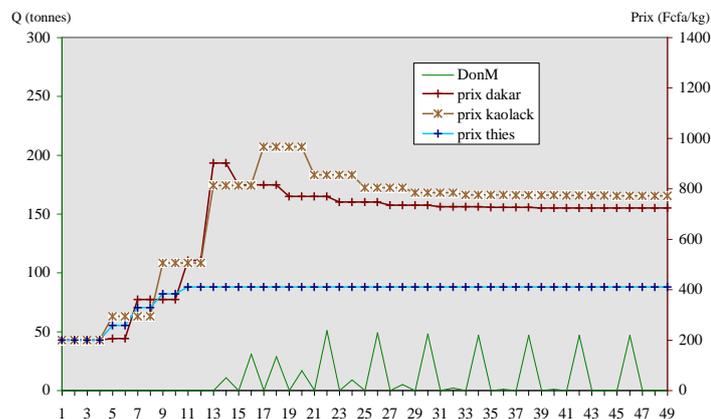
⁷ Le suivi, pas à pas des simulations est plus facile dans le cas des processus non répétés : un agent n'effectuant qu'une seule action par pas de temps, il est plus simple de suivre l'évolution de ses objectifs et des quantités de poisson et d'argent dont il dispose. La suite de cette analyse ne sera faite qu'à partir de MP1.

Figure 31 : Comparaison sur 20 pas de temps des dynamiques de la consommation et des quantités de poisson des mareyeurs, de leurs invendus, pour des demandes égales à 1 ou 5 kg/jour/pers.



- Lorsque la demande est égale à 1 kg/jour/pers., les quantités consommées apparaissent maximales jusqu'à $t = 13$ puis diminuent légèrement lorsque les mareyeurs commencent à accumuler des invendus. En fait, les prix du poisson dans les marchés ont augmenté constamment, si bien qu'à partir d'un certain tarif, les Talibes ralentissent leurs achats. C'est ce qui a été observé au marché de Kaolack. Les quantités d'invendus augmentant, les mareyeurs révisent alors leurs tarifs à la baisse (Figure 32), ce qui se traduit par des phases d'équilibration⁸ représentées par des paliers dans les dynamiques des prix et de la consommation.

Figure 32 : Dynamiques des invendus des mareyeurs et des prix de la sardinelle dans les marchés (Dakar et Kaolack) et dans un port actif⁹(Thies), pour une demande égale à 1 kg/j/pers.



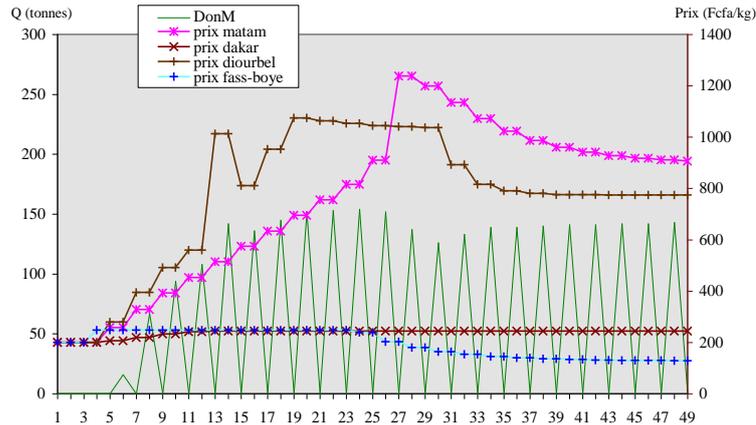
- Lorsque la demande est multipliée par 6, la simulation à partir du scénario témoin montre que certains agents ne choisissent pas les mêmes sites que dans le cas précédent. Ainsi, les mareyeurs sont susceptibles de changer de marché lorsque la demande en poisson dépasse un certain seuil. Les choix qu'ils opèrent tiennent à plusieurs procédures : ils sont entre autre capables d'évaluer l'écoulement de leur stock

⁸ Ce processus d'équilibration des prix et de la consommation est transitoire et il apparaît une stabilisation définitive à partir du pas de temps 116.

⁹ Du fait du petit nombre d'agents, peu de sites sont actifs. Les tarifs pratiqués dans les autres sites, fixés par défaut à 200 Fcfa restent constants.

de poisson pour chaque marché et de calculer leur gain. Dans cette simulation, certains mareyeurs ont changé de comportement et ont choisi des marchés où se trouvaient moins de Talibes. La consommation y est donc plus faible et étant donné que ils ne changent pratiquement pas de sites dans un même pas de temps, leurs invendus sont plus importants. Finalement, la consommation est plus faible au niveau de l'exploitation.

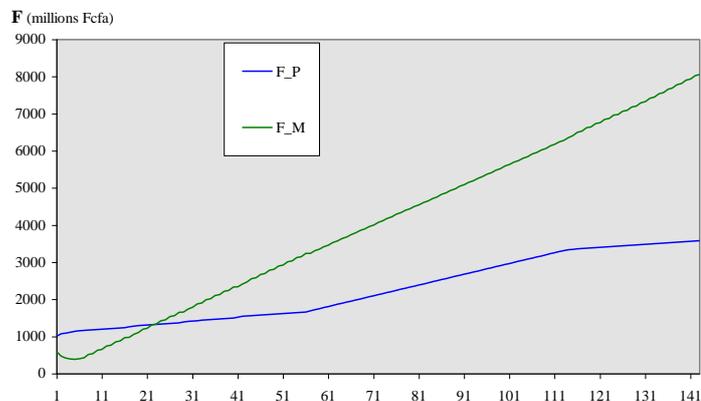
Figure 33 : Dynamiques des invendus des mareyeurs et des prix de la sardinelle dans les marchés de Dakar Diourbel et Matam, et dans le port de Fass-boyé), pour une demande égale à 6 kg/j/pers.



D'autre part, en suivant l'évolution de la masse monétaire des agents, on constate dans le cas d'une demande forte des Talibes dans les marchés, que les mareyeurs pratiquent des tarifs plus élevés en moyenne. Or comme ils vendent moins de poisson, ils perdent finalement plus d'argent que dans le cas de demande plus faibles. De plus, ils exercent en retour une pression sur les pêcheurs qui perdent d'avantage de poissons et qui voient diminués du même coup leurs tarifs et leurs ventes. L'ensemble de l'exploitation devient moins riche. Ce phénomène permet d'expliquer l'apparition du deuxième plateau pour la consommation et la masse monétaire (voir figure 27 page 27).

