

Hétérogénéité spatiale et tactiques de pêche

Approche des comportements de pêche
à l'aide d'un modèle individu-centré

Laurent Millischer
Modélisateur

Didier Gascuel
Écologue

■ Introduction

Une répartition spatiale hétérogène de la ressource implique, pour les pêcheurs, une incertitude liée à leurs probabilités de capture. Cette incertitude apparaît à différentes échelles, correspondant aux échelles d'agrégation de poisson (banc, cluster, population), c'est-à-dire aux différentes échelles d'hétérogénéité. On se concentre ici sur une « méso-échelle », correspondant à l'agrégation de bancs en collection de bancs (clusters). À cette échelle, les pêcheurs doivent faire face à une incertitude portant sur leur probabilité de trouver un banc (ou plus généralement, une agrégation de poissons) dans une unité spatio-temporelle donnée. Leurs tactiques d'exploitation de l'espace visent précisément à réduire cette incertitude, par le repérage des clusters, ou plus simplement des zones riches en bancs.

L'habilité des pêcheurs à un tel repérage, ce que Laurec (1977) nommait la « capacité stratégique » (Cs), représente une part importante dans la constitution de leur puissance globale de pêche (Pg), qui mesure l'efficacité de leur effort de pêche. L'étude de ce paramètre Pg a été l'objet d'une abondante littérature (Robson, 1966; Laurec, 1977; Laurec et Le Guen, 1981; Hilborn et Walters, 1992;

Gascuel *et al.*, 1993 ; Millischer et Gascuel, 1998 ; Millischer *et al.*, 1999). Mais la difficulté centrale à laquelle se heurte la mesure de cette efficacité réelle des navires réside en ce que de nombreux facteurs qualitatifs sont impliqués dans sa constitution (Hilborn, 1985) : expérience et apprentissage des pêcheurs, connaissance incomplète du milieu, compétition ou coopération entre pêcheurs, échanges d'informations. De plus, opérant à une échelle individuelle, ces facteurs rendent très difficile, ou très approximative, une approche analytique.

On se propose d'aborder ici ces questions de manière théorique à partir d'un simulateur rendant compte des comportements individuels des pêcheurs.

■ Méthodes : présentation du simulateur « Marlon » (Marine laboratory for organized networks)

Principes et objectifs de simulation

Ce travail se base sur deux hypothèses générales. Tout d'abord, on considère l'efficacité de pêche d'une flottille comme le résultat émergent de l'interaction des comportements individuels des pêcheurs. D'autre part, ces comportements individuels résultent de la confrontation de trois composantes : une composante « informative », traduisant les échanges d'information entre navires ; une composante « connaissance », qui se réfère à la connaissance imparfaite du milieu et à la capacité d'apprentissage des pêcheurs ; une composante « directive », renvoyant au comportement individuel des pêcheurs face à la législation de l'activité de pêche, ou à toute organisation collective de cette activité. Ces trois composantes sont liées à la nature des relations entre acteurs du « système pêche » (Breton et Diaw, 1992) : entre pêcheurs (composante informative) ; entre un pêcheur et la ressource (composante « connaissance ») ; et entre un pêcheur et la structure d'autorité, quelle qu'elle soit (composante directive).

Cette seconde hypothèse revient donc à représenter les comportements individuels de pêche comme des points (ou des trajectoires) dans le triangle des trois composantes dont ils sont un arrangement (fig. 1).

Une première étape de simulation consiste à travailler avec des « flottilles pures », composées d'individus identiques dont les comportements de pêche ne sont dirigés que selon une des composantes. Nous présentons ici une première approche des composantes informative et « cognitive ».

Ainsi, l'objectif de ce travail est, d'une part, de proposer un formalisme pertinent pour représenter les transferts d'information au sein d'une flottille et les attributs de connaissance du milieu des pêcheurs, et d'autre part, de mesurer l'impact de ces phénomènes sur l'efficacité de pêche de la flottille, pour une organisation spatiale donnée de la ressource. Étant donné l'échelle considérée, l'organisation spatiale de la ressource doit être interprétée ici comme la distribution spatiale de la probabilité de trouver un « banc » disponible au sein d'une unité spatio-temporelle. Pour cela, un simulateur multi-agent a été mis en œuvre, à l'aide du langage orienté objet

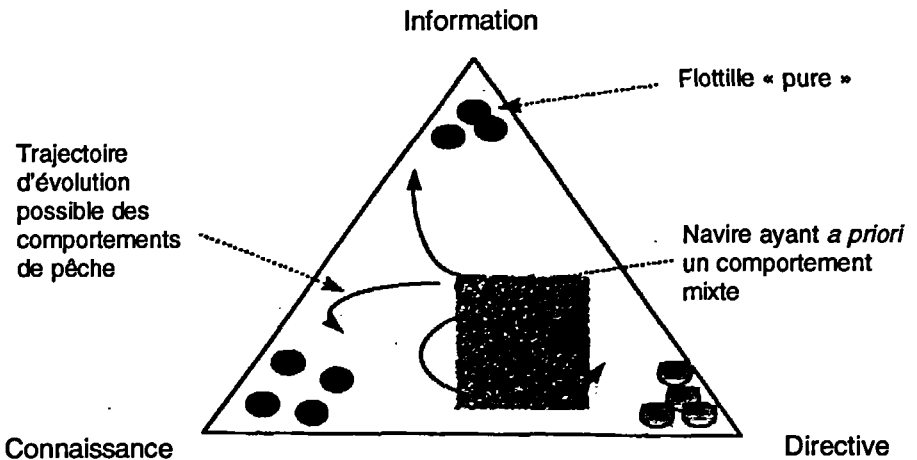


Figure 1
Représentation des comportements individuels de pêche.

