



N° ordre : 2009-14

N° Série : H-77

THESE

présentée à AGROCAMPUS OUEST

pour obtenir

le diplôme de :

**DOCTEUR DE L'INSTITUT SUPERIEUR DES SCIENCES AGRONOMIQUES,
AGRO-ALIMENTAIRES, HORTICOLES ET DU PAYSAGE**

Spécialité : Halieutique

par

Youen VERMARD

**Comportement de pêche et gestion : l'exemple de la pêche pélagique du
Golfe de Gascogne**

soutenue le « 12 Juin 2009 » devant la commission d'Examen

Composition du jury :

Philippe Gros	IFREMER, Brest	Rapporteur
Adrian Rijnsdorp	IMARES, Wageningen	Rapporteur
Nicolas Bez	IRD, Sète	Examineur
Daniel Gaertner	IRD, Sète	Examineur
Didier Gascuel	AGROCAMPUS OUEST	Directeur de thèse
Paul Marchal	IFREMER, Boulogne-sur-mer	Co-directeur de thèse



Remerciements

Comment ne pas commencer ces remerciements par les personnes sans qui ce travail n'aurait pu être possible ! Je tiens donc à remercier tout particulièrement Didier Gascuel et Paul Marchal pour m'avoir permis de travailler sur ce sujet ! Merci pour votre encadrement, merci de m'avoir accueilli dans vos laboratoires respectifs, et de vous être relayés pour prendre vos « pauses » dans l'encadrement au Canada et en Nouvelle-Zélande. Pas de chance Paul, on a réussi à te retrouver même à l'autre bout du monde et ce, malgré ta dernière tentative pour nous perdre dans Wellington !

Je remercie tout particulièrement la région Bretagne et Ifremer qui ont permis de financer ce projet de trois ans.

Merci aussi énormément à Stéphanie Mahévas, Olivier Thébaud et Etienne Rivot pour leur encadrement et leurs précieux conseils, même si on ne sait jamais trop si on doit dire merci lorsque l'on se fait embarquer dans WinBUGS et ISIS.

Ce fut un réel plaisir de travailler avec vous tous et ce qui est bien c'est que ça a l'air parti pour continuer. Stéphanie, si il y a des heures supplémentaires à faire à Plouguerneau, ça sera toujours avec joie!

Je tiens aussi à remercier les membres du jury qui ont accepté d'évaluer ce travail.

Parmi les personnes que mon travail m'a permis de rencontrer, je tiens particulièrement à remercier les brestois Martial, Clément et Sébastien pour leur disponibilité et leur efficacité ainsi qu'Aurélie pour l'aspect logistique lors de mes passages sur Brest. J'adresse un chaleureux « thank you » à tous les partenaires de CAFE qui ont rendu les réunions si amicales et détendues. Merci aussi à Olivier Guyader pour les bons moments passés au CSTEP et à toutes les personnes qui m'ont fait le plaisir de venir présenter leurs travaux et assister aux réunions AMEDEE.

Et ensuite il reste beaucoup de monde ! Trimbaler son sac à dos dans trois villes procure forcément autant d'occasions de rencontrer du monde, et là je dois dire que j'ai été plus que gâté ! Parmi toutes ces rencontres, je tiens tout particulièrement à en dénoncer certains :

Merci à tous les partenaires de la partie sport étude de la thèse et spécialement, pour les bons moments, à Jerem' pour ses lunettes de Jorky (des bises à toute ta petite famille), Hilaire et son maillot du FCNA (c'est bon Rimouski est descendu en 2^{ème} division ? Tu peux revenir applaudir Bordeaux ! C'est Boulogne qu'est soulagée !), Meddy et sa tireuse à bière, Etienne pour les parties de bad' nocturnes, au Bonobo pour les parties de tout ce qui peut se faire dans un couloir de l'Agro à partir de 2h du mat' (j'en profite pour remercier Laure et la Dragon Boat team d'Ifremer), Caro pour le double de feu de dieu (quoi, tu voulais juste mettre une raclée à ton directeur de thèse ? On recommence quand tu veux, c'est trop facile) et Serge et sa tireuse à bière !

Et pour les moments plus difficiles à Hilaire et Jerem' pour m'avoir appris qu'un ballon de foot pouvait me passer entre les jambes ! Oliv', Yoann et Yves pour m'avoir fait découvrir la fameuse « youennitte » de l'escalade, Jérôme qui n'a même pas voulu me laisser un set au squash... l'autre Oliv' pour ses footings de taré... si si, un jour t'arriveras à aller jusqu'à La Roche Bernard sur l'heure de midi si tu continues l'entraînement !

J'ai eu la chance au cours de ma thèse de réaliser plusieurs campagnes en mer et de passer de très bons moments au milieu de l'océan. Pour cela, merci aux compères chefs de mission acousticiens et mangeurs de bonbons Yves et Jac'. Un grand merci aussi aux équipages de la Thalassa et du Gwen-Drez et à Erwan, Patrick et Didier pour m'avoir appris à reconnaître quelques poissons, Jac' pour m'avoir montré à quoi ressemblent ces mêmes poissons vus du haut de la Thalassa, et toutes les autres personnes rencontrées dans les courses en particulier Cathy, Damien, Jérôme, Daniel, Bouzigues et Nanar.

Un grand merci aussi à tous ceux qui font que les journées passent si vite ! Merci à Cat', Caty, Mathilde et Elodie pour leur bonne humeur et leur efficacité nous rendant la partie administrative si simple (c'est promis Cat', après les remerciements je te remplis tous les papiers que j'ai en retard !). Merci à mes voisins de bureau à côté de qui ça a toujours été un bonheur de travailler (là j'ai peur d'en oublier...) : Luccio, Bastien, Dominique et François, Martin et Benjamin, Emilie et Tof', Seb, Beya, Emilien et Modou !

Le comportement de pêche n'a pas été le seul sujet d'étude lors de cette thèse, j'ai ainsi pu réaliser quelques constatations. A Nantes, faire les contrepêt' le mercredi augmente la probabilité de passer du bon temps à la pause café et de remettre ça la semaine d'après ! A Rennes, toute bonne raison (se dire « bon week-end » constituant une bonne raison) augmente très fortement la probabilité de prendre l'apéro et de passer un bon moment le vendredi soir... Merci à tous les membres du département EMH, du centre Manche Mer du Nord ainsi que du Pôle Halieutique pour leur accueil.

Enfin les bons moments passés en famille, les we chez les amis et en particulier la recherche d'œufs de pâques aident aussi à finir une thèse. Je tiens donc tout particulièrement à remercier mes parents pour tout ce qu'ils m'ont apporté et m'apportent tous les jours, (en plus bien sûr de leur machine à laver et des crêpes du vendredi soir, ce qui est déjà énorme !) A ma p'tite sœur et mon futur beau frère et de grosses bises à Tom & Nol, Erwan & Nom et Angèle & Nico & Elouan !

Et surtout merci infiniment à Sid' qui m'a accompagné, devancé, survécu tant dans la partie sport étude qu'étude! Hep, ça y est, on va pouvoir repartir en camion, enfin un petit peu parce qu'il t'en reste un petit bout ; promis, j'essaierai d'être un aussi bon soutien que tu as pu l'être !!!!

Table des Matières

<u>Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique.....</u>	<u>1</u>
1.1 Les ressources halieutiques, le problème de la régulation d'accès.....	3
1.2 Description du comportement du pêcheur.....	7
1.2.1 Stratégies et tactiques.....	7
1.2.2 La modélisation des stratégies de pêche.....	8
1.2.3 La modélisation des tactiques de pêche.....	9
1.2.4 L'étude du comportement à court terme.....	9
1.2.5 L'étude du comportement à moyen terme.....	10
1.3 Les modèles de simulation de pêcheries.....	13
1.3.1 Prise en compte du comportement dans les modèles de simulation de pêcheries...	13
1.3.2 Le modèle ISIS-Fish.....	16
1.4 Cas d'étude : la pêcherie d'anchois du Golfe de Gascogne.....	19
1.4.1 Un cas d'étude adapté à l'analyse des comportements de pêche.....	19
1.4.2 Les flottilles pélagiques opérants dans le Golfe de Gascogne.....	21
1.4.3 Le stock d'anchois et sa gestion.....	24
1.4.4 Les autres stocks exploités par la pêcherie pélagique du GG.....	28
1.5 Objectifs et plan de la thèse.....	30
1.6 Références.....	31
<u>Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models</u>	<u>39</u>
1.7 Résumé Détaillé.....	41
1.8 Abstract.....	43
1.9 Introduction.....	44
1.10 Materials and Methods.....	47
1.10.1 VMS data.....	47
1.10.2 A hidden Markov process for modelling fishing boat behaviours.....	47
1.10.2.1 Bayesian Hierarchical Models with Hidden Markov Process.....	47
1.10.2.2 Markov process in continuous time as a general template.....	48
1.10.2.3 Drawing inference from observations acquired at discrete time.....	49

1.10.3 Specific state-space model with a hidden Markov chain with three behavioural states.....	51
1.10.3.1 Process model.....	51
1.10.3.2 Observation model.....	53
1.10.4 Bayesian estimation.....	54
1.10.4.1 Prior.....	54
1.10.4.2 Indetermination due to interpolation and missing data	55
1.10.5 Simulation-Estimation approach.....	56
1.10.5.1 Objectives.....	56
1.10.5.2 Scenarios.....	57
1.10.5.3 Bayesian estimation from simulated data and performance of the estimation method.....	61
1.10.6 Application to observed VMS data.....	61
1.10.7 Technical details.....	62
1.11 Results.....	62
1.11.1 Simulation-Estimation approach.....	62
1.11.1.1 Impact of the similarity of the behavioral state parameters.....	62
1.11.1.2 Introducing lag-time.....	64
1.11.1.3 Introducing missing values.....	65
1.11.1.4 Raising the number of observations.....	65
1.11.2 Application to a real dataset.....	65
1.12 Discussion.....	70
1.13 Acknowledgements.....	73
1.14 References.....	73
<u>A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice: the response to the closure of the European anchovy (<i>Engraulis encrasicolus</i>) fishery in 2005.....</u>	77
1.15 Résumé détaillé.....	79
1.16 Abstract.....	81
1.17 Introduction.....	81
1.18 Background on the Bay of Biscay pelagic fishery.....	83
1.19 Materials and methods.....	85

1.19.1 Data.....	85
1.19.2 Métier description.....	86
1.19.3 Modeling fleet dynamics.....	87
1.19.4 Capacity of the estimated model to predict the anchovy closure.....	90
1.20 Results.....	91
1.20.1 Métier description.....	91
1.20.2 Modeling fleet dynamics.....	94
1.20.3 Capacity of the estimated model to predict the anchovy closure.....	98
1.21 Discussion.....	100
1.22 Acknowledgements.....	102
1.23 References.....	103
<u>Combining fleet dynamics and population dynamics for a volatile fishery: the example of the anchovy fishery of the Bay of Biscay.....</u>	107
1.24 Résumé détaillé.....	109
1.25 Abstract.....	111
1.26 Introduction.....	111
1.27 Material	114
1.27.1 Anchovy's stock dynamics.....	114
1.27.2 Fleet dynamic's description and data available.....	114
1.27.3 Description of the effort allocation.....	116
1.28 Methods.....	118
1.28.1 Modeling fleet dynamics.....	118
1.28.1.1 RUM definition	118
1.28.1.2 Integrating fleet dynamics into ISIS-FISH pelagic fishery model of the bay of Biscay.....	120
1.28.2 Capacity of the model to reproduce system's dynamics.....	121
1.28.2.1 The impact of neglecting inter-annual variations in the total nominal effort	121
1.28.2.2 Variability of the mean exploitation pattern.....	121
1.28.2.3 Impact of the date of fish migrations	122
1.28.2.4 Impact of fleet dynamics on effort allocation.....	122
1.28.2.5 Impact of fleet dynamics on fisheries outputs.....	123

1.28.3 Evaluation of spatial management measures.....	123
1.29 Results.....	124
1.29.1 Modeling fleet dynamics.....	124
1.29.1.1 Estimates of RUM coefficients.....	124
1.29.1.2 Estimates of values for the “Others”.....	126
1.29.2 Capacity of the model to reproduce system’s dynamics.....	127
1.29.2.1 The impact of neglecting inter-annual variations in the total nominal effort	127
1.29.2.2 Variability of the mean exploitation pattern.....	127
1.29.2.3 Impact of the date of fish migration.....	129
1.29.2.4 Impact of fleet dynamics on effort allocation.....	130
1.29.2.5 Impact of fleet dynamics on fisheries outputs.....	135
1.29.3 Evaluation of spatial management measures	136
1.30 Discussion.....	141
1.31 Acknowledgements.....	144
1.32 References.....	145
<u>Discussion générales et perspectives.....</u>	149

Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Le présent travail de thèse est centré sur l'analyse des comportements de pêche et leurs impacts sur l'efficacité des mesures de gestion du système halieutique. Ce chapitre introductif vise à préciser cette problématique et à la replacer dans le contexte plus général des travaux menés depuis quelques années en modélisation des comportements de pêche et en évaluation des stratégies de gestion. On présentera également ici les principales caractéristiques du cas d'étude de la pêcherie d'anchois du Golfe de Gascogne qui a servi de support à tous ces développements.

1.1 Les ressources halieutiques, le problème de la régulation d'accès

Les ressources halieutiques, tout comme certains systèmes d'irrigation ou de pâturage, font partie des ressources communément appelées ressources communes. Ces ressources communes se caractérisent par la difficulté d'en interdire l'usage à des acteurs et le fait que leur utilisation par un individu ou un groupe implique un manque à gagner pour les autres acteurs. Ces difficultés à gérer les pêcheries ont abondamment été décrites dans la littérature concernant l'économie des pêches (Gordon, 1954, Scott, 1955, Crutchfield et Zellner, 1962) ou plus largement la littérature concernant la tragédie des communs (Hardin, 1968, Ostrom, 1990). Dans cette théorie, Hardin (1968) exprime la pensée selon laquelle une ressource commune soumise à des agents économiques « rationnels » est condamnée à la disparition par sur-exploitation. Cependant, les critiques les plus fréquentes de cette théorie soulignent que la tragédie tient non pas au caractère commun des ressources mais à leur libre accès (Stevenson, 1991, Ostrom, 1999). La gestion de ces ressources va donc dépendre de la capacité à déterminer à l'avance le nombre et la qualité des exploitants et les possibilités d'exploitation de chacun.

Boncoeur et al. (2006) séparent ainsi les mesures mises en place afin de réguler l'exploitation des ressources halieutiques en deux catégories. La première catégorie regroupe toutes les mesures à caractère technique (appelées mesures de conservation) visant à limiter le niveau global et la répartition des pressions exercées sur le stock, alors que la seconde regroupe les mesures de régulation de l'accès aux ressources visant directement les exploitants.

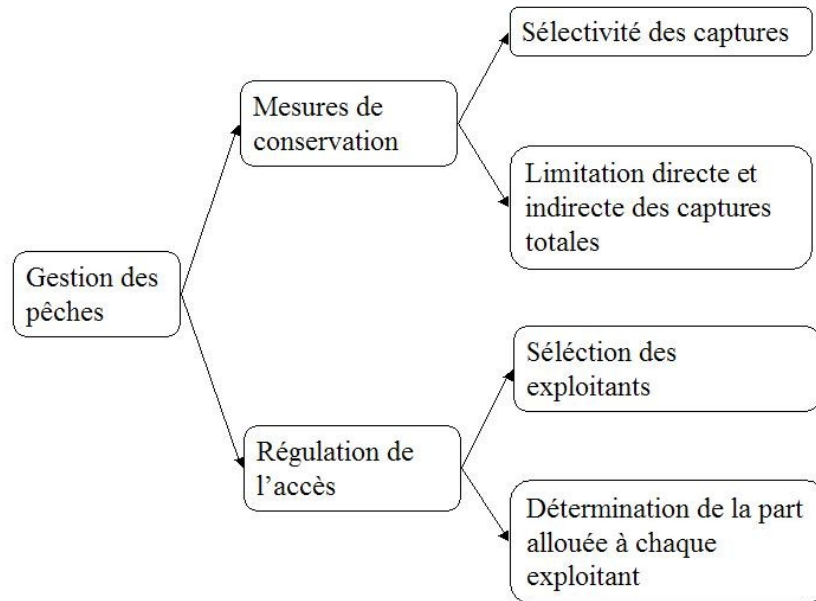


Figure 1-1: les deux dimensions complémentaires de la gestion des pêcheries (extrait de Boncoeur et al. (2006))

Parmi ces mesures, la plus largement utilisée dans le cadre des pêcheries européennes est celle visant à limiter les captures de manière directe par le biais de TAC (Totaux Autorisés de Captures). Ces mesures, tout comme les mesures de limitation de temps de pêche sont classées par Boncoeur et al. (2006) parmi les mesures techniques car ne traitant pas de la question de la répartition de la ressource entre l'ensemble des pêcheurs. Dans certaines pêcheries, les captures peuvent également être limitées de manière indirecte en plafonnant l'effort de pêche. C'est notamment le cas lorsque le mauvais état de la ressource conduit à la mise en œuvre d'un plan de reconstruction ou d'un plan de gestion du stock ; un exemple en est la limitation du nombre de jours en mer autorisé, parmi les mesures mises en place en mer de Nord, dans le cadre du « plan cabillaud ». Plus généralement, le nombre de bateaux est également limité, non seulement par le biais des Plans d'Orientation Pluriannuel (POP) et de la mise en place des permis d'exploitation, mais aussi dans certaines pêcheries par l'instauration d'un système de licence de pêche. Enfin, un ensemble de mesures techniques visent à restreindre plus spécifiquement la capture de certains groupes d'âge (e.g., des juvéniles) des stocks exploités. Ces mesures comprennent des restrictions portant sur la sélectivité et la taille des engins de pêche (e.g., taille minimale du maillage), les tailles minimales de capture et des périodes ou zones de fermeture à la pêche (e.g., cantonnement visant à protéger les juvéniles de plie en mer du Nord, « Plaice Box »).

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Cependant, dans de nombreux cas, ces mesures de gestion n'ont pas permis d'éviter une très forte baisse de l'abondance des ressources et des situations de sur-exploitation (dites plus précisément "sur-exploitation de croissance"), marquées par des efforts de pêche élevés (et donc généralement des coûts d'exploitation importants) et des captures faibles. Ces situations induisent souvent une faible rentabilité économique de l'exploitation. La FAO (2006) estime ainsi que près d'un quart des stocks mondiaux sont en état de surexploitation (17% surexploités, 3% en voie d'extinction et 1% en reconstruction après avoir été à un niveau proche de l'extinction). La FAO (2006) estime également que 52%, 20% et 3% de ces stocks sont respectivement pleinement exploités, modérément exploités et sous exploités. Il y a donc un échec, aujourd'hui largement reconnu (Hilborn, 2007b), à maintenir un nombre important de stocks dans les limites d'une exploitation économiquement viable.

Dans certains cas, et indépendamment des difficultés économiques, l'impact de la pêche sur la ressource est tel que la capacité de renouvellement de la population peut être affecté. Il n'y a alors plus maintien d'une capacité reproductrice compatible avec l'exploitation durable des stocks. Cette situation, dite de "sur-exploitation de recrutement", était encore relativement rare il y a une dizaine d'années mais tend aujourd'hui à se développer, avec un nombre croissant de stocks considérés comme étant en dehors de leur zone de sécurité biologique. En Europe, ces situations affectent par exemples plusieurs stocks de cabillaud, mais également l'Anchois du Golfe Gascogne, exemple sur lequel nous reviendrons par la suite puisqu'il constitue notre cas d'étude.

L'échec, au moins relatif, des politiques de gestion des stocks a des causes diverses et complexes. Pour partie, il peut être imputé au manque de cohérence entre les objectifs de gestion et les stratégies politiques mises en œuvre. C'est ainsi, par exemple, que l'approche de précaution, telle qu'elle est actuellement mise en œuvre au sein du CIEM, vise un objectif de maintien de chacun des stocks évalués à l'intérieur des limites de la zone de sécurité biologique, indépendamment de toute considération relative à la viabilité économique des pêcheries concernées. Mais au delà de ces aspects de choix de politique publique, les échecs de la gestion proviennent également pour partie d'un décalage entre les effets attendus d'une mesure de gestion et les effets réellement obtenus, même lorsque la mesure décidée est parfaitement appliquée (ce qui n'est évidemment pas toujours le cas). Ces décalages découlent notamment d'une mauvaise appréhension de l'impact des mesures de gestion sur les stratégies des entreprises de pêche et sur la capacité des pêcheurs à s'adapter aux mesures prises (TECTAC, 2005).

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Parmi les nombreuses questions soulevées concernant l'efficacité de la gestion des pêches, une critique fréquemment formulée est que l'avis scientifique est traditionnellement émis de manière mono-spécifique, en ne prenant pas en compte la complexité des pêcheries (multi-spécifiques et multi-flottes) (Wilens, 1979, Hilborn et Walters, 1992, Charles, 1995, Rijnsdorp et al., 2006, Hilborn, 2007a). C'est pourquoi l'importance de traiter les questions d'interactions techniques et d'allocation d'effort de pêche en basant les avis sur les notions de flottes ou de métiers plutôt que sur les stocks est de plus en plus souvent admise (STECF, 2003, Vinther et al., 2004, Rijnsdorp et al., 2006). En effet, les bateaux de pêche exploitent généralement plusieurs espèces dans diverses zones de pêche. Ils ont donc des capacités d'adaptation. La question clé des pêcheries mixtes est ainsi de concilier entre eux les objectifs de gestion établis population par population (ou stock par stock). Ce changement de paradigme nécessite évidemment de mieux comprendre les stratégies des entreprises.

De nombreux exemples dans le monde montrent que la méconnaissance de l'impact des mesures de gestion sur les stratégies de pêche, peut conduire à des effets pervers inattendus, et souvent néfastes, via notamment des phénomènes de report de l'effort de pêche vers des espèces jusque là accessoires. C'est ainsi, que la fermeture de la pêcherie de certains stocks de morue à Terre-neuve a contribué à une exploitation beaucoup plus soutenue du crabe des neiges et de la crevette nordique (Schrank, 2005). Les fermetures de zones ont elles tendance à concentrer les opérations de pêche aux limites des Aires Marines Protégées (Murawski et al., 2005) où dans les aires de pêche restant ouvertes à l'exploitation (Poos et Rijnsdorp, 2007). Or Halpern et al. (2004) montrent que l'augmentation de concentration de l'effort de pêche sur une plus petite surface augmente d'autant la pression de pêche, limitant ainsi potentiellement l'effet des aires marines protégées.

La prise en compte des caractéristiques spatiales et saisonnières de l'activité de pêche est par conséquent essentielle pour obtenir une quantification pertinente de l'effort de pêche et pouvoir réaliser des évaluations de stock fiables et des modèles de projections réalistes à des fins de gestion (Booth, 2000, Babcock et al., 2005, Pelletier et Mahévas, 2005).

Cet élargissement de la démarche traditionnelle mono-spécifique vers une approche de pêcheries mixtes nécessite de quantifier le poids des stratégies d'exploitation dans la dynamique spatio-temporelle de l'effort de pêche et dans la détermination de la performance des mesures de gestion. Ce changement conceptuel doit accompagner l'évolution nécessaire des systèmes de gestion traditionnels, qui ne viseraient plus ainsi à réguler uniquement « combien peut être extrait du système », mais également « comment, quand et où » sont réalisés les prélèvements (Salas et Gaertner, 2004).

La prise en compte des comportements doit donc permettre de mieux décrire la manière dont l'allocation de l'effort de pêche impacte les populations exploitées. Cette description, fondamentale pour la compréhension des processus, est aussi nécessaire pour évaluer des scénarios alternatifs de gestion. En effet, l'évaluation de scénarios de gestion non traditionnels conduit par essence à des situations qui n'ont jamais été observées. Leur simulation nécessite donc des modèles dynamiques décrivant le processus d'adaptation du système à ces mesures alternatives.

L'approche méthodologique poursuivie lors de cette thèse conduira, dans un premier temps, à caractériser le comportement de pêche et modéliser sa dynamique spatio-temporelle et (Chapitre 2 et 3), dans un second temps, à incorporer les résultats de ces analyses dans un modèle de simulation de dynamique de pêcherie (Chapitre 4).

1.2 Description du comportement du pêcheur

1.2.1 Stratégies et tactiques

Modéliser le comportement de pêche consiste à décrire de manière explicite les processus qui vont du choix de prendre part à la pêcherie, à la décision de cibler, puis débarquer, un groupe d'espèces. Il est ainsi nécessaire de pouvoir décrire la manière dont l'effort de pêche est appliqué sur ce groupe d'espèces par différentes flottilles, mais aussi les processus de sélection des espèces « d'intérêt » et éventuellement de rejet des captures non désirées (Gillis et al., 1995, Macher et al., 2008). Dans la suite de ce travail nous nous focaliserons sur la quantification de l'effort de pêche et sur la description de l'allocation (c'est-à-dire sur le processus de répartition) de l'effort entre différents métiers visant des groupes d'espèces potentiellement différents. La description de ces processus comprend d'une part la description du nombre et des caractéristiques des bateaux, et d'autre part la manière dont ces bateaux allouent leur effort sur les différents métiers disponibles. On sépare ainsi habituellement le

comportement à court et moyen terme, communément appelé tactique, et le comportement à long terme, communément appelé stratégie (Salas et Gaertner, 2004). D'un point de vue économique, la séparation entre le court et le long terme est souvent vue comme la possibilité ou non d'investir (Prellezo et al., 2006). Ainsi la description des stratégies de pêche va correspondre au fait d'entrer ou de sortir d'une pêcherie, d'investir dans du nouveau matériel, de nouveaux engins. Les tactiques de pêche quand à elles correspondent à tous les comportements n'impliquant pas d'investissement. D'un point de vue halieutique, les stratégies de pêche sont considérées comme des arrangements temporels de plusieurs tactiques. Les tactiques caractérisent l'opération de pêche, la marée ou un assemblage de marées à l'échelle du mois ou du trimestre. Les stratégies caractérisent plutôt l'associations de tactiques à l'échelle de l'année.

1.2.2 La modélisation des stratégies de pêche

Les premiers travaux opposants tactiques et stratégies (Laloe et Samba, 1991), ont été menés par des biologistes. En matière économique en revanche, la majeure partie des travaux réalisés sur l'étude des stratégies de pêche portent sur les comportements d'entrée et de sortie de flottilles, en lien avec la rentabilité de la pêcherie. Les premiers modèles économiques de pêcheries se sont ainsi basés sur le principe que dans un cadre de pêcherie non réglementée, l'effort de pêche augmente tant que le taux de rentabilité de la pêcherie est supérieur à la rémunération de toute autre alternative et que les bateaux quittent la pêcherie dès que le taux de rentabilité de cette pêcherie n'est plus le meilleur (Gordon, 1954, Scott, 1955, Smith, 1968, Wilen, 1976). Cette théorie a donné lieu à de nombreux travaux mais ne prend cependant pas en compte un paramètre essentiel, caractéristique des pêcheries européennes qui est la « non-malléabilité » des flottilles (TECTAC, 2005). Cette « non-malléabilité » se caractérise, pour la majeure partie des pêcheries, par le fait que le nombre de bateaux pouvant exploiter une ressource est fixé et les possibilités de sortir d'une pêcherie pour se diriger vers une autre sont relativement limitées. La possibilité d'entrer dans une pêcherie est ainsi conditionnée par la possibilité d'attribution de licences ou de quota et la sortie limitée par l'absence d'usage alternatif du bateau.

Des modèles de choix discret ont été développés afin de modéliser le processus de décision amenant à l'entrée ou la sortie d'une pêcherie (Mardle et al., 2005, Thébaud et al., 2005). Dans la suite de ce travail, nous ne détaillerons cependant pas les mécanismes régissant les stratégies de pêche mais nous nous attacherons à décrire et modéliser les tactiques de pêche.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

1.2.3 La modélisation des tactiques de pêche

Au sein des comportements caractérisant les tactiques de pêche, nous définirons les comportements à court terme comme concernant toutes les décisions prises au sein de la marée et le comportement à moyen terme les décisions prises à une échelle plus large, dont le pas de temps peut être soit la marée soit le mois. Cette distinction est conforme à celle utilisée par (Dorn, 1998) lorsqu'il sépare le choix des lieux de pêche à moyen terme et le comportement en pêche à court terme (e.g., décision de chaluter ou non). Lors de l'étude des comportements à moyen terme, on cherche à se rapprocher le plus possible de l'échelle à laquelle intervient le choix de la zone de pêche, de l'engin utilisé et des espèces ciblées (c'est à dire du métier). L'unité temporelle associée au métier est l'opération de pêche (Mahevas et al., 2004). Cependant les observations disponibles pour caractériser le métier sont très souvent agrégées à l'échelle de la marée ou du mois. Dans cette étude, nous caractériserons les tactiques de pêche dans un premier, à l'échelle de la marée. Dans un second temps, pour rendre compatibles ces résultats au modèle de simulation ISIS-Fish, nous considérerons le mois comme unité temporelle.

1.2.4 L'étude du comportement à court terme

La mise en place du suivi des bateaux par satellites (VMS) depuis 2000 permet d'envisager des études à une échelle spatio-temporelle fine et directement liées à la trajectoire des bateaux, en s'affranchissant des difficultés habituellement liées aux données déclaratives (sous-déclaration, déclarations des captures à une échelle spatio-temporelle trop agrégée ...). L'analyse de l'effort de pêche à partir des données VMS, nécessite de pouvoir identifier l'état dans lequel se trouvent les bateaux (e.g., au port, en route, en pêche), à partir de ces émissions qui ne renseignent que les positions, la date et l'heure d'émission. Jusqu'à présent les vitesses interpolées entre deux positions étaient utilisées comme critères d'identification de l'état du bateau.

Les trajectoires sont depuis longtemps étudiées en écologie afin de décrire les déplacements des animaux au travers de territoires hétérogènes pour répondre à des besoins spécifiques. Ces études s'attachent à discrétiser le mouvement afin de décrire la manière dont les animaux alternent entre des périodes de recherche intensive (correspondant à des aires de forte concentration de nourriture) et de recherche extensive (changement de zones, migrations). Plusieurs types de marches aléatoires ont ainsi été utilisées afin de modéliser ces

mouvements. Parmi ces modèles, on peut citer les marches aléatoires corrélées ou biaisées (Turchin, 1998) ou encore les marches de Lévy (Shlesinger et al., 1995).

Les trajectoires de Levy ont été utilisées dans le cas des pêcheries d'anchois au Pérou (Bertrand et al., 2005, Bertrand et al., 2007) afin de décrire les règles comportementales régissant la recherche et la pêche ainsi que la manière dont les pêcheurs réagissent à des variations de biomasse de la population ciblée. Cette technique permet de caractériser le mouvement dans son ensemble mais ne permet cependant pas de calculer les vitesses liées aux différents états (pêche et recherche), ou encore de quantifier le temps passé dans chaque état. Pourtant, cette dernière variable est particulièrement intéressante en halieutique. En effet, l'hypothèse utilisée dans la plupart des modèles de dynamiques de population est que la mortalité par pêche est directement proportionnelle à l'effort de pêche, lequel peut être mesuré par une durée de pêche. La quantification du temps passé dans chaque état est ainsi une manière de quantifier l'effort de pêche de manière plus précise et d'améliorer la fiabilité de la relation effort/mortalité par pêche.