La dernière version de MOPA voit apparaître un caractère émergent rencontré dans la plupart des simulations :

Figure 34 : Dynamiques des masses monétaires des pêcheurs et des mareyeurs (MP2, demande = 1)



Les dynamiques des masses monétaires réalisées respectivement par les pêcheurs et les mareyeurs indiquent que ces derniers s'enrichissent plus que les précédents. Ce phénomène qui n'apparaît pas dans les versions précédentes et dont ni l'analyse du programme, ni celle de l'architecture du modèle ne laissent prévoir l'apparition, est une qualité émergente et peut constituer un argument de validation.

3.4 Bilan de l'analyse de sensibilité.

3.4.1 Simplifier le modèle afin de mieux examiner les flux.

Le suivi des flux de matière et des réactions des agents, indispensable à l'analyse du comportement du modèle, a conduit aux révisions et simplifications suivantes :

Les processus aléatoires ont été supprimés. Cette opération, indispensable dans un premier temps pour effectuer une analyse de sensibilité globale et rapide, ne semble pas trop affecter les processus d'auto-organisation puisque les changements de comportement des agents ne sont pas aléatoires.

Les externalités dont les paramètres présentent de fortes influences sur les dynamiques des variables, ont été simplifiés. Leur stabilisation en une valeur constante permet de mieux contrôler l'activité des agents et de diminuer le désordre apparent du système.

Le nombre d'espèces véhiculées a été restreint afin de suivre plus précisément les flux de poisson.

Les cycles des activités des agents ont été simplifiés afin de mieux étudier les mécanismes d'action et d'interaction

Toutes ces simplifications ont favorisées le suivi des flux et la détection des étranglements. Elles ont permis de mieux comprendre le comportement des agents au cours des simulations. Enfin, elles facilitent les révisions du modèle, mais permettent aussi de mieux le contrôler et de tendre vers ce que les roboticiens nomment la "commande optimale"¹⁰.

3.4.2 Limites de l'analyse de sensibilité

Cette analyse ne peut être exhaustive car la complexité du système et la taille du programme ne permettent pas d'étudier de façon systématique toutes les facettes du modèle. Il a donc été nécessaire :

d'utiliser seulement quelques variables d'études et de faire varier certains paramètres au détriment d'autres. Avec l'accroissement de notre connaissance du modèle, nous avons progressivement orienté nos choix d'étude d'une analyse globale (Q, F), vers des observations plus spécifiques (Qconso., dons) puis localisées (prix/site) afin de cibler plus efficacement les points sensibles de MOPA.

¹⁰ On dit qu'un système est complètement commandable si l'ensemble des actions choisies selon la structure du système permet d'agir sur toutes les variables d'état du système et de l'amener à un état d'équilibre donné (statique ou dynamique). Les problèmes relatifs au choix de ces actions ont été étudiés par les automaticiens qui ont proposé une théorie de "la commande optimale". La notion d'optimalité dépend bien sûr d'un critère qu'on se fixe : minimiser un risque ou maximiser un bénéfice ... (Pavé, 1994).

de graduer les variations des paramètres. Celles-ci restent grossière et ne permettent pas de détecter tous les points sujets à bifurcation, contrairement aux modèles mathématiques (voir annexe).

d'analyser la variation d'un seul paramètre à la fois, ce qui apporte de nombreuses informations sur la sensibilité du modèle; toutefois, des variations simultanées de plusieurs paramètres n'ont pas pu être effectuées car ce type de simulation demande du temps ou des moyens conséquents.

3.4.3 Classification des paramètres en fonction de leur position dans le modèle.

Cette étude de sensibilité dévoile la grande richesse de réponse des variables face aux variations des paramètres. On peut cependant classer ces derniers en fonction de leur position dans l'architecture du modèle. Ainsi, on constate que les paramètres situés au niveau :

- des *externalités* ont plus ou moins d'impact sur les réactions du modèle. Pour certains (argent par consommateur), les dynamiques simulées ont des allures uniformes et les moyennes varient de manière relativement linéaire jusqu'à un plateau. Pour d'autres (prises par unité d'effort, demande des consommateurs), les moyennes évoluent de façon plus compliquée. En fonction de la valeur des paramètres, on note des phases de stabilité et des zones sensibles où apparaissent des singularités. D'autre part, la stabilisation de ces externalités influence fortement les dynamiques simulées.
- des *actions indépendantes*, qui dans MOPA se situent au niveau des déplacements (coût de transport, capacité des véhicules), ne jouent pas sur l'allure générale des dynamiques et les moyennes des variables fluctuent de façon quasi-linéaire.
- des *scénarios de départ*, influent évidemment les moyennes des variables. Malgré tout, les formes générales des dynamiques restent relativement homogènes.
- des *interactions*, induites par l'ordre d'action des agents, produisent une grande diversité dans les réponses.

L'influence prédominante de ces derniers paramètres dans la sensibilité du modèle, appuie les réflexions de Ferber (1994) ou de Morin (1980) qui considèrent que les interactions constituent le facteur de structuration des sociétés. Ce constat, vérifié par MOPA, renforce l'idée que l'effort principal de la modélisation doit porter sur les phénomènes d'interaction.

4. Evaluation et validation des modèles de systèmes complexes

4.1 Proposition d'une méthodologie pour la construction des SMA en vue de leur analyse et de leur validation.

4.1.1 Développer un système épiphyte : un outil pour extraire de l'information

L'analyse de sensibilité est indispensable dans l'évaluation d'un modèle multi-agents. Toutefois, le choix des variables d'étude et l'angle de vue sous lequel nous désirons observer le modèle, évoluent avec la compréhension que nous en avons. Pour faciliter et accélérer cette étude, une méthode consiste à expliquer les changements de direction et déterminer les points sensibles, sujets à bifurcations, en développant des "systèmes épiphytes" (Giroux et al., 1994). Cette voie de validation préconise "de placer des agents sondes sur l'architecture du modèle, de façon à pouvoir étudier le comportement des différents modules et leurs communications" (Erceau, 1995). Sans perturber le fonctionnement du modèle, ces sondes espionnent les réactions des agents et gardent en mémoire toute variable que l'on souhaite recueillir des simulations