Java (fig. 2). Ce simulateur permet d'expérimenter différents scénarios de comportement individuel de pêche, au sein d'une flottille « virtuelle », modélisée explicitement par ces éléments individuels que sont les navires (Millischer et Gascuel, 1998). Comme moyen de tester dans le temps et d'expérimenter des modèles de comportement individuel, ce simulateur vise donc à constituer un « laboratoire virtuel ».

La modélisation par système multi-agent

Les systèmes multi-agents (SMA) sont basés sur une représentation spatio-temporelle discrète d'un système réel, par les éléments individuels qui le composent - les « agents » du système - et par les interactions existant entre ces individus (Ferber, 1995 ; Coquillard et Hill, 1997). Ce type de modélisation apparaît donc particulièrement adapté pour l'approche de phénomènes locaux, et l'appréhension des échelles individuelles.

Un « agent » consiste en un processus informatique autonome, capable de percevoir et de réagir aux variations de son environne-

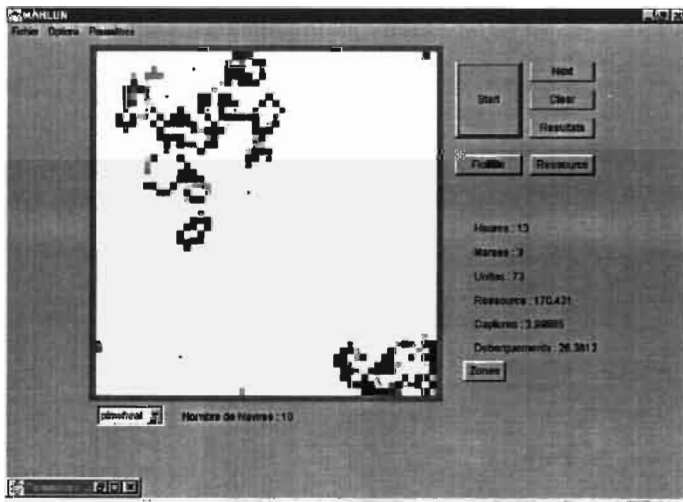


Figure 2
Interface du simulateur.

ment, et dont le comportement est défini pour chaque phase de son évolution, par le biais d'un algorithme (Ferber, 1997). Chaque agent du système est donc défini par ses méthodes, ou fonctions, qui guident ses actions dans et sur son environnement, ainsi que par ses attributs, lui permettant de mettre en œuvre ces actions (fig. 3).

Jusqu'à présent, les modèles de simulation de pêche (Allen et MacGlade, 1986; Hilborn et Walters, 1987; MacGlade, 1989; Allen, 1991; Laloë et Samba, 1991; Laurec *et al.*, 1991) ont modélisé des flottilles de pêche composées d'individus interchangeables, définis par un comportement moyen, sans prendre en compte les interactions et prises de décisions individuelles. L'utilisation des systèmes multi-agents permet, au contraire, d'aborder ce type de modélisation des processus individuels. De plus, les SMA permettent un couplage aisé des paramètres quantitatifs et qualitatifs, lors de l'implémentation du modèle (Ferber, 1997). Or, la représentation des comportements individuels, et de leur déterminisme, ne peut se passer d'hypothèses qualitatives portant sur la structure et l'organisation d'une flottille (Hilborn, 1985). Plus précisément, la modélisation par SMA apparaît comme un outil d'approche quantitative (c'est-à-dire modélisatrice) de phénomènes essentiellement qualitatifs.

Le SMA présenté ici consiste en une pêche virtuelle, où une flottille de pêche, représentée explicitement par ces agents autonomes « navire », évolue dans un environnement spatialement explicite en deux dimensions. L'« espace » consiste ici en une grille carrée (81 par 81), constituée d'un réseau de cellules à huit voisins, dans lequel

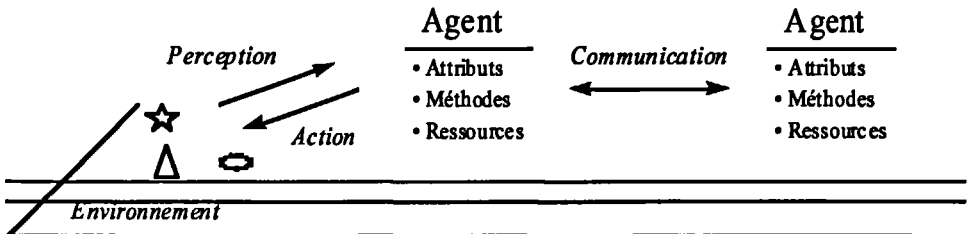
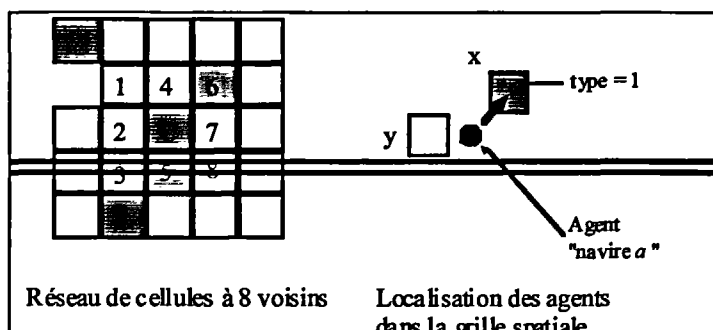


Figure 3
Schéma de fonctionnement d'un système multi-agent
(repris de Ferber, 1997).

est distribué un ensemble de « patchs » de ressource. Les agents, dits « situés », sont capables de se repérer dans la grille par leurs coordonnées, et de repérer les caractéristiques (présence ou non de ressource) des cellules appartenant à leur voisinage immédiat (fig. 4). De plus, l'espace est scindé en neuf sous-zones de surface égale (27 par 27), distinguées par les agents, et dont ils connaissent la localisation de la cellule centrale.