Pour de nombreux cas d'étude (revue dans (Patterson et al., 2008)), la discrétisation du mouvement a été réalisée de manière explicite grâce aux approches consistant à modéliser une variable discrète cachée (le mode de déplacement) correspondant à l'état comportemental relié au processus de mouvement. Les modèles hiérarchiques Bayésiens, utilisant des chaînes de Markov cachées sont particulièrement adaptés à la description de mouvements pouvant être a priori divisés en plusieurs modes de déplacement (Barraquand et Benhamou, 2008). C'est l'approche qui a été retenue pour ce travail (Chapitre 2).

1.2.5 L'étude du comportement à moyen terme

Plusieurs méthodes ont été utilisées afin de décrire les comportements de pêche à moyen terme. Gillis et al. (1993) et Gillis (2003), ainsi que Rijnsdorp et al. (2000) ont ainsi caractérisé l'allocation spatiale de l'effort en utilisant la théorie de l'Ideal Free Distribution (IFD) (Fretwell et Lucas, 1970). Cette théorie est basée sur des hypothèses fortes et notamment le fait que la qualité globale de la ressource n'est pas affectée par l'exploitation ou encore que les exploitants ont une vision parfaite et totale de la distribution spatio-temporelle des ressources et qu'ils sont capables de se déplacer librement entre les zones. Si ces hypothèses sont respectées, l'IFD prévoit que le nombre d'individus exploitant chaque zone

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

est proportionnel à la fraction de ressource présente à cet endroit. Les captures par unité d'effort (CPUE) étant supposées refléter l'abondance d'un stock, la théorie suggère que les bateaux gravitent autour des endroits où les CPUE sont les plus élevées. Même si les hypothèses requises par l'IFD sont rarement respectées, l'écart entre la théorie et l'observation renseigne sur les contraintes auxquelles le système est soumis (Gillis, 2003). Cependant, l'IFD peut difficilement être utilisée pour simuler l'impact de mesures de gestion sur le comportement de pêche puisque, selon cette théorie, l'allocation de l'effort de pêche ne peut précisément pas être contrainte.

D'autres techniques, telles que le modèle gravitaire (Caddy, 1975), ont été proposées pour prédire l'allocation de l'effort de pêche sur différents métiers ou zones. Dans les modèles gravitaires, la distribution de l'effort total sur les différents métiers ou zones d'exploitation est considérée comme proportionnelle à l'attractivité économique relative de ce métier par rapport aux autres. L'attractivité est elle-même proportionnelle au profit espéré de ce métier, mesuré comme la combinaison de l'accessibilité des poissons et des coûts que vont engendrer leur exploitation. Les modèles gravitaires peuvent prendre en compte de manière implicite (Caddy, 1975) ou explicite (Walters et al., 1993) l'attractivité de zones de pêche résultant de leur éloignement aux ports ou encore de la différence de prix entre différentes espèces (Walters et Bonfil, 1999).

Allen et McGlade (1986) et Millischer et Gascuel (2006) intègrent aussi l'échange d'information entre pêcheurs et flottilles afin de prendre en compte la notion de risque qui peut changer la perception de profit espéré. Les modèles gravitaires peuvent être utilisés afin de simuler l'allocation dynamique de l'effort de pêche (voir Pelletier et al. (2009) pour une application de ces modèles à la pêcherie merlu langoustine dans le Golfe de Gascogne). Les modèles gravitaires traditionnels présentent cependant l'inconvénient de ne pas tenir compte des caractéristiques individuelles propres à chaque pêcheur (expérience, préférence pour certaines techniques ou zones...). La description des comportements à moyen terme est ainsi de plus en plus réalisée à l'aide de modèles de choix discrets de type Random Utility Modeling (RUM) (voir McFadden (2001) pour la chronologie du développement des différentes formes des modèles économiques de décision). Les RUMs, qui s'appuient sur des théories économiques, ont spécialement été développés pour la modélisation de processus de décision discrets (Wilén et al., 2002). Ces modèles définissent l'utilité comme la métrique qui va influencer les choix individuels des différents agents du système. L'utilité se définit comme une combinaison de différentes variables explicatives pouvant être de nature très différente (par exemple dans le domaine des pêches, ont été utilisées : la taille du bateau, ses

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

caractéristiques techniques, le profit espéré, l'inertie à changer de métier ou encore les traditions). Les RUM sont paramétrés à l'aide d'observations et les coefficients estimés peuvent être d'abord interprétés en terme de poids de la variable dans la prise de décision. Les premières applications des RUM ont été développées dans le cadre de pêcheries récréatives (McFadden, 2001). Ils ont aussi été utilisés dans plusieurs études de pêcheries commerciales afin de décrire les choix de zones de pêche (Holland et Sutinen, 1999, Smith et Wilen, 2003, Hutton et al., 2004) ou le choix du métier (Pradhan et Leung, 2004).

Ces types de modèle ont donc l'avantage, par rapport au modèles gravitaires « classiques », de s'appuyer sur des données individuelles, ce qui correspond aux hypothèses du modèle micro-économique de maximisation d'utilité.

Les paramètres ajustés peuvent ensuite servir à prédire les comportements et l'allocation de l'effort lorsque l'on envisage une série de mesures de gestion. L'utilité permet alors de calculer la probabilité de choisir parmi les options disponibles. Ainsi Hutton et al. (2004) utilisent les coefficients estimés dans le RUM en simulation afin de décrire les réponses à des mesures de gestion. Holland et Sutinen (1999) utilisent les sorties du modèle afin de calculer les probabilités de report sur des pêcheries alternatives en cas de fermeture de zones.

En plus de la description des comportements, la fonction d'utilité estimée par les RUM peut être utilisée pour simuler dynamiquement, (1) la réponse des flottilles à un ensemble de variables d'état (notamment de nouvelles mesures de gestion) et, (2) l'impact de ces flottilles sur la dynamique des populations cibles. Cette double approche est celle que nous mettrons en œuvre dans la présente thèse (Chapitre 3 et 4), en intégrant les modèles de comportement dans un simulateur de pêcheries qui permet de coupler la dynamique des populations exploitées et la dynamique des flottilles. Ce type de modèles, communément appelés Modèles Opérationnels (Motos et Wilson, 2006) permet d'une part d'intégrer l'ensemble de l'information disponible sur le système et de tester la pertinence des hypothèses de modélisation par calibration et/ou validation sur les dynamiques des périodes passées. Enfin ils sont principalement conçus pour permettre l'évaluation de scénarios de gestion.

1.3 Les modèles de simulation de pêcheries

1.3.1 Prise en compte du comportement dans les modèles de simulation de pêcheries

Le constat d'échec de la gouvernance des pêcheries conduit au développement de travaux visant à mieux comprendre la complexité et la dynamique du système exploité ainsi que du système d'exploitation pour pouvoir le gérer de manière efficace et durable. De nombreux modèles de simulation de pêcherie, ou modèles opérationnels (Motos et Wilson, 2006), ont ainsi été développés ces dernières années afin de pouvoir simuler la dynamique « réelle » du système exploité (Ulrich et al., 2002, Mahévas et Pelletier, 2004, Pelletier et Mahévas, 2005, Kell et al., 2007, Ulrich et al., 2007, Pelletier et al., 2009). Ces modèles s'attachent à décrire les processus régissant les dynamiques des populations exploitées mais aussi le système d'exploitation. Suivant l'objectif poursuivi, les mesures de gestion à évaluer ou encore le type de données disponibles, ils décrivent les processus de manière plus ou moins fine. La résolution temporelle peut aller de l'année à la marée. Certains modèles spatialisés, permettent également de décrire les processus dans un espace discret. Quelqu'en soit la résolution, tous ces modèles quantifient la relation entre les populations exploitées et les flottilles les exploitant par le biais de la mortalité par pêche (Fig.1-2).

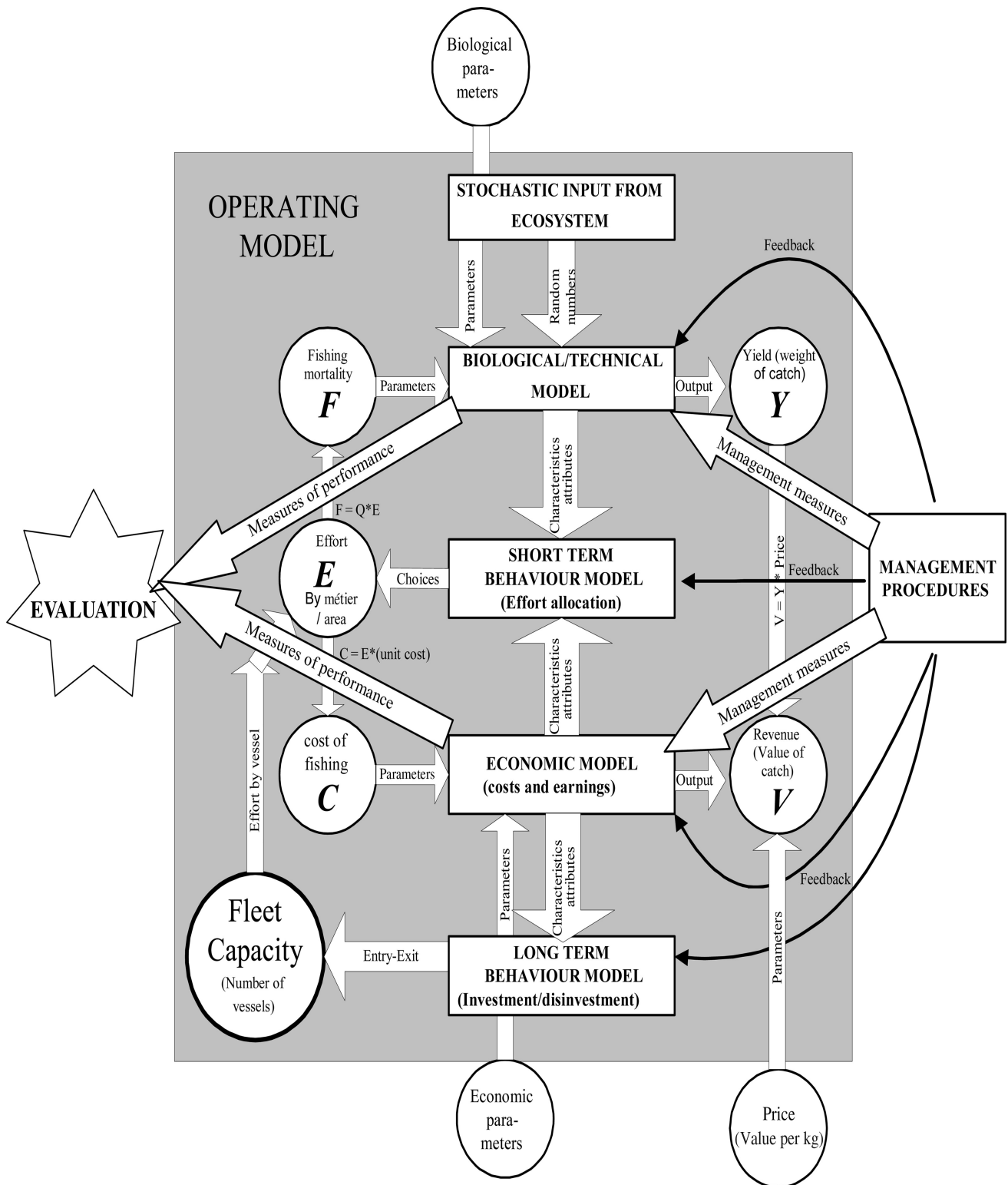


Figure 1-2. Un modèle opérationnel : TEMAS (issu de Ulrich et al. (2007))

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Ces modèles décrivent en général les différents processus à l'origine de la dynamique de population (voir Pelletier et Mahévas (2005) pour une synthèse des différents modèles traitant de la modélisation des populations et écosystèmes), en utilisant de manière explicite des relations stock/recrutement ou des équations de reproduction, ainsi que les processus de croissance des individus ou encore dans certains cas leur répartition spatiale. Cependant, la description de l'effort de pêche est en général prédéfinie, « statique », c'est à dire basée sur les efforts observés dans le passé par métiers ou zones métier (Murawski, 1984, Pikitch, 1987, Mesnil et Shepherd, 1990). Cette description statique permet de tester et de calibrer le modèle sur les périodes passées mais ne permet pas de prévoir l'allocation de l'effort de pêche lorsque les paramètres du système sont modifiés. En effet, extrapoler l'allocation de l'effort revient à poser l'hypothèse peu vraisemblable que les pêcheurs ne modifieront pas leur comportement en cas de modification plus ou moins brutale de leur environnement (ex : diminution de la biomasse exploitée, augmentation des coûts d'exploitation, implémentation d'une mesure de gestion contraignante). La méconnaissance du comportement du pêcheur dans un nouveau contexte de gestion, plus qu'une connaissance limitée de la ressource serait à l'origine d'un certain nombre d'échecs de gestion (Hilborn, 1985). Certains modèles permettent (Kell et al., 2007, Ulrich et al., 2007, Pelletier et al., 2009) de décrire l'allocation de l'effort de pêche de manière dynamique, c'est à dire en réponse aux modifications des variables d'état du système. La méthode la plus simple pour prédire le comportement des pêcheurs consiste à élaborer des scénarios de comportement. Cela nécessite cependant d'avoir une connaissance *a priori* de ce comportement de pêche, soit grâce à des interviews, soit en extrapolant des situations rencontrées dans d'autres pêcheries soumises à une variété de scénarios d'évolution.

Enfin, la solution la plus satisfaisante, lorsque les données disponibles le permettent, est le développement de modèles empiriques permettant d'analyser le comportement de pêche et de le prédire comme ceux présentés à la section précédente. C'est l'objectif que nous poursuivrons ici en implémentant un modèle de type RUM au sein du modèle opérationnel ISIS-Fish (Chapitre 4).

1.3.2 Le modèle ISIS-Fish

Le modèle de simulation ISIS-Fish (Pelletier et al., 2001), de par sa flexibilité, permet l'intégration de nombreux processus et envisage la relation populations-exploitation au travers d'interactions spatiales.

ISIS-Fish (Mahévas et Pelletier, 2004) est un modèle de simulation de pêcheries basé sur trois sous modèles (Fig. 1-3) : un modèle simulant la dynamique des populations exploitées, un modèle simulant l'activité de pêche et un modèle de dynamique de gestion. Ces modèles sont spatialement et saisonnièrement explicites. L'échelle à laquelle les processus sont définis est le mois. Ces trois modèles sont définis de manière indépendante mais interagissent dans le temps et l'espace au travers de la relation reliant l'effort de pêche et la mortalité par pêche. L'effort de pêche, l'abondance des espèces modélisées ainsi que les captures sont réparties de manière uniforme au sein de chaque zone et chaque saison.

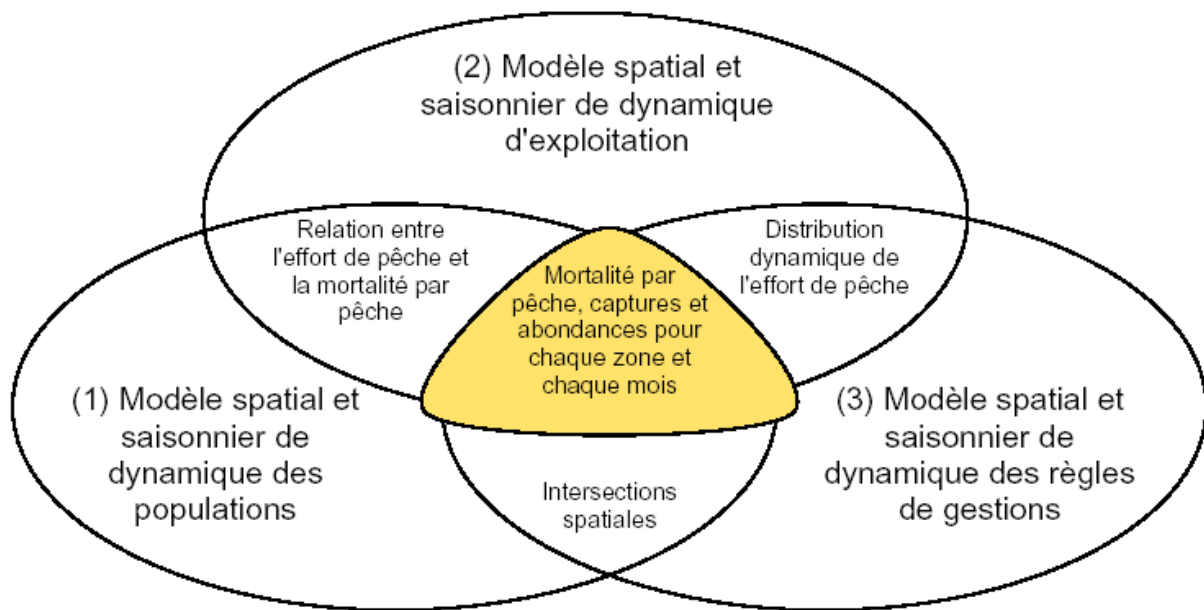


Figure 1-3. Schématisation des interactions entre les trois sous-modèles du simulateur (Mahévas et Pelletier 2004)

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

➤ Modèle de dynamique des populations

Ce modèle vise à décrire les variations saisonnières et spatiales de l'abondance de la population. La population peut être structurée par stade, par âge ou par longueur. Les saisons sont définies en tenant compte des processus biologiques tel que la croissance, les migrations, la reproduction et le recrutement. Il est supposé que chaque événement (changement de stade, migration, reproduction et recrutement) a lieu instantanément au début du pas de temps. Les mortalités naturelle et par pêche s'appliquent après ces événements instantanés sur tout le pas de temps (Fig.1-4).

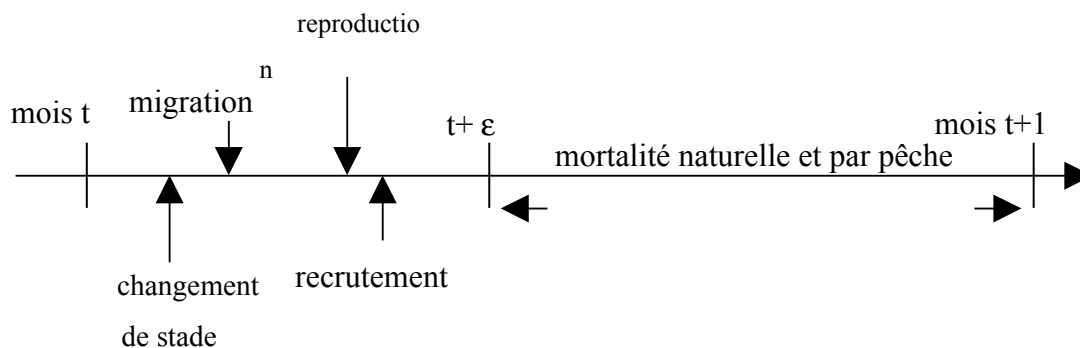


Figure 1-4: chronologie des événements (sous modèle de dynamique de population), issus de Pelletier et al. (2001)

A chaque pas de temps le modèle calcule les abondances de chaque population par classe et par zone.

➤ Modèle d'activité de pêche

Le modèle d'exploitation décrit dans ISIS-Fish caractérise l'effort de pêche standardisé affectant tous les mois chaque population dans chaque zone préalablement définie. Cet effort est d'une fonction combinant le temps passé à pêcher, l'engin utilisé et l'intensité de ciblage de la population. Les unités de pêche ne sont pas individualisées mais regroupés en flottilles. A l'échelle du mois, le temps de pêche est alloué sur les différents métiers (Biseau et Gondeaux, 1988) pratiqués par cette flottille. Le métier est défini par une combinaison d'espèces cibles (caractérisées respectivement par un facteur de ciblage quantifiant l'intensité avec laquelle l'espèce est recherchée par le métier), de l'engin utilisé, des saisons et des zones d'exploitation. Les engins sont caractérisés par un coefficient de standardisation, utilisés afin de standardiser l'effort de pêche aux travers des différents engins utilisés, de courbes de

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

sélectivité par espèce et d'un paramètre contrôlable pouvant être modifié par des mesures de gestion (la taille des mailles par exemple).

A l'échelle de l'année, l'activité de pêche est décrite au travers des stratégies correspondant à l'enchaînement des métiers au cours de l'année (Laloe et Samba, 1991). Chaque stratégie comprend ainsi un certain nombre de bateaux d'une flottille partageant le même schéma d'exploitation mensuel. La stratégie caractérise chaque mois l'allocation du temps de pêche sur les différents métiers. Cette allocation peut se faire de manière statique (correspondant à l'effort moyen observé sur une période donnée) ou dynamique en utilisant un modèle de dynamique de flottille préalablement défini.

Tableau 1-1 Principaux paramètres du modèle de description de l'activité de pêche (issu de Mahévas et Pelletier (2004))

Entité structurant du modèle	Paramètres
Flottille	- Nombre d'unité de pêche
	- Nombre de marées par mois
	- Durée de la marée
Engin	- Valeur du paramètre contrôlable
	- Equation de sélectivité pour les différentes espèces
	- Facteur de standardisation
Métier	- engin utilisé
	- Saisons
	- Zones
Stratégies	- Espèces cibles et coefficients de ciblage correspondants
	- Ensemble des métiers pratiqués
	- Proportion de temps passé dans chaque métier
	- Allocation de l'effort de pêche sur les différents métiers

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

➤ Modèle de dynamique de gestion

Le modèle de gestion décrit les mesures de gestion envisagées et la dynamique d'adaptation de l'activité de pêche à ces mesures. Chaque mesure de gestion est définie par un ensemble de paramètres (tels que les espèces cibles visées par la mesure, la période de l'année ou la zone impactée) et la réaction des pêcheurs à la mesure. A chaque pas de temps, le modèle calcule ainsi les changements dans la distribution de l'effort de pêche pour les stratégies impactées par la mesure de gestion. Dans le cas précis de l'application de TAC, le paramètre de contrôle de cette mesure est la capture totale qui est sommée depuis le début de l'année jusqu'à dépassement du TAC. A l'atteinte de ce TAC plusieurs règles peuvent alors être appliquées comme par exemple la fermeture de la pêcherie ou alors le rejet des espèces hors TAC.

1.4 Cas d'étude : la pêcherie d'anchois du Golfe de Gascogne

1.4.1 Un cas d'étude adapté à l'analyse des comportements de pêche

Cette étude se base sur le cas de la pêcherie pélagique du Golfe de Gascogne. Cette pêcherie présente de nombreux défis en terme de modélisation et d'évaluation de scénarios de gestion. Premièrement, c'est une pêcherie mixte. Elle comprend un ensemble de flottilles opérant avec divers engin (la senne ou le chalut pélagique) et ciblant l'anchois, espèce de fort intérêt commercial dans cette zone, mais également d'autres espèces commercialement importantes telles que la sardine, le bar et le thon. Ceci se traduit par une diversité d'activités de pêche, correspondant non seulement à une diversité de zones exploitées, d'espèces cibles et d'engins utilisés, mais aussi à un ensemble d'autres facteurs provenant des comportements de pêches, de considérations économiques et de conditions climatiques.

Deuxièmement, la population d'anchois présente une variabilité inter-annuelle de biomasse due à la variabilité du recrutement (Uriarte et al., 1996). A cette variabilité en terme de biomasse s'ajoute une variabilité de la distribution spatiale très fortement liée aux conditions climatiques (Corten et Van de Kamp, 1996, Reid, 1966) mais aussi aux migrations correspondant au cycle de vie de l'anchois (Uriarte et al., 1996, Allain et al., 1999). Cette variabilité de la ressource et de sa distribution est aussi un défi dans la mesure où très peu de travaux permettent de décrire et prédire les processus régissant cette distribution tout au long du cycle de vie de cette espèce.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Troisièmement, la pêche à l'anchois est partiellement fermée depuis 2005 suite à la chute alarmante de son niveau de biomasse dans le Golfe de Gascogne. Un défi majeur est donc d'évaluer l'impact des fermetures de zone actuellement en place sur la restauration du stock d'anchois, mais également de tester l'impact de mesures de gestion alternatives.

1.4.2 Les flottilles pélagiques opérants dans le Golfe de Gascogne

Les flottilles exploitant les espèces pélagiques du Golfe de Gascogne se caractérisent tout d'abord par deux types d'engin utilisés. Historiquement, dans le Golfe de Gascogne les espèces pélagiques ont été capturées en utilisant des sennes tournantes. Ce mode de pêche s'est développé du côté espagnol comme du côté français. A partir des années 70, la pêche au chalut pélagique s'est développée. Les chalutiers opérant avec ce type d'engin ciblaient tout d'abord les sparidés et certaines espèces démersales. Cependant au début des années 80, la crise de la dorade rose (*Pagellus bogaraveo*) et de la dorade grise (*Spondyliosoma cantharus*) créa une dépendance de plus en plus forte au merlu (*Merluccius merluccius*) et incita les pêcheurs au chalut pélagique à chercher d'autres espèces cibles. En 1987, le développement du marché d'anchois (*Engraulis encrasicolus*) frais en France leur fournit un débouché (Uriarte et al., 1996).

Aujourd'hui on peut identifier quatre flottilles principales (Fig. 1-5), caractérisées par les engins utilisés au cours de l'année. Les premières sont constituées de bolincheurs Français et senneurs Espagnols, les deux autres de chalutiers utilisant le chalut pélagique, tout au long de l'année pour l'une et alternativement le chalut pélagique, le chalut de fond ou d'autres engins mobiles suivant la période de l'année pour la dernière.

Cette différence entre les chalutiers utilisant le chalut pélagique tout au long de l'année et seulement partiellement est aussi visible en terme de dépendance à l'anchois de ces bateaux. Cette dépendance à l'anchois est exprimée dans les groupes de travail CIEM (Conseil International pour l'Exploration de la Mer) lorsqu'ils différencient les chalutiers pêchant plus de 50 Tonnes et les autres. Dans notre étude, nous utiliserons une approche plus proche de celle adoptée lors du groupe de travail CSTEP (Conseil Scientifique, technique et économique de la pêche) (STECF/SGBRE-08-01) dans lequel la séparation de fait par rapport à la dépendance (exprimée en pourcentage de chiffre d'affaire) à l'anchois. Cette notion de dépendance a aussi été utilisée en 2007¹ lors de la mise en place des licences anchois et le plan de sortie de flotte. Trois types de licences ont ainsi été délivrées sur la base des captures réalisées entre 2000 et 2004, correspondant aux senneurs ciblant activement l'anchois, aux chalutiers pélagiques ciblant activement ou occasionnellement l'anchois. L'attribution de ces licences conditionnent non seulement les subventions allouées en cas d'arrêt de pêche et de

¹Arrêté du 10 octobre 2007 portant création d'une licence pour la pêche professionnelle de l'anchois (*Engraulis encrasicolus*) dans la zone CIEM VIII. JOURNAL OFFICIEL DE LA RÉPUBLIQUE FRANÇAISE, 8 novembre 2007

repos biologique imposés sur l’anchois mais limitent aussi les captures des chalutiers occasionnels à 20 Tonnes par an et par bateaux. De par le faible nombre de bateaux disposant de ce type de licence (33), leur impact sur le stock est minime et souvent non pris en compte (STECF/SGBRE-08-01).

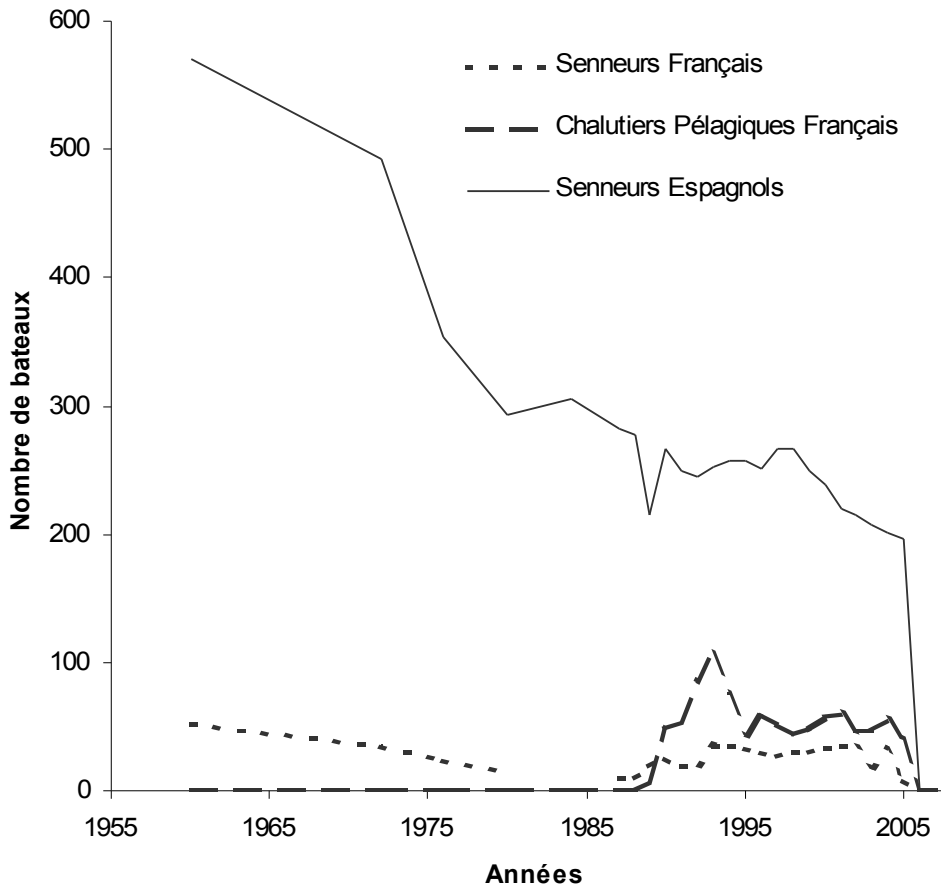


Figure 1-5. Nombre de bateaux ciblant l’anchois par flottille entre 1950 et 2005 (fermeture de la pêche à l’anchois). Pour les chalutiers Français, seuls les bateaux pêchant plus de 50 Tonnes par an sont représentés alors que pour les bolincheurs, tous les bateaux ayant au moins capturé de l’anchois une fois au cours de l’année sont représentés. (issus de (ICES, 2008))

Les principaux ports d’attache de ces flottilles sont Bayonne et Concarneau pour les senneurs Français et les ports situés dans le pays basque espagnol pour les senneurs espagnols. Saint-Gilles-Croix-de-Vie et La Turballe représentent les deux principaux ports des chalutiers pélagiques français (Fig. 1-6).