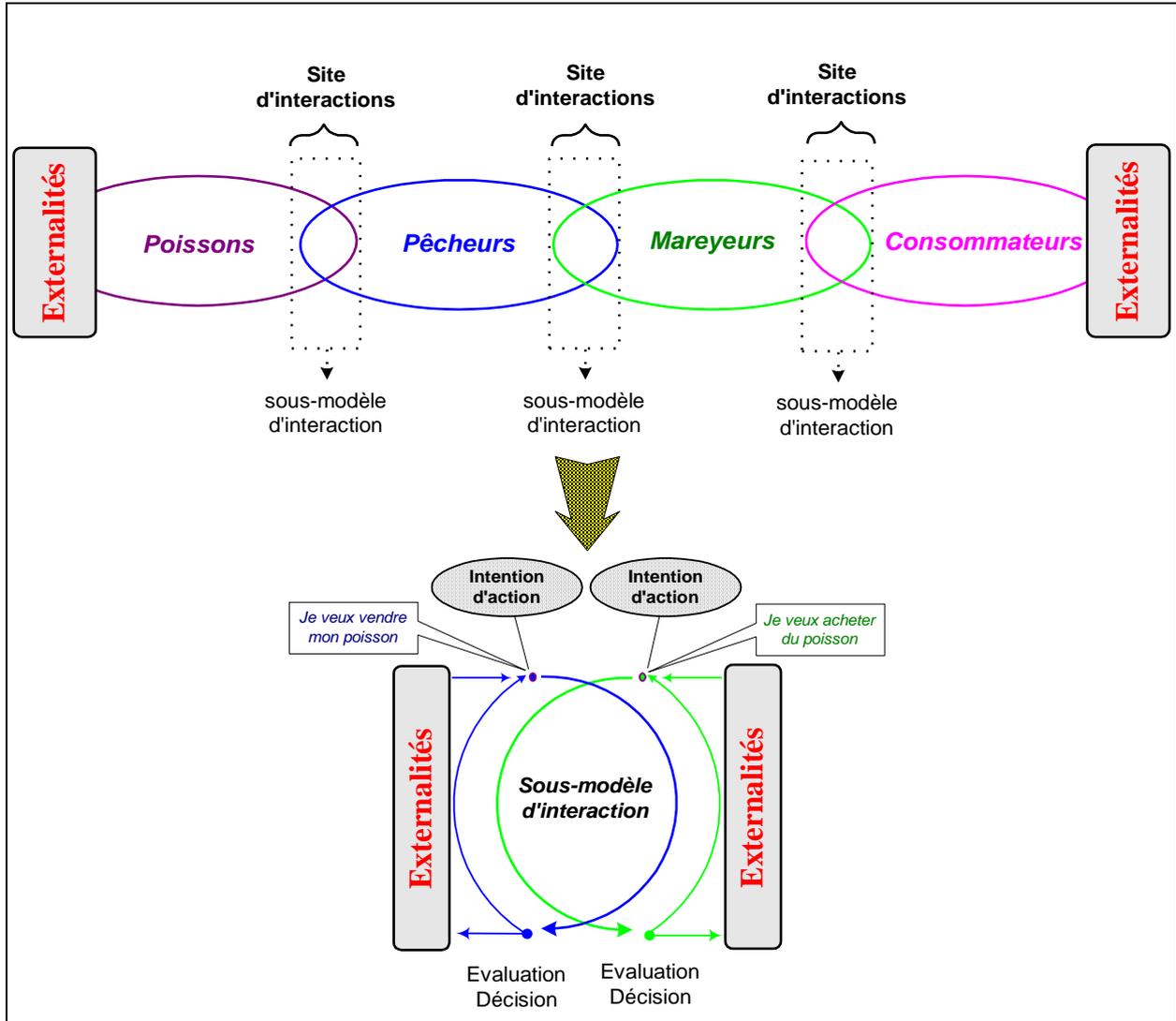
4.1.2 Construire un modèle général par décomposition systémique puis se focaliser sur l'interaction

Modéliser un système complexe, dynamique, vivant et ouvert, comme la pêche sénégalaise, demande d'accomplir une décomposition systémique (Le Fur, 1995) (Le Gallou, 1992), afin de déterminer les types de flux s'écoulant au travers du système, et leur régulation par l'intermédiaire de feed-back. Cependant l'analyse qui a été menée ici, dévoile la très grande sensibilité de MOPA aux paramètres liés à l'interaction des agents entre eux. Ce constat appuie les réflexions de Ferber (1995) qui estime que les interactions sont fondamentales dans l'intégration des agents au sein d'une organisation :

"Les systèmes d'interaction constituent ainsi l'objet d'étude essentiel des systèmes multi-agents et servent à articuler le rapport qui existe entre l'agent d'une part et l'organisation dans sa globalité d'autre part."(Ferber, 1995).

La prise en compte de l'interaction comme élément essentiel et fondateur structurant les sociétés n'est pas l'apanage de la recherche en multi-agents, mais constitue aussi l'hypothèse de base des éthologues (Cyrułnik, 1989). Ainsi, la modélisation des systèmes complexes devrait être abordée dans un premier temps par une approche systémique, modélisant l'action et les flux. Dans un deuxième temps, il semble indispensable de concentrer le travail de modélisation sur les processus d'interaction entre les agents.

Figure 35 : Etapes de la modélisation et de la validation multi-agents.



L'analyse des flux, des rétrocontrôles et des cycles des agents constitue le premier travail de modélisation. L'isolement de sous modules qui caractérisent les phénomènes d'interaction, sources de grande variabilité, permet ensuite de se focaliser sur ces processus et d'en favoriser l'analyse de sensibilité.

Isoler les sous modèles d'interaction permet d'une part de concentrer l'effort de modélisation sur ces points sensibles et favorise d'autre part leur étude de sensibilité en identifiant clairement les externalités et en permettant le contrôle des paramètres. Cependant la modélisation des liens et des modes de communication entre les acteurs d'un système, est en elle-même un travail complexe (Hall, 1971).