Il s'agit ici d'identifier, et quantifier, les facteurs individuels, *a priori* qualitatifs, responsables des modifications de la puissance de pêche des navires. C'est pourquoi les conditions de simulation sont simplifiées au maximum : on se place dans le cas d'une ressource unique, c'est-à-dire d'une cible unique, que cette cible soit une espèce, une cohorte, une catégorie commerciale... De plus, l'objectif de capture est constant et identique pour tous les agents « navire ». L'effort nominal utilisé pour remplir cet objectif constitue alors une mesure de l'efficacité de pêche des navires.

Dans un souci de simplicité, les simulations sont menées avec une ressource statique et non renouvelable. La distribution de la res-



source (c'est-à-dire la distribution des « patches ») est caractérisée par un coefficient d'agrégation Ca , calculé selon :

$$Ca = \frac{\sum_{i=5}^8 N[1][i]}{N[1]}$$

avec : $N[1][i]$, le nombre de cellule de type 1 (présence d'un patch de ressource) possédant i cellules de type 1 dans son voisinage ; $N[1]$, le nombre total de cellules de type 1.

Ce coefficient permet de contrôler le niveau d'agrégation de la ressource lors de l'initialisation, menée par l'intermédiaire d'un algorithme d'agrégation, qui, à partir d'une initialisation aléatoire, agrège les patches de ressource jusqu'à obtenir la valeur de Ca souhaitée. Les simulations sont ainsi menées pour un niveau d'agrégation initiale de la ressource donné, et comparées entre elles pour une cartographie d'agrégation donnée (fig. 5). Le nombre total de patches distribués sur la grille spatiale est égal à 656 (10 % de cellules de type 1).

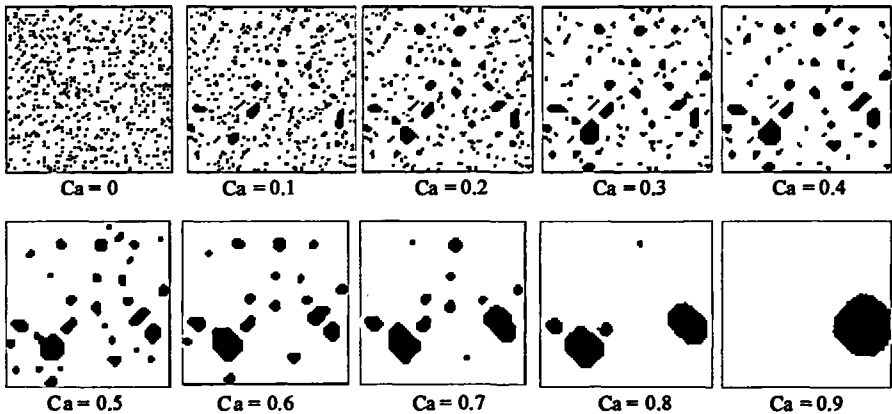


Figure 5
Cartographie d'agrégation de la ressource,
obtenue à l'aide de l'algorithme d'agrégation
utilisé lors des simulations.

Les agents « navire »

La flottille est composée de 10 agents « navires » autonomes. Chaque agent possède une série d'attributs, pouvant être remis à jour à chaque pas de temps :

- k , le numéro permettant d'identifier l'agent ;
- le type de l'agent, caractérisant sa méthode de recherche ;
- s_k , la cellule (repérée par ses coordonnées cartésiennes) où est localisé l'agent ;
- z_k , la sous-zone de l'espace où est localisée s_k ;
- $E[s_k]$ l'état (présence ou absence d'un patch de ressource) de la cellule où est localisé l'agent (variable booléenne 0 ou 1) ;
- $[E]_k$, l'état des 8 cellules immédiatement adjacentes à s_k ;
- Pl_k , la puissance locale de l'agent, c'est-à-dire sa capacité de prélèvement d'un patch de ressource ;
- $[s]_k$, la trajectoire de l'agent depuis le début de la simulation ;
- $[C]_k$, l'historique des captures de l'agent depuis le début de la simulation.

À chaque pas de temps, le comportement des agents se décompose selon deux types d'activité possibles : pêcher dans la cellule présente, si elle est de type 1 (présence d'un patch de ressource), ou se déplacer vers une cellule adjacente. Dans le premier cas, l'activité de pêche est ici réduite à sa plus simple expression : il s'agit du prélèvement d'un pourcentage fixe (correspondant à la puissance locale Pl) du patch de ressource présent dans la cellule. Par simplification, $Pl = 1$ pour tous les agents, qui prélèvent donc la totalité d'un patch pêché. Ceci permet de se concentrer sur le paramètre de capacité stratégique (capacité à repérer des agrégats de bancs) Cs . Si plusieurs agents se trouvent au même instant dans la même cellule, la capture de chacun se fait au prorata du nombre d'agents. Dans le second cas, deux cas de figures peuvent se présenter :

- s'il existe au moins une cellule adjacente de type 1 ($\text{Max}[E]_k = 1$), l'agent s'y déplace, pour y pêcher le pas de temps suivant (si plusieurs cellules sont de type 1, l'agent choisit au hasard, parmi elles, sa destination) ;
- si $\text{Max}[E]_k = 0$: l'agent se déplace dans une cellule adjacente, choisie selon sa méthode de recherche.

L'objet des simulations présentées ici est précisément de comparer l'efficacité relative des trois méthodes de recherche.

La première définit un premier type d'agent, considéré comme référence. Il s'agit d'une recherche aléatoire, définissant des agents purement réactifs, incapables de communiquer, ou de « raisonner » leur recherche.