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

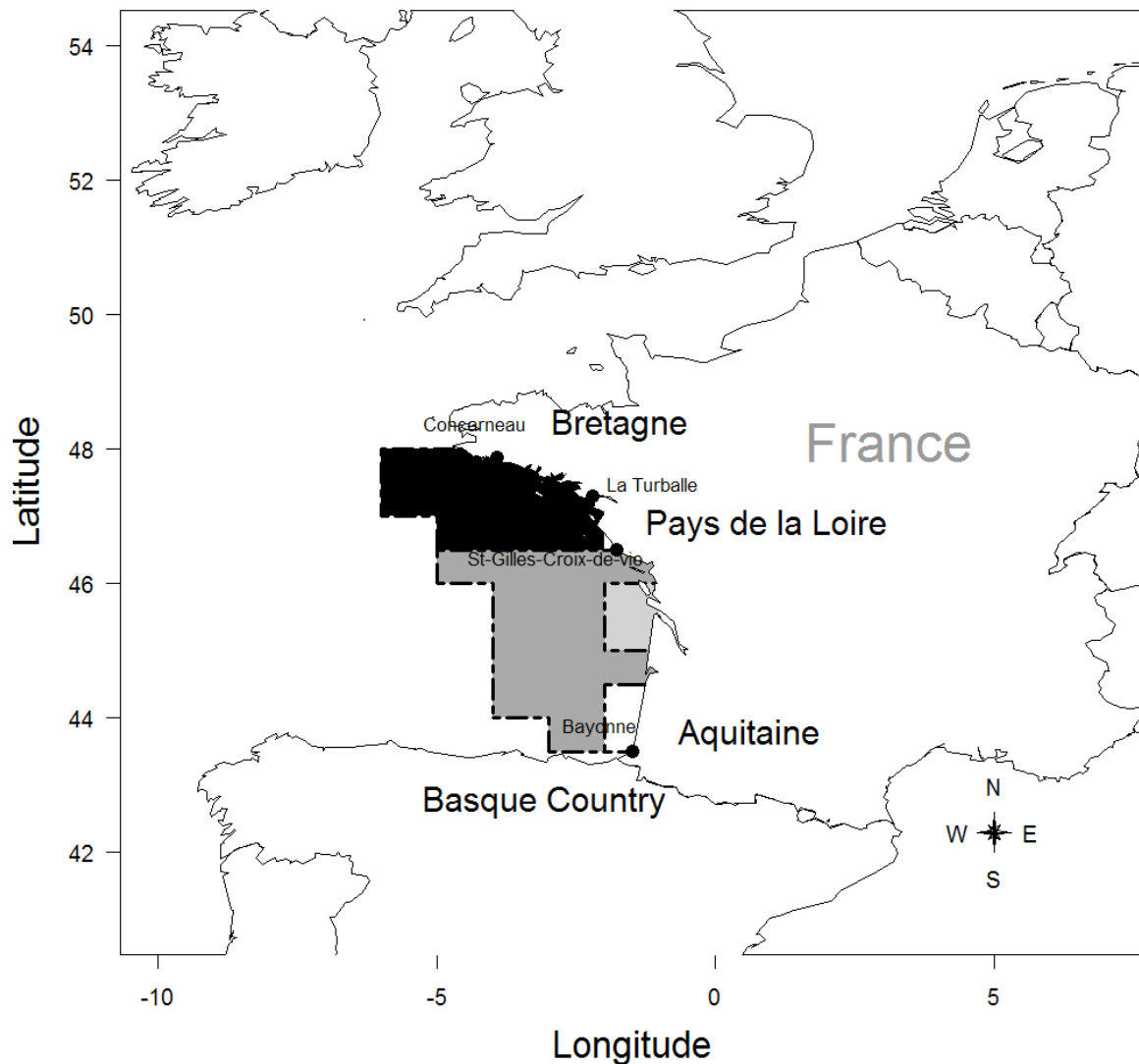


Figure 1-6. Zone d'étude, principaux ports et aires de répartition de l'anchois (Blanc=Landes, Gris clair=Gironde, Gris Foncé=Rochebonne et Noir=Nord).

Depuis les années 90, les captures d'anchois représentent la part majoritaire du point de vue économique pour une partie des flottilles françaises et espagnoles. De par son importance économique, culturelle et les mesures de gestion particulièrement contraignantes prises depuis 2005 (ICES, 2006), le stock d'anchois est donc au centre des préoccupations des flottilles pélagiques et de la Commission Européenne, en charge de la gestion de ce stock.

1.4.3 Le stock d'anchois et sa gestion

➤ Eléments de biologies

L'anchois est une espèce à vie courte pour laquelle le recrutement constitue 70% de la biomasse (ICES, 2006). Ce recrutement est soumis à de très fortes fluctuations inter-annuelles principalement dues aux conditions environnementales. La reproduction a lieu en général entre Avril et Juillet dans la partie sud du Golfe (fig. 1-6) et le recrutement se fait entre Septembre et Novembre, période durant laquelle les juvéniles se concentrent principalement le long de la côte sud-est du golfe de Gascogne. La répartition spatiale de l'anchois est particulièrement décrite pendant la période de reproduction grâce aux campagnes scientifique qui ont lieu à cette période et à des travaux de modélisation (Vaz et al., 2002, Boyra et al., 2006, Planque et al., 2007). La répartition spatiale le reste de l'année est cependant moins bien connue. Des études ont permis de mettre en évidence des migrations vers les aires de nutrition en automne (Uriarte et al., 1996), cependant ces migrations sont mal définies.

➤ Evolution du stock et de l'exploitation

Les captures d'anchois dans le Golfe de Gascogne sont réalisées par les flottilles Françaises et Espagnoles. De par l'historique de cette pêcherie, jusque dans les années 1990, la majorité des captures sont réalisées par les senneurs Espagnols (Fig. 1-7).

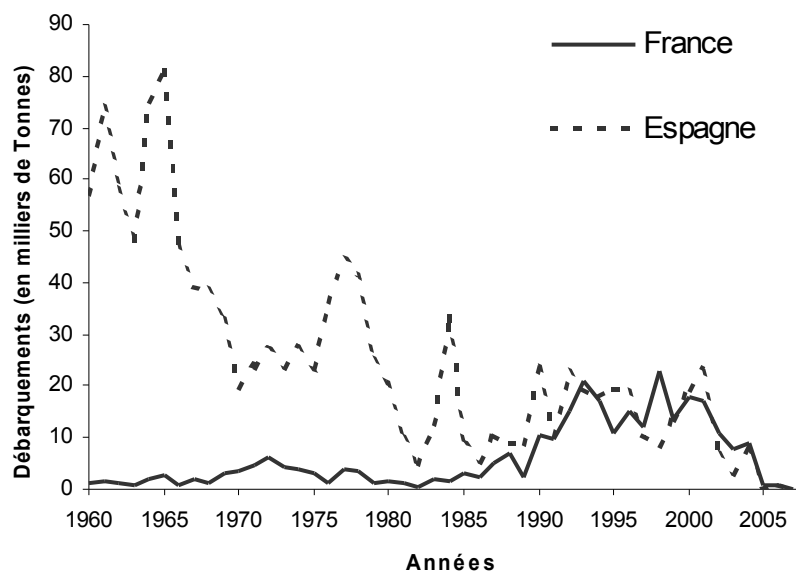


Figure 1-7. Captures annuelles d'anchois par pays

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

L'évaluation de stock menée en 2006 par la méthode ICA (ICES, 2006) montre de très fortes variations dans les niveaux de biomasses fécondes, recrutements et mortalités par pêche (Fig. 1-8 à 1-10).

Les niveaux de recrutements estimés sont à un niveau très bas depuis 2001, chutant jusqu'à moins de 700 millions en 2004 et une légère amélioration en 2005 avec un recrutement de l'ordre de ceux observés entre 2002 et 2003 (Fig. 1-8).

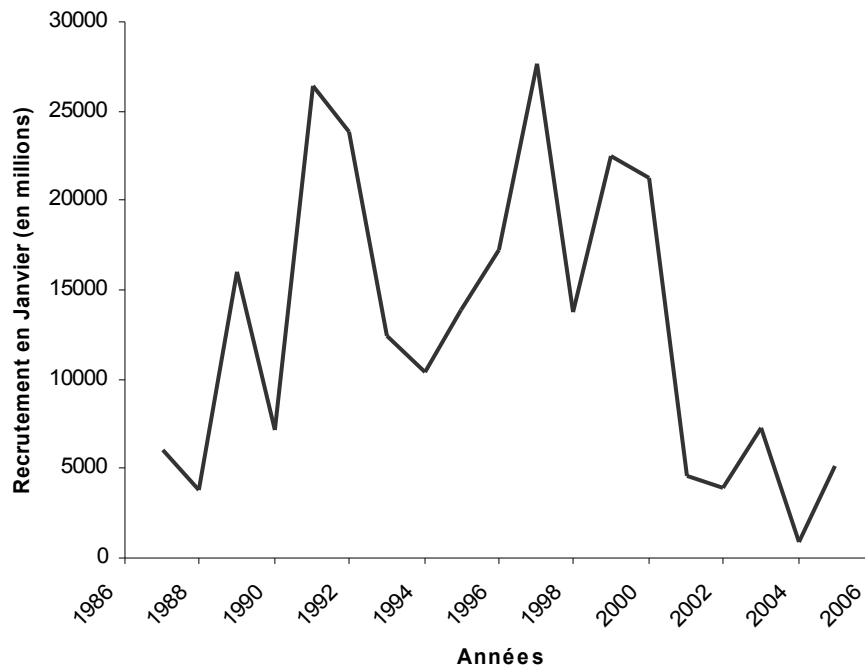


Figure 1-8. Recrutements en Janvier estimés par le modèle ICA (issu de ICES (2006))

Ces faibles niveaux de recrutements ont conduits à des niveaux de biomasse féconde très bas, la plus faible valeur étant observée en 2004 avec une biomasse féconde très en dessous de Blim (21 000 Tonnes) (Fig. 1-9).

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique



Figure 1-9. Biomasse Féconde estimée par le modèle ICA (issu de ICES (2006))

On observe aussi sur la fin de la série, une augmentation de la mortalité par pêche en 2003 et 2004 (Fig. 1-10).

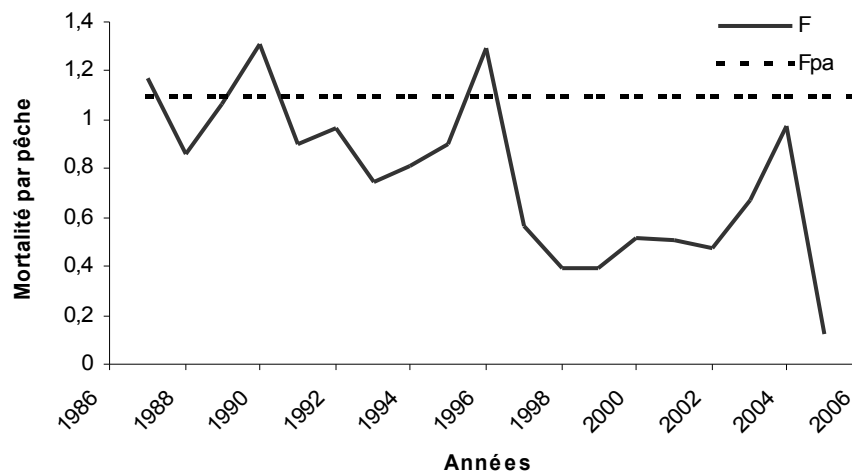


Figure 1-10. Mortalité par pêche estimée par le modèle ICA (issu de ICES (2006))

➤ Mesures de gestion

Ce stock a tout d'abord été exploité sans aucune contrainte de gestion. Ce n'est qu'en 1978 qu'un TAC (Totaux Autorisés de Captures) de précaution fut mis en place pour les zones VIIIa et VIIIb. Ce TAC est alors fixé à 32 000 Tonnes ce qui correspond aux captures de l'époque. En 1986, avec l'entrée de l'Espagne dans la communauté européenne, ce TAC est étendu à la totalité du Golfe de Gascogne. Depuis, et jusqu'en 2005, un TAC de 30-33 000 Tonnes est appliqué sur cette pêcherie. Ce TAC est partagé entre la France et l'Espagne selon

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

des droits historiques à raison de 90% pour l'Espagne et de 10% pour la France. Cependant, depuis 1992, un accord bilatéral (accord d'Arcachon) entre la France et l'Espagne permet un échange de quota. Cet accord prévoit notamment l'arrêt de la pêche chalutière pélagique française pendant le printemps, période de forte activité des senneurs espagnols. En revanche, la France se voit allouer une partie du quota, avec sur la période 2000-2004 une répartition des captures autour de 60% pour les espagnols et 40% pour les flottilles françaises.

Il est à noter que jusqu'en 2005 les TACs n'ont jamais été réellement restrictifs (Figure 1-11). Entre 1979 et 2005, le stock d'anchois du Golfe de Gascogne a ainsi été géré avec des TAC basés sur un niveau fixe, indépendamment des avis scientifiques. Pourtant, dès 1989, le groupe de travail préconisait un TAC de précaution bien inférieur au 33 000 Tonnes retenues. Entre 1992 et 1999, ont été proposées des fermetures de zones afin de protéger les juvéniles mais ces fermetures n'ont jamais été appliquées. En 2000, le groupe de travail demande un arrêt de la pêche jusqu'à la campagne scientifique et l'évaluation du recrutement qu'ils estiment devant être mauvais, après une mauvaise année 1998 et les mauvaises conditions climatiques subies par la population en 1999. Cet avis n'est pas suivi et le TAC est maintenu à 33 000 tonnes. Dans les années qui suivent, on assiste à une chute des captures, qui tombent à moins de 16 000 tonnes en 2002, et reste à des niveaux bas en 2003 et 2004.

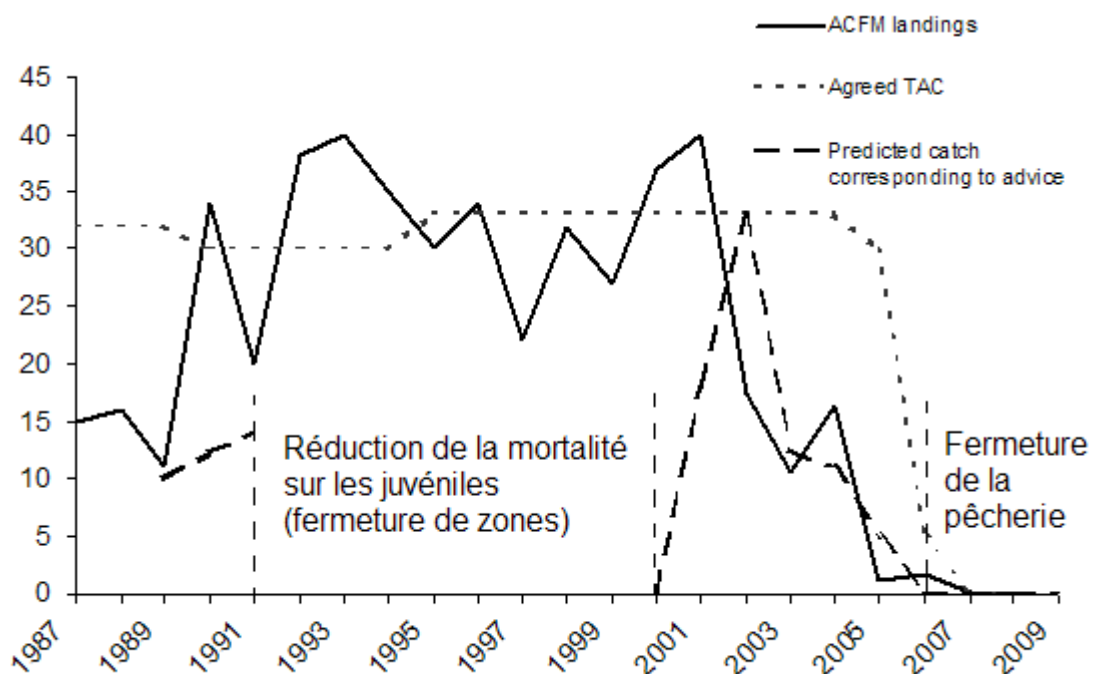


Figure 1-11. Débarquements calculés par l'ACFM, TAC décidés et captures réalisées, en milliers de Tonnes (source: ICES CM 2006/ACFM:08)

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

En 2005, les campagnes scientifiques révèlent un niveau de biomasse alarmant bien en dessous du niveau minimal de biomasse féconde calculé par le CIEM ($B_{lim}=21\ 000$ Tonnes). Ceci conduit à la fermeture de la pêcherie la seconde moitié de l'année et à des captures 2005 très faibles (1000 tonnes). Depuis, le stock n'est toujours pas repassé au dessus de la biomasse de précaution B_{pa} ($=33\ 000$ Tonnes) et la pêcherie reste fermée, avec donc des captures nulles depuis maintenant 4 ans.

La chute de biomasse a mis en évidence la nécessité de mettre en place des mesure de gestion requerrant l'aval des pays concernés et de la commission européenne (STECF/SGBRE-08-01). Les pêcheurs des deux pays se sont eux aussi réunis et affirment la nécessité de mettre en place, en plus des TAC, des mesures techniques complémentaires incluant des zones et périodes de fermeture et une exploitation séquentielle du stock par les différentes flottilles (CNPMM, 2006).

La fermeture est toujours d'actualité et a eu un impact très important sur les flottilles qui exploitaient l'anchois de manière régulière avant la fermeture. Ainsi le chiffre d'affaire des chalutiers pélagiques a été réduit de 25% entre 2003 et 2007 (STECF/SGBRE-08-01) et, compte tenu du plan de sortie de flotte de 2006, 20% des chalutiers pélagiques ont cessé leur activité (Baranger et al., 2008).

1.4.4 Les autres stocks exploités par la pêcherie pélagique du GG

Comme nous l'avons évoqué précédemment, l'anchois n'est cependant pas la seule espèce ciblée par ces flottilles. Celles-ci exploitent en effet au cours de l'années d'autres espèces, principalement pélagiques, présentes dans le Golfe de Gascogne. La part et la nature de ces « Autres » espèces dépend des engins utilisés, des zones de pêches et de la période de l'année. Il est ainsi possible de réaliser un profil moyen sur les années 2000-2004 (années considérées comme « normales ») permettant de décrire les différentes espèces cibles des flottilles Françaises (flottilles pour lesquelles nous disposons des données par espèce) au cours de l'année (Fig. 1-12). Ces figures permettent de se rendre compte de la très forte dépendance à l'anchois pour les chalutiers pélagiques ciblant activement l'anchois par rapport aux autres flottilles. Elles permettent aussi d'appréhender le caractère saisonnier de certaines pêcheries.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

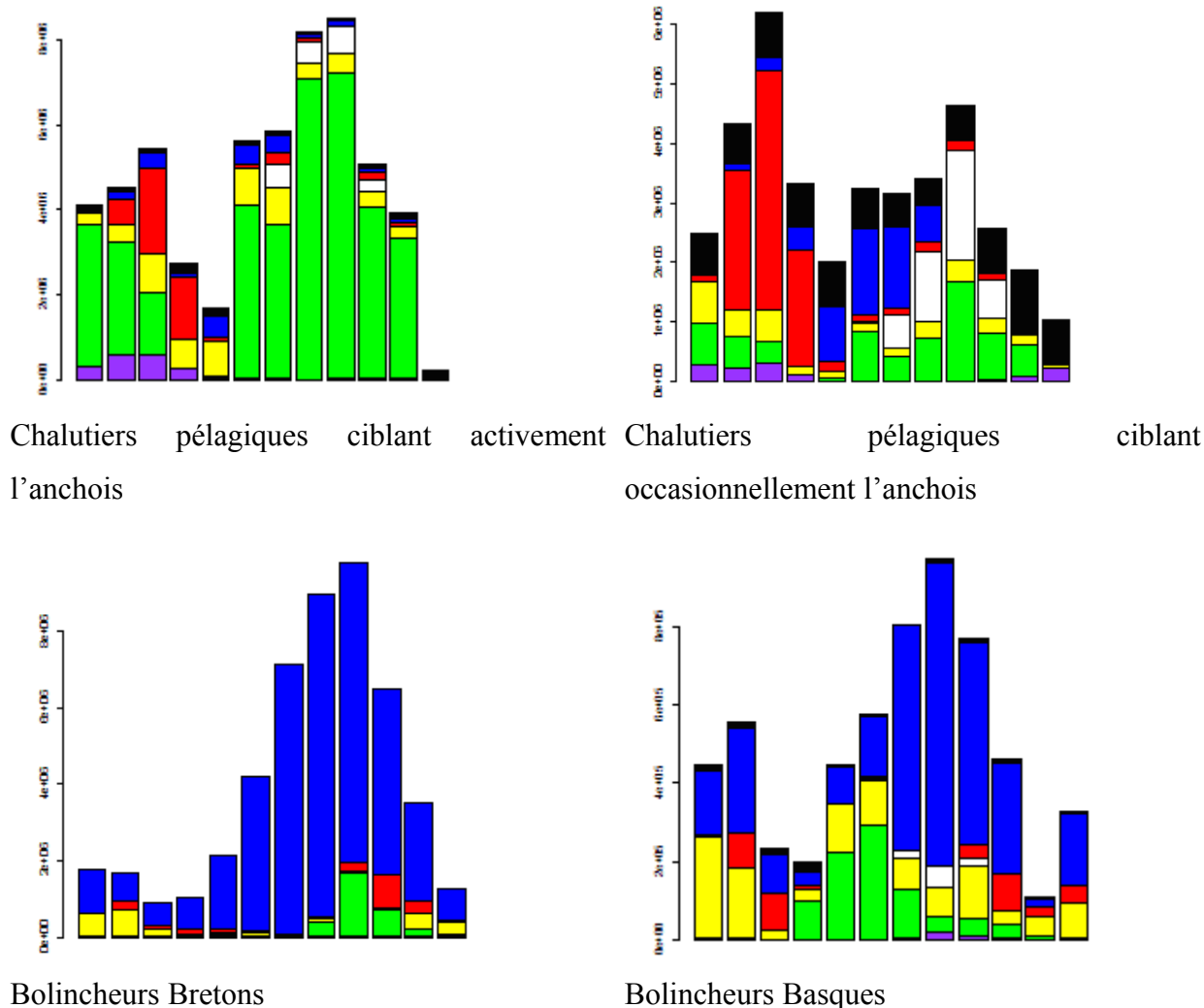


Figure 1-12 Captures mensuelles par flottilles en kg (somme sur l'année 2000-2004). Vert=Anchois, Bleu=Sardine, Blanc=Thon, Violet=Bar, Rouge=Maquereau, Jaune=Chinchard, Noir= « Autres »

1.5 Objectifs et plan de la thèse

Le premier objectif de ce travail de thèse est de décrire et modéliser les processus régissant le comportement à court et moyen terme des pêcheurs, en terme d'allocation de l'effort de pêche entre différents métiers. L'approche méthodologique poursuivie lors de cette thèse conduira à caractériser le comportement de pêche et modéliser sa dynamique spatio-temporelle en utilisant deux cadres de modélisations différents pour le comportement à court et moyen terme. Dans un second temps, on évaluera dans quelle mesure le couplage de ces modèles de comportement avec un modèle de dynamique des populations peut permettre de mieux évaluer l'impact de mesures de gestion traditionnelles et nouvelles sur le système pêche.

La suite de ce document regroupe trois articles scientifiques (un publié, un soumis et un en préparation), chacun formant un chapitre.

Dans le **Chapitre 2** nous détaillons une première étude visant à quantifier le temps effectif de pêche, en appliquant des modèles hiérarchiques bayésiens sur des trajectoires de chalutiers pélagiques du Golfe de Gascogne, identifiées au moyen de données VMS (système de surveillance des bateaux par satellites).

Dans le **Chapitre 3**, on présente une analyse des comportements de pêche à moyen terme des chalutiers pélagiques, en appliquant des modèles de choix discrets (RUMs) à des données de log-books. Les résultats de cette étude sont ensuite validés et utilisés pour prédire l'allocation de l'effort de pêche en 2005, l'année où la pêche à l'anchois a été partiellement fermée. Cette approche permet d'évaluer la capacité prédictive du modèle. Une étape supplémentaire est franchie avec le **Chapitre 4**, où le comportement à moyen terme de l'ensemble des flottilles françaises est modélisé par le même type de modèle (RUM), puis intégré dans un modèle de simulation de pêcherie, ISIS-Fish. Le modèle de comportement est cette fois établi de telle manière que les variables explicatives puissent être calculées directement au cours d'une simulation afin de pouvoir estimer les probabilités de choix des métiers. Enfin, on évalue dans quelle mesure l'intégration d'un modèle de comportement des flottilles permet d'améliorer l'évaluation de stratégies de gestion centrées sur les TACs et/ou les aires marines protégées.

Le **chapitre 5** résume les principales conclusions de ce travail et analyse la portée générale des résultats obtenus ; les perspectives de prolongement sont enfin présentées.

1.6 Références

- Allain, G., Petitgars, P., Lazure, P. (1999) Environmental and stock effects on the recruitment of anchovy in the Bay of Biscay: A multivariate analysis. *ICES CM 1999/Y:08*.
- Allen, P.M., McGlade, J.M. (1986) Dynamics of discovery and exploitation: the case of the scotian shelf groundfish fisheries. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **43**, 1187-1200.
- Babcock, E.A., Pikitch, E.K., McAllister, M.K., Apostolaki, P., Santora, C. (2005) A perspective on the use of spatialized indicators for ecosystem-based fishery management through spatial zoning. *ICES J. Mar. Sci.* **62**, 469-476.
- Baranger, L., Bigot, J.-F., Perraudeau, Y. (2008) Impacts socio-économiques d'un plan de gestion sur la pêche d'anchois pour les chalutiers pélagiques des Pays de la Loire. *Document LENCORRAIL*.
- Barraquand, F., Benhamou, S. (2008) Animal movement in heterogeneous landscapes: Identifying profitable places and homogeneous movement bouts. *Ecology* **89**, 3336-3348.
- Bertrand, S., Bertrand, A., Guevara-Carrasco, R., Gerlotto, F. (2007) Scale-invariant movements of fishermen: the same foraging strategy as natural predators. *Ecological Applications* **17**, 331-337.
- Bertrand, S., Burgos, J.M., Gerlotto, F., Atiquipa, J. (2005) Lévy trajectories of Peruvian purse-seiners as an indicator of the spatial distribution of anchovy (*Engraulis rigens*). *ICES Journal of Marine Science* **62**, 477-482.
- Biseau, A., Gondeaux, E. (1988) METHODS OF DATA-ANALYSIS IN TYPOLOGICAL STUDIES OF FISHERY FLEETS. *Journal du Conseil* **44**, 286-296. [In French].
- Boncoeur, J., Guyader, O., Thébaud, O. (2006) A typology of fisheries management tools. *AMURE (AMénagement des Usages des Ressources et des Ecosystèmes marins et littoraux) Working Paper, Brest, France*.
- Booth, A.J. (2000) Incorporating the spatial component of fisheries data into stock assessment models. *ICES J. Mar. Sci.* **57**, 858-865.
- Boyra, G., Alvarez, P., Cotano, U., Arregi, I., Martinez, U., Uriarte, A. (2006) Spatial distribution of anchovy juveniles in the Bay of Biscay. *International Symposium on Oceanography of the Bay of Biscay. April 19-21 2006*.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

- Caddy, J.F. (1975) Spatial model for an exploited shellfish population, and its application to Georges Bank Scallop Fishery. *journal of fisheries research board of canada* **32**, 1305-1328.
- Charles, A.T. (1995) Fisheries science - the study of fishery systems. *Aquatic Living Resources* **8**, 233-239.
- CNPMEM (2006) Rapport d'activité 2006-2007 du CNPMEM.
- Corten, A., Van de Kamp, G. (1996) Variation in the abundance of southern fish species in the Southern North Sea in relation to hydrography and wind. *ICES Journal of Marine Science* **53**, 1113-1119.
- Crutchfield, J.A., Zellner, A. (1962) Economic aspects of the Pacific halibut fishery. *Fishery industrial research* **1**, 1-162.
- Dorn, M.W. (1998) Fine-scale fishing strategies of factory trawlers in a midwater trawl fishery for Pacific hake (*Merluccius productus*). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **55**, 180-198. [In English].
- FAO (2006) UN Food Agric. Organ. State of world Fisheries and Aquaculture. Rome: FAO.
- Fretwell, S.D., Lucas, H.L. (1970) On territorial behavior and other factors influencing habitat distributions in birds. *Acta. Biotheor.* **19**, 16-36.
- Gillis, D.M. (2003) Ideal free distributions in fleet dynamics: a behavioral perspective on vessel movement in fisheries analysis. *Canadian Journal of Zoology* **81**, 177-187.
- Gillis, D.M., Peterman, R.M., Tyler, A.V. (1993) Movement dynamics in a fishery: application of the ideal free distribution to spatial allocation of effort. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **50**, 323-333.
- Gillis, D.M., Pikitch, E.K., Peterman, R.M. (1995) DYNAMIC DISCARDING DECISIONS - FORAGING THEORY FOR HIGH-GRADING IN A TRAWL FISHERY. *Behavioral Ecology* **6**, 146-154. [In English].
- Gordon, H.S. (1954) The economic theory of the common property resource: the fishery'. *Journal of political economy*, 124-142.
- Halpern, B.S., Gaines, S., Warner, R.R. (2004) Confounding Effects of the Export of Production and the Displacement of Fishing Effort from Marine Reserves. *Ecological Applications* **14**, 1248-1256.
- Hardin, G. (1968) The tragedy of the commons. *Science* **162**, 1243-1248.
- Hilborn, R. (1985) Fleet dynamics and individual variation: why some people catch more than others. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **42**, 2-13.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

- Hilborn, R. (2007a) Managing fisheries is managing people: what has been learned. *Fish and Fisheries* **8**, 285-296.
- Hilborn, R. (2007b) Moving to sustainability by learning from successful fisheries. *Ambio* **36**, 296-303. [In English].
- Hilborn, R., Walters, C.J. (1992) Quantitative fisheries stock assessment: choice, dynamic and uncertainty. *Chapman & Hall, New York*.
- Holland, D.S., Sutinen, J.G. (1999) An empirical model of fleet dynamics in New England trawl fisheries. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **56**, 253-264.
- Hutton, T., Mardle, S., Pascoe, S., Clark, R.A. (2004) Modelling fishing location choice within mixed fisheries: English North Sea beam trawlers in 2000 and 2001. *ICES J. Mar. Sci.* **61**, 1443–1452.
- ICES (2006) Report of the Working Group on the Assessment of Mackerel, Horse Mackerel, Sardine and Anchovy. *ICES CM 2006/ACFM: 36*.
- ICES (2008) ICES CM 2008/ACOM:04. Report of the Working Group on Anchovy (WGANC).
- Kell, L.T., Mosqueira, I., Grosjean, P., *et al.* (2007) FLR: an open-source framework for the evaluation and development of management strategies. *ICES Journal of Marine Science* **64**, 640-646.
- Laloe, F., Samba, A. (1991) A simulation model of artisanal fisheries of senegal. *ICES Marine Science Symposium*.
- Macher, C., Guyader, O., Talidec, C., Bertignac, M. (2008) A cost-benefit analysis of improving trawl selectivity in the case of discards: The *Nephrops norvegicus* fishery in the Bay of Biscay. Elsevier.
- Mahévas, S., Pelletier, D. (2004) ISIS-Fish, a generic and spatially explicit simulation tool for evaluating the impact of management measures on fisheries dynamics. *Ecological Modelling* **171**, 65-84.
- Mahevas, S., Sandon, Y., Biseau, A. (2004) Quantification of annual variations in fishing power due to vessel characteristics: an application to the bottom-trawlers of South-Brittany targeting anglerfish (*Lophius budegassa* and *Lophius piscatorius*). *ICES J. Mar. Sci.* **61**, 71-83.
- Mardle, S., Hutton, T., Wattage, P., Pascoe, S. (2005) Entering and exiting a fishery: A strategic choice? *Third biennial NAAFE Forum, University of British Columbia, Vancouver, BC, Canada, 25-27 Mat 2005*.