4.1.3 Problèmes liés à la séquentialisation des actions

A l'instar de F. Bousquet (et al.1997) qui propose, pour valider un système multi-agents, d'utiliser les "jeux de rôles" avec les véritables acteurs du système comme joueurs, on peut aussi s'inspirer du principe de ce jeu pour expliquer les difficultés qu'entraîne la gestion des interactions entre les agents. En effet, les joueurs rencontrent le même type de difficultés dans les "jeux de rôles" : lors d'un tour de table, si le maître du jeu demande successivement à chaque joueur ce qu'il veut faire face à tel ou tel événement qui survient au groupe, le jeu est dénaturé. Par exemple, si des joueurs-pêcheurs sont face à un mareyeur

imaginaire, la situation peut se dérouler de façon très différente en fonction de la gestion de la situation et en fonction du caractère de chaque joueur. En fait, l'événement où le joueur "n°1", toujours le même, vendrait tout son poisson au mareyeur qui, à son tour ne voudra plus du poisson des autres pêcheurs, semble peut probable. En définitive, le jeu de rôle acquière une dimension beaucoup plus vivante quand l'interaction entre les acteurs du jeu est laissée libre. On voit apparaître alors des types de comportements liés au psychisme de chacun et aux rapports sociaux qui les relie. De la même façon, le modèle deviendra probablement plus réaliste lorsque l'interaction entre deux ou plus de deux agents sera modélisée plus finement. Le problème de la file d'attente n'est pas résolu, mais il deviendra certainement moins fondamentale. Finalement, il semble, dans ce cas, que le problème informatique nous oblige à analyser plus attentivement un phénomène lié en fait au domaine d'étude.

Vue l'importance de ce phénomène sur le comportement global du modèle, il est nécessaire de se focaliser davantage sur la modélisation des interactions. Même si certains recherchent un formalisme ou un langage adéquat pour décrire facilement des actions simultanées, le modélisateur ne doit pas rester démuné pour synchroniser les actions. Le multi-agents vise à modéliser l'action. Or "il s'avère que l'action ne doit plus être envisagée comme le résultat de ce que font les agents, mais comme le résultat des réactions de l'univers aux influences des agents" (Ferber, 1995). Il faut donc fractionner le temps et les actions des agents, afin de mettre en attente leur *intention d'action*.

4.2 Représentation et compréhension de la complexité

Les analogies que l'on peut faire entre le travail de modélisation et l'étude des processus d'apprentissage apportent des éléments intéressants et constructifs pour la validation des modèles. Ainsi, il apparaît qu'apprendre et acquérir de la connaissance dans un domaine peut se faire par modélisation, simulation, expérimentation et évaluation.

Face à un système, un événement ou une situation, un observateur perçoit des éléments et des relations entre eux. Par divers mécanismes, il va les catégoriser de façon à structurer et à organiser l'ensemble pour "construire sa représentation mentale" (Varela, 1990). En général il appellera cette représentation "le réel perçu" ou même "la réalité", généralisant par là même sa perception à la réalité. La constitution de cette représentation peut être assimilée à la construction d'un modèle mental. Or le travail de modélisation est une activité dynamique. Il y a enrichissement itératif de la connaissance par le processus de modélisation qui boucle sur le processus d'évaluation. La prise en compte d'un plus grand nombre de stimuli, à partir d'expériences multiples et de changements de référentiels, se traduit par un accroissement des sensations pouvant renforcer ou modifier le modèle. Ainsi de nouveaux éléments de connaissance peuvent s'y intégrer et permettent de l'enrichir. D'un niveau de construction simple, le modèle passe progressivement à un niveau de complexité élevé, ce qui permet en retour d'y ajouter de nouveaux

éléments et de l'enrichir, donc d'accroître le niveau de compréhension (Erceau, 1995). Lorsque cet enrichissement se stabilise, le modèle a alors atteint un niveau qui correspond à ce que Erceau (1995) appelle le "*degré de complexité requis*" reprenant par là l'idée du "*degré de variété requis*" de R. Ashby. Ainsi face à un système quel qu'il soit sa compréhension exige que lui soit opposé un modèle cognitif ayant le "*degré de complexité requis*". Or, si une grande partie de la complexité réside dans le nombre et l'intensité des liaisons qui relient les éléments d'un système, cette étude révèle que la nature même des liens peut modifier les réactions d'une organisation et apporte un supplément de "*complexité comportementale*" (Pavé, 1994; Cyrulnik, 1989; Hall, 1984).

4.3 Comparaison de modèles

Si l'expérimentation qui constitue une part importante de l'évaluation des modèles, paraît impossible à mettre en œuvre dans le milieu naturel ou dans une société, on ne peut ignorer un aspect important de la validation qui consiste à comparer des modèles. Cette approche semble peu développée dans la littérature. Toutefois, les météorologues en font mention puisqu'il sont régulièrement confrontés au problème de la validation. Les difficultés qu'ils rencontrent dans la modélisation et les recherches qu'ils mènent sur le domaine révèlent progressivement l'énorme complexité des phénomènes naturels et les difficultés liées à la prévision (Sadourny, 1996). Dans le même temps, les capacités d'expertise se sont accrues. Le Treut (1997) évoquant le problème du réchauffement terrestre, montre que face à l'incertitude qui résulte de la complexité d'un système et du manque d'expérimentation, la mise au point indépendante de nombreux modèles couplée à la comparaison de leurs performances respectives, augmente le crédit que l'on peut avoir dans leurs prévisions lorsque celles-ci tendent vers une même direction. Le concept de variété requis réapparaît pour les modèles.

CONCLUSION

Le couplage modélisation - évaluation constitue le moteur dynamique de l'apprentissage d'où émerge une certaine compréhension du monde. Or, celle-ci ne semble pas pouvoir être ultime et définitive et la validation des systèmes multi-agents, comme finalement celle de tout modèle, semble inaccessible.

Si l'évaluation d'un modèle consiste dans une certaine mesure à vérifier l'ajustement aux données ou à confirmer des prédictions, il semble exister dans le domaine du multi-agents une voie intéressante qui consiste à tester les facultés d'adaptation des agents face aux variations de l'environnement grâce à une étude de sensibilité. Celle qui a été menée pour MOPA révèle la nécessité d'obtenir toutes les variables souhaitées (et c'est l'intérêt de développer un système épiphyte). Elle permet aussi de déterminer la sensibilité ou au contraire la robustesse de certaines variables, mais n'autorise pas à conclure à une quel-

conque hiérarchisation des facteurs, c'est-à-dire des paramètres responsables de telle ou telle conformation du système étudié. Cette analyse ne peut pas permettre d'aboutir à des réponses de type déterministe qui désigneraient la cause première d'un phénomène. Abandonnant la "sécurité" des rapports de cause à effet, nous sommes obligés de prendre en compte la complexité des relations entre les différents facteurs. Malgré tout, cette analyse dévoile dans le cas de MOPA, la grande sensibilité du système aux interactions qui ont lieu entre les acteurs. Ainsi, cette étude s'est naturellement dirigée vers les relations mareyeurs-consommateurs pour analyser la demande en poissons et vers les relations mareyeurs-pêcheurs, dont les modifications entraînent des conséquences considérables sur l'ensemble des dynamiques et la viabilité du système. La partie qui suivra, devra s'intéresser aux relations pêcheurs-poissons. Tout se passe comme si il fallait modéliser chaque interaction et analyser attentivement chacune d'entre elles par une étude de sensibilité. A partir de la vision globale systémique que l'on a du système, on regroupera progressivement l'ensemble des modules en un système plus complexe, afin d'atteindre le "*degré de complexité requis*" (Erceau, 1995).