À partir de ce comportement simple, deux types d'agents « cognitifs » sont implémentés. Le comportement de recherche aléatoire y est alors orienté par l'adjonction d'une capacité d'échanges d'informations entre agents d'une part, et d'un savoir individuel local d'autre part. Ces agents « cognitifs » possèdent donc un attribut supplémentaire « s_k », donnant une direction à leur déplacement, et dont la valeur est déterminée par leur méthode de recherche.

Comportement informatif

L'information se transmet d'un agent à l'autre par l'intermédiaire de listes d'accointances définissant des réseaux d'information, dans lesquelles chaque agent peut consulter à tout moment les résultats de pêche et la localisation de ses partenaires, appartenant à un même réseau. Deux types d'informations, correspondant à deux degrés de précision, peuvent être échangés. Cette distinction reproduit la structuration des réseaux d'échanges d'information que l'on peut observer au sein d'une flottille réelle (Pichon, 1992). D'une part, les agents « informatifs » s'échangent leurs localisations respectives en termes de sous-zones (type A); d'autre part, ils s'échangent leurs localisations réelles (type B). Chaque agent k est alors capable de calculer la distance $d_{k,k'}$ (parcours le plus court) le séparant du centre de la sous-zone concernée (type A), ou de cette localisation $s_{k'}$ (type B). L'attractivité, pour un agent k , d'une information émanant d'un agent k' , est alors fonction de cette distance $d_{k,k'}$, de $[C]_k$, et de $[C]_{k'}$.

À chaque pas de temps t , chaque agent k , possédant N partenaires de réseau, calcule la meilleure performance passée de ses partenaires :

$$\beta_k[t] = \text{Max}_{k'=1 \rightarrow N} \left(\frac{\sum_{i=0}^{d_{k,k'}[t]-1} C_{k'}[t-1-i]}{2 \cdot d_{k,k'}[t]} \right)$$

La performance de chaque agent k' informant k est ainsi égale à sa capture moyenne sur les $d_{k,k'}$ pas de temps passés : plus k' est éloigné de k , plus le calcul de sa performance va loin dans le passé. Rappelons que le paramètre $d_{k,k'}$ désigne une distance en nombre de cellules, donc correspondant également à un nombre de pas de temps de déplacements. D'autre part, pour être comparable aux performances passées de k , cette capture moyenne de k' est divisée par deux, afin de tenir compte de l'espérance de capture *a priori* nulle que k peut attendre durant les $d_{k,k'}$ pas de temps suivant s'il suit l'information émanant de k' , durant lesquels k se rend vers $s_{k'}$, ou $z_{k'}$. Le paramètre β_k correspond donc au gain que peut espérer k durant les $2 \cdot d_{k,k'}$ pas de temps suivants : gain nul durant les $d_{k,k'}$ premiers pas de temps, correspondant au coût de déplacement de k vers $s_{k'}$, ou $z_{k'}$, et gain égal à celui de k' durant les $d_{k,k'}$ pas de temps suivants.

L'agent k compare alors cette grandeur à la meilleure de ses propres performances passées, qu'il calcule en fonction du meilleur résultat de ces partenaires :

$$\alpha_k[t] = \text{Max}_{\sigma=0 \rightarrow 2 \cdot d_{k,k_{\max}}[t]-1} \left(\frac{\sum_{j=0}^{\sigma} C_k[t-1-j]}{\sigma+1} \right)$$

avec k_{\max} le numéro de l'agent présentant la meilleure performance passée parmi les partenaires de k . Cet agent k_{\max} est donc celui à partir duquel l'agent k calcule l'indice β_k :

$$\beta_k[t] = \frac{\sum_{i=0}^{d_{k,k_{\max}}[t]-1} C_{k_{\max}}[t-1-i]}{2 \cdot d_{k,k_{\max}}[t]}$$

Une fois k_{\max} déterminé, k vérifie, par l'intermédiaire de l'indice α_k qu'il n'a jamais fait mieux que k_{\max} sur les $2 \cdot d_{k,k_{\max}}$ pas de temps précédents. Ces calculs d'indices tiennent donc compte à la fois des coûts de déplacements, des probabilités d'épuisement local de la ressource liées aux grandes distances d'émission de l'information, et ce pour chaque agent partenaire.

La décision de suivre une information, c'est-à-dire de se diriger vers un $s_{k'}$, ou un $z_{k'}$, se prend finalement sous deux conditions :

- k est en situation de recherche (absence de ressource en s_k et son voisinage);
- $\beta_k[t] > \alpha_k[t]$

La direction suivie est alors :

- $s'_k[t] = s_{k_{\max}}[t]$ (ou, dans le cas du type A : $s'_k[t] = Z_{k_{\max}}[t]$, avec $Z_{k_{\max}}[t]$ le centre de la zone $Z_{k_{\max}}[t]$).

Savoir local

Le savoir local des pêcheurs est représenté ici comme un simple élargissement de la perception des agents, dans laquelle ces derniers peuvent distinguer les patches isolés des patches agrégés. Cette représentation synthétise les aspects d'accroissement de capacité technologique et d'expérience pratique des pêcheurs. Pour une étendue de perception donnée, les agents calculent l'attractivité a_s de chaque cellule s , définie par :

$$a_s = \frac{\sum_{i=1}^9 E[s_i]}{d_s}$$

avec : $E[s_i]$: l'état de la cellule i , voisine de s ; d_s : la distance de l'agent à la cellule s .

La cellule maximisant cette grandeur est alors prise comme valeur de l'attribut s'_k (fig. 6).

Plan d'expérience

Pour chaque simulation, un objectif de capture est donné à chaque agent. Une fois cet objectif rempli, les agents cessent leur activité, et sortent de la flottille. L'indice d'efficacité de la flottille est alors donné par le temps moyen T d'activité d'un navire. Cet indice est comparé aux résultats d'une flottille aléatoire, permettant ainsi d'estimer un gain d'efficacité relatif des stratégies de recherche testées. Enfin, l'écart-type du temps d'activité est calculé (ET-Ind), donnant la dispersion individuelle de l'efficacité de pêche.