- McFadden, D. (2001) Economic choices. *American Economic Review* **91**, 351-378. [In English].
- Mesnil, B., Shepherd, J.G. (1990) A hybrid age- and length-structured model for assessing regulatory measures in multiple-species, multiple-fleet fisheries. *Journal du Conseil International pour l'Exploitation de la Mer* **47**, 115-132.
- Millischer, L., Gascuel, D. (2006) Information transferts, behaviors of vessels and fishing efficiency: an individual based simulation approach. *Aquatic Living Resources* **19**, 1-13.
- Motos, L., Wilson, D.G. (2006) The Knowledge Base for Fisheries Management. *Developments in Aquaculture and Fisheries Science* **36**.
- Murawski, S.A. (1984) Mixed-species yield-per-recruitment analyses accounting for technological interactions. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **41**, 897-916.
- Murawski, S.A., Wigley, S.E., Fogarty, M.J., Rago, P.J., Mountain, D.G. (2005) Effort distribution and catch patterns adjacent to temperate MPAs. *ICES Journal of Marine Science* **62**, 1150-1167.
- Orstom, E. (1990) Governing the Commons; the evolution of institutions for collective action. *Cambridge University Press, USA: 280p*.
- Ostrom, E. (1999) Coping with tragedies of the commons. *American Review of Political Science* **2**, 493-535.
- Patterson, T., A., Thomas, L., Wilcox, C., Ovaskainen, O., Matthiopoulos, J. (2008) State-space models of individual animal movement. *TREE* **894**.
- Pelletier, D., Mahévas, S. (2005) Spatially explicit fisheries simulation models for policy evaluation. *Fish and Fisheries* **6**, 307-349.
- Pelletier, D., Mahévas, S., Drouineau, H., *et al.* (2009) Evaluation of the bioeconomic sustainability of multi-species multi-fleet fisheries under a wide range of policy options using ISIS-Fish. *Ecological Modelling* **220**, 1013-1033.
- Pelletier, D., Mahevas, S., Poussin, B., Bayon, J. A conceptual model for evaluating the impact of spatial management measures on the dynamics of a mixed fishery. (Proceedings of the Symposium on Spatial Processes and Management of Marine Populations, Anchorage, Ak, Oct 27-30, 2001). G.H. Kruse, N. Bez, A. Booth, M.W. Dorn, S. Hills, R.N. Lipcius, D. Pelletier, C. Roy, S.J. Smith, D. Witherell, eds. Univ Alaska Sea Grant, City, pp. 53-66.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

- Pikitch, E.K. (1987) Use of mixed-species yield-per-recruit model to explore the consequences of various management policies for the Oregon flatfish fisheries. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **44**, 349-359.
- Planque, B., Bellier, E., Lazure, P. (2007) Modelling potential spawning habitat of sardine (*Sardina pilchardus*) and anchovy (*Engraulis encrasicolus*) in the Bay of Biscay. *Fisheries Oceanography* **16**, 16-30.
- Poos, J.-J., Rijnsdorp, A.D. (2007) An "experiment" on effort allocation of fishing vessels: the role of interference competition and area specialization. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **64**, 304-313.
- Pradhan, N., Leung, P. (2004) Modeling trip choice behavior of the longline fishers in Hawaiï. *Fisheries Research* **68**, 209-224.
- Prellezo, R., Andersen, B.S., Guyader, O., *et al.* (2006) Explaining short-term choice through random utility models. *Proceedings of the 13th Biennial International Conference of the IIFET, Portsmouth (UK), July 11-14*.
- Reid, J.L. (1966) Oceanic environment of the genus *Engraulis* around the world. *CalCOFI Rep.* **11**, 29-33.
- Rijnsdorp, A.D., Daan, N., Dekker, W. (2006) Partial fishing mortality per fishing trip: a useful indicator of effective fishing effort in mixed demersal fisheries. *ICES J. Mar. Sci.* **63**, 556-566.
- Rijnsdorp, A.D., van Mourik Broekman, P.L., Visser, E.G. (2000) Competitive interactions among beam trawlers exploiting local patches of flatfish in the North Sea. *ICES Journal of Marine Science* **57**, 894-902.
- Salas, S., Gaertner, D. (2004) The behavioural dynamics of fishers: management implications. *Fish and Fisheries* **5**, 153-167.
- Schrank, W.E. (2005) The Newfoundland fishery: ten years after the moratorium. *Marine Policy* **29**, 407-420.
- Scott, A. (1955) The fishery: the objectives of sole ownership. *Journal of political economy* **63**, 116-124.
- Shlesinger, M.F., Zaslavsky, G.M., Frisch, U. (1995) Lévy Flights and Related Topics in Physics. *Springer, Berlin*.
- Smith, M.D., Wilen, J.E. (2003) Economic impacts of marine reserves: the importance of spatial behavior. *Journal of Environmental Economics and Management* **46**, 183-206.
- Smith, V.L. (1968) Economics of production from natural resources. *American Economic Review* **58**, 409-431.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

- STECF (2003) Report of the Ad Hoc Working Group on Mixed Fisheries, Brussels, 21-24 October, 2003.
- STECF/SGBRE-08-01 Working group report on long-term management of Bay of Biscay anchovy. San Sebastian, 2-6 JUNE 2008.
- Stevenson, G.G. (1991) Common Property Economics. A General Theory and Land Use Applications. *Cambridge University Press, Cambridge*.
- TECTAC (2005) project (Technological and Tactical adaptations of important EU fleets) EU (DG Fisheries, Study No. QLRT-2001-01291).
- Thébaud, O., Daurès, F., Guyader, O., Travers, M., Van Iseghem, S. (2005) Modelling the adjustment of fishing fleets to regulatory controls: the case of South Brittany trawlers (France), 1990-2003. *AMURE (AMénagement des Usages des Ressources et des Ecosystèmes marins et littoraux) Working Paper, D13-2006, Brest, France*.
- Turchin, P. (1998) Quantitative analysis of movement. Measuring and modeling population redistribution in animals and plants. *Sinauer Associates, Sunderland, Massachusetts, USA*.
- Ulrich, C., Andersen, B.S., Sparre, P.J., Nielsen, J.R. (2007) TEMAS: fleet-based bio-economic simulation software to evaluate management strategies accounting for fleet behaviour. *ICES Journal of Marine Science* **64**, 647-651.
- Ulrich, C., Le Gallic, B., Dunn, M.R., Gascuel, D. (2002) A multi-species multi-fleet bioeconomic simulation model for the English Channel artisanal fisheries. *Fisheries Research* **58**, 379-401.
- Uriarte, A., Prouzet, P., Villamor, B. (1996) Bay of Biscay and Ibero Atlantic anchovy populations and their fisheries. *Scientia Marina* **60**, 237-255.
- Vaz, S., Petitgars, P., Beillois, P., Massé, J. (2002) Time and spatial variations of Anchovy biometric parameters in the Bay of Biscay from 1983 to 2002. *ICES CM 2002/O:27*.
- Vinther, M., Reeves, S.A., Patterson, K.R. (2004) From single-species advice to mixed-species management: taking the next step. *ICES J. Mar. Sci.* **61**, 1398-1409.
- Walters, C., Hall, N., Brown, R., Chubb, C. (1993) Spatial model for the population dynamics and exploitation of the western Australian rock lobster, *Panulirus cygnus*. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **50**, 1650-1662.
- Walters, C.J., Bonfil, R. (1999) Multispecies spatial assessment models for the British Columbia groundfish trawl fishery. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **56**, 601-628.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

- Wilén, J.E. (1976) Common property resources and the dynamics of over-exploitation: the case of the North-Pacific fur seal. *Paper n°3 in the Programme in Resource Economics, Department of Economics, The University of British Columbia, Vancouver, Canada.*
- Wilén, J.E. (1979) Fishermen behaviour and the design of efficient fisheries regulation programs. *Journal of the Fisheries Research Board of Canada* **36**, 855-858.
- Wilén, J.E., Smith, M.D., Lockwood, D., Botsford, L. (2002) Avoiding surprises: incorporating fisherman behavior into management models. *Bulletin of Marine Science* **70**, 553-575.

1. Introduction Générale – Contexte scientifique et halieutique

Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models

1.7 Résumé Détaillé

L'objectif de ce chapitre est de proposer une mesure de l'effort de pêche basée sur l'étude des trajectoires des bateaux de pêche. La mise en place du suivi des bateaux par satellites (VMS) depuis 2000 permet en effet d'envisager des études à une échelle spatio-temporelle fine et directement liées à la trajectoire des bateaux, en s'affranchissant des difficultés habituellement liées aux données déclaratives (sous-déclaration, déclarations des captures à une échelle spatio-temporelle trop agrégée ...).

L'utilisation de ces données est cependant conditionnée à notre capacité à pouvoir retrouver l'état (arrêt, pêche, route...) des bateaux depuis l'étude de leur trajectoire. Les modèles hiérarchiques Bayésiens, utilisant des chaînes de Markov cachées sont particulièrement adaptés à la description de mouvements pouvant être a priori divisés en plusieurs modes de déplacement et ont déjà été utilisés dans la description de trajectoires à partir de données de suivi d'animaux. Ce chapitre présente une première étude appliquant des modèles hiérarchiques bayésiens sur des trajectoires de chalutiers pélagiques du Golfe de Gascogne afin d'en déterminer le temps effectif de pêche. Une chaîne de Markov cachée à pas de temps discret a été utilisée afin de modéliser les transitions entre les différents comportements (définis par la pêche, la route ou l'arrêt -au port ou en mer-) au cours de la marée. Les paramètres du processus de mouvement, la vitesse et les changements d'angle, sont définis conditionnellement aux états. Le modèle est tout d'abord testé sur des données simulées dans différents scénarios. Cette approche de simulation-estimation a permis de montrer que ce modèle permet d'obtenir des inférences de très bonne qualité, même dans des situations où les états sont partiellement confondus en terme de vitesse et de changement d'angle, à condition que l'émission soit synchrone par rapport au pas de temps du modèle. Nous avons aussi montré que la qualité des inférences est sensible au décalage entre les émissions et le pas de temps du modèle. L'application du modèle à des trajectoires réelles permet d'estimer des variables d'intérêt telles que le nombre d'opérations de pêche par marée, le temps passé, ou la distance parcourue dans chaque état, lorsque le décalage entre l'émission et le pas de temps du modèle est faible. Cependant ce n'était malheureusement pas le cas des 6 bateaux pour lesquels nous avons accès aux données. Cela permet d'expliquer, en partie au moins, les difficultés d'ajustement du modèle à la majorité des trajectoires des bateaux de ce cas d'étude.

Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models

Youen Vermard^{1,2}, Etienne Rivot², Stéphanie Mahévas¹, Paul Marchal³,

Didier Gascuel²

Ecological modelling (Submitted, March 15 2009)

1. *IFREMER, Fisheries and Ecological Modeling Department, Rue de l'Ile d'Yeu, BP 21105, 44311*

Nantes Cedex 03, France

2. *AGROCAMPUS OUEST, UMR 985 Ecologie et Sante des Ecosystems, Laboratoire d'écologie*

halieutique, 65 rue de St-Brieuc, CS 84 215, 35 042 Rennes cedex, France

3. *IFREMER, Channel and North Sea Fisheries Department, 150 Quai Gambetta, BP 699, 62321*

Boulogne s/mer, France

1.8 Abstract

A Bayesian hierarchical model (HBM) using hidden Markov process is proposed as a template for analysing data available from satellite-based vessel monitoring systems (VMS). The objective of this analysis is to enhance the definition of the fishing pressure exerted on fish stocks, by discriminating between the different behavioural states of a fishing trip, and also by quantifying the relative importance of each of these states during a fishing trip. Here, we tested the HBM approach analysing the behaviour of pelagic trawlers in the Bay of Biscay. A hidden Markov chain with a regular discrete time step is used to model transitions between successive behavioural states (e.g., fishing, steaming, stopping (at Port or at sea)) of each vessel. The parameters of the movement process (speed and turning angles) are defined conditionally upon the behavioural states. Bayesian methods are used to integrate the available data (typically VMS position recorded at discrete time) and to draw inferences on any unknown parameters of the model. The model is first tested on simulated data with different parameters structures. Results provide insights on the potential of HBM with Hidden Markov Chains to analyze VMS data. They show that if VMS positions are recorded synchronously with the instants at which the process switch from one behavioural state to another, the estimation method provides unbiased and precise inferences on behavioural states and on associated movement parameters. However, if the observations are not gathered with a sufficiently high frequency, the performance of the estimation method could be drastically impacted when the discrete observations are not synchronous with the switching instants. The model is then applied to real pathways to estimate variables of interest such as the number of operations per trip, time and distance spent fishing or travelling. We concluded HBM provide a flexible rational to estimate and characterise fishing effort from VMS data.

Keywords:

Bayesian hierarchical models, hidden markov model, state-space model, VMS, fleet behavior, fishing effort

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

1.9 Introduction

Accounting for spatial and seasonal characteristics of fishing activities is essential for reliable stock assessments and realistic forecasting models for management purposes (Booth, 2000; Babcock et al., 2005; Pelletier and Mahévas, 2005). A fine scale spatio-temporal description of fishing behaviours, effort and catches provides insights for a better understanding of both the spatio-temporal dynamics of fish resources (Bertrand et al., 2004; Poos and Rijnsdorp, 2007), and the impact of fishing pressure on marine ecosystems (Smith and Wilen, 2003; Rijnsdorp et al., 1998; Mills et al., 2007). The exploration of alternative management measures is another field of application. For instance, understanding fishermen response to management measures is critical to anticipate the effect of management strategies (Vermard et al., 2008) and simulation tools for management scenario testing require a spatial description of vessels' dynamics (Mahévas and Pelletier, 2004).

Classical methods to analyse fishing effort are based on data derived from fishermen declarations (log-books). In the North-East Atlantic, fishing effort data are often recorded as days at sea and reported at the scale of the ICES² rectangle (30' in latitude and 1° in longitude). However, both the metric used and the reporting scale are too coarse for accurately estimating fishing effort, and may give a misleading picture of its actual structure (Rijnsdorp et al., 1998). Deriving a fine scale spatio-temporal distribution of fishing activity and fishing effort requires analysing the activity of fishing vessels at sea, which can typically be divided between travelling/steaming time, searching time, fishing time and handling time. Log-books are not designed to provide information that can be used for such a fine scale description of fishing trips. Distinguishing between these different phases or behaviours would have two main benefits. First, it would enable us to improve the definition of the effective fishing effort, i.e. the pressure that is actually exerted by fishing units on harvested stocks. Second, although the different phases of the fishing trip may overlap (skipper searching for fish schools when the crew is processing the fish already caught), all these activities usually result in distinct revenues and costs. From an economic point of view, it is then important to be able to quantify the duration of these different phases (Pelletier et al., 2009).

Recent advances in technologies have lead to a vast influx of data on movements of fishing boats, thereby opening new horizons for future analysis. In 1998, the European Commission (EU) introduced legislation to monitor European fishing vessels for security control and

² International Council for the Exploration of the Sea

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

enforcement purposes using a satellite-based Vessel Monitoring System (VMS). From 1st January 2005, all vessels over 15 m in length are required to transmit their position at interval of 2 hours or less. These data provide a discrete, more or less regular record of the vessels position. It is therefore thought that VMS data are a potentially valuable source of information to understand spatial and temporal dynamics of fishing activity, fishing effort allocation, costs and revenues, and of biological impacts of fisheries.

However, VMS data basically consist in sequentially recorded positions, and do not directly indicate whether a vessel is fishing or not. Most of the potential use of VMS data then depends upon our ability in interpreting these records to accurately distinguish travelling/steaming from searching and fishing behaviour during boat trips. Building statistical tools to analyse VMS data hence remains challenging.

Classical analyses of VMS data use vessel's speed and sometimes vessel's direction rules (speed between two positions and turning angle between two segments) to identify trawling and steaming behaviour. These analyses assume that boats steaming will mostly follow a straight line at a high speed and boats fishing are characterized by a more erratic trajectory and a low speed. Several authors (e.g. Kourti et al., 2005; Murawski et al., 2005; Harrington et al., 2007; Mills et al., 2007) have proposed methods that necessitate strong hypotheses to be set a priori. In particular, the angle and speed characterizing the different behavioural states have to be specified a priori. Moreover, such methods are appropriate when the travelling and fishing speeds are very different and when the boats are not practicing different fishing activities with different fishing speeds. Instead of assuming a linear interpolation of the track, Hintzen et al. (2009) used the cubic Hermite method to improve its description. They however classified the position recording based on a speed level set *a priori*. Bertrand et al., (2005; 2007) proposed to describe the movement in its own through random walk based on Lewy trajectories. The method was applied to characterize and quantify the entire movement of foragers, and it is not designed to separate out fishing and travelling time.

These methods are not fully satisfying and inferring the evolution of the true but hidden position and behavioural state of fishing vessels from available (discrete, error-prone and incomplete) recorded VMS positions reveals an exiting challenge.

In this paper, we propose the Bayesian hierarchical modelling framework as a general template to analyse fishing vessel trajectories from VMS data. Bayesian hierarchical models (BHM) (Clark 2005; Cressie et al. 2009) using hidden markov models (HMM) have been proposed recently has a valuable framework to deliver the analytical basis for a synthesis on individual movements (Patterson et al., 2008). The framework was successfully applied to

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

analyse movement data of animals from imprecise or incomplete survey data. Morales et al. (2004) applied BHM to elk movements and found associations between different behaviours (encamped or exploratory mode) and habitat type, respectively woodland and agricultural habitat. Jonsen et al. (2005) analyse the foraging behaviours of seals through Bayesian SSM of remotely sensed movements. Jonsen (2006) and Jonsen et al. (2007) applied the approach to analyse the behaviour and trajectory of leatherback turtles.

But to our best knowledge, BHM has never been applied to model fisheries behaviour. By contrast with models usually developed to study movement from VMS data and to distinguish fishing from steaming, it is not necessary to specify a priori the value of the speed and turning angles characterizing each behaviour. In theory, this approach can also accommodate missing position records which are quite usual in VMS data. However, if the BHM approach theoretically offers some flexibility to deal with complex spatio-temporal models (Cressie et al. 2009), its practical implementation for analysing VMS data remains challenging, and the aim of this paper is to provide a first investigation of the potential of HBM with hidden Markov processes to analyse VMS data.

The approach is developed in three steps. First, the main intuition of modelling fishing boats behaviours through hidden Markov process in continuous or discrete time is pointed out. Second, a specific model with three behavioural states (fishing, steaming and stopping) within a discrete time Markovian framework is developed. The performance of the Bayesian estimation method is assessed through a simulation-estimation approach. Several contrasted scenarios were played to assess how different data configurations impact the estimations. In a third step, the framework was applied to the French pelagic fishery of the Bay of Biscay. This fleet is targeting various pelagic species (e.g., Anchovy, Sardine, Tuna, Horse Mackerel) (Vermard et al., 2008) and can operate at a large scale going from the whole Bay of Biscay to the Channel. It has been affected by a severe crisis from 2005 following the Anchovy closure. Given the possible stock recovery and re-opening of the fishery, some management measures such as spatial closures or effort reduction are envisaged. We discuss the extent to which improving fishing effort metrics via our approach could contribute to develop the scientific rationale supporting these management measures.

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

1.10 Materials and Methods

1.10.1 VMS data

Vessel Monitoring System (VMS) was introduced as part of the European Common Fishery Policy. It is applied to boats over 24 meters since 01/01/2000 (CE No 686/97), to boats over 18 meters since 01/01/2004 and to boats over 15 meters since 01/01/2005 (CE No 2244/2003). Vessels are monitored by system using Inmarsat, Euteltracs or Argos systems. Position (accuracy around 500 m ; FAO, 1998), time (accuracy = 1 sec.; FAO 1998) and, since 2005, heading and instantaneous speed are recorded for each vessel. These data are recorded at a time step inferior to two hours. However, time intervals between two emissions are often not regular, or the boat position can even be unknown for hours because of lack of satellite coverage, breakdown or stops in the emission system. The irregularity and the gaps in the available time series can blur the information contained in these VMS data and complicates the identification of states, speeds and boats pathways.

1.10.2 A hidden Markov process for modelling fishing boat behaviours

This section explains the key intuition of the modelling framework and seeks to point out the main methodological issues addressed in the paper.

1.10.2.1 Bayesian Hierarchical Models with Hidden Markov Process

The approach consists in coupling an hypothetical and hidden (non observed) mechanistic model of individual movements including stochasticity, to an observation model including observation error, which gives the probability of obtaining a particular observation conditional on the true position and behavioural state. The hidden process of individual movement is modelled through Markovian transitions between different behavioural states, related to the movement process. The succession of the behavioural states forms the so called hidden (not observed) Markov chain. Typically, distributions for speed and turning angles are associated with each behavioural state. At each time step, the approach enables to estimate the true position, the probability to be in a particular state (behavioural mode), and the process model parameters (e.g. mean speed and turning angles). The Bayesian framework has several advantages for deriving inferences in such complex models. First, the Bayesian setting offers the opportunity to integrate multiple sources of information through data and informative priors. Second, inferences come in the form of posterior probability distributions, which fully

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

describe uncertainty. Third, Monte Carlo simulation methods and associated software's provide efficient techniques to estimate the posterior distribution even for such kind of models with complex hierarchical structure (Lunn et al. 2009).

1.10.2.2 *Markov process in continuous time as a general template*

The main intuition of the model consists in considering the successive alternation of the fishing boats behaviours as a hidden Markov process (MP). MPs in continuous time provide a general template for modelling movement behaviour and in particular fishing boat behaviour. Let us suppose a MP in continuous time, denoted S_t , taking its value in a discrete states space of size k , with possible states in $\{1, \dots, k\}$. In our application, S_t will denote the state of fishing boats at time t , and S_t will take values in $\{1, 2, 3\}$, the three possible states being steaming, fishing or stopping. In a first order homogeneous continuous MP (also called memory-less; the future state of the system is influenced only by its current state and not by the past), the amount of time T_i the process stays in state i before shifting to another state is random with an exponential distribution with rate λ_i ($\lambda_i > 0$) depending upon the current state i (Karlin and Taylor 1975; Ross 1996). The greater the rate λ_i , the smaller the mean time spent in state i before switching. Once a shift happens, one needs to define the direction (the state) in which the shift will occur. The probability to shift from the current state i to an other state j ($j \neq i$) is

denoted p_{ij} ($\sum_{j=1}^k p_{ij} = 1$ for all i , and $p_{ii} = 0$ because we are working conditionally upon a shift happens). Hence, the probabilities p_{ij} 's and the rates λ_i 's capture the stochastic structure of a continuous Markovian process.

MP in discrete time can be considered as a simplification of Markov process in continuous time in the sense that the amount of time T_i the process stays in state i before shifting to another state are random but take discrete values (an entire number of time steps). Instead of an exponential distribution, the distribution of the T_i 's are geometric. Such models can alternatively be viewed as Markov process in discrete and regular time step Δt (we can define $\Delta t = 1$ without any loss of generality). The Markov chain is now viewed at any discrete time step $t = 1, 2, \dots, n$, and not at the switching instants as before. The process is entirely defined by the $k \times k$ stochastic matrix $P = (p_{ij})$ where p_{ij} is the probability to shift from state i to state j

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

between two discrete times t and $t+I$ (with $\sum_{j=1}^k p_{i,j} = 1$ for all i , and $p_{i,i}$ can be non null as the

system might well stay in the same state i between two instants t and $t+I$).

For instance, the Figure 2-1 sketches the behaviour of a fishing boat switching between two states steaming (state 1) and fishing (state 2). This behaviour can be modelled in a continuous (A) or in a discrete with regular time steps (B) framework. Through a MP in discrete time with regular time steps, the switching events arise at the end of a given time step, the amount of time spent on each behavioural state is a multiple of the time step duration. Through a MP in continuous time, the amounts of time spent in both states are random, and the mean amount of time spent at fishing is smaller than the amount of time spent at steaming, what corresponds to $\lambda_1 < \lambda_2$. The impact of approximating a continuous MP by a discrete MP is not an issue addressed in this paper. Rather, the article is focussed on the performance of the estimation method when the system is observed at discrete time.

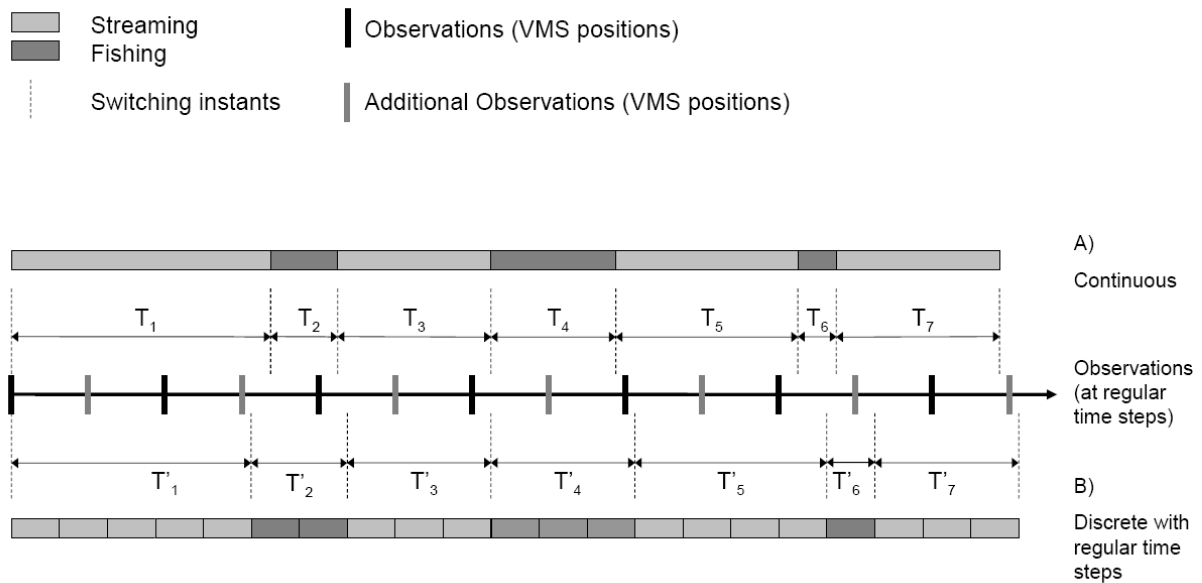


Figure 2-1. Switching time and observation process in continuous time (Panel a) and discrete (Panel b).

1.10.2.3 *Drawing inference from observations acquired at discrete time*

The MP for the states of the system mimics the dynamic of the successive behaviours of a fishing boat, which is not directly observed. The observations one are willing to use are the successive positions registered from VMS data, which are acquired at a rather regular time steps because of the VMS device.

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

Let us suppose a first (ideal) situation in which observations about the state of the system are acquired precisely at the instants at which the system switches from one state to another. Irrespective of the framework used for the hidden MP for fishing boat behaviour (e.g. either continuous or discrete time with regular time step), such a situation can be qualified as *data-rich* in the sense that the available observations are informative about the hidden MP. The observations are the VMS positions at each switching instants. The time interval between two observations provides direct information about the amount of time spent in the current state. Two successive observations provide information about the speed of the boat, and hence about the behavioural state of the boat between the time interval considered, and three successive positions provide information about the change of direction and are in turn also informative about the behavioural state.

However, such a situation is not realistic, as the instants at which VMS data are acquired do not have any chance to match with instants at which boats switch from one behavioural state to another. Indeed, GPS devices are routinely programmed to send an emission at roughly regular time step (say of 1 hour), totally independently from the rhythm of the fishing activity. Hence, irrespective of the framework (continuous or discrete time with regular time steps), deriving inferences about the behavioural states of the boats from observations acquired at a discrete (roughly) regular time step independently from the rhythm of the fishing activity becomes challenging. For instance, the Figure 2-1 illustrates a case where the observations are acquired at regular time steps, no matter the switching points between two different behaviours. If the data are acquired with a rather low time frequency (say 1 hour for instance), then short fishing operation (say about 20' such as the one corresponding to T_6) will be hardly identified. By contrast, if the frequency of the data acquisition increases (see the effect of additional information in Fig. 2-1), the performance of the estimation method should increase. For instance, the identification of the operation T_6 (Fig. 2-1) should be improved by increasing the acquisition rate.

Here, by using a simplified discrete time Markov process framework for the dynamic of fishing boat behaviour, we propose to address the following questions through a simulation method: 1) What is the performance of the estimation method in the ideal situation where observations are available at each switching instants between two behaviours? 2) What is the performance of the method when the observations are available at instants which do not correspond to the switching instants between different behaviours? 3) What is the performance when the frequency of the data acquisition increases/decreases?

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

These questions are addressed through a specific model with three behavioural states for the fishing boats developed in the following section.