Références bibliographiques

- Barboux C., 1990 - "Contrôle par objection d'une théorie incomplète". Thèse de l'université de Montpellier 2. 120p.
- Bommel P., 1997 - "Réflexions sur la validation des modèles. Application au projet MOPA, modélisation de la pêche artisanale au Sénégal par un système multi-agents". DEA d'analyse et modélisation des systèmes biologiques, université C. Bernard - Lyon 1. 29p.
- Bourguine P., 1995 - "Modèles d'agents autonomes et de leurs interactions coévolutives". *In* actes des journées du cp2i du 13 juin 1995 (www-cp2i.cea.fr/journees/demija95.htm). 23p.
- Bousquet F., Barreteau O., Mullon C. et Weber J., 1996 - "Modélisation d'accompagnement : Systèmes multi-agents et Gestion des Ressources Renouvelables". *In*: Colloque international "Quel environnement au XXI^{ème} siècle ? Environnement, maîtrise du long terme et démocratie". Fontevraud 8-11 Sept. 1996. (*in press*). 10p.
- Cazelles 1996 - " Dynamique des populations et chaos déterministe". Exposé de ses travaux à l'ORSTOM
- Chalmers A.F., 1982 - "Qu'est-ce que la science ? Popper, Khun, Lakatos, Feyerabend". 2^{de} édition. La Découverte (Ed). 287p.
- Cyrulnik B., 1989 - "Sous le signe du lien". Hachette (Ed.). 320p
- Dubois-Gance M., 1996 - "Les dynamiques du chaos". *In* : Les sciences de la prévision. France Culture et Seuil (Ed.). pp. 111-124.
- Erceau, J., 1995 - "Complexité et conception des systèmes complexes, vers une ingénierie des systèmes complexes". *In* actes des journées du cp2i du 13 juin 1995 (www-cp2i.cea.fr/journees/demija95.htm). 21p.
- Ferber J., 1994 - "La Kénétique : des systèmes multi-agents à une science de l'interaction". *In* Revue internationale de systémique, Vol. 8, n°1. pp. 13-27.
- Ferber J., 1995 - "Systèmes Multi-Agents : vers une intelligence collective". InterEditions (Ed). 522p.
- Giroux S., Pachet F., Paquette G., 1994 - "Système d'information épiphyte : espionnage des interactions entre agents." *In* : Deuxièmes Journées Francophones IAD&SMA à Voiron. 9-10-11 Mai 1994. 211 pp.
- Hall E. T., 1971 - "La dimension cachée". Seuil (Ed.). 254p.
- Le Fur J., 1990 - "Projet MOPA : Modélisation de la pêche artisanale au Sénégal". Document multig. ORSTOM. 27p.

- Le Fur J., 1994 - "Dynamique du système Pêche artisanale et intelligence artificielle : Le Projet MOPA". *In* : L'évaluation des ressources exploitables par la pêche artisanale sénégalaise. Barry-Gerard, Diouf, Fonteneau édés, Orstom, coll. Colloques et séminaires. t.2. pp.405-417.
- Le Fur J., 1995 - "Représentation de la complexité des exploitations halieutiques". *In* : Questions sur la dynamique de l'exploitation halieutique. Laloë F., Durand J.L. et Rey H. édés, Orstom, coll. Colloques et séminaires. pp.167-185.
- Le Fur J., 1995 - "Apports et difficultés d'une modélisation systémique des exploitations halieutiques". *In* : Les recherches françaises en évaluation quantitative et modélisation des ressources et des systèmes halieutiques. Gascuel D., Durand J.L. et Fonteneau A. édés, Orstom, coll. Colloques et séminaires. pp.375-405.
- Le Fur J., 1996 - "Simulating a fishery exploitation : Application to the small-scale fishery in Senegal". *In* : IIFET'96, proc. sym. Marrakech, Morocco. (in press).
- Le Fur J., 1997 - "Modeling fishery activity facing change : Application to the Senegalese artisanal exploitation system". *In* : Global vs local changes, Cury P., Durand M.H., Mendelhsson R. and Roy C., édés. (in press).
- Le Gallou F., 1992 - "Décomposition des systèmes". *In* : systémique : théorie et applications. Le Gallou F. et Bouchon-Meunier B. (coordon.), Lavoisier TecDoc (Ed.). pp.3-13.
- Le Moigne J.L., 1990 - "La modélisation des systèmes complexes". Afcet Systèmes, Dunod (Ed). 178p.
- Le Treut H., 1997. "Climat : pourquoi les modèles n'ont pas tort". *In* : La recherche n°298. Mai 1997. Pp. 68-73.
- Lepage C., 1996 - "Biologie des population et simulations individus centrés." Thèse de l'université de Paris 6. 259p
- Morin E., 1980 - "La méthode, 1. la nature de la nature". Seuil (Ed).
- Pavé A., 1994 - "Modélisation en biologie et en écologie". Aléas (Ed).
- Reitz P., 1992 - "Contribution à l'étude des environnements d'apprentissage. Conceptualisation, spécifications et prototypage". Thèse de l'université de Montpellier 2. 216p.
- Sadourny R., 1996.- "La météo et les climats". *In* : Les sciences de la prévision. France Culture et Seuil (Ed.). pp. 147-163.
- Simon P., 1997 - "Représentation multi-agents de la dynamique spatio-temporelle du stock de Sardinelle aurita (Valencienne, 1847), le long de la côte sénégal-mauritanienne". DEA de biomathématiques de l'université Pierre et Marie Curie - Paris 6. 28p.
- Varela F.J., 1996 - "Invitation aux sciences cognitives". 2^{nde} édition. Seuil (Ed.). 123p.

ANNEXES

5. Qu'est-ce que l'analyse de sensibilité ?

L'analyse de sensibilité d'un modèle consiste à étudier le comportement de celui-ci lors de simulations diverses : on observe la réaction des variables lors de la modification d'un paramètre. Elle permet de délimiter des zones de valeurs où les variables fluctuent le plus fortement en fonction des paramètres.