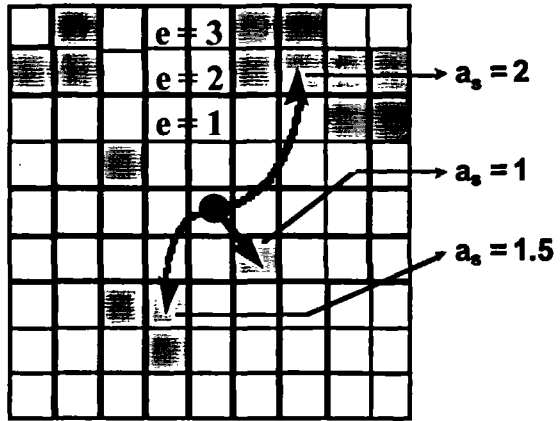


Figure 6

Impact de l'accroissement de l'étendue de perception locale sur les déplacements d'agents (e : étendue de perception ; a_s : attractivité de la cellule s).

Les paramètres à tester ici sont, d'une part, la taille des réseaux d'information, pour chacun des types A et B, et, d'autre part, la valeur d'étendue de perception individuelle des agents, en fonction du niveau d'agrégation initial Ca de la ressource. Pour chaque

pond à une flottille d'agents aléatoires. L'objectif de capture est identique pour tous les agents, égal à 50 patchs de ressource.

Pour les deux types d'information, l'intérêt d'un échange intensif d'informations entre agents augmente avec l'agrégation de la ressource. Les trois tailles de liste deviennent ainsi successivement efficaces vis-à-vis de la recherche aléatoire (fig. 7). Une liste de taille 1 (cinq réseaux de 2 agents dans la flottille) est au moins aussi efficace qu'une recherche aléatoire dès les premiers niveaux d'agrégation. Pour les tailles 4 (deux réseaux de 5 agents) et 9 (un réseau de 10 agents), il existe un effet trompeur de l'information pour les niveaux les plus faibles d'agrégation : entre 0 et 0,3 (type A), ou 0 et 0,2 (type B) pour une taille 4; entre 0 et 0,5 (type A), ou 0 et 0,4 (type B) pour une taille 9. L'information servant à repérer des agrégats, elle devient trompeuse dès lors qu'il n'existe pas ou peu d'agrégats. L'écart entre les résultats individuels s'accroît avec l'agrégation de la ressource dans le cas d'une recherche aléatoire ou faiblement informative (taille 1). L'existence de réseaux importants permet au contraire de restreindre cet écart, tout en améliorant l'efficacité globale de la flottille.

D'autre part, l'examen des écart-types d'estimation montre que l'augmentation de l'agrégation de la ressource constitue une source d'incertitude pour une recherche aléatoire ou faiblement informative (augmentation presque linéaire de l'écart-type d'estimation avec C_a pour les tailles 0 et 1). Au contraire, l'existence d'échanges importants finit par réduire cette incertitude pour les niveaux élevés d'agrégation : à partir de $C_a = 0.6$, pour une taille 9 (type A), et pour les tailles 4 et 9 (type B).

Finalement, l'existence de transferts d'information au sein de la flottille permet un gain d'efficacité relatif, pouvant aller jusqu'à 400 % (pour $C_a = 0,9$) dans le cas d'un réseau unique, échangeant une information à l'échelle de la cellule (fig. 8). Une recherche faiblement informative ne peut qu'augmenter l'efficacité de la flottille, mais dans une proportion relativement faible (jusqu'à 50 % de gain d'efficacité). Au contraire, l'augmentation de l'intensité des échanges d'information permet des gains très importants dans les fortes agrégations, mais au risque d'un effet trompeur de l'information pour les agrégations faibles. La séparation en deux réseaux de cinq agents semble, dans le cas présent, être le meilleur compromis.

Globalement, les deux types d'information (A et B) permettent des gains d'efficacité comparables, même si le type B reste généralement le plus efficace. Toutefois, cette efficacité globale de la flottille est à la fois la plus « distributive » (ET-Ind minimum) et la moins incertaine (écart-types les plus faibles) dans le cas du type B.

Type A (sous-zone)