1.10.3 Specific state-space model with a hidden Markov chain with three behavioural states

1.10.3.1 Process model

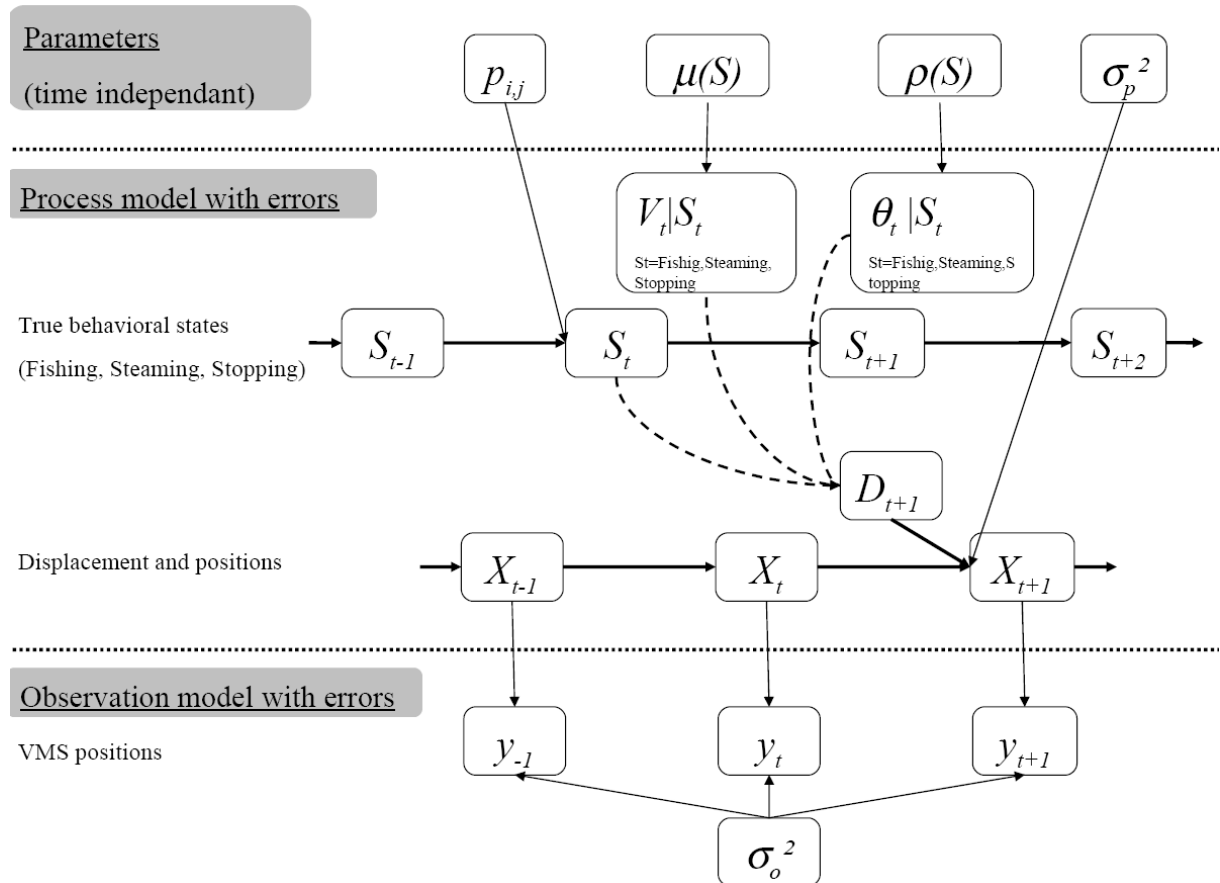


Figure 2-2. Directed acyclic graph for the hierarchical model with hidden Markov chain for behavioral states (see text for the definition of the parameters and variables)

The model is organized following a hierarchical structure (Fig. 2-2). At the top of the structure, constant parameters control the hidden Markov chain that mimics the sequence of behavioural states and the associated movement throughout time. At the bottom of the structure, the observations are defined conditionally upon the true positions. The movement model was built on discrete time step (in accordance with the data, this time step represents 1 hour). Inspiring from Jonsen et al. (2005), the process model was built to deal with three different states of the boats (“Stopping”, “Steaming” and “Fishing”). Using the terminology

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

defined in Morales et al. (2004), the model was defined as a “Triple-switch” model. The movement parameters are indexed by each behavioural mode.

1.10.3.1.1 *Markovian model for behaviour transitions*

At each time step the behavioural mode of the boat is denoted S_t (Fig. 2-2). A first order homogeneous Markovian model mimics the probabilistic switch between the three behavioural states from one step to another, given the current behavioural state. The transition kernel is defined by a 3x3 matrix of switching probability considered as constant over time, denoted P , with the $p_{i,j}$'s the probability of moving from behavioural state i to behavioural state j (1 is behavioural state “Fishing”, 2 is “Steaming” and 3 “Stopping”).

1.10.3.1.2 *Movement model*

The movement is also defined on a discrete time step. The movement equation defines the location of the boats over regular time intervals given the previous state and location and the current behavioural mode. Let us denote X_t (a two-dimensional vectors of longitude and latitude) the position of the boat at each time step t . Conditionally upon the behavioural node S_t , the next location X_{t+1} is built using the displacement D_{t+1} computed from the speed and turning angle associated with the current behavioural state S_t assuming a straight line travel between X_t and X_{t+1} . The process error term ε_{t+1} being bivariate Normal with a variance-covariance matrix σ_p^2 :

$$(1) \quad X_{t+1} = X_t + D_{t+1} + \varepsilon_{t+1} \quad \text{with} \quad \varepsilon_{t+1} \sim N(0, \sigma_p^2)$$

with the displacement D^{t+1} vector defined as:

$$(2) \quad D_{t+1} = V_t \cdot T_t \cdot U_t$$

$U_t = \frac{D_t}{\|D_t\|}$ is an orthonormal vector that gives the direction of the previous movement. Both

V_t and T_t depend upon the behavioural state of the boat during the current time step $t \rightarrow t+1$. V_t (a scalar) is the speed of trawler movement given the trawler is in state S_t during the movement D_{t+1} . Speeds are embedded within a hierarchical structure such that at each time step t , V_t is drawn in a prior with unknown mean that depend upon the current behavioural state S_t :

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

$$(3) \quad V_t | S_t \sim N(\mu_{S_t}, \sigma^2_{S_t})$$

When the boat is at behavioural mode “Stopping”, speed is set at 0, no displacement is made. T_t is the transition matrix at time t with mean turning angle θ_t that defines the rotational component of the movement, such that $T_t \cdot U_t$ is the new direction after turning angles :

$$(4) \quad T_t = \begin{bmatrix} \cos(\theta_t) & -\sin(\theta_t) \\ \sin(\theta_t) & \cos(\theta_t) \end{bmatrix}$$

Following Morales et al. (2004) and Eckert et al. (2008), turning angles are distributed a priori as a Wrapped-Cauchy distribution (Fisher 1993). W-Cauchy distributions are embedded within a hierarchical structure such that at each time step t , θ_t is drawn in W-Cauchy distribution with concentration parameter ρ that depends upon the current behavioural state S_t . Following Eckert et al. (2008), location parameters of W-Cauchy were set to 0 ($\mu_\theta=0$):

$$(5) \quad \theta_t | S_t \sim \text{Wrapped-Cauchy}(\rho_{S_t}, \mu_\theta = 0)$$

When the boat is at behavioural mode “Stopping” a directional vector U_t is built randomly to be able to compute the next displacement.

1.10.3.2 Observation model

The observation equation links the unobservable states of the boats predicted by the process model above to the available data (i.e. the recorded position). In the most favourable case where a recorded position y_t (two-dimensional vector) is available at each time step t , the observation equation is modelled using a bivariate normal distribution with variance-covariance matrix σ_0^2 fixed a priori (variance=0.1 and covariance=0) to mimic the low error structure of the location observation (FAO, 1998) :

$$(6) \quad y_{t+1} = X_{t+1} + \omega_{t+1} \quad \text{with} \quad \omega_{t+1} \sim \text{Normal}(0, \sigma_0^2)$$

The observation equation (6) was adapted to cope with observations that are not synchronous with the time step of the state process. Following Jonsen et al. (2005), let us denote $t+\delta_t$ the time at which an observation is available between t and $t+1$, δ_t corresponding to a fraction of

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

an entire time step. Assuming a straight line travel between X_t and $X_{t+\delta_t}$, the unobserved position of the boat at time $t+\delta_t$, $Z_{t+\delta_t}$ and the associated observation errors are defined as follows:

$$(7a) \quad Z_{t+\delta_t} = X_t + \delta_t \cdot (X_{t+1} - X_t) = X_t + \delta_t \cdot D_{t+1}$$

$$(7b) \quad y_{t+\delta_t} = Z_{t+\delta_t} + \omega_{t+\delta_t} \quad \text{with} \quad \omega_{t+\delta_t} \sim \text{Normal}(0, \sigma_0^2)$$

This observation equation (7) allows for handling several values of δ_t in a given time step.

1.10.4 Bayesian estimation

1.10.4.1 *Prior*

For all unknown parameters, we used rather vague priors based on some reasonable constraints (Table 2-1).

The mean speed while steaming was drawn in a uniform distribution (with large bounds), and the mean speed while fishing was considered a priori smaller than during steaming. The mean concentration parameter for the W-Cauchy distribution of turning angles while fishing was drawn in a uniform distribution (with appropriate bounds) and the mean concentration parameter while steaming was considered a priori higher than while fishing to mimic the a priori hypothesis that the movement while fishing is more erratic than while steaming. Standard deviation for speed were drawn in uniform distributions with large bounds. The probabilities in the transition matrix P were drawn a priori in rather vague Dirichlet distributions (Congdon, 2001), that is a multivariate generalization of the beta distribution and widely used to model proportions. $p_{2,3}$ and $p_{3,2}$ were assigned very low values to mimic the prior idea that the corresponding transitions are practically impossible. The matrix of variance-covariance σ_p^2 was drawn in a rather vague Whishart distribution (Congdon, 2001).

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

Table 2-2. Prior used for Bayesian estimation (Fi=Fishing, St=Steaming).

Parameters	Prior used
Speed	
Mean speed while Steaming	$\mu_{S=St} \sim Unif(5,20)$
while Fishing	$\begin{cases} \mu_{S=Fi} = \alpha_v * \mu_{S=St} \\ \alpha_v \sim Beta(2,2) \end{cases}$
Standard deviation for speed	$\sigma_{S=St} \sim Unif(0,10)$
	$\sigma_{S=Fi} \sim Unif(0,10)$
Turning angles	
Concentration parameter of W-Cauchy	
while Steaming	$\rho_{S=St} \sim Unif(0,1)$
while Fishing	$\begin{cases} \rho_{S=Fi} = \alpha_p * \rho_{S=St} \\ \alpha_p \sim Beta(1,1) \end{cases}$
Transition matrix P	
	$(p_{1,1}, p_{1,2}, p_{1,3}) \sim Dirichlet(33,33,34)$
	$(p_{2,1}, p_{2,2}, p_{2,3}) \sim Dirichlet(50,40,0.1)$
	$(p_{3,1}, p_{3,2}, p_{3,3}) \sim Dirichlet(50,0.1,40)$
Variance-covariance for the movement process	$\sigma_p^2 \sim Whishart(\Omega, 2)$
	$\Omega = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

1.10.4.2 Indetermination due to interpolation and missing data

Equations (7a,b) are needed to cope with time-lags between the switching instants of the Markov process and the instants at which VMS positions are available. The interpolation defining the state $Z_{t+\delta}$ is simple in theory. However, it is not so easy to cope with in practice as it may lead to a lack of statistical identifiability. In practice, it may lead to a model indetermination. The Figure 2-3 illustrates that different true paths (defined by the true positions $\{X_t\}$) may correspond to the same interpolated positions $\{Z_t\}$ and therefore to the same sequential observations $\{y_t\}$. In the inferential reasoning, such kind of configuration for the observed recorded positions $\{y_t\}$ may in turn lead to a statistical indetermination of the true path $\{X_t\}$ and therefore to the associated movement parameters.

The problem has its maximum intensity when the time-lag is 0.5, and becomes worth when missing data occur. To minimize interpolation problems during estimation when missing data

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

occur, lag-time surrounding missing values were artificially set to zero and the end of all simulated paths were fixed by adding five successive emissions at the same location simulating a “Stop” at the end of each path.

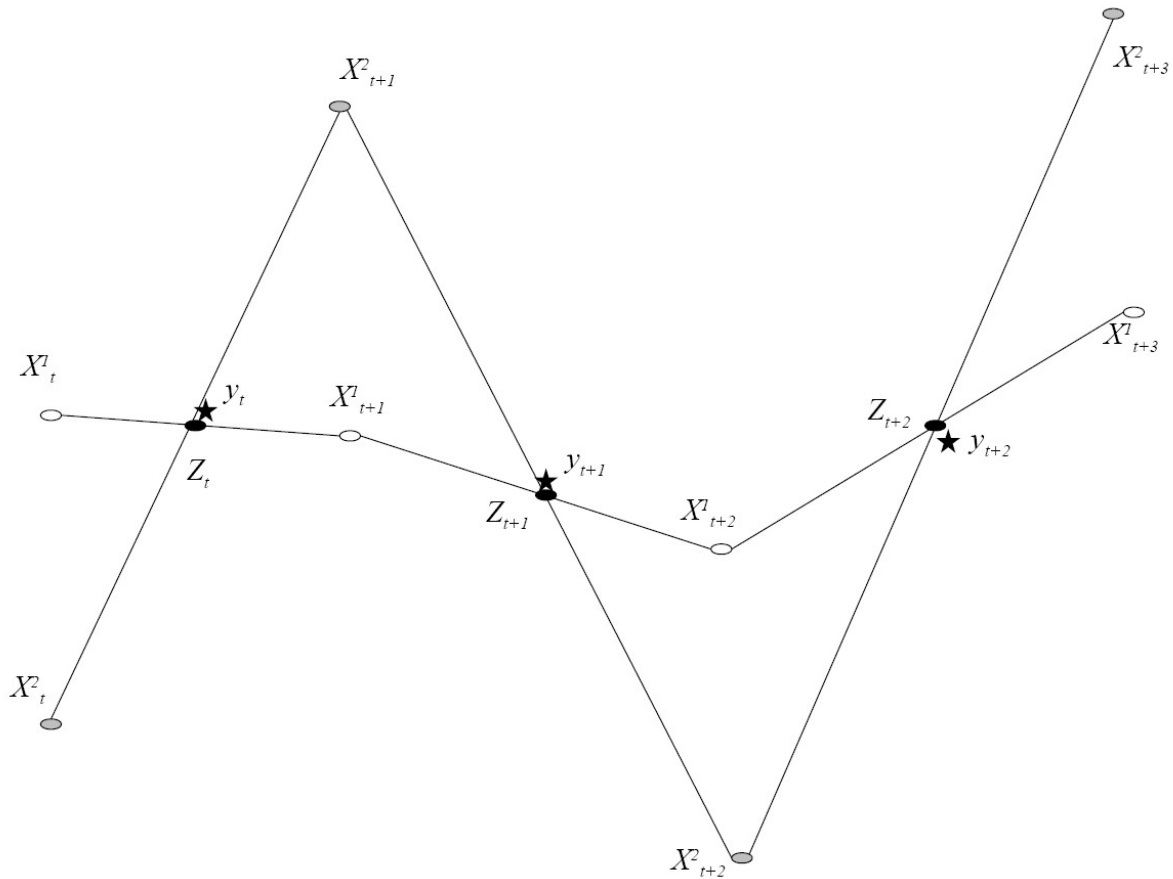


Figure 2-3. Example of two different true paths $\{X^1\}$ and $\{X^2\}$ leading to the same interpolated positions $\{Z\}$ (time-lag= 0.5)

1.10.5 Simulation-Estimation approach

1.10.5.1 Objectives

To assess the sensitivity of the model to the data structure (lack of contrast in speed and turning angles between the various behavioural modes, time-lags between the switching instants of the Markov process and the instants at which VMS positions are recorded) a simulation-estimation (SE) approach was first carried out. The chart flow of the SE approach has 4 steps: *i*) Simulate pathways with known parameters; *ii*) Given a true pathway, simulate different scenarios for observed locations with progressive degradation of the information; *iii*) Use the HBM framework to estimate true pathways, behavioural states and underlying parameters; *iv*) Measure the performance of the estimation method by comparing the Bayesian estimation of the unknowns with the values used for the simulations.

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

1.10.5.2 Scenarios

12 contrasted scenarios were tested (Table 2-2) to investigate how the quality of the inferences varies with several data configurations. Computation being very time-consuming it was not possible to test all the combinations of these variables. It was then chosen to test a reduced number of scenarios, addressing sequentially different questions following the two main axes: *i*) Movement process: Is it possible to accurately identify behavioural states (“Steaming” and “Fishing”), even when the contrast between the associated movements becomes weaker?; *ii*) Observation process: in real data set, recorded VMS positions are necessarily recorded with time lags between the instants at which the boats switch from one behavioural state to another and the recording instants. Moreover, missing data exist (long periods without any recorded position). Several scenarios were played to assess whether such kind of data configurations enable to derive accurate inferences, and to assess the impact of increasing the frequency of the observations.

For all scenarios, a pathway of 100 time steps (approx 4 days) was simulated as follow. First, a sequence of behavioural states was simulated following the Markovian model with transition matrix P . The switching probabilities were set as:

$$P = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0.6 & 0.4 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Then, at each time step, conditionally upon the behavioural states at time t , a speed V_t and a turning angle θ_t were drawn in their distribution associated with the behavioural states, and the displacement was computed deterministically from eq. (1)-(2). A sequence of observations was then computed following the observation equation (7a,b). The Figure 2-4 presents the simulated pathway for scenarios 1 and 2.

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

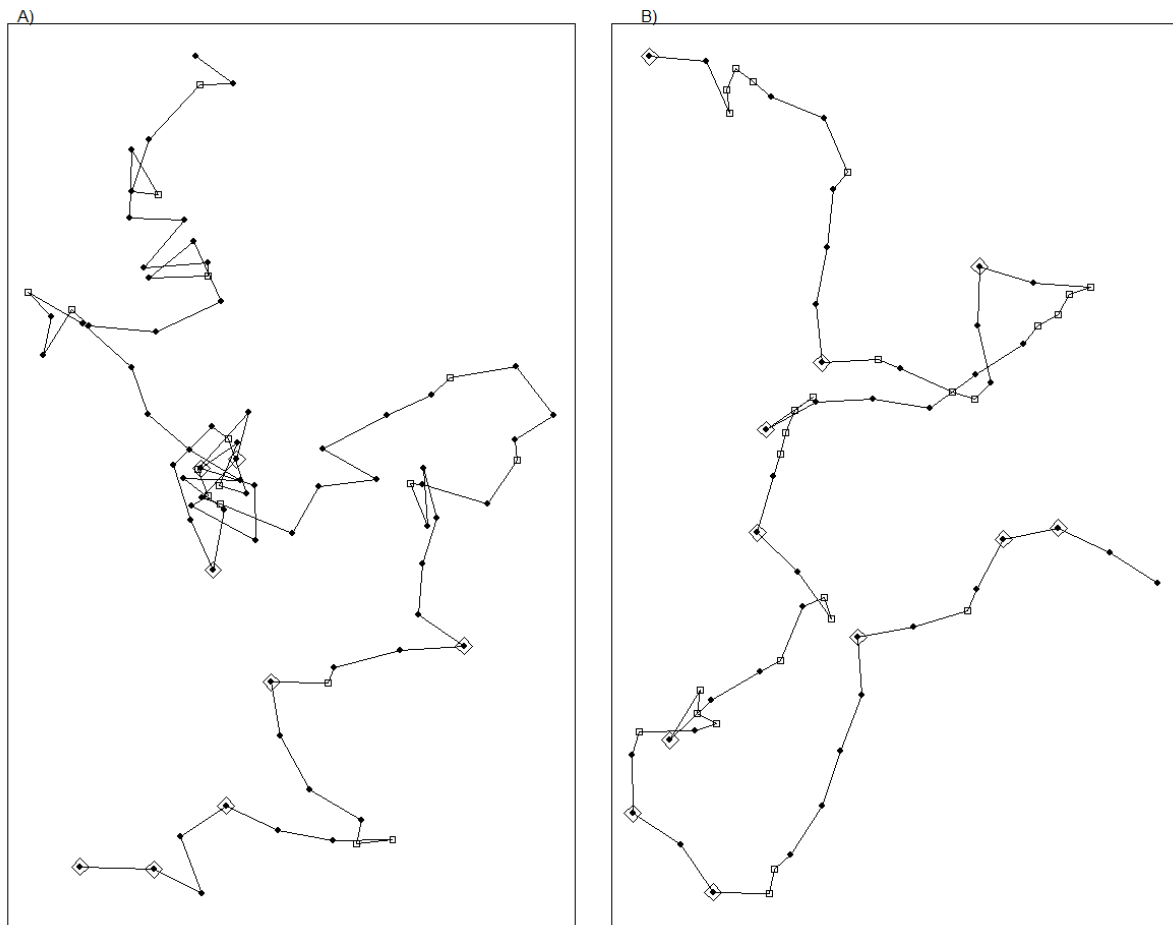


Figure 2-4. Simulated pathways and associated behavioral state (“Steaming”=solid circle, “Fishing”=square, “Stops”=diamond) for scenarios 1 (A) and 2 (B)

Scenario 1. The first scenario was built to be as close as possible from the speeds and turning angles distributions observed in real data from the French pelagic fishery in the bay of Biscay. First, Average “Fishing” speed was set to 4 knots ($\sigma_{Ft}=1.5$) and average “Steaming” speed to 10 knots ($\sigma_{St}=1.5$). Angles were drawn in a Wrapped-Cauchy distribution with concentration parameter equal to 0.2 and 0.5 for “Fishing” and “Steaming” respectively. Observations are recorded at each time step of the MP without time lag.

Scenario 2. This scenario mimics a case with more distinct movements characteristics between Fishing and Steaming, the distributions of angles and speed (mean for “Fishing” = 4 knots and “Steaming” = 10 knots) being more constrained around the means ($\sigma=0.1$ for speed for both “Fishing” and “Steaming”, concentration parameters for the Wrapped-Cauchy distribution for turning angles equal to 0.5 and 0.9 for “Fishing” and

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

“Steaming” respectively). Observations were recorded at each time step of the process and without time lag.

Scenarios 3-8. These scenarios are based on the reference scenario 1, but the observations are blurred by adding time-lag between switching instants of the process and observations (Table 2-2). Equations (7a,b) are used, with specified values for the time-lags δ_t . For instance, in the scenario 8, a constant value $\delta_t = 0.1$ is used at all time steps. Several levels of lag-time and structure of the lag-time were tested: scenarios 3-5 are characterized by different values of constant time-lags, whereas scenarios 6-8 tested different configurations of random time-lags.

Scenarios 9-11. These scenarios are based on the scenario 8, but missing data were introduced in the recorded positions to reproduce sequences of missing values typically observed in real datasets. Several levels of missing values were introduced, going from 5% of the time steps of the pathway to 20%.

Scenarios 12. This scenario aims at assessing the impact of raising the level of information in a scenario where the model is not able to provide reliable estimates of the trajectory. It is based on the scenario 7, but observations were simulated at a higher frequency (3 observations per time step).

2. Identifying fishing trip behavior and estimating fishing effort from VMS data

Table 2-3. Parameters for the simulated pathways and various scenarios. Speeds are drawn at random in Normal distributions with indicated mean and sd. Turning angles are drawn in Wrapped-Cauchy distributions with indicated concentration parameters. Symbol “ indicates that the characteristics are identical to those of the scenario 1. Symbol “““ indicates that the characteristics are identical to those of the scenario 8

Scenario	Speeds		Turning angles		Lag-Time	Missing-values	Frequency of observations		
	Mean	sd	Concentration parameter of						
	Fishing	Steaming	Fishing	Steaming					
1	4	10	1.5	1.5	0.5	0.2	N	N	1
2	4	10	0.1	0.1	0.9	0.5	N	N	“
3	4	10	1.5	1.5	0.5	0.2	Constant =0.1	N	“
4	“	“	“	“	“	“	Constant =0.5	N	“
5	“	“	“	“	“	“	Constant =0.9	N	“
6	“	“	“	“	“	“	Variable~U(0,0.1)	N	“
7	“	“	“	“	“	“	Variable~U(0,1)	N	“
8	“	“	“	“	“	“	Variable~U(0,0.5)	N	“
9	“	“	“	“	“	“	“““	5%	“
10	“	“	“	“	“	“	“““	10%	“
11	“	“	“	“	“	“	“““	20%	“
12	“	“	“	“	“	“	Variable~U(0,1)	N	3

1.10.5.3 Bayesian estimation from simulated data and performance of the estimation method

The following methods were used to evaluate the performance of the estimation method. Concerning the speed, we compute the relative bias which is $(E(\theta|y) - \theta_{true})/\theta_{true}$, where $E(\theta|y)$ is the expected mean of the posterior distribution and θ_{true} the mean of the distribution of speed used for simulation (see Table 2-2). We also computed $V(\theta|y)^{1/2}$ to measure the Bayesian uncertainty around the estimates. Concerning the inferences on the behavioural states, we assessed the percentage of behavioural states which are correctly predicted along each 100 steps pathway. At each time step t , the posterior credibility of each of the three behavioural states is readily obtained from posterior inferences. The behavioural state S is attributed a posteriori to the time step t if S is the most credible a posteriori of the three possible states, and the state is said well predicted if the state attributed a posteriori matches with the simulated state.

1.10.6 Application to observed VMS data

The model was then applied to real pathways of pelagic trawlers from which VMS data could be made available. A pathway of 398 time steps, containing only 9 missing data (1 missing data is considered to occur when the interval between two successive emissions is approx. 2 hours) and for which VMS emission are obtained at very regular time intervals (~ 1 hour) was used as an example of application. For this fishery, trawling sequences are usually longer than 1 hour, what enables us to suppose that the emission with frequency of about 1 hour are rather informative with regards to the succession of behavioural states. Posterior inferences on behavioural states were used to extract relevant measures of the fishing effort. Posterior probability distributions of, e.g., the distance covered during steaming or fishing, or the number of fishing operations per trip, were also computed. To allocate a behavioural mode to each position, the same procedure than in the SE approach was used, but a threshold probability Π_{min} was introduced: the behavioural state S is attributed to the time step t if S is the most credible of the three possible states and if the posterior probability of S is greater or equal to the threshold Π_{min} . No behavioural state (“unknown state”) is allocated to time step t if none of the three states has a posterior probability greater than Π_{min} . The sensitivity of the classification to the value of the threshold Π_{min} was assessed with values of Π_{min} varying between 0.5 to 1.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.10.7 Technical details

The estimation was performed using the OpenBUGS software (<http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/>) and the BRugs package of R (www.r-project.org) (Lunn et al. 2009). The OpenBUGS software offers huge modelling flexibility. It uses Monte Carlo Markov Chains simulations to provide estimates of the posterior distributions. Three independent MCMC chains with different initialisation points were used. For each chain, the first 20 000 iterations were discarded as an initial burn-in period. Inferences were then derived from the next 30 000 iterations, but only one out of 10 iterations was kept to reduce the MCMC sampling autocorrelation, leading to 3 000 iterations by chain. Hence inferences were derived from a sample of 9 000 iterations proceeded from three chains of 3 000 iterations each. The convergence of all MCMC chains was checked via the Gelman-Rubin diagnostics.

1.11 Results

1.11.1 Simulation-Estimation approach

1.11.1.1 *Impact of the similarity of the behavioral state parameters*

Comparing the inferences between scenarios 1 and 2 (Fig. 2-5) highlights that the Bayesian hierarchical model provides very high quality inferences, even in the case where the contrast between the behavioural states (in term of speed and turning angles) is low.

For the reference scenario 1, the model is also able to reproduce the simulated pathway, estimate speed with low bias and uncertainty (Fig. 2-5) and is able to accurately capture mostly all the behavioural states (Table 2-3). In the scenario 2, the two states “Fishing” and “Steaming” are characterized by more distinct speed and turning angles distributions than in the scenario 1. Logically, the estimations of all pathways characteristics have very low bias and very low uncertainty (Fig. 2-5 and Table 2-3). However, the gain in the quality of the inferences comparing to scenario 1 is only weak.

Table 2-4. Performance of the classification of the behavioural states using proportion [0,1] of simulated behavioural (1 = “Steaming”, 2 = “Fishing”, 3 = “Stopping”) that were correctly (in bold) or wrongly allocated.

Simulated behavioural state		1			2			3		
Adjusted behavioural state		1	2	3	1	2	3	1	2	3
Scenario	1	0,9	0,1	0	0,1	0,9	0	0,3	0,1	0,6
	2	0,9	0,1	0	0,1	0,9	0	0,1	0,1	0,7
	3	1	0	0	0,1	0,9	0	0	0	1
	4	0,5	0,5	0	0,3	0,7	0	0,4	0,6	0
	5	1	0	0	0,1	0,9	0	0	0	1
	6	1	0	0	0,1	0,9	0	0	0	1
	7	0,8	0,1	0,1	0,2	0,7	0,1	0,1	0,4	0,4
	8	1	0	0	0,1	0,9	0	0	0,1	0,9
	9	0,8	0,1	0,1	0,2	0,7	0,1	0	0,6	0,4
	10	0,9	0,1	0	0,1	0,9	0	0	0,4	0,6
	11	0,9	0,1	0	0,1	0,9	0	0,1	0,3	0,6
	12	1	0	0	0,1	0,9	0	0	0	1

In the scenario 2, the two states “Fishing” and “Steaming” are characterized by more distinct speed and turning angles distributions than in the scenario 1. Logically, the estimations of all pathways characteristics have very low bias and very low uncertainty (Fig. 2-5 and Table 2-3). However, the gain in the quality of the inferences comparing to scenario 1 is only weak.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

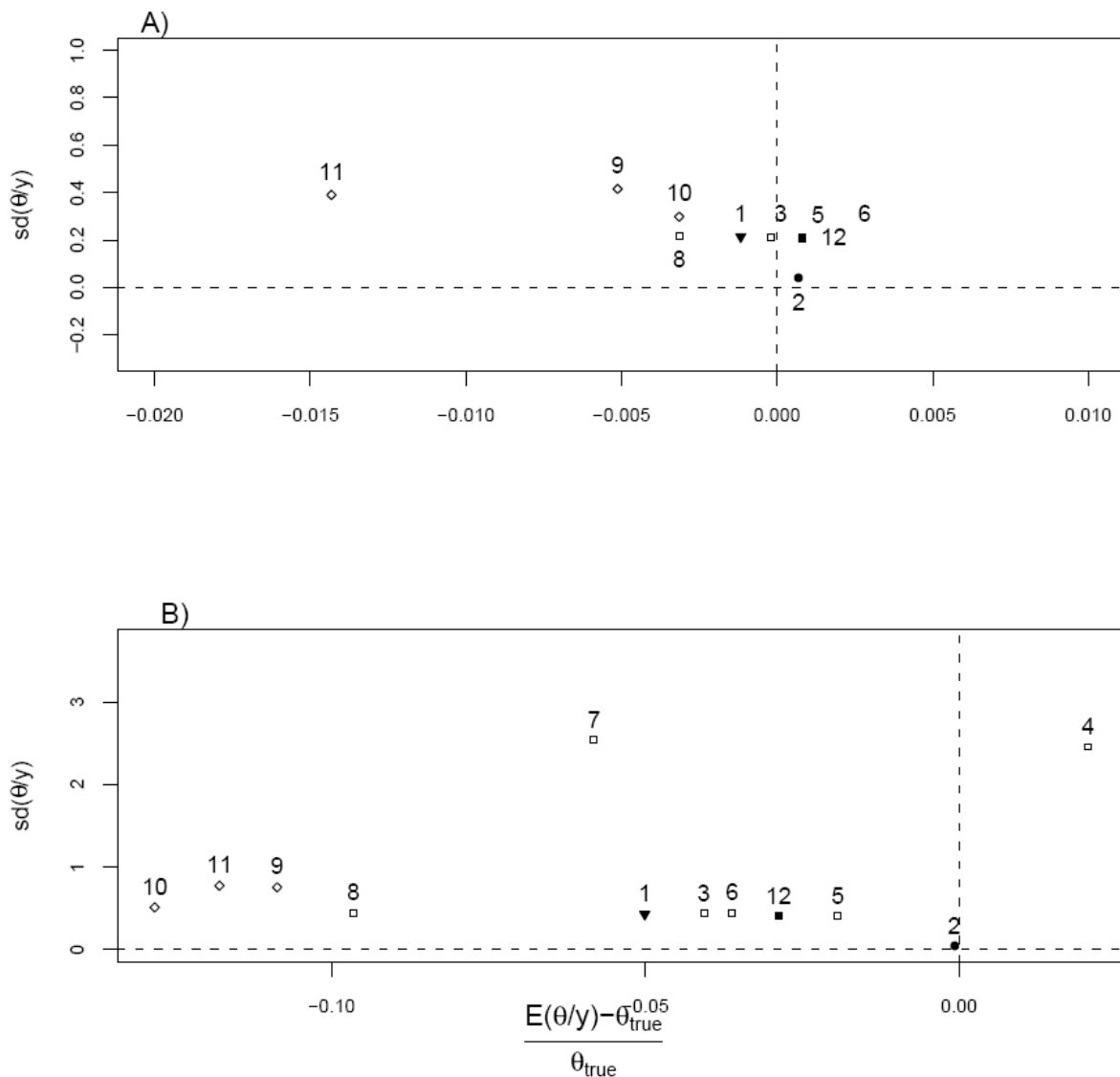


Figure 2-5. Performance of the estimation method for the mean speed associated to the behavioral states “Steaming” (A) and “Fishing” (B) for each scenario 1-12. x-axis : relative discrepancy between the estimated and the simulated mean. y-axis : Bayesian uncertainty measured as the standard deviation of the posterior distribution of the mean speed. The scenarios (defined in Table 2-2) are identified by their number. Panel A: Scenarios 4 and 7 are out of the range of the graph (very high bias and uncertainty). Scenario 4: rel. bias = 0.05 and sd = 3.7 ; Scenario 7: rel. bias = -0.15 and sd = 3.2.