5.1 Étude d'un exemple simple : le modèle logistique.

Prenons l'exemple du modèle simple récurrent suivant

$$U_{n+1} = r \cdot U_n \cdot (1 - U_n) \quad \text{où}$$

- la variable U peut être considérée comme l'effectif d'une population
- le paramètre r , comme son taux de croissance.

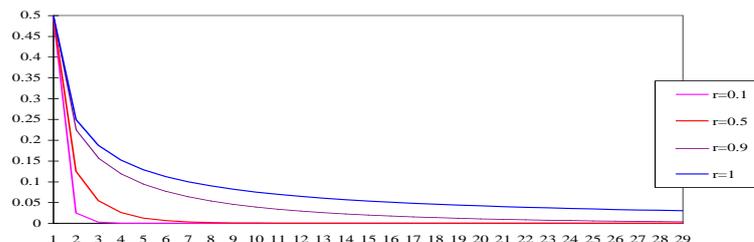
Le modèle peut alors être étudié en fonction des différentes valeurs de r , ou selon les conditions initiales U_0 .

5.1.1 Etude du comportement des variables en fonction du paramètre r .

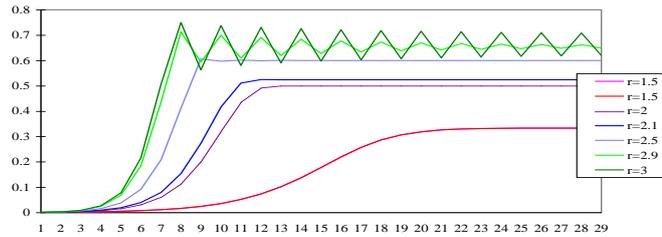
U_0 étant fixé, on peut étudier U en fonction des variations de r . Les dynamiques peuvent être semblables ou très différentes :

- lorsque r est compris entre 0 et 1, les dynamiques sont similaires, et U tend asymptotiquement vers le point fixe zéro, quelque soit U_0 .

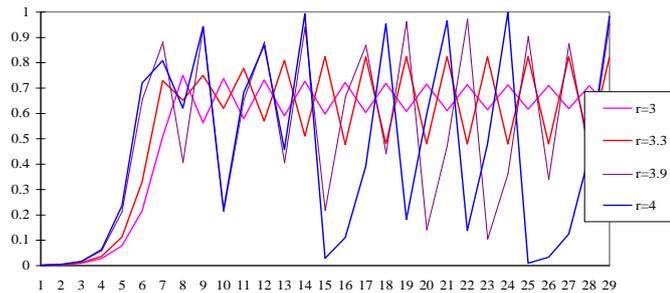
Figure 36 : Dynamiques de U pour des valeurs de r comprises entre 0 et 1



- quand r est compris entre 1 et 3, U tend vers un point fixe différent de 0, déterminé mathématiquement par la relation : $U^* = 1/r$. Toutefois, l'approche de ce point varie en fonction de r . Ainsi, l'allure sigmoïde de la courbe, observée pour des valeurs de r comprises entre 1 et 2,8, se transforme en oscillations amorties pour des valeurs plus proches de 3.

Figure 37 : Dynamiques de U pour des valeurs de r comprises entre 1 et 3

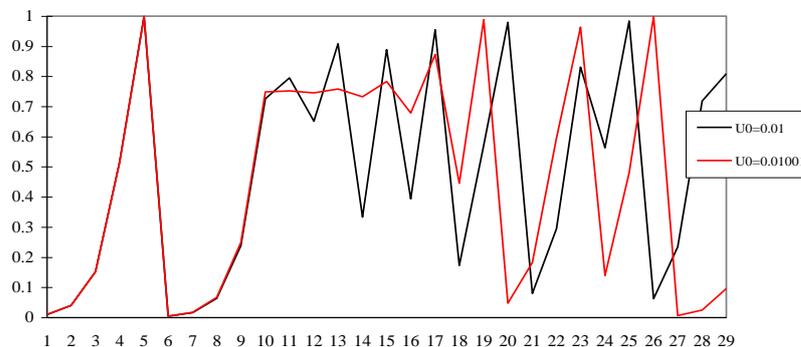
- quand r est compris entre 3 et 4, U^* prend plusieurs valeurs : la variable tend vers 2 points fixes lorsque r est proche de 3, puis un très grand nombre quand r est proche de 4.

Figure 38: Dynamiques de U pour des valeurs de r comprises entre 3 et 4

En fonction du seul paramètre r , trois types de comportements du modèle peuvent ainsi être distingués. Cette exemple simple peut servir de champ d'étude du *chaos déterministe*, phénomène observé pour certains systèmes dont les lois sont parfaitement déterminées, mais dont il est impossible de prévoir l'état futur du fait de sa sensibilité aux conditions initiales (Poincaré, in Dubois-Gance, 1996).

5.1.2 Sensibilité aux conditions initiales.

Pour le domaine où r est compris entre 3 et 4, les conditions initiales (U_0) sont très importantes pour déterminer la valeur de U_t au temps t . Ainsi, une variation de 10^{-3} sur U_0 entraîne une estimation de U , seulement jusqu'à $t=10$. Au delà, U est complètement indéterminée :

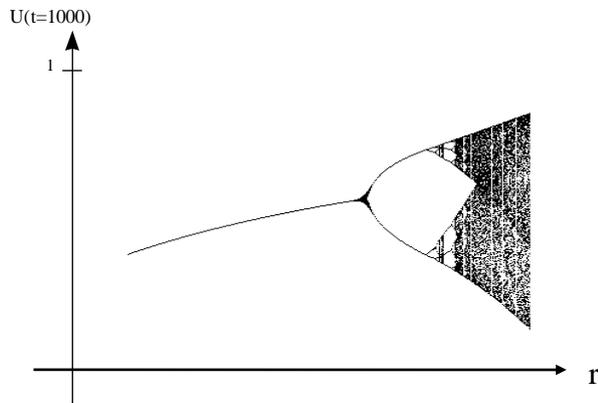
Figure 39 : Dynamiques de U pour $r=4$ et $U_0=0.01$ et $U_0=0.01001$ 

5.1.3 Courbes de réponses et graphe des bifurcations.

En faisant varier le paramètre r , on peut tracer une courbe de réponse de U , en prenant comme abscisse la valeur de r , et comme ordonnée, une valeur caractéristique de la variable : soit sa moyenne, soit sa va-

leur à un instant donné. L'analyse de sensibilité doit permettre la détermination de tous les différents points fixes d'une variable. Elle doit aboutir à la réalisation d'un graphe des bifurcations (figure 4). Pour cela, il faut faire varier r très doucement et lancer une simulation pour chacune de ses valeurs. On obtient alors le graphe en traçant $U(t=1000)$, pour chaque valeur de r .