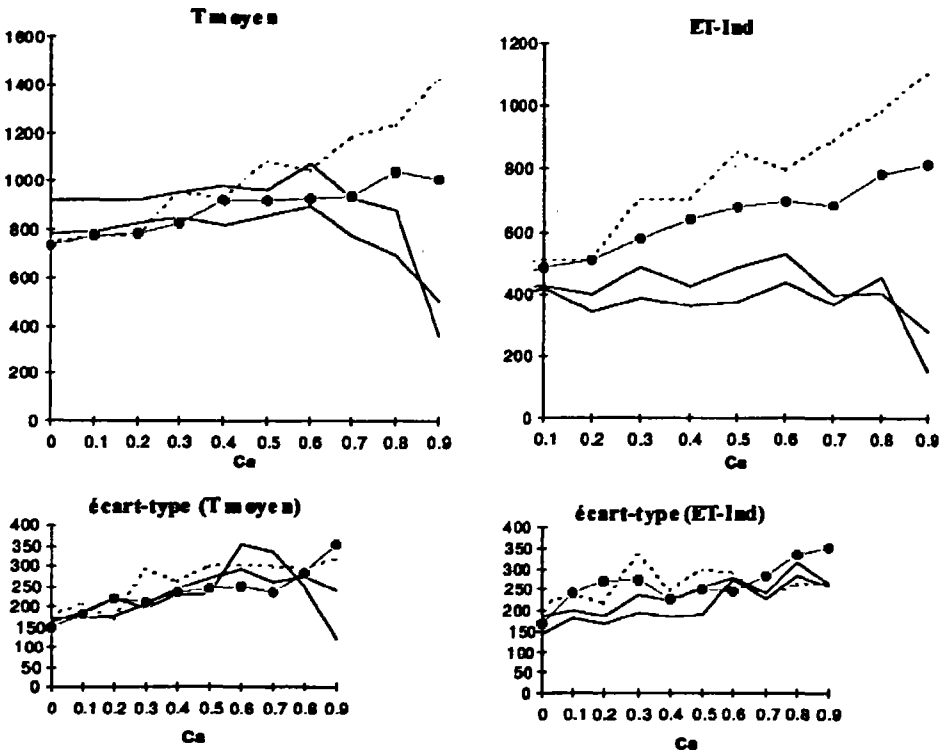


Figure 7 a
 Résultats moyens (sur 50 simulations)
 pour les stratégies informatives de types A
 (information par sous-zone) et B (information par cellule).
 Tmoyen : temps d'activité moyen d'un navire de la flottille ;
 ET-Ind : écart-type du temps d'activité au sein de la flottille ;
 Ca : niveau d'agrégation initiale de la ressource,
 fixé pour chaque simulation ;
 les écart-types donnés sous chaque résultat correspondent
 aux différences observées entre simulations,
 pour un échantillon de 50 simulations pour chaque paramètre.

Type B (cellule)

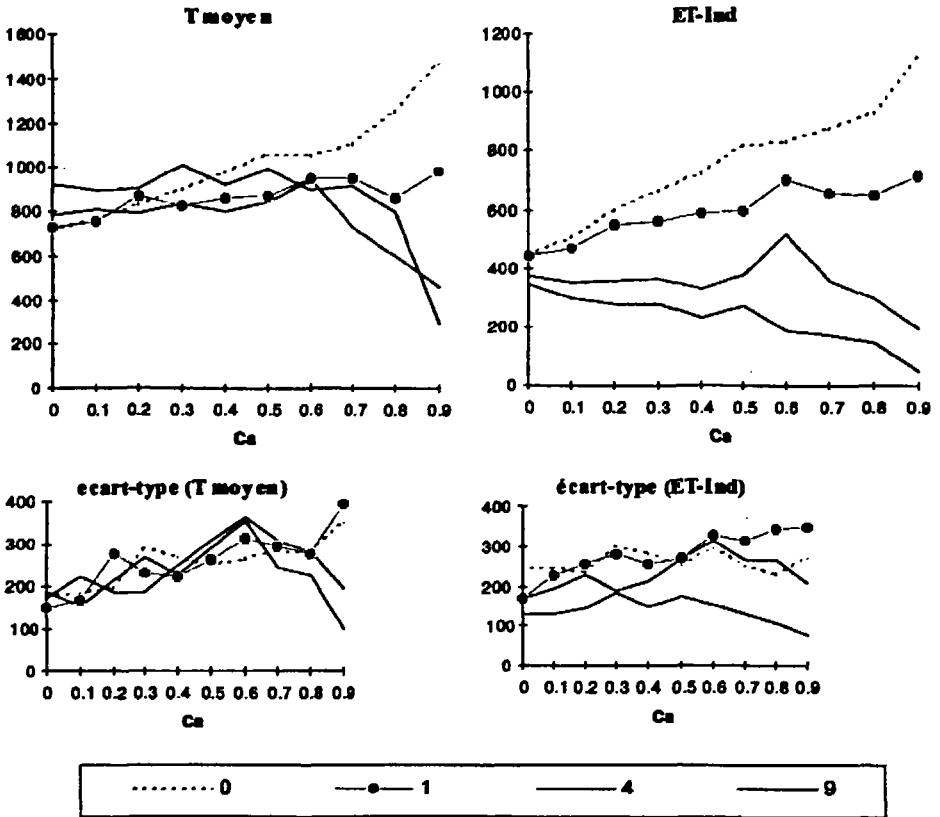


Figure 7 b
 Résultats moyens (sur 50 simulations)
 pour les stratégies informatives de types A
 (information par sous-zone) et B (information par cellule).
 Tmoyen : temps d'activité moyen d'un navire de la flottille ;
 ET-Ind : écart-type du temps d'activité au sein de la flottille ;
 Ca : niveau d'agrégation initiale de la ressource,
 fixé pour chaque simulation ;
 les écart-types donnés sous chaque résultat correspondent
 aux différences observées entre simulations,
 pour un échantillon de 50 simulations pour chaque paramètre.