1.11.1.2 *Introducing lag-time*

Comparing scenarios 1 and 3-8 highlights that the inferences are highly sensitive to the introduction of time-lags between the discrete process movements and the recorded observations, and that inferences may rapidly become unreliable if most of the time lags are near 0.5.

Scenarios with time-lags either small or high (scenarios 3, 5, 6 and 8), provide very good estimation of speed (small bias and uncertainty in the estimated speeds) (Fig. 2-5). By contrast, scenarios where lots of emissions are made in the middle of the time step (scenarios 4 and 7), provide very poor fits with high uncertainty in speed estimates and lots of behavioural modes are not correctly identified (Table 2-3). Poor capacity to predict behavioural state is linked with a poor fit of the displacement parameters with high uncertainty (Fig. 2-5). The problem of statistical indetermination anticipated in the Material and Methods section (Fig. 2-3) becomes critical in the scenario 7 where many observed positions y_t are recorded with time-lags near 0.5. The estimated path X_t and the associated movement parameters are highly uncertain (Fig. 2-5 and Table 2-3).

1.11.1.3 Introducing missing values

Fig 2-5 and Table 2-3 show that the more missing values in the pathway (scenarios 9, 10 and 11) the more bias and uncertainty in the estimation of speed and of the behavioural states. However, all behavioural states are not affected in the same proportions. For instance, with 20% of missing data, respectively 85 and 92% of the “Steaming” and “Fishing” positions are correctly identified, but only 57% of the “Fishing” positions are correctly estimated (Table 2-3). “Stopping” positions which are not correctly identified are confounded with either “Steaming” and “Fishing” positions.

1.11.1.4 Raising the number of observations

Comparing scenarios 7 and 12 (Fig. 2-5 and Table 2-3) shows that increasing the frequency at which VMS positions are gathered drastically increases the performance of the estimation method, even if these observations are not synchronous with the switching instants.

1.11.2 Application to a real dataset

Given the results of the simulation-estimation approach, the real data set that we analysed corresponds to a rather favourable situations (the percentage of missing values is rather low, approx. 2%, and the frequency at which the VMS positions are acquired is shorter than the mean duration of fishing operations). We therefore consider the posterior inferences as rather reliable.

Each true hidden location is identified with a very low level of uncertainty. The behaviour “Stopping” is allocated to some of the time steps, and many of the associated positions match

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

with known geographical locations of harbours in the Bay of Biscay. The other ones are interpreted as stop at sea.

The posterior distributions of the associated movements characteristics, such as speed in each behavioural states, are readily estimated. Fig 2-6 shows the posterior distributions of speeds while “Steaming” and “Fishing”. During these fishing trips, the estimated mean speed while “Fishing” and “Steaming” are respectively 4 and 11 knots, which is consistent with knowledge issued from previous studies (Morizur et al., 1996). Other interesting indicators can also be readily estimated, such as the time spent in each state (Fig 2-7) or the distance travelled in each state (Fig 2-8). It is worth noting that the uncertainty about these estimates is rather low.

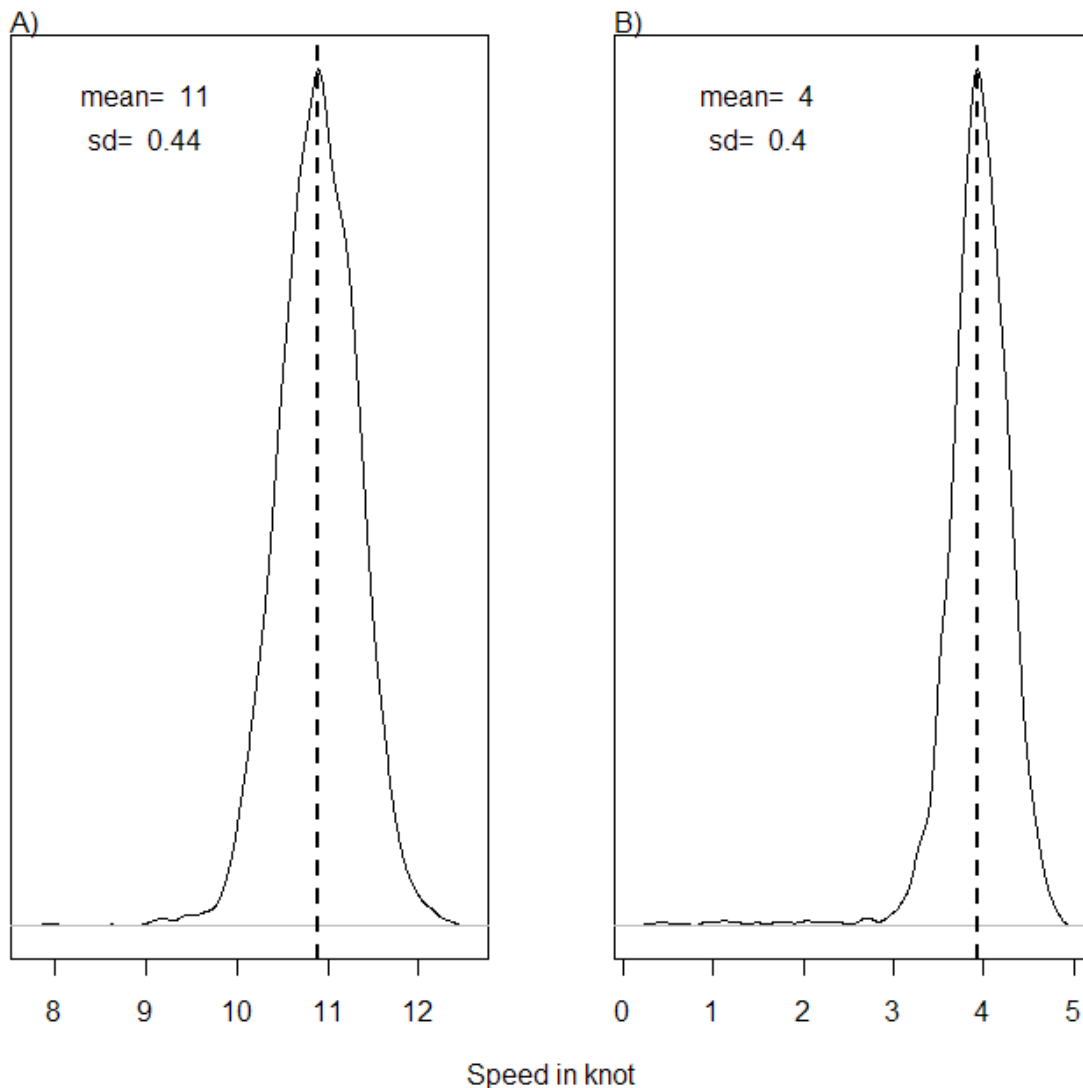


Figure 2-6. Posterior distribution of speeds while A) Steaming and B) Fishing

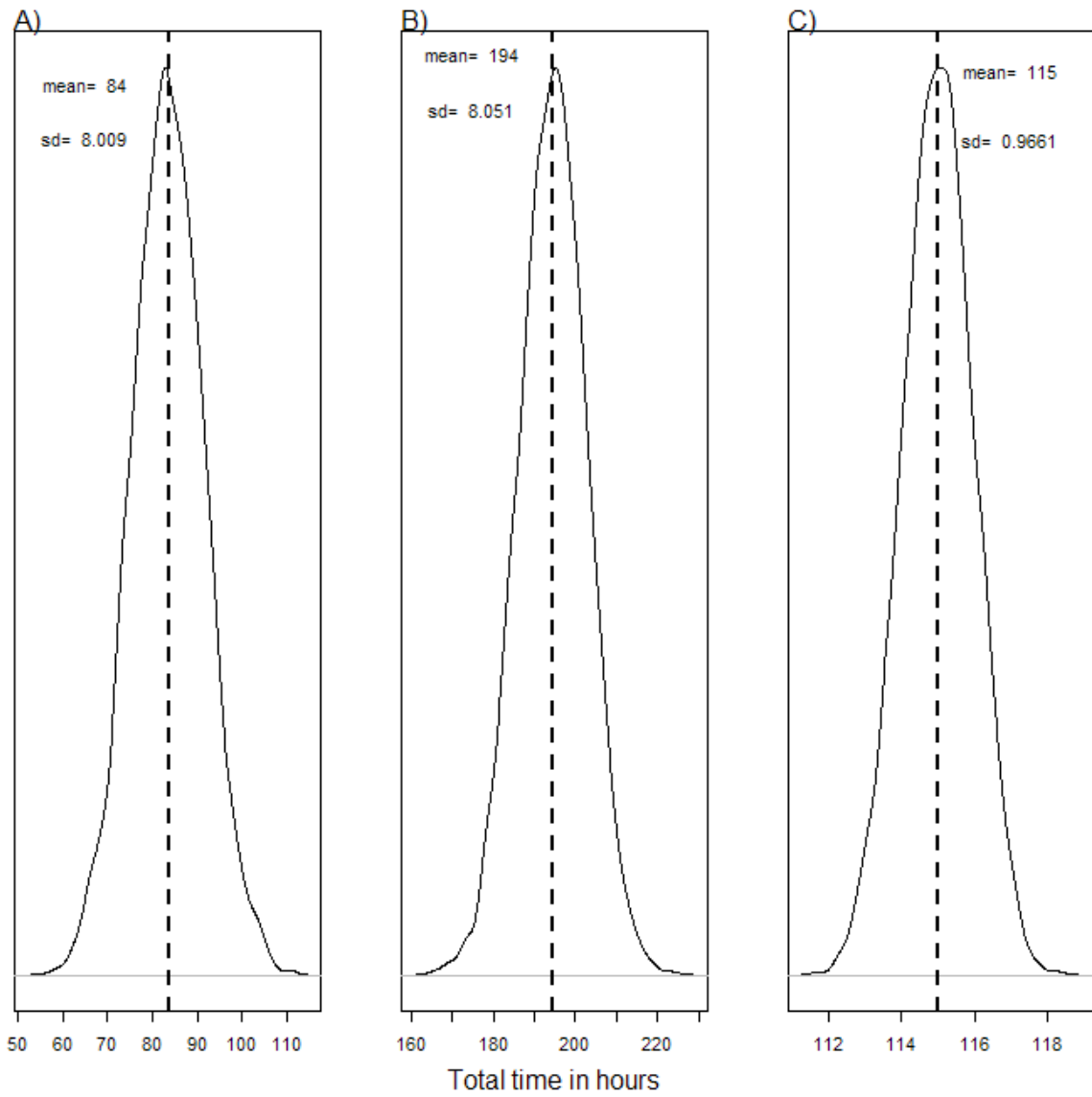


Figure 2-7. Posterior distribution of time spent A) “Steaming”, B) “Fishing” and C) “Stopping”

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

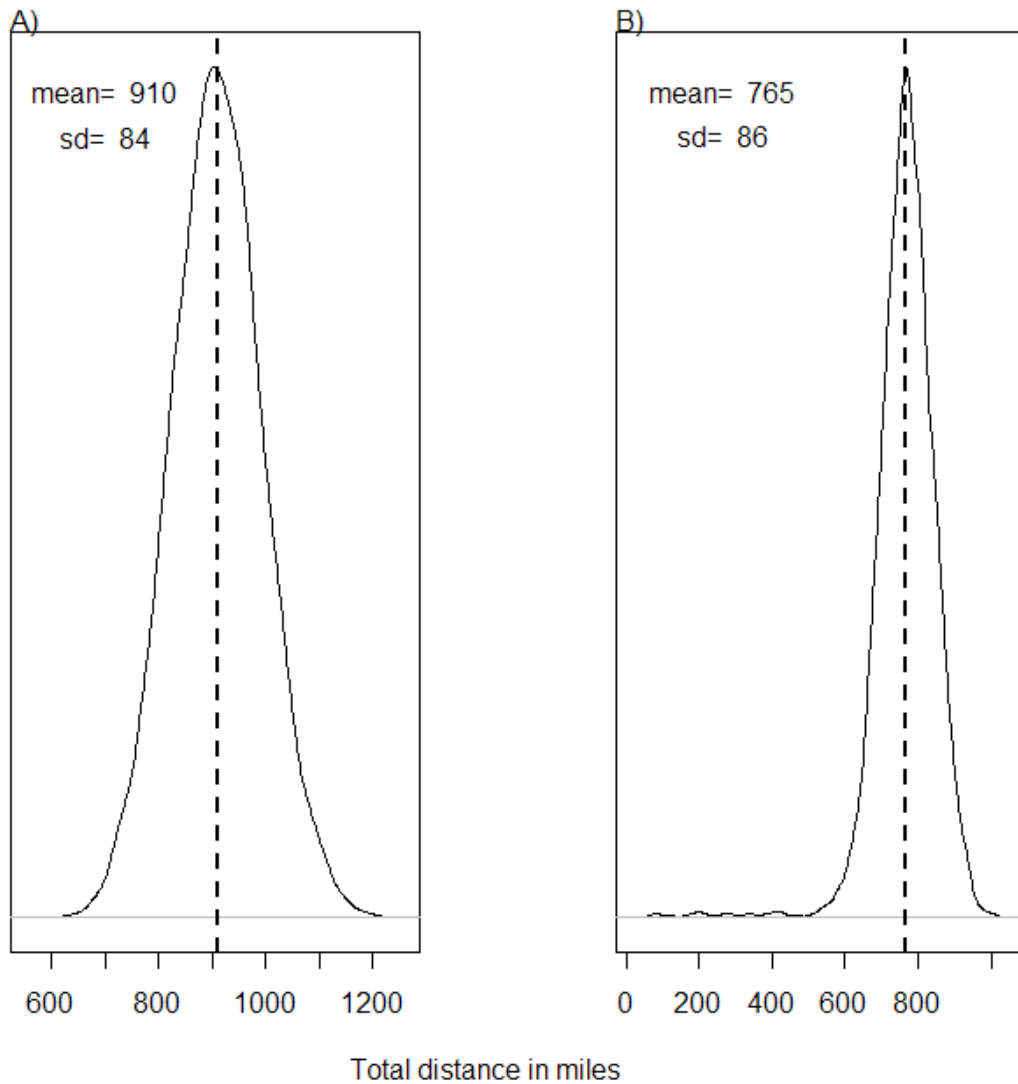


Figure 2-8. Posterior distribution of distance traveled while A) “Steaming” and B) “Fishing”

The inferences are only weakly sensitive to the threshold value Π_{min} chosen in the allocation rule for the behavioural states (Fig 2-9). Indeed, assigning behavioural modes using $\Pi_{min}=0.5$ leads to similar results that the method consisting in assigning the behavioural states with the highest posterior probability (as in the simulation/estimation approach). This low sensitivity reflects the fact that the behavioural states are identified with little ambiguity: most of the time, one of the three states has a posterior probability which is far greater than the two others.

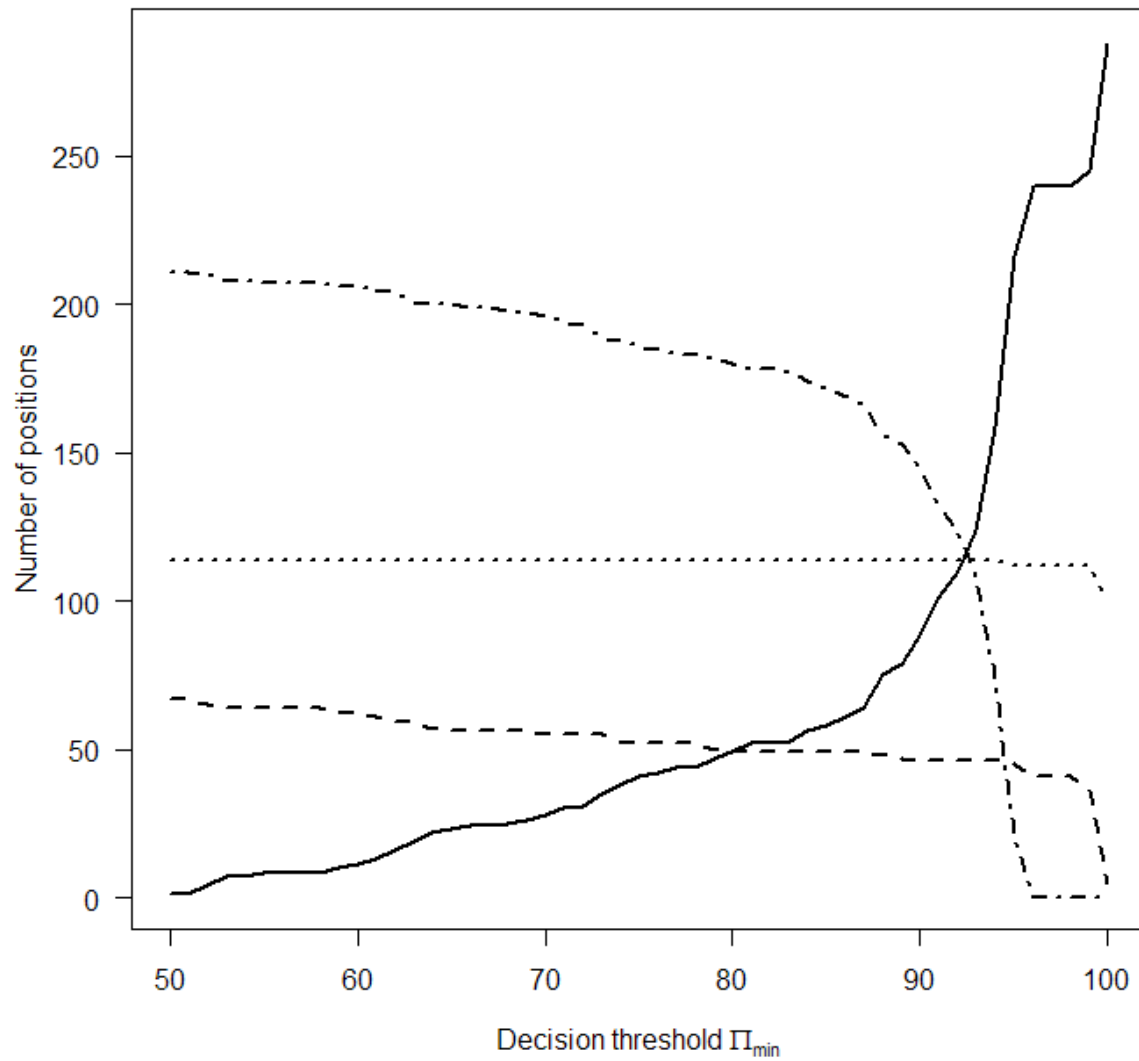


Figure 2-9. Number of positions in each behavioral state depending on the decision threshold. Solid line corresponds to “unknown state”, dashed line to “Steaming”, dotted line to “Stopping” and dot-dashed line to “Fishing”

1.12 Discussion

This paper shows that Bayesian hierarchical models using hidden Markov chains are a promising approach to describe boats movements and identify behavioural states during a trip from discrete recorded VMS positions. The method is adapted when the movement can be a priori divided in various modes (Barraquand and Benhamou, 2008). It appears therefore well suited to disentangle the time spent in different behavioural modes during a fishing trip and to analyse fishing behaviour and fishing effort. Here, we investigated the potential of HBM with hidden Markov process to analyse VMS data, using a Markov processes in discrete time for sake of simplification. In particular, our simulation-estimation approach was designed to address questions regarding the performance of the estimation method according to various parameters (synchronism between records and switches between two different states, frequency of observations and missing values). These questions are all relative to the quantity of information provided by the data relative to the process, and can be considered, at least in a first approach, as relatively independent from the modelling framework (discrete or continuous) chosen for the hidden Markov process. Hence, a hidden Markov process in discrete time, which is easier to program for Bayesian inferences, was used as a first approach.

The simulation-estimation approach provides an analysis of the performance of the method, and contributes to evaluate the degree of confidence in the outputs of the model when interpreting results from real data sets. Results highlighted that when the VMS positions are recorded at the switching instants, the estimation methods performs well, the model being able to reproduce the true pathway, to capture very well the sequence of behavioural modes, and to provide unbiased estimates of the parameters (speed and angles) characterizing the movements in each behavioural mode. The model performs remarkably well even if the behavioural modes are not associated with clearly distinct movements characteristics. However, besides these very uncourageous results, our analysis also pointed out that the estimation performances are drastically impacted when the positions are not recorded synchronously with the switching instants. In this case, reliable inferences can still be obtained if the frequency with which the data are recorded is greater than the frequency with which the process switches from one behavioural mode to another.

The conclusions of the simulation-estimation approach are very insightful regarding the potential use of VMS data to track fishing boats behaviours at a fine temporal and spatial

scale. VMS emissions are now routinely gathered at time interval of approximately 1 hour. It is worth noting that these data should reveal relatively non informative if the fishery under concern has fishing operations with mean duration shorter than 1 hour (*e.g.* trawling duration of 20' for instance). By contrast, if the fishing operations are much longer (*e.g.* about one hour in the case of the pelagic fishery taken as example in this paper, or about 2 hours such as the purse seine tuna fishery and up to 6 hours for some trawling fisheries), then VMS emission every hour could be successfully used to efficiently track the succession of behaviours. These quite intuitive results put forward the critical question of the frequency at which VMS data should be acquired, in order to give some feed back to managers that fix the acquisition time period for different fishing boats and fishing activities practiced. Our very first conclusion and recommendation is that a 1-hour frequency is certainly too long to be able to correctly capture behaviours for all fishing boats and all fishing activities.

This first analysis opens several perspectives for future work. As stated in the Material and Methods section, Markov processes in continuous time constitutes the general template for modelling fishing trips behaviours. Indeed, the amounts of time spent in each behaviour certainly take values in the continuous time line. Future research should be undertaken to propose a continuous-time MP framework to analyse VMS data. Using a Markov process in continuous time would improve the switching time identification and in the same time the underlying parameters' estimation (speed and turning angles). An other promising perspective would be to integrate in the model the information brought about by onboard observers. Indeed, these data provide us with invaluable information on fishers' behaviour at sea as they record the true sequence of the onboard operations such as fishing, stopping for gear maintenance, searching, steaming. Fishing trips for which onboard observers data are available could be used to improve the definition of the different fishing behaviours and their succession in time and space, or these data could be used in a first analysis to derive informative priors distributions for further analysis. More generally, the Bayesian framework is promising as it allows to integrating multiple sources of information, including expertise, in the modelling framework. For instance, the first order homogeneous Markovian hypothesis is very strong and could be relaxed to integrate the idea that the behaviours at each instant depends upon the whole history of the fishing trip from the departure of the boats. Also, using the spatial coordinate of all the harbours where boats are potentially landing their harvest could certainly help improving the identification of "stopping" behaviour. The framework could be further improved by including covariates such as maps of the sea bed or primary productions.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

Despite the limitations and all the perspective to improve the method, this study provides some insights on how VMS data could be used to characterize effort allocation during a fishing trip. Since 1998 and the beginning of VMS recording, a large amount of data concerning boats operating with different kind of gears, targeting different species in distinct areas have been registered. The diversity of the fishing activities operated requires a flexible method to accommodate a wide range of fishing behaviours. To add to the diversity of the underlying processes, trajectories can be observed throughout various emission systems (Inmarsat, Argos). Our model may be applied to evaluate quantitatively the different stages of fishing trips. Of particular importance for fisheries management is the share of a boat trip that is dedicated to fishing. More generally, this share is one of the behavioural component of fishing that determines the effective fishing effort. Of course, other components have to be taken into account to accurately estimate this effective fishing effort such as, for instance, the efficiency of the research time or the exchange of information between fishermen (Millischer et Gascuel 2006). From that point of view, the analysis of VMS data is step forward in the understanding and quantitative characterisation of fishing behaviour.

Enhancing fishing effort metrics is also particularly important when assessing the impact of fishing on the seabed (Mills, 2007), the effort attraction around Marine Protected Areas (Murawski, 2005) and even fish distribution (Bertrand, 2005). Improving the description of fishing effort would also positively impact the reliability of catch rates as stock abundance indicators (Marchal et al., 2006).

VMS data should, in the future, greatly benefit studies on effort allocation and fishers' behaviour. The statistics derived from these approaches could then be used to compute the effective fishing time and the spatial and temporal patterns of fishing activity. These descriptors could then serve as direct inputs for stock assessment (for instance in calibrating VPA on effort data) and for existing bio-economic modelling frameworks (e.g. ISIS-Fish (Mahévas and Pelletier, 2004; Drouineau et al., 2006; Pelletier et al., 2009, In Press), TEMAS (Ulrich et al., 2002 and 2007) or FLR (Kell et al., 2007)) to improve the modelling of fishery systems. These indicators may also be of direct value for management and monitoring purposes. It is for example important to distinguish between fishing and steaming when establishing Marine Protected Areas that can potentially be crossed by boats because of its location, either between fishing areas, or between the home harbour and fishing grounds. Being able to distinguish fishing from travelling is also important, in the context of input-based management, to adjust fishing effort limits to management objectives.

1.13 Acknowledgements

The work was funded through the CAFE project of the European Union (DG-Fish, contract no. 022644) and the Région Bretagne, for which support we are very grateful. We are also indebted to fishers, who kindly provided their VMS data on a voluntary basis and people from the French Fisheries Information System at IFREMER. The authors thank Marie-Pierre Etienne, AgroParis Tech, ENGREF, Paris, and Emily Walker and Nicolas Bez (IRD Sète) for helpful comments and discussions and the two anonymous referees for their relevant comments that have greatly improved the paper.

1.14 References

- Babcock, E.A., Pikitch, E.K., McAllister, M.K., Apostolaki, P., Santora, C. (2005) A perspective on the use of spatialized indicators for ecosystem-based fishery management through spatial zoning. *ICES J. Mar. Sci.* **62**, 469-476.
- Barraquand, F., Benhamou, S. (2008) Animal movement in heterogeneous landscapes: Identifying profitable places and homogeneous movement bouts. *Ecology* **89**, 3336-3348.
- Bertrand, S., Bertrand, A., Guevara-Carrasco, R., Gerlotto, F. (2007) Scale-invariant movements of fishermen: the same foraging strategy as natural predators. *Ecological Applications* **17**, 331-337.
- Bertrand, S., Burgos, J.M., Gerlotto, F., Atiquipa, J. (2005) Lévy trajectories of Peruvian purse-seiners as an indicator of the spatial distribution of anchovy (*Engraulis ringens*). *ICES Journal of Marine Science* **62**, 477-482.
- Bertrand, S., Diaz, E., Niquen, M. (2004) Interactions between fish and fisher's spatial distribution and behaviour: an empirical study of the anchovy (*Engraulis ringens*) fishery of Peru. *ICES Journal of Marine Science* **61**, 1127-1136.
- Booth, A.J. (2000) Incorporating the spatial component of fisheries data into stock assessment models. *ICES J. Mar. Sci.* **57**, 858-865.
- Clark, J.S. 2005 Why environmental scientists are becoming Bayesians. *Ecol Lett*, 8:2-14
- Congdon, P. (2001) Bayesian Statistical Modelling. *Wiley & Sons Ltd, Wiley Series in Probability and Statistics*, 529 p.
- Cressie, N., Calder, C.A. Clark, J.S. Ver Hoef J.M. and Wikle C.K. 2009. Accounting for uncertainty in ecological analysis: the strengths and limitations of hierarchical statistical modelling. *Ecological Applications*, 19(3): 553–570.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

- Drouineau, H., Mahévas, S., Pelletier, D., Benoît, B. (2006) Assessing the impact of different management options using ISIS-Fish: the French *Merluccius merluccius* – *Nephrops norvegicus* mixed fishery of the Bay of Biscay. *Aquatic Living Resources* **19**, 15-29.
- Eckert, S.A., Moore, J.E., Dunn, D.C., Sagarminaga Van Buiten, R., Eckert, K.L., Halpin, P.N. 2008. Modeling loggerhead turtle movement in the Mediterranean: importance of body size and oceanography. *Ecological Applications* **18**(2), 290-308.
- F.A.O (1998) Fishing Operations, 1.Vessel Monitoring Systems. *FAO TECHNICAL GUIDELINES FOR RESPONSIBLE FISHERIES 1*.
- Fisher, N.I. 1993. Statistical analysis of circular data. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Harrington, J.J., Semmens, J.M., Haddon, M. (2007) Spatial distribution of commercial dredge fishing effort: application to survey design and the spatial management of a patchily distributed benthic bivalve species. *Marine and Freshwater Research* **58**, 756-764.
- Hintzen, N.T., Piet, G.J, Brunel, T. (2009) Improved estimation of trawling tracks using cubic Hermite spline interpolation of position registration data. *Fisheries Research* DOI: 10.1016/j.fishres.2009.09.014
- Jonsen, I.D., Flemming, J.M., Myers, R.A. (2005) Robust state-space modeling of animal movement data. *Ecology* **86**, 2874-2880.
- Jonsen, I.D., Myers, R.A., James, M.C. (2007) Identifying leatherback turtle foraging behaviour from satellite telemetry using a switching state-space model. *Marine Ecology-Progress Series* **337**, 255-264.
- Jonsen, I.D. (2006) Robust hierarchical state-space models reveal diel variation in travel rates of migrating leatherback turtles. *Journal of Animal Ecology* **75**, 1046-1057.
- Karlin, S. and Taylor, H.M. 1975. A First Course in Stochastic Processes, Second Edition. Academic Press.
- Kell, L.T., Mosqueira, I., Grosjean, P., Fromentin, J.M., Garcia, D., Hillary, R., Jardim, E., Mardle, S., Pastoors, M.A., Poos, J.J., Scott, F., Scott, R.D. (2007) FLR: an open-source framework for the evaluation and development of management strategies. *ICES Journal of Marine Science* **64**, 640-646.
- Kourti, N., Shepherd, I., Greidanus, H., Greidanus, H., Alvarez, M., Aresu, E., Bauna, T., Chesworth, J., Lemoine, G., Schwartz, G. (2005) Integrating remote sensing in fisheries control. *Fisheries Management and Ecology* **12**, 295-307.