Figure 40 : graphe des bifurcations



Dans ce graphe apparaissent des zones sensibles et des zones stables (franges). Chaque point du graphe nécessite en fait une simulation complète jusque $t = 1000$. Or, on obtient pratiquement le même graphe des bifurcations en résolvant le système suivant :

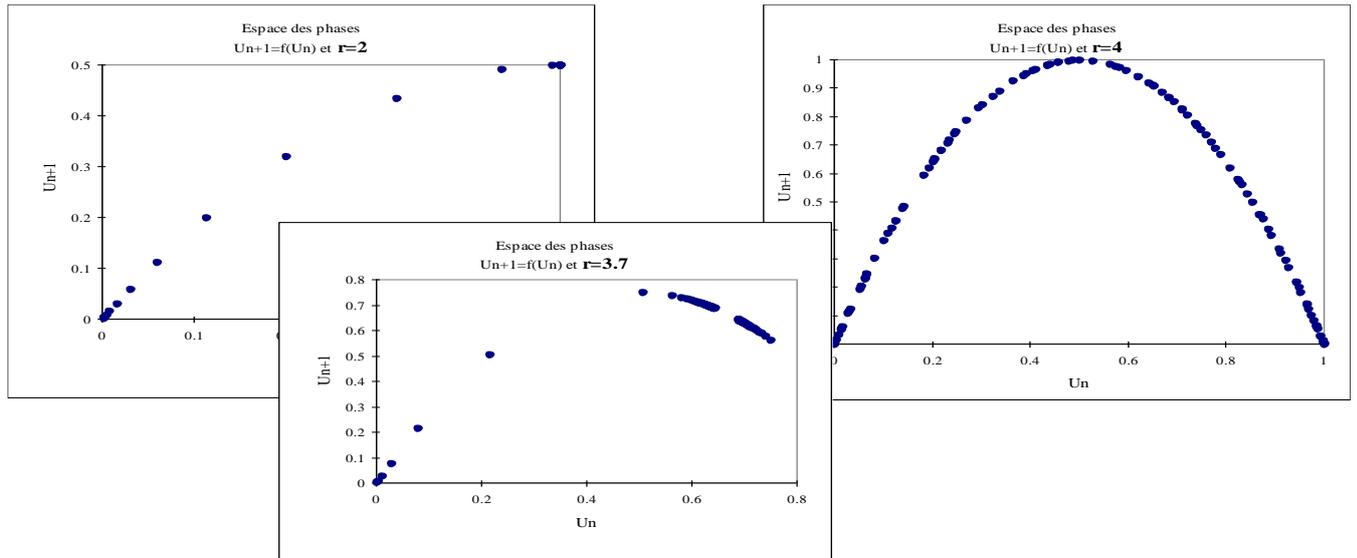
$$\begin{pmatrix} U_{n+1} \\ R_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} U_n \cdot R_n \cdot (1 - U_n) \\ R_n + 10^{-6} \end{pmatrix}$$

On s'aperçoit alors que plus le nouveau paramètre (ici 10^{-6}) est grand et plus les bifurcations sont "en retard" par rapport à r (Pavé, 1994).

5.1.4 Espace des phases

L'espace des phases consiste à tracer les réactions du modèle en se libérant de la variable temporelle : à partir d'une trace de simulation, on peut étudier le comportement d'une variable en fonction d'une autre (différente du temps) : $U=f(V)$, ou bien on peut tracer la valeur d'une variable au temps $t+1$ en fonction de sa valeur au temps t . Ainsi pour le modèle logistique, on obtient les courbes de la figure 41 :

Figure 41: Espaces des phases pour différentes valeurs de r (2, 3.7 et 4)



Ces différents tracés permettent de conclure que ces 3 simulations reflètent la même loi, ils appartiennent à un même attracteur : la parabole d'équation $U_{n+1} = -r.U_n^2 + r.U_n$

L'espace des phases permet donc de conclure si une variable suit une loi ou si elle est réellement chaotique, c'est-à-dire aléatoire.

6. Définition des conditions de chaque simulation :

6.1 Scénario de travail

6.1.1 Environnement des agents

Lors du chargement de la base de connaissance, de nombreux objets sont chargés dans le modèle.

Tableau 1 : Liste des objets inclus dans la base de connaissances (GSM61-KB) :

Marché	Port	Espece	Talibe	Marin	Engin	Vehicule
14	9	4	13	13	4	6
kaffrine	etranger	soles	C.kaffrine	etranger_mer	glaciere	pirogue1
linguere	fass-boye	merous	C.matam	fass-boye_mer	senne	pirogue2
matam	yoff	pageot	C.linguere	yoff_mer	ligne	p404
pikine	hann	sardinelles	C.pikine	soumbédioune_mer	filet	berliet
bakel	soumbédioune		C.bakel	centre_mer		sg4
dakar	mbour		C.podor	hann_mer		sg2
diourbel	joal		C.richard-toll	rufisque_mer		
fatick	saint-louis		C.tambacounda	mbour_mer		
kaolack	kayar		C.kaolack	joal_mer		
louga			C.louga	sud_mer		
podor			C.diourbel	saint-louis_mer		
richard-toll			C.thies	nord_mer		
tambacounda			C.dakar	kayar_mer		
thies						

Ces objets correspondent à l'environnement dans lequel les agents évoluent.

6.1.2 Scénario témoin 5P-5M

Ce scénario est constitué de 5 agents-pêcheurs et 5 agents-mareyeurs. Il comporte un effectif de 189 pêcheurs et 423 mareyeurs, soit un total de 612 actifs.