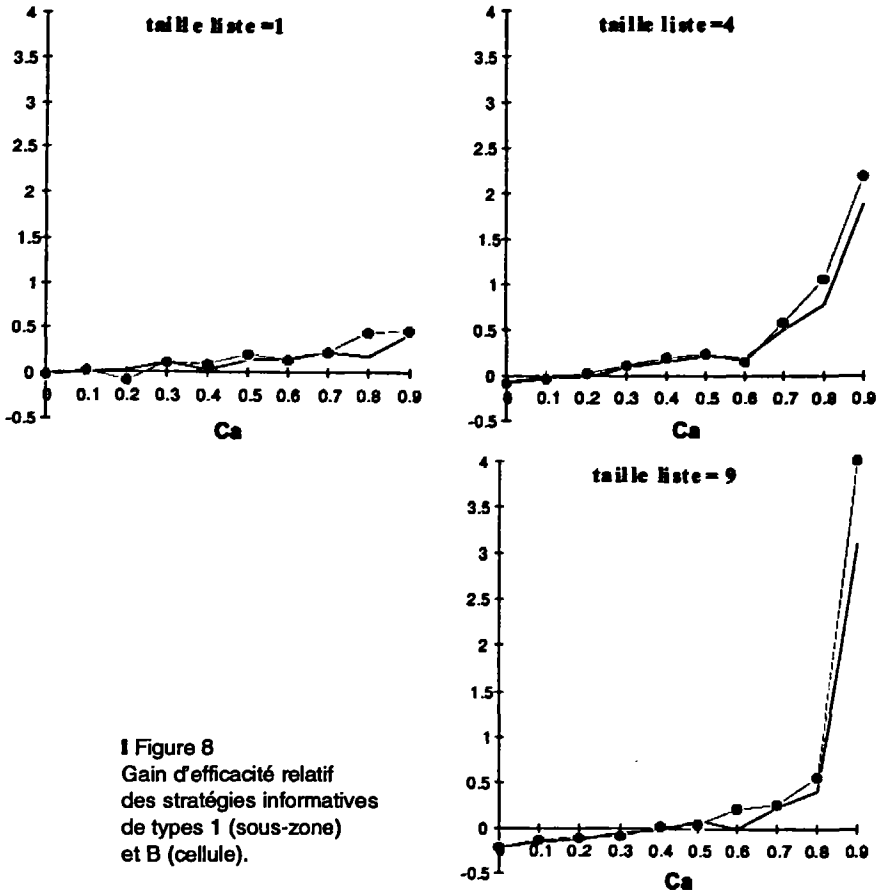


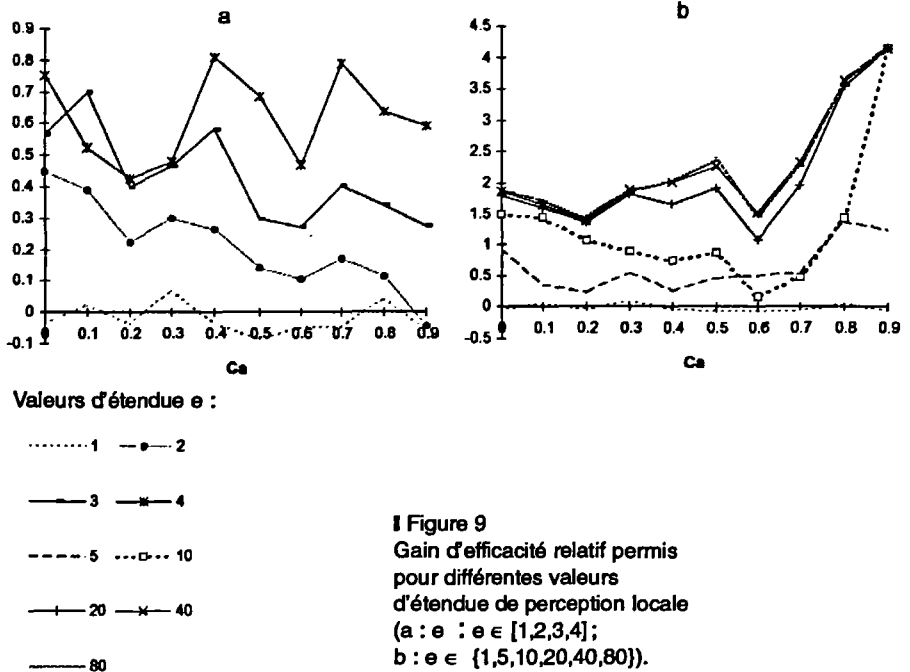
Figure 8
Gain d'efficacité relatif
des stratégies informatives
de types 1 (sous-zone)
et B (cellule).

Savoir local

Neuf niveaux d'étendue de perception locale des agents sont testés ($e \in \{1, 2, 3, 4, 5, 10, 20, 40, 80\}$). L'étendue maximale ($e = 80$) correspond à une connaissance parfaite, à tout instant, de la répartition de ressource sur l'ensemble de la zone de pêche. L'étendue minimale ($e = 1$) correspond à une simple marche aléatoire, à laquelle est ajoutée

gain d'efficacité relatif s'accroît ainsi avec la valeur d'étendue de perception locale, " par paliers " successifs (fig. 9). Il existe toutefois une dépendance du gain d'efficacité vis-à-vis du niveau d'agrégation. Pour les faibles valeurs d'étendue ($e \in [1; 4]$), cette dépendance est négative : l'accroissement de l'agrégation de la ressource rend de moins en moins efficace l'existence d'une perception locale élargie (fig. 9a), cette dépendance devenant positive à partir de $e = 5$ (fig. 9b). Ainsi, l'élargissement de la perception locale des agents permet d'abord d'orienter leur recherche aléatoire, et ensuite seulement, de repérer les fortes agrégations. Plus précisément, ce repérage des agrégats importants ne peut se faire qu'aléatoirement tant que l'étendue ne dépasse pas une valeur seuil (ici : $e = 5$).

Ici encore, les résultats obtenus mettent en évidence l'existence d'un compromis entre d'une part, le coût que peut représenter dans la réalité un tel élargissement de la perception locale (en termes d'investis-



sement technologique), et le gain d'efficacité pouvant en résulter. Dans le cas présent, ce compromis peut être proposé pour $e = 4$, valeur pour laquelle le gain d'efficacité apparaît certain, quel que soit le niveau d'agrégation de la ressource, tout en restant relativement peu coûteux.

Conclusion

Impact des stratégies individuelles sur l'efficacité de la flottille

Le simulateur mis en œuvre permet d'expérimenter et de quantifier les variations d'efficacité de pêche induites par des stratégies de recherche de ressource différentes. On a ainsi pu montrer l'accroissement très net de l'efficacité de pêche de la flottille permis par les stratégies individuelles testées, dirigées par des échanges d'information ou par une simple perception locale élargie. Toutefois, ces résultats sont à compléter par des tests de sensibilité du simulateur. Notamment, la structuration, pour un niveau d'agrégation donné, du paysage de ressource, et l'objectif individuel de capture, sont *a priori* des paramètres importants à tester.