- Lunn, D.J., Thomas, A., Best, N., Spiegelhalter, D. (2000) WinBUGS - A Bayesian modelling framework: Concepts, structure, and extensibility. *Statistics and Computing* **10**, 325-337.
- Lunn, D.J., Spiegelhalter, D., Thomas, A., Best, N. (2009). The BUGS project: Evolution, critique and future directions. *Statist. Med.*, DOI : 10.1002/sim.3680.
- Mahévas, S., Pelletier, D. (2004) ISIS-Fish, a generic and spatially explicit simulation tool for evaluating the impact of management measures on fisheries dynamics. *Ecological Modelling* **171**, 65-84.
- Marchal, P., Andersen, B.S., Bromley, D., Iriondo, A., Mahévas, S., Quirijns, F., Rackham, B., Santurtun, M., Tien, N., Ulrich, C. (2006) Improving the definition of fishing effort for important European fleets by accounting for the skipper effect. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **63**, 510–533.
- Millischer L., Gascuel D. (2006) Information transfers, behaviors of vessels and fishing efficiency: an individual based simulation approach. *Aquatic Living Resources*, **19**: 1-13.
- Mills, C.M., Townsend, S.E., Jennings, S., Eastwood, P.D., Houghton, C.A. (2007) Estimating high resolution trawl fishing effort from satellite-based vessel monitoring system data. *ICES J. Mar. Sci.* **64**, 248-255.
- Morales, J.M., Haydon, D.T., Frair, J., Holsinger, K.E., Fryxell, J.M. (2004) Extracting more out of relocation data: building movement models as mixtures of random walks. *Ecology* **85**, 2436-2445.
- Morizur, Y., Tregenza, N., Heessen, H.J.L., Berrow, S.D., S., P. (1996) By-catch and discarding in pelagic trawl fisheries. *Contract Report Contract EC DG XIV-C-1, IFREMER, Brest.*
- Murawski, S.A., Wigley, S.E., Fogarty, M.J., Rago, P.J., Mountain, D.G. (2005) Effort distribution and catch patterns adjacent to temperate MPAs. *ICES Journal of Marine Science* **62**, 1150-1167.
- Patterson, A.T., Thomas, L., Wilcox, C., Ovaskainen, O., Matthiopoulos, J. (2008) Stat-space models of individual animal movement. *Trends in Ecology & Evolution* **23**(2), 87-94.
- Pelletier, D., Mahévas, S., Drouineau, H., Vermard, Y., Thébaud, O., Guyader, O., Poussin, B. (2009) Evaluation of the bioeconomic sustainability of multi-species multi-fleet fisheries under a wide range of policy options using ISIS-Fish. *Ecological Modelling* **220**, 1013-1033.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

- Poos, J.-J., Rijnsdorp, A.D. (2007) The dynamics of small-scale patchiness of plaice and sole as reflected in the catch rates of the Dutch beam trawl fleet and its implications for the fleet dynamics. *Journal of Sea Research* **58**, 100-112.
- Rijnsdorp, A.D., Buys, A.M., Storbeck, F., Visser, E.G. (1998) Micro-scale distribution of beam trawl effort in the southern North Sea between 1993 and 1996 in relation to the trawling frequency of the sea bed and the impact on benthic organisms. *ICES J. Mar. Sci.* **55**, 403-419.
- Ross, S.M. 1996. Stochastic Processes, 2nd Edition, Wiley, New-York.
- Smith, M.D., Wilen, J.E. (2003) Economic impacts of marine reserves: the importance of spatial behavior. *Journal of Environmental Economics and Management* **46**, 183-206.
- Ulrich, C., Andersen, B.S., Sparre, P.J., Nielsen, J.R. (2007) TEMAS: fleet-based bio-economic simulation software to evaluate management strategies accounting for fleet behaviour. *ICES Journal of Marine Science* **64**, 647-651.
- Ulrich, C., Le Gallic, B., Dunn, M.R., Gascuel, D. (2002) A multi-species multi-fleet bioeconomic simulation model for the English Channel artisanal fisheries. *Fisheries Research* **58**, 379-401.
- Vermard, Y., Marchal, P., Mahevas, S., Thebaud, O. (2008) A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice: the response to the closure of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery in 2005. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **65**, 2444-2453.

**A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet
simulating fishing trip choice: the response to the closure of
the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery in
2005**

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.15 Résumé détaillé

Alors que le chapitre précédent s'est attaché à décrire et modéliser le comportement à court terme des pêcheurs par le biais de l'étude du mouvement, dans ce chapitre nous nous intéresserons au comportement à moyen terme et au choix du métier, en se plaçant à l'échelle de la marée. En attendant de pouvoir utiliser l'effort calculé par les données VMS, l'effort utilisé correspond aux temps de pêches déclarés dans les journaux de bord.

Cette description permet d'une part la compréhension des processus d'allocation de l'effort de pêche sur les différentes espèces cibles mais aussi de pouvoir construire un modèle de dynamique de flottille qui permettra par la suite de tester des mesures de gestion alternatives.

Le cas particulier traité ici est celui des chalutiers pélagiques définis comme ciblant l'anchois de manière active. Le chapitre présente, (i) la méthode de classification ascendante hiérarchique ayant permis de définir les métiers pratiqués (Fig. 3-2), (ii) la description de la dynamique d'allocation de l'effort de pêche par le biais d'un modèle de choix discret (RUM) basé sur la Valeur Par Unité d'Effort réalisée la marée précédente, la composition spécifique de la marée précédente ainsi que l'inertie des bateaux à changer de métier et (iii) l'utilisation de ce modèle en prédiction afin d'en évaluer la capacité à reproduire le report d'activité lors de la fermeture de la pêcherie d'anchois en 2005.

On montre ainsi que la description de l'activité de pêche de ces flottilles peut se faire en décrivant quatre métiers (un métier ciblant l'anchois, le bar, le thon et enfin un métier mixte représentant respectivement 59, 19, 5 et 17% (Table 3-4) des marées observées sur la période 2000-2004).

Pour les métiers principaux, l'allocation de l'effort par le modèle RUM est prédite correctement à 90% sur la période de calibration (Tableau 3-7). Ce modèle d'allocation de l'effort est ensuite utilisé en prédiction sur l'année 2005, année de fermeture partielle de la pêche à l'anchois. Les résultats de simulation sont ensuite comparés à l'allocation d'effort effectivement observée durant cette période. Dans 80% des cas, le modèle prédit correctement les choix de métier (Tableau 3-8).

A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice: the response to the closure of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery in 2005

Youen Vermard^{1,2,*,+}, Paul Marchal¹, Stéphanie Mahévas², Olivier Thébaud³

Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Science

¹ IFREMER- Département Halieutique de Manche-Mer du Nord, 150 Quai Gambetta, BP 699,
62321 Boulogne s/mer, France.

² IFREMER- Département Ecologie et Modèles pour l'halieutique, Rue de l'Île d'Yeu, BP
21105, 44311 Nantes Cedex 03, France.

³ IFREMER- UMR AMURE, B.P. 70, 29280 Plouzané, France.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.16 Abstract

The scope of this paper is to describe, evaluate, and forecast fishing trip choices of the Bay of Biscay pelagic fleet using random utility modeling (RUM). First, alternative fishing trip choices of this fleet were identified using multivariate statistical methods based on species landings weighted by value and defined as distinct fishing activity or fisheries (termed *métiers*). A RUM was specified, which included trip components as attributes during the period 2001–2004 (a lagged percentage of the value per unit of effort of the main species caught, total value per unit of effort, and inertia in terms of changes from one *métier* to another). For the main *métiers*, the proportion of correct effort allocation is 90% during the calibration period of 2001–2004. The results from the RUM are used to parameterize a simulation model of trip choice. The model is used to predict trip choices in 2005, throughout most of which fishing was constrained by the closure of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery. Simulation results are compared with observed trip choices following the fishing ban: 80% of observed trip choices are correctly predicted by the model. The capacity of the behavioral model to predict responses to the closure is then discussed.

1.17 Introduction

In the current context of fisheries management, simulation models are required to support the evaluation of management scenarios. These models should include the key processes of the fishery system: stock dynamics, fleet dynamics, manager decision-making, and the interactions between these three elements. Most of the existing models have concentrated on the modeling of biological processes, population dynamics, and ecosystem interactions (for a synthesis of the different models dealing with population and ecosystem modeling, see Pelletier and Mahévas 2005). However, as stressed by Hilborn (1985), a number of fisheries management failures could have resulted from a misunderstanding of fisher behavior rather than from limited knowledge of the status of fishery resources. Wilen et al. (2002) showed that in an exploited system, fishers' spatial behavior influences the predicted outcomes of management policies, just as importantly as biological and ecological factors.

Fisher behavior and the resultant fleet dynamics can be seen at different scales that can be divided into long, medium, and short terms. Long-term dynamics involve interannual investment behavior resulting in the entry–exit of vessels in and out of fisheries and in technical creeping. Short-term behavior involves the infraannual choices made by fishing

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

operators as regards, e.g., fishing gear to use in a given fishery. Very short term behavior can also be described, focusing on the sequence of decisions made at the scale of the fishing operation, e.g., selecting a particular fishing area at a given stage of a fishing trip. In this paper, we will focus on the description of short term behavior and the choice of what we call a “métier” at the scale of the fishing trip. Describing short-term behavior helps in understanding the fishery system (Sala and Gaertner 2004). The processes driving microeconomic decisions in fisheries have already been modeled using several methods. Fisher behavior has been described using the gravity model of Caddy (1975), while others have applied the ideal free distribution assumption, generalized linear, or additive models, random utility modeling (RUM), or optimal foraging theory (for reviews, see Pelletier and Mahévas (2005) and Prellezo et al. (2006)). Among these methods, RUM is currently receiving particular attention, as it is specifically devoted to the modeling of discrete decisions by individual economic agents, thus incorporating a model of decision-making directly based on economic theory (Wilén et al. 2002). RUM can be used to describe fisher’s behavior using attributes and characteristics of the choices defined at the microeconomic level. This method was used, in particular, to describe fisher’s location choice (Holland and Sutinen 1999; Smith and Wilén 2003; Hutton et al. 2004) or fisher’s trip choice behavior as in Pradhan and Leung (2004). In this paper, RUM is used to describe métier choices at the scale of the trip for the Bay of Biscay fleet of pelagic trawlers. The purpose of this research is to develop an empirical model that could be used to predict how changes in the catch rate of targeted species and in management regulations may influence fishers’ behavior. Moreover, this fleet is experiencing a severe crisis due to the closure of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery since 2005. We thus aim to test the robustness of the behavioral model

in terms of predicting the response of effort allocation to shifts in management regimes, including fishing bans such as the one that was experienced by this fleet. The paper is structured as follows. After describing the background of the Bay of Biscay pelagic fishery and defining the métiers that structure the activity of pelagic trawlers, the dynamics of this fleet are modeled using a RUM for 2000 to 2004. The capacity of the estimated model to predict the anchovy closure in 2005 is then tested, and the results are discussed.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.18 Background on the Bay of Biscay pelagic fishery

The Bay of Biscay pelagic fleet has experienced a severe crisis since 2005 and the closure of the anchovy fishery. This closure was adopted due to a combination of unsustainable biomass levels and poor spring anchovy recruitment in recent years, leading to concerns regarding the status of the anchovy stock. Historically, this fishery became important in the 1950s. Until 1985, the Bay of Biscay's anchovy stock was exploited by French and Spanish purse seiners in spring and during the spawning season from March to the beginning of August (with a peak in May–June). During the 1970s and the early 1980s, the development of the pelagic fishery and the crisis in the fisheries targeting sparids led to increased anchovy fishing by this fleet (Uriarte et al. 1996). The fishery has been managed by total allowable catch (TAC) since 1978. Originally established within European Union (EU) waters (divisions VIIIa and VIIIb), the TAC was extended to the whole Bay of Biscay (subarea VIII) in 1986 with the inclusion of Spain in the EU. Since 1978, this TAC has always been set at a high level of 30 000–33 000 tonnes (t) for the international fishery. It is then split between Spain (90%) and France (10%). Anecdotal evidence suggests that the TAC has rarely been restrictive. In addition, in 1992, a bilateral agreement between France and Spain (the so-called “Accords d’Arcachon”) established a level of quota exchange between France and Spain, as well as restricted fishing seasons for their fleets. As a result of this agreement, the French pelagic trawler fleet is not allowed to operate in May (Uriarte et al. 1996). Duhamel et al. (2004) describe the French fleet and its trends in term of number of vessels and vessel characteristics between 2000 and 2004, distinguishing the trawler fleet (pelagic or mixed) from purse seiners. The total fleet (vessels landing at least 1 t of anchovy per year) decreased from 146 vessels in 2000 to 104 in 2003. During that period, ~75% of the total fleet was composed of trawlers. Most of the French anchovy pelagic trawl fleet is concentrated in the Pays de la Loire region (Saint Nazaire and Les Sables d’Olonne harbours). The purse seine fleet is composed of vessels mainly coming from Bretagne (Le Guilvinec and Concarneau are the main ports) and Aquitaine (Bayonne).

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

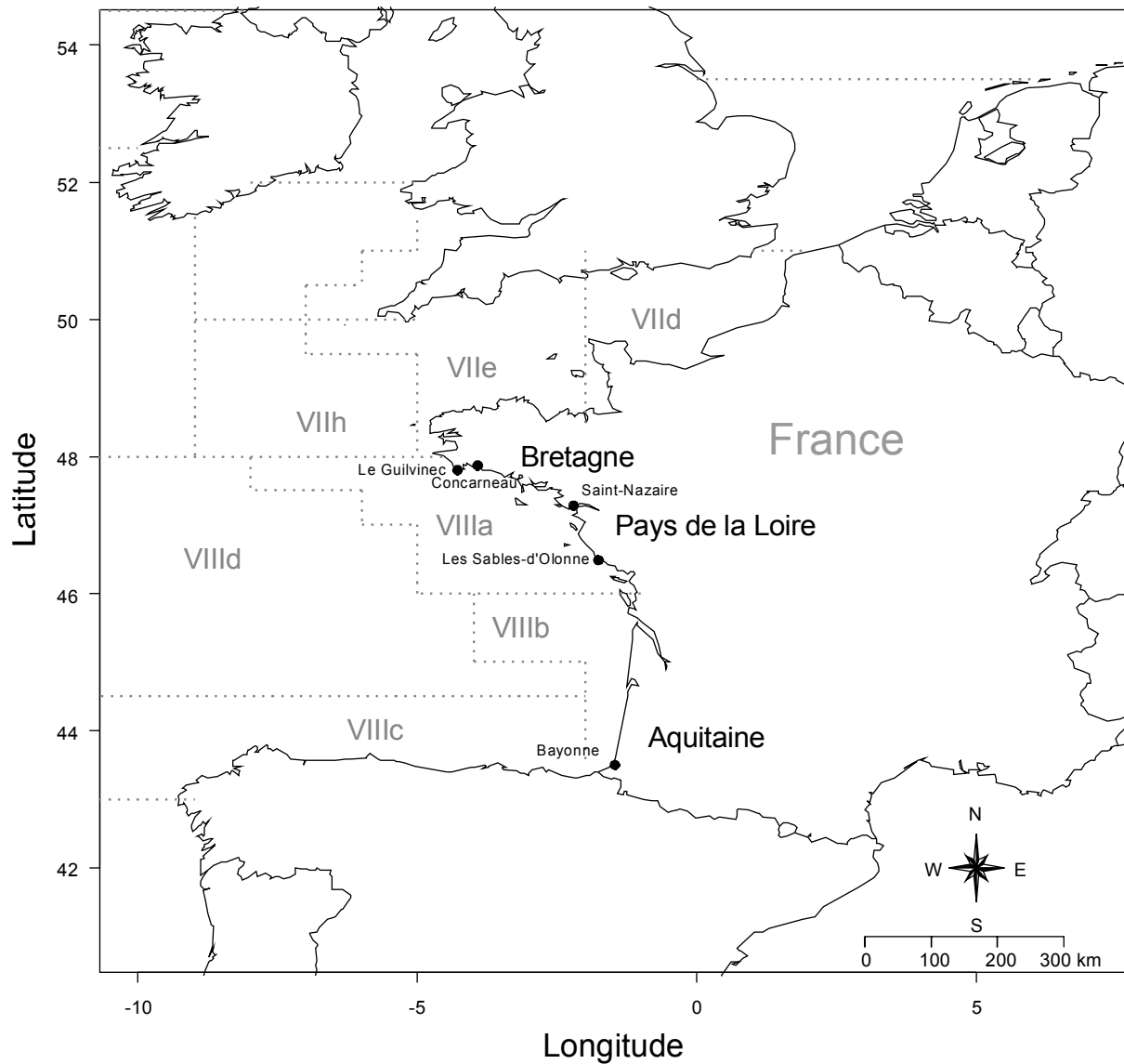


Figure 3-13. International Council for the Exploration of the Sea (ICES) divisions and main French regions and harbors for the French anchovy fleets.

In this paper, we focus on pelagic trawlers targeting anchovy. In France, about 20 pairs of pelagic trawlers target mainly anchovy (Duhamel et al. 2004; Guyader et al. 2005). Of these 20 pairs, a group of eight (16 vessels) for which we have data during the period 2000–2005 have been identified. During this period, these vessels have shown the same patterns in their activity, targeting mainly anchovy when they are allowed to and when it is accessible and sea bass, tuna, or horse mackerel when it is not. Together, they represent between 25% and 30% of the anchovy catches (International Council for the Exploration of the Sea (ICES) 2006) for the whole French pelagic fleet during the period 2000–2005 (Table 3-1).

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

Table 3-5. Total annual catches of French (as estimated by the ICES working group members) and studied pair trawlers and corresponding percentage total catches for 2000 to 2005.

year	French annual Anchovy's catches (in tonnes) as estimated by the ICES working group members	Annual Anchovy's catches of the pair trawlers in study	corresponding percentage total catches
2000	17 765	4 638	26
2001	17 087	4 296	25
2002	10 988	3 568	32
2003	7 593	2 266	30
2004	8 781	2 522	29
2005	952	254	27

The mean length of these vessels is 20.2 m (standard deviation (SD) = 1.2), and the mean engine power is 373 horsepower (SD = 67). The assemblage of species or stock that they target is described.

Table 3-6. Share of the different species in the total landings of the fleet for 2000 to 2005.

specie	Total of the catches (in tonnes) over the period 2000-2005	percentage
Anchovy	17 544	76.5
Sea-Bass	1 555	6.8
Tuna	1 285	5.6
Horse Mackerel	1 179	5.1
Mackerel	542	2.4
Hake	110	0.5
Sardine	93	0.4
Others	611	2.2

The total number of trips of the selected vessels over the study period is 2518, with a mean time of trips of 5 days at sea, which corresponds to weekly trips.

1.19 Materials and methods

1.19.1 Data

The definition of the fleet studied and its activity have been defined such that they are consistent with the recommendations from International Council for the Exploration of the Sea (ICES 2004; Marchal et al. 2006). We define the “fleet” as a group of vessels sharing similar characteristics in term of technical features and activity. A “métier” is then defined as

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

a fishing tactic at the scale of the trip characterized by a set of targeted species, a gear, and a period of the year. The landings and effort data used for this analysis have been derived from logbook data registered by the French Fishery Ministry (DPMA) and extracted from “Harmonie”, the database of the French Fisheries Information System managed by IFREMER. Landings and effort data were directly available from logbooks; revenue and prices were available from sales slips. Sales slips were also used to compute the mean price by month for each species caught by the fleet. These effort and landings data are available for each vessel for the whole period 2000–2005 at the scale of the trip. Each of the 2518 trips is described by 16 variables. Among the variables, four are discrete: year (2000–2005), month, day of the landing date that defines the week of the fishing trip, and vessel number. The 11 remaining quantitative variables are the trip landings (in kilograms and the corresponding value in euros) for European anchovy (*Engraulis encrasicolus*, hereafter referred to as anchovy), sea bass (*Dicentrarchus labrax*), albacore (*Thunnus alalunga*, hereafter referred to as tuna), horse mackerel (*Trachurus trachurus*), the sum of the other species landed, and nominal effort (in hours fished).

1.19.2 Métier description

As métiers are types of fishing trips based on landing composition in value, we consider a classification of the 2518 trips, each trip being described by the landing profile over the four main species and a set of other species. We begin by providing a description of the trips based on the landings composition in value. This reflects the view that fishers are profit maximizers, and valuable species get more weight in the analysis. The Ward minimum variance clustering method was used to group similar trips. In this method, the distance between two clusters is the analysis of variance (ANOVA) sum of squares between the two clusters over all the variables. A hierarchical agglomerative clustering (HAC) analysis was used to define landings profiles. To the best of our knowledge, there is no objective method for identifying the most appropriate number of clusters, and a compromise has to be found between the number of clusters and the percentage of variance explained. First, clusters were defined at fine level and described in terms of landing profiles. They were then aggregated based on similarity, ensuring a reasonable balance between precision and operational requirements. Once the number of clusters was decided, each trip was assumed to be characterized by the métier of its cluster and métiers were defined by the average landing profile of each cluster.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

It is also possible that vessels stay a complete month at port (closure of the anchovy fishery in May for the pelagic trawlers, period of inactivity at the end of the year, etc.). To consider these periods of inactivity, a métier called “inactivity” was attributed to each week of month without activity.

1.19.3 Modeling fleet dynamics

A discrete choice modeling framework was chosen to understand and forecast the underlying factors and mechanisms affecting the choice of métier. According to the economic theory of utility maximizing behavior, fishers confronted with a finite set of alternatives (in this case, métiers) will choose the métier that provides the highest expected utility (Wilén et al. 2002). The period 2001–2004 was used to describe fishers’ choices and find the determinants of these choices. A diversity of models was tested to find the best description of the fishery. Once the model was parameterized, its capacity to predict events such as a fishery closure was tested over the period 2005. In discrete choice models such as the one developed here, an assumption often made in the choice of explanatory variables is that past value of key variables influences fishers in their métier choice, as it constitutes the basis for anticipating future prospects attached to these métiers, following an adaptive anticipation process. The practical issue is to establish the lags adequately reflecting the speed at which expectations are revised by fishers following changes in the values of these key variables. In some cases, a combination of seasonal effects captured by the value of these variables at the same period in the previous years and short-term effects captured by their value in the previous days or months is used. Various combinations of explanatory variables were tested to retain a formulation of the model that best fit the 2001–2004 data. Based on the view that fishers are profit maximizers, the model includes, but is not limited to, variables that are assumed to impact expected profit. Other variables that describe fishing patterns or inertia to changes in métiers were also included in the model. Among the different variables envisaged, some were choice-specific variables, e.g., the fisher’s fishing pattern in the previous year (12-month lag), defined as the percentage of effort in each métier in the previous year and during the same month. The fisher’s fishing pattern in the previous year was initially introduced in the model because seasonal patterns are usually considered an important characteristic of fisheries and have often been introduced as explanatory variables in RUMs, as in Holland and Sutinen (1999).

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

The other variables included in the analysis were individual-specific covariates, e.g., the total value per unit effort (VPUE) during the previous trip (given that all vessels have experienced all of the alternative métiers, information was available at an individual level for all vessels and all métiers). This was considered as a proxy of gross return and used as an indicator of profit. (The assumption here is that the cost structure of fishing is comparable across the different métiers. If this assumption, which we could not verify based on the available data, proved incorrect, our model of effort allocation should be considered as a model of gross revenue maximizing behavior.) The percentage of VPUE per species during the previous trip was also introduced to capture targeting behavior reflecting the relative attractiveness of the different species. A dummy variable representing the métiers realized in the two previous trips was included to measure the short-term inertia of fishing activity in terms of persistence in time of each métier, which may result from tradition, knowledge of the fishery, or fluctuations in resource abundance. Percentage of the VPUE per species in the previous trip, the total VPUE, and the “inertia” variable are individual specific covariates. To incorporate these continuous variables into a conditional logit model, each variable was multiplied by a set of dummy variables corresponding to the different choices made during the previous trip. These dummy variables were given a value of one (1) if a particular métier was actually chosen and zero (0) otherwise, with the following list of métiers: ANE for the métier targeting anchovies, ALB for the métier targeting tuna, BSS for the métier targeting sea bass, MIX for the mixed-species fishery, and INA for the inactivity. INA was set as the reference category and all estimated parameters were estimated relative to this category (Green 2003). Two different conditional logit models were then tested. Model A contained the variable relative to the yearly patterns, whereas model B did not (all variables are described in Table 3-3).

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

Table 3-7. Definition of the variables used in the random utility models (RUM).

Variables	Definition
PERC_LAGPERIODY	Percentage of the effort spent in the métier the current month, the previous year
PERC_LAG_VPUEs	Percentage of the VPUE realized in the species during the previous trip
TOT_VPUE	Total VPUE realized the previous trip
PVTRP	Inertia dummy equal to 1 if two previous trip is equal to the trip before, 0 otherwise
ANE	Trip dummy equal to 1 if the chosen trip is targeting Anchovy, 0 otherwise
ALB	Trip dummy equal to 1 if the chosen trip is targeting Tuna, 0 otherwise
BSS	Trip dummy equal to 1 if the chosen trip is targeting Sea Bass 0 otherwise
MIX	Trip dummy equal to 1 if the chosen trip is Mixed species métier, 0 otherwise

These models, including models A and B described above, were tested against the hypothesis of the independence of the irrelevant alternative (IIA), which assumes that the odds ratios in multinomial and conditional logit models for a given set of choices are independent of other alternatives that may exist (for a description of this test, see Hausman and McFadden (1984) or Green (2003)). The models were assessed in terms of the percentage of correct predictions and based on their McFadden's likelihood ratio index (LRI) (McFadden 1974), which is a coefficient analogous to R^2 . The only model detailed here is the selected model that best fit the 2001–2004 data series. The deterministic component of the indirect utility function or the expected utility function of the mixed-species model selected is empirically specified as follows:

$$(1) \quad V_{ij} = \alpha_1 * PVTRP_j * ANE + \alpha_2 * PVTRP_j * BSS + \alpha_3 * PVTRP_j * ALB + \alpha_4 * PVTRP_j * MIX + \beta_1 * TOTVPUE_j * ANE + \beta_2 * TOTVPUE_j * BSS + \beta_3 * TOTVPUE_j * ALB + \beta_4 * TOTVPUE_j * MIX + \sum_{s=1}^{NumberOfSpecies} (\gamma_{1s} * PERCLAGVPUE_j * ANE + \gamma_{2s} * PERCLAGVPUE_j * BSS + \gamma_{3s} * PERCLAGVPUE_j * ALB + \gamma_{4s} * PERCLAGVPUE_j * MIX)$$

The dependent response variable V_{ij} represents the expected utility for the i^{th} trip choices (Anchovy, Horse Mackerel, Sea bass, Tuna, Mixed or No Activity) for the j^{th} trip. The vectors α , β and γ are coefficients to be estimated in the mixed model.

Once the probability of each possible choice is computed (see Equation 2), the choice actually made during the trip is defined as that with the highest probability.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

$$(2) \quad \text{Proba}(\text{Choice} = i) = \frac{\exp(V_{ij})}{\sum_{i=1}^{\text{NumberOfChoices}} \exp(V_{ij})}$$

A value of one (1) is assigned to the dependent variable if a trip of a particular type was actually chosen, and zero (0) otherwise. SAS 9.0 software was used in the model estimation (MDC procedure; SAS Institute Inc. 2004).

1.19.4 Capacity of the estimated model to predict the anchovy closure

A simplified model of fleet dynamics was developed utilizing the coefficient estimated in the above behavioral model. The model was used to simulate métier choices at the trip level during the anchovy fishery closure, which took place from February to May and July to December 2005. The input variables in this model were computed for the period 2001–2004 as follows. The average percentages of VPUE per species, per vessel, and per trip of each month were calculated with the trips corresponding to the métier targeting anchovy when the anchovy fishery was open (January and June) and without trips targeting anchovy during the closure. The average VPUEs per month and per vessel were computed in the same way. The probability of one métier's realization for each trip was then computed by the model using the coefficients estimated by eqs. 1 and 2. The inertia variable was computed by comparing the trip choices made during the previous two trips.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.20 Results

1.20.1 Métier description

Choosing six clusters provides a reasonable trade-off between keeping the number of clusters tractable and making use of a maximum of information available in the data set.

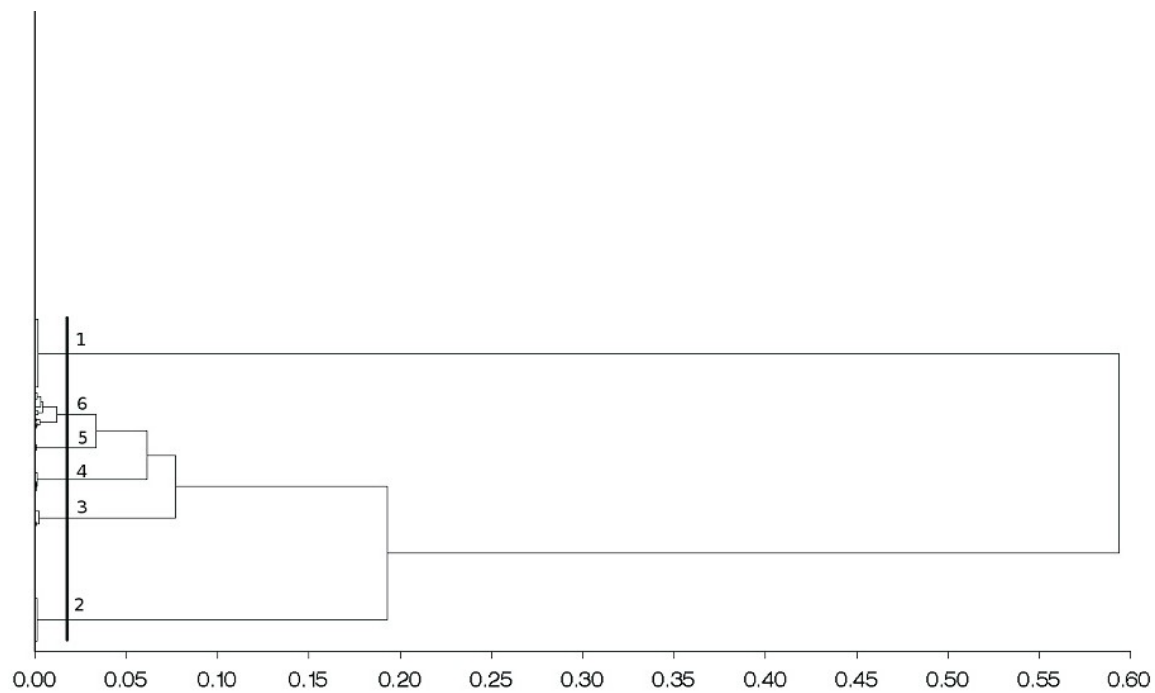


Figure 3-14. Dendrogram and number of the clusters.