Tableau 2 : Caractéristiques des cinq agents pêcheurs

name	P.0-0	P.0-1	P.0-2	P.0-3	P.0-4
effectif	12	6	77	58	36
especes	pageot merous sardinelles	sardinelles merous merous	pageot merous sardinelles	sardinelles merous sardinelles	pageot pageot sardinelles
site	saint-louis	mbour	yoff	hann	fass-boye
materiels	pirogue1 glaciere	pirogue1 senne	pirogue1 glaciere	pirogue1 senne	pirogue1 ligne
sites	saint-louis_mer soumbedioune_mer rufisque_mer yoff_mer kayar_mer joal_mer mbour_mer fass-boye_mer saint-louis yoff kayar fass-boye mbour soumbedioune etranger mbour etranger	hann_mer rufisque_mer centre_mer kayar_mer yoff_mer mbour_mer fass-boye_mer nord_mer etranger_mer mbour joal saint-louis hann yoff joal etranger hann mbour	kayar_mer soumbedioune_mer rufisque_mer fass-boye_mer joal_mer nord_mer mbour_mer yoff kayar saint-louis mbour joal joal joal mbour	hann_mer centre_mer kayar_mer etranger_mer soumbedioune_mer rufisque_mer yoff_mer joal_mer hann saint-louis fass-boye etranger joal kayar	rufisque_mer kayar_mer etranger_mer saint-louis_mer joal_mer soumbedioune_mer mbour_mer fass-boye_mer sud_mer fass-boye yoff hann soumbedioune kayar

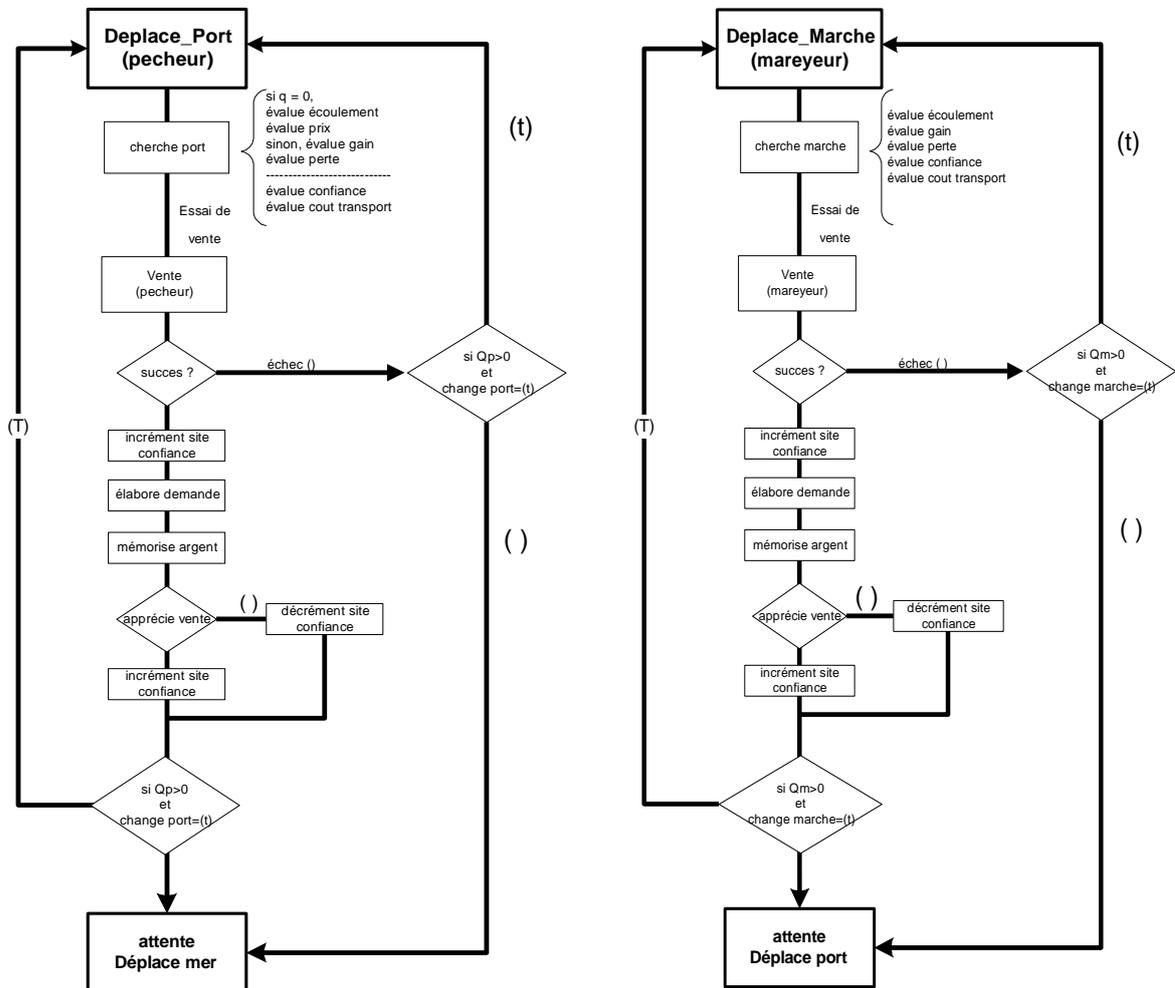
Tableau 3 : Caractéristiques des cinq agents mareyeurs

name	M.0-0	M.0-1	M.0-2	M.0-3	M.0-4
effectif	54	91	87	98	93
especes	soles pageot	sardinelles merous	merous soles	pageot	pageot
site	hann	yoff	kayar	joal	soumbedioune
materiels	sg2	p404	berliet	sg2	sg4
sites	pikine kaolack tambacounda thies diourbel bakel louga podor hann saint-louis soumbedioune fass-boye fass-boye joal soumbedioune	matam podor thies pikine fatick richard-toll diourbel kaffrine dakar louga yoff joal hann soumbedioune	diourbel matam dakar kaffrine louga richard-toll bakel thies podor kayar yoff kayar	louga kaolack kaffrine thies diourbel fatick tambacounda bakel dakar linguere joal fass-boye yoff	kaolack louga podor thies bakel diourbel kaffrine richard-toll soumbedioune hann joal

6.2 Algorithmes des cycles de déplacements et d'actions des agents

Les deux algorithmes présentés figure 5 appartiennent à la version 6 de MOPA.

Figure 42 : Algorithmes des cycles de déplacements et d'actions des agents



6.3 Arbre des catégories

Chaque objet du modèle appartient à un ensemble plus important : la catégorie, dont il hérite toutes les caractéristiques (les champs et les méthodes). Chaque catégorie appartient elle aussi à un niveau d'organisation supérieur. Elles peuvent être toutes classées dans un "arbre des catégories" (voir dernière feuille).

Arbre des catégories

(en italique figurent les *champs* associés à chaque Catégorie, en **gras** le nombre de méthodes)