Au vu de ces résultats, information et savoir local semble intervenir à deux niveaux différents sur l'efficacité de pêche. D'une part, l'existence d'échanges d'information au sein d'une flottille permet de maximiser une espérance de gain liée à l'existence *a priori* d'une agrégation (situation que l'on trouve par exemple dans le cas des pêcheries thonières). Au contraire, l'existence d'un savoir local individuel permet de minimiser une incertitude liée aux variations d'agrégation de la ressource. Ainsi, le cumul de ces deux attributs doit permettre des accroissements d'efficacité de pêche à la fois certains et importants.

Intérêts et limites des systèmes multi-agents

L'utilisation des SMA permet l'approche des phénomènes complexes d'interactions entre individus qui, comme on l'a vu ici, constituent

une part essentielle de la dynamique d'une flottille. Par l'examen systématique de l'ensemble des paramètres impliqués dans les différents modèles de comportement, ce travail de simulation entend préparer l'étude de comportements individuels plus complexes, regroupant les deux composantes, d'information et de connaissance. Mais étant donné la sensibilité des SMA, cette étude simplificatrice apparaît être une étape nécessaire en vue d'un tel regroupement.

D'autre part, la simplification réside ici également dans l'absence de dynamique spatiale de la ressource. Mais là encore, confronter la dynamique de pêche, modélisée ici, à la dynamique d'une ressource exploitée ne peut se faire qu'en ayant au préalable exploré, dans des conditions suffisamment simples, les caractéristiques du modèle de flottille proposé. C'est là, sans doute, que réside la « faiblesse » des SMA : en ouvrant un champ de modélisation d'une grande complexité, ce type de modélisation rend nécessaire une approche avant tout, et fortement, simplificatrice des phénomènes qu'il entend aborder.

Bibliographie

ALLEN P.M., 1991 —

« Fisheries : models of learning and uncertainty ». *in* : Cury P., Roy C. eds. *Pêcheries ouest-africaines. Variabilité, instabilité et changement*. Orstom éditions, coll. colloques et séminaires : 377-389.

ALLEN P.M., MCGLADE J.M., 1986 —

Dynamics of discovery and exploitation : the case of the scotian shelf groundfish fisheries. *Can. J. Fish Aquat. Sci.*, 43 : 1187-1200.

BRETON Y., DIAW C.M., 1992 —

« La variable sociale ». *in* : Brêthes J-C., Fontana A. (ed.), *Recherches interdisciplinaires et gestion des pêcheries*. Projet CIEO-890276, Centre international d'exploitation des océans, Halifax : 13-28.

COQUILLARD P., HILL R.C.D., 1997 —

Modélisation et simulation d'écosystèmes. Des modèles déterministes aux simulations à événements discrets. Masson, Paris, 273 p.

FERBER J., 1995 —

Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective. Inter Éditions, 522 p.

FERBER J., 1997 —

« La modélisation multi-agents : un outil d'aide à l'analyse de phénomènes complexes ». *in* : *Tendances nouvelles en modélisation pour l'environnement*. Journées du Programme Environnement, Vie et Société du CNRS : 113-133.

- GASCUEL D., FONTENEAU A.,
FOUCHER E., 1993 —
Analyse de l'évolution
des puissances de pêche
par l'analyse des cohortes :
application aux senneurs exploitant
l'albacore (*Thunus albacares*) dans
l'Atlantique Est. *Aquat. Living
Resour.*, 6 : 15-30.
- HILBORN R., WALTERS C.J., 1987 —
A general model for simulation of
stock and fleet dynamics in spatially
heterogeneous fisheries. *Can. J. Fish
Aquat. Sci.*, 44 : 1366-1369.
- HILBORN R., WALTERS C.J., 1992 —
*Quantitative Fisheries Stock
Assesment. Choice, Dynamics and
uncertainty*. Chapman and Hall, New
York, 570 p.
- LALÔ F., SAMBA A., 1991 —
A simulation model of artisanal
fisheries of Senegal. *ICES Mar.
Sci. Symp.*, 193 : 281-286.
- LAUREC A., 1977 —
Analyse et estimations des
puissances de pêche. *J. Cons. Int.
Explor. Mer*, 37 : 173-185.
- LAUREC A., LE GUEN J.C., 1981 —
Dynamique des populations marines
exploitées. Tome 1 : concepts et
modèles. Rap. Scient. et techn. 45.
Publications du CNEOX.
- LAUREC A., BISEAU A.,
CHARUAU A., 1991 —
Modelling technical interactions.
ICES Mar. Sci. Symp., 193 : 225-236.
- McGLADE J.M., 1989 —
Integrated Fisheries Management
Models : Understanding the Limits
to Marine Resource Exploitation.
American Fisheries Society
Symposium, 6 : 139-165.
- MILLISCHER L., GASCUEL D.,
BISEAU A., 1999 —
Estimation of the overall fishing
power : a study of the dynamics and
fishing strategies of Brittany's
industrial fleets. *Aquat. Living
Resour.*, 12 (2) : 89-103.
- MILLISCHER L., GASCUEL D., 1998 —
Individual based modeling of fishing
tactics, ICES Annual Conference,
16-19 Sept. 1998, Cascais, Portugal,
ICES CM J : 14, 11 p.
- MILLISCHER L., MAURY O.,
GASCUEL D., 1998 —
L'estimation des puissances
de pêche par modélisation linéaire
des capturabilités. In : Biométrie
et halieutique, Journées de la Société
Française de Biométrie,
25-29 mai 1998, Rennes
(sous presse).
- PICHON J., 1992 —
*Les zones de pêche des chalutiers
bigoudens*. Thèse de doctorat de
géographie de l'Université de
Bretagne Occidentale, 298 p.
- ROBSON D.S., 1966 —
Estimation of the relative Fishing
Power of individual ships. *ICNAF
Research Bulletin*, 3 : 5-15.