The interpretation of the dendrogram was initiated using these six clusters. The average species composition of the six clusters is presented in Table 3-4.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

Table 3-8. Mean percentage in value per species and per cluster.

CLUSTER	Number of observations	Mean percentage in value of				
		Tuna	Anchovy	Sea-Bass	Others	Horse Mackerel
1	1292	0.1	99.1	0.3	0.2	0.4
2	420	0.00	0.2	96.9	2.5	0.4
3	106	90.2	0.5	0.00	8.8	0.5
4	146	1.4	0.2	2.8	91.9	0.37
5	80	0.6	0.1	2.5	2.4	94.3
6	126	2.0	18.7	33.6	27.1	18.6

characteristic of mixed fisheries. Cluster 4 is dominated by the “other species”. Cluster 5 is clearly driven by horse mackerel. It would be possible to identify it as a distinct single-species métier. However considering the small number of trips finally targeting Horse Mackerel, it was not thought appropriate to integrate it in the analysis as a distinct métier. Finally, to restrict the number of métiers to those related to key species of interest to the fleet, clusters 4 to 6 were aggregated into one métier. Métiers described for the fleet are then as follows: cluster 1, a métier targeting anchovy; cluster 2, a métier targeting sea bass; cluster 3, a métier targeting tuna; and clusters 4 to 6, a mixed métier. The majority of trips target anchovy (Fig. 3-2), the main species of that fishery. Métiers 1–3 are nearly exclusively single-species métiers.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

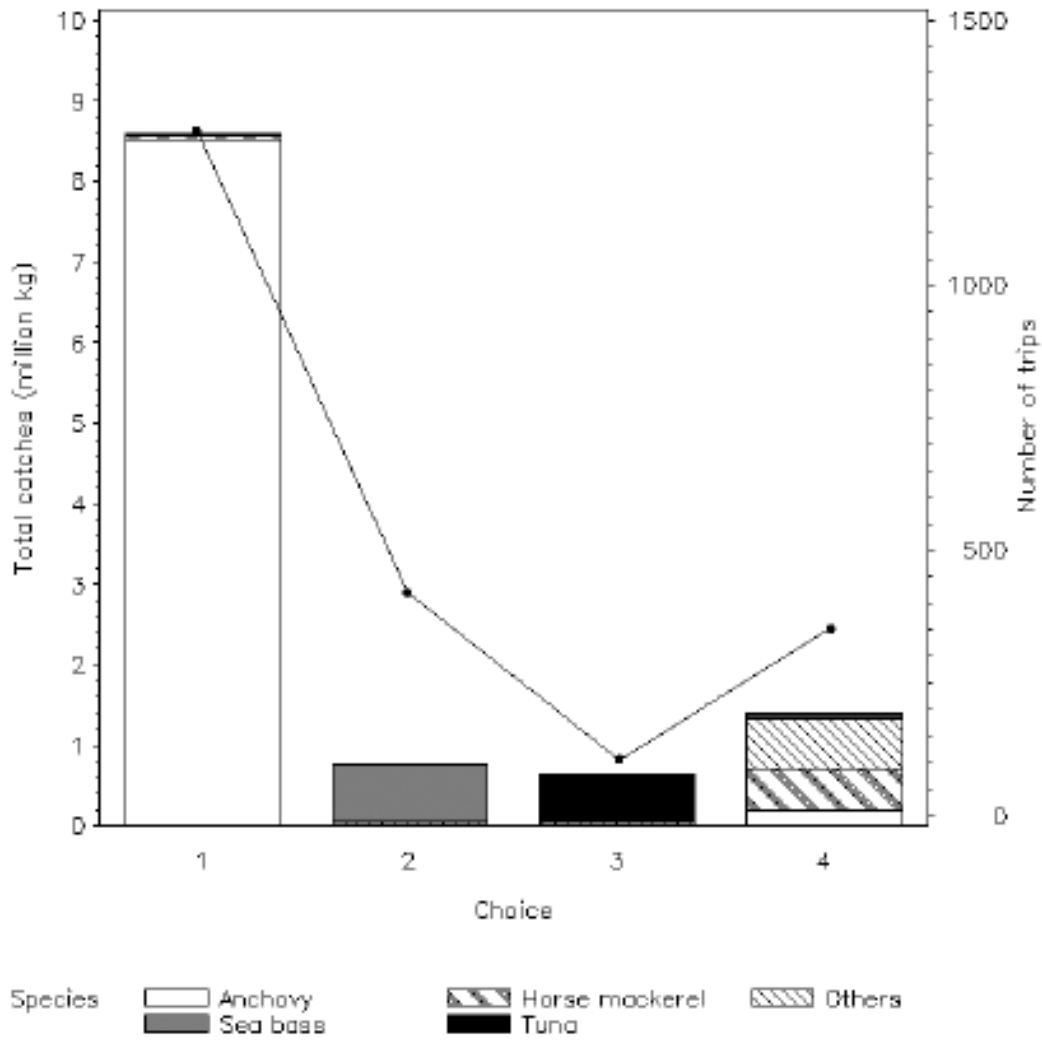


Figure 3-15. Total catches per species and per métiers (in millions of kilograms) during the period 2000–2005 and corresponding number of trips.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.20.2 Modeling fleet dynamics

Results of the IIA and comparison of models A and B showed that the model including the percentage of effort in the previous year and in the same month in each métier did not satisfy the IIA property (Table 3-5) because the statistic S exceeded the critical value for all deleted choices.

Table 3-9. Test statistics for the IIA property.

Deleted choice	Model A		Model B	
	Statistic S	P-value	Statistic S	P-value
4	110.48	<0.0001	8.33	0.99
3	364	<0.0001	29.39	0.1
2	123.95	<0.0001	6.88	0.99
1	460.1	<0.0001	Negative	
Degree of freedom	22		21	
Critical χ^2 [df]	40.29		38.93	

Model A: Model including the percentage of effort per month the previous year

Model B: Model not including the variable percentage of effort per month the previous year

In the other model (without the variable corresponding to the percentage of effort in the previous year and in the same month), for all the alternatives, statistic S was below the critical value, except for the subset without choice 1 where the test statistic was negative. As shown by Hausman and McFadden (1984), a negative statistic is not contradictory with the IIA property. This model was thus selected. Most coefficients in the discrete choice model were statistically significant (Table 3-6).

Table 3-10. Parameter estimates from the discrete choice model on trip choice behavior

Variable	Anchovy ¹	Sea Bass ¹	Tuna ¹	Mixed ¹
----------	----------------------	-----------------------	-------------------	--------------------

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

PVRT	-0.3897 ** (0.22)	0.4826 ** (0.26)	-0.5776 * (0.36)	-0.4729 ** (0.24)
PERC_LAG_VPUE				
Anchovy	2.2820 *** (0.32)	-1.9746 *** (0.40)	-0.8053 * (0.40)	-0.1475 (0.35)
PERC_LAG_VPUE				
Sea Bass	-1.1159 *** (0.37)	1.2524 *** (0.29)	-28.4293 ** (13.04)	0.2105 *** (0.29)
PERC_LAG_VPUE				
Tuna	-0.0559 (0.40)	-9.4898 *** (1.75)	-0.0227 (0.43)	-7.8973 *** (1.25)
PERC_LAG_VPUE				
Horse Mackerel	-1.0256 *** (0.44)	-1.3544 *** (0.48)	-1.6285 *** (0.63)	0.1880 (0.38)
PERC_LAG_VPUE				
Other Species	-0.6005 (0.43)	-2.2798 *** (0.56)	-1.3569 ** (0.60)	0.8579 ** (0.38)
VPUE tot	0.002145 *** (0.00035)	0.002185 *** (0.00036)	0.002108 *** (0.00036)	0.002136 *** (0.00036)
Number of observations	1742			
McFadden's LRI	0.5			
Adjusted Estrella	0.884			
¹ The category inactivity is the reference category				
Standard deviation is between bracket				
* Statistical significance at 10% level				
** Statistical significance at 5% level				
*** Statistical significance at 1% level				

The McFadden's LRI of 0.5 was equal to indicating that the model explains a substantial proportion of variation in fisher's trip choice behavior. The coefficient PVRT, when positive, indicates a tendency to keep the same métier for several trips in a row compared with inactivity, which represents at least four trips in a row (4 weeks by month of inactivity). The métier targeting sea bass has a positive coefficient, whereas métiers targeting anchovy, tuna, and mixed species have a negative coefficient. This can be interpreted as the fact that compared with inactivity, targeting all species for the two previous trips will reduce the probability of targeting the same species in the next trip, except in the case of sea bass. On the other hand, compared with inactivity, the probability of targeting sea bass in the next trip is increased if this species was targeted during the two previous trips (Table 3-6). For métiers targeting sea bass and anchovy, the probability to choose this métier in the next trip increases significantly ($p = 0.001$) with the amount of anchovy or sea bass, respectively, caught. For the mixed métier, the probability increases with the amount of horse mackerel caught and the assemblage of other species. For the métier targeting tuna, the probability of choosing this métier in the next trip is reduced (compared with inactivity), whatever the species caught in the previous trip. For every métier, the probability to choose this métier in the next trip increases significantly ($p = 0.001$) with the total VPUE achieved during the previous trip.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

The best predictions are obtained for the anchovy métier (90% of the time, the model predicted matches the model observed), which is the métier with the largest occurrence over 2001–2004. Fit is poorest for the tuna métier, which is least operated over 2001–2004 (Table 3-7).

Table 3-11. Correspondences between predicted and observed choices (2001-2004)

	Observed choices						
		1	2	3	4	5	sum
Predicted choices	1	878	32	47	83	19	1059
	2	23	178	0	51	16	268
	3	8	0	5	0	0	13
	4	40	27	8	86	8	169
	5	37	11	7	9	169	233
	sum	986	248	67	229	212	1742
Percentage times that observed matches predicted		90	72	8	37	80	76

Where the tuna métier would be expected, the model predicts anchovy targeting, which is the main métier in that period (Table 3-7). Over the period, the métier targeting anchovy is slightly overestimated (1059 trips predicted instead of 986), the métier targeting sea bass is relatively well estimated, and the métiers targeting tuna and mixed species are slightly underestimated. Overall, however, the model offers a good fit for métiers targeting anchovy, sea bass, and inactivity (Fig. 3-4).

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

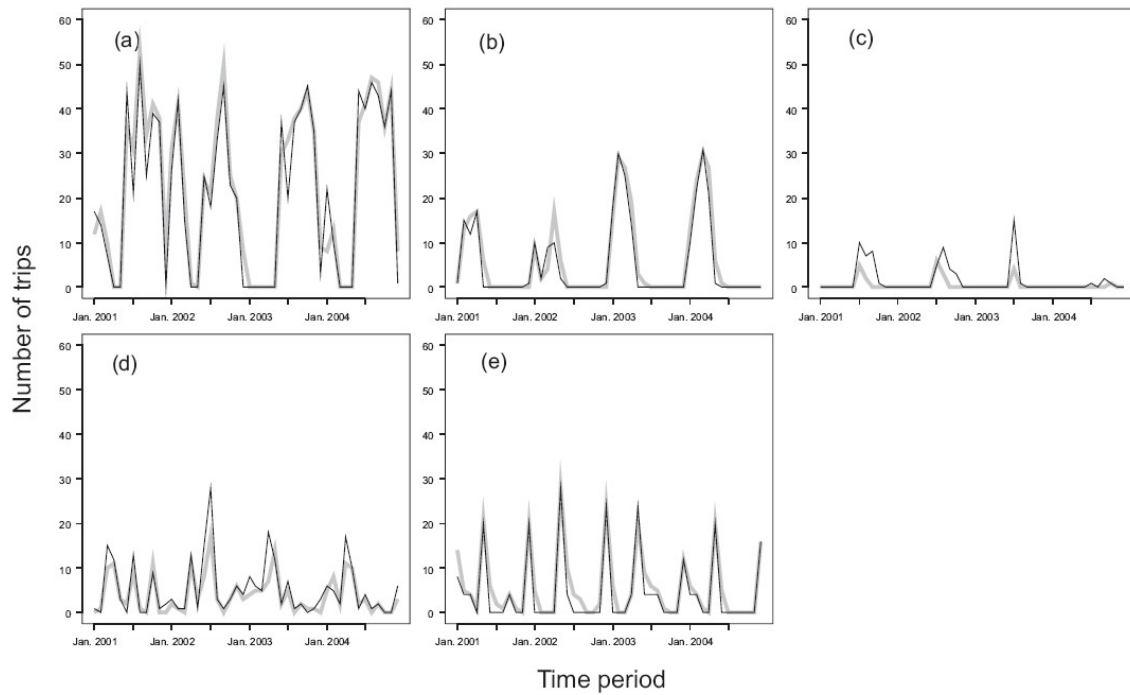


Figure 3-16. Comparison between predicted and observed number of trips per métier during the period 2001-2004 (Observed in continuous and predicted in dashed lines). Métier targeting (1) anchovy, (2) sea bass, (3) tuna, (4) mixed and (5) Inactivity.

Even if the fit is not as good for métiers targeting tuna and the mixed fishery, the model is able to explain the seasonal peaks observed in the fleet's activity and in the associated fisheries.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.20.3 Capacity of the estimated model to predict the anchovy closure

The results are quite similar to those obtained during the estimation period for métiers targeting anchovy and sea bass, with a very high percentage of good predictions (97% and 79%, respectively) (Table 3-8).

Table 3-12. Comparison of the predicted and observed choices in 2005

	Observed choices						
		1	2	3	4	5	sum
Predicted choices	1	56	12	0	5	0	73
	2	2	95	0	11	16	124
	3	0	1	23	6	8	38
	4	0	8	0	45	12	65
	5	0	4	6	11	28	49
	sum	58	120	29	78	64	349
Percentage times that observed matches predicted		97	79	79	58	44	76

The proportion of trips targeting anchovy is quite low compared with the estimation period because of the closure of the fishery in the major part of the year. For métiers targeting tuna and mixed species, the percentages of good predictions are higher than for the calibration period (79% and 57% compared with 8% and 37%, respectively), and by contrast, inactivity has a lower percentage of good prediction (43% compared with 80%). Overall, predictions are reasonable for choices of anchovy, sea bass, tuna, and the mixed-species fishery, but not so good for inactivity (Fig. 3-5).

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

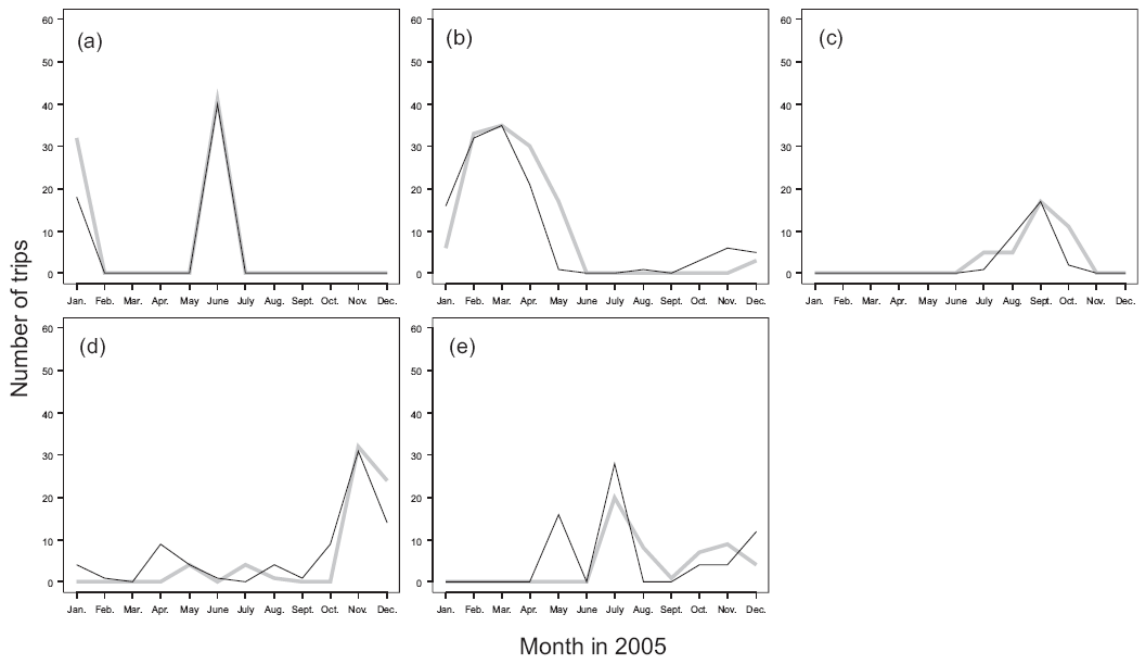


Figure 3-17. Comparison between predicted and observed number of trips per métier in 2005 (Observed in continuous and predicted in dashed lines). Métier targeting (1) anchovy, (2) sea bass, (3) tuna, (4) mixed and (5) Inactivity.

1.21 Discussion

In this paper, fisher's behavior in the Bay of Biscay pelagic fishery is studied by specifying and estimating a multinomial logit model. Results from this model suggest some important aspects of fisher's trip choice behavior. The degree of fit of the model is quite good during the estimation period (2001–2004), and the predictions of the closure based on this estimation can reproduce the effort reallocation of the fishery during the anchovy fishery closure in 2005. Therefore it can be used as a basis for anticipating the response of fishers to such management measures. To our knowledge, such testing of the robustness of the model in terms of predicting the observed response of a fishing fleet to a fishery closure has not been done before. Hutton et al. (2004) used the RUM to show some of the assumptions that could be expected a priori for location choice to establish the assumptions and decision rules in a simulation model. However, the coefficients obtained from their RUM of effort allocation were used only indirectly in the simulation part of their study, examining the response to management rules. Holland and Sutinen (1999) used the parameter estimates with the first random quarter of the data to calculate the predicted probability for each of the 41 alternative fisheries or locations for the observations in the second quarter of the data. The results of their model were included in a simulation model to examine possible impacts of future scenarios regarding the closure of fishing areas. Pradhan and Leung (2004) suggested the use of this kind of model in a regulation context but did not apply it in their study. Trip choices in our model are strongly influenced by the VPUE of the main species during the previous trips. This shows the high dependency of the fishery to fish availability and accessibility, which are subject to strong spatial and temporal fluctuation in the case of small pelagics such as anchovy. Because of these fluctuations, fishers are likely to change quickly from one métier to another.

The previous year of activity was anticipated to be an important variable for pelagic fisheries that have clear seasonal patterns. These fluctuations of the resource are also responsible for some over- or under-estimation of activity for some métiers in certain months. For instance, in early 2003, fishers did not target anchovy as they did in the other years. Hence, it appears that such fisheries can be described by a global yearly pattern but with some internal variability that is not easily captured by a variable based on the activity at the same period in the previous year. In the selected model, choices that are the most difficult to predict are trips

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

targeting tuna or mixed species (respectively 8% and 37% of good prediction). Both are rare trips. As shown by the coefficient PVRT for tuna and mixed-species trips, vessels operating in these métiers are more susceptible to métiers shifting from one trip to another. It seems reasonable to observe that rare métiers are more difficult to predict than others. A similar observation was made by Thébaud et al. (2005) in a study of the probability for fishing vessels to decommission, a relatively rare occurrence in the fleets considered in this study. The same problem could explain the increase in the prediction score in 2005 when tuna trips were more frequent, in proportion, than during the period 2001–2004.

In the prediction model, the inactivity choice is clearly underestimated. Economic reasons could explain this underestimation of inactivity. During the anchovy closure, fishers were subsidized to stay in port. By making inactivity economically attractive, these subsidies probably influenced fishers' choices to remain inactive more than they would have based on our estimated model of effort allocation, which included zero returns for inactivity. The only way of taking this into account in the analysis would have been to give an economic value to the option of staying in port, but data were not available to do so.

This study provides some insights into the mechanisms of effort allocation following fishing bans. When a fishery is closed, the effort will be allocated to available species, especially those that are not regulated by TAC and licenses and that allow vessels to maintain their revenue. Such behavior and its overall bioeconomic implications were explored from a theoretical perspective in Soulié and Thébaud (2006). Our study confirms the importance of including fishers' responses in the assessment of the potential impacts of fishing bans. (One of the potential impacts that may be observed following short-term response of fishing effort and

landings to a fishing ban is a drop in the prices of species on which effort is reallocated due to increased landings. Such a drop was observed in 2005 for tuna landed by the pelagic fleets and would, in principle, also need to be included in the analysis as a change that can be anticipated by fishers in making their choices.) The model could be a useful additional assessment tool to evaluate fishers' behavioral responses to management measures such as a temporary anchovy harvest ban or the establishment of marine protected areas. For the fisheries in which the pelagic fleet operates, effort and landings data are available for all main targeted species. The model could also be used to parameterize a fleet dynamics submodel in existing bioeconomic simulators (e.g., ISIS-Fish (Mahévas and Pelletier 2004; Pelletier and Mahévas 2005; Drouineau et al. 2006), TEMAS (Ulrich et al. 2002, 2007; Sparre 2003), and FLR (Kell et al. 2007)) that take into account the whole dynamics of the fishery system

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

(biology of the targeted species, dynamics of the fishery, and behavioral responses to management measure). Simulations could then be performed to provide diagnostics of the impact of management scenarios on fisheries. Further development should also include the integration in the analysis of models describing fleet behavior in the longer term, which consists of investment models describing entry and exit of vessels in the fishery.

1.22 Acknowledgements

We are very grateful for financial support through the CAFE project of the European Union (DG-Fish, contract no. 022644). We would also like to acknowledge the two anonymous referees for their relevant comments that have improved the paper.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

1.23 References

- Caddy, J. 1975. Spatial model for an exploited shellfish population, and its application to the Georges Bank scallop fishery. *J. Fish. Res. Board Can.* **32**: 1305–1328.
- Drouineau, H., Mahévas, S., Pelletier, D., and Beliaeff, B. 2006. Assessing the impact of different management option using ISISFish: the French *Merluccius merluccius* – *Nephrops norvegicus* fishery of the Bay of Biscay. *Aquat. Living Resour.* **19**: 15–29. doi:10.1051/alr:2006002.
- Duhamel, E., Biseau, A., and Massé, J. 2004. The French anchovy fishery. Working document to the Working Group on the Assessment of Mackerel, Horse Mackerel, Sardine and Anchovy. ICES CM 2005/ACFM:08.
- Green, W. 2003. *Econometric analysis*. 5th ed. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Guyader, O., Daurès, F., Thébaud, O., Leblond, E., and Demaneche, S. 2005. The French anchovy fishing fleet — Area VIII. Structure, recent trends and preliminary analysis of the potential impact of a fishery ban on the fishing fleets. Scientific, Technical and Economic Committee for Fisheries Working Group Anchovy, 11–13 July 2005. IFREMER, Brussels, Belgium.
- Hausman, J., and McFadden, D. 1984. Specification tests for the multinomial logit model. *Econometrica*, **52**: 1219–1240. doi:10.2307/1910997.
- Hilborn, R. 1985. Fleet dynamics and individual variation: why some people catch more than others. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* **42**: 2–13. doi:10.1139/f85-001.
- Holland, D.S., and Sutinen, J.G. 1999. An empirical model of fleet dynamics in New England trawl fisheries. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* **56**: 253–264. doi:10.1139/cjfas-56-2-253.
- Hutton, T., Mardle, S., Pascoe, S., and Clark, R.A. 2004. Modelling fishing location choice within mixed fisheries: English North Sea beam trawlers in 2000 and 2001. *ICES J. Mar. Sci.* **61**:1443–1452. doi:10.1016/j.icesjms.2004.08.016.
- International Council for the Exploration of the Sea. 2004. Report of the Study Group on the Development of Fishery-Based Forecasts. ICES CM 2004/ACFM:11.
- International Council for the Exploration of the Sea. 2006. Report of the Working Group on the Assessment of Mackerel, Horse Mackerel, Sardine and Anchovy. ICES CM 2006/ACFM:36.
- Kell, L., Mosqueira, I., Grosjean, P., Fromentin, J., Garcia, D., Hillary, R., Jardim, E., Mardle, S., Pastoors, M., Poos, J., Scott, F., and Scott, R. 2007. FLR: an open-source

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice framework for the evaluation and development of management strategies. *ICES J.Mar. Sci.* **64**: 640–646. doi:10.1093/icesjms/fsm012.
- Mahévas, S., and Pelletier, D. 2004. ISIS-Fish, a generic and spatially explicit simulation tool for evaluating the impact of management measures on fisheries dynamics. *Ecol. Model.* **171**: 65–84. doi:10.1016/j.ecolmodel.2003.04.001.
- Marchal, P., Andersen, B.S., Bromley, D., Iriondo, A., Mahévas, S., Quirijns, F., Rackham, B., Santurtún, M., Tien, N., and Ulrich, C. 2006. Improving the definition of fishing effort for important European fleets by accounting for the skipper effect. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* **63**: 510–533. doi:10.1139/f05-238.
- McFadden, D. 1974. The measurement of urban travel demand. *J. Public Econ.* **3**: 303–328. doi:10.1016/0047-2727(74)90003-6.
- Pelletier, D., and Mahévas, S. 2005. Fisheries simulation models for evaluating the impact of management policies, with emphasis on marine protected areas. *Fish Fish.* **6**: 307–349.
- Pradhan, N., and Leung, P. 2004. Modeling trip choice behavior of the longline fishers in Hawaii. *Fish. Res.* **68**: 209–224. doi:10.1016/j.fishres.2003.12.006.
- Prellezo, R., Andersen, B.S., Guyader, O., Hutton, T., Marchal, P., Mardle, S., and Thébaud, O. 2006. Explaining short-term choice through random utility models. *In Proceedings of the Thirteenth Biennial Conference of the International Institute of Fisheries Economics and Trade, Rebuilding Fisheries in an Uncertain Environment, 11–14 July 2006, Portsmouth, UK. Compiled by Ann L. Shriver. International Institute of Fisheries Economics and Trade, Corvallis, Oregon.*
- Sala, S., and Gaertner, D. 2004. The behavioural dynamics of fishers: management implications. *Fish Fish.* **5**: 153–167.
- SAS Institute Inc. 2004. SAS/ETS 9.1 user's guide. SAS Institute Inc., Cary, N.C.
- Smith, M.D., and Wilen, J.E. 2003. Economic impacts of marine reserves: the importance of spatial behavior. *J. Environ. Econ. Manage.* **46**: 183–206. doi:10.1016/S0095-0696(03)00024-X.
- Soulié, J.C., and Thébaud, O. 2006. Modelling fleet response in regulated fisheries: an agent-based approach. *Math. Comput. Model.* **44**: 553–564. doi:10.1016/j.mcm.2005.02.011.
- Sparre, P.J. 2003. An EXCEL-based software toolbox for stochastic fleet-based forecast. *ICES CM 2003/V:07.*

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

- Thébaud, O., Daurès, F., Guyader, O., Travers, M., and Van Iseghem, S. 2005. Modelling the adjustment of fishing fleets to regulatory controls: the case of South Brittany trawlers (France), 1990–2003. AMURE (AMénagement des Usages des Ressources et des Ecosystèmes marins et littoraux) Working Paper D13- 2006, Brest, France.
- Ulrich, C., Pascoe, S., Sparre, P., De Wilde, J., and Marchal, P. 2002. Influence of trends in fishing power on bioeconomics in the North Sea flatfish fishery regulated by catches or by effort quotas. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* **59**: 829–843. doi:10.1139/f02- 057.
- Ulrich, C., Andersen, B.S., Sparre, P.J., and Nielsen, J.R. 2007. TEMAS: fleet-based bio-economic simulation software to evaluate management strategies accounting for fleet behaviour. *ICES J. Mar. Sci.* **64**: 647–651. doi:10.1093/icesjms/fsm044.
- Uriarte, A., Prouzet, P., and Villamor, B. 1996. Bay of Biscay and Ibero Atlantic anchovy populations and their fisheries. *Sci. Mar.* **60**: 237–255.
- Wilén, J., Smith, M., Lockwood, D., and Botsford, L. 2002. Avoiding surprises: incorporating fisherman behavior into management models. *Bull. Mar. Sci.* **70**: 553–575.

3. A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice

**Combining fleet dynamics and population dynamics for a
volatile fishery: the example of the anchovy fishery of the
Bay of Biscay.**

1.24 Résumé détaillé

Ce dernier chapitre vise à l'intégration des processus de choix du métier précédemment décrits dans le logiciel de simulation de pêcheries ISIS-Fish afin de pouvoir coupler notre modèle de dynamique de flottille avec un modèle de dynamique de populations. En effet, dans le chapitre précédent, l'impact du choix du métier sur la population n'est pas connu et chaque décision est prise par rapport à un profil de capture moyen et donc indépendant de la dynamique des populations exploitées.

Ce modèle couplé est utilisé pour reproduire la dynamique passée de la pêcherie et évaluer l'impact de mesures de gestion (traditionnelles et alternatives). Le modèle de comportement à moyen terme a été adapté afin de pouvoir répondre aux contraintes d'échelles (temporelles et spatiales) du simulateur et des mesures de gestion spatialisées envisagées. Cinq flottilles sont décrites : quatre flottilles françaises regroupant les chalutiers pélagiques ciblant l'anchois de manière active et ceux le ciblant de manière occasionnelle ainsi que deux flottilles de bolincheurs, définies par leur port d'attache et enfin une flottille de senneurs espagnols. Les différents métiers de ces flottilles sont décrits en fonctions des aires de répartition de l'anchois (seule espèce décrite explicitement dans le modèle). Un métier regroupant l'ensemble des marées ciblant d'autres espèces est aussi défini pour chaque flottille.

Les résultats de dynamique de la population d'anchois ainsi que l'allocation de l'effort sur les différents métiers sont ensuite comparés aux observations réalisées sur la période 2000-2004 (Fig. 4-5 à 4-8), en utilisant soit une allocation statique de l'effort (égale à l'allocation moyenne observée sur la période 2000-2004) soit une allocation dynamique résultant du modèle RUM. Quelle que soit la dynamique d'allocation d'effort choisie, le modèle permet de reproduire de manière assez fidèle la dynamique du stock d'anchois (Fig. 4-9). La dynamique d'allocation de l'effort de pêche est quand à elle plus difficile à reproduire, et ce, tout particulièrement pour les métiers ayant eu un schéma d'exploitation très variable sur cette période. Enfin ce modèle est utilisé en prédiction et permet de déterminer la réaction des pêcheurs face à une nouvelle réglementation (Fig. 4-10 et 4-11). En particulier, il prédit le report et la répartition de l'effort entre les métiers ciblant l'anchois et le métier ciblant d'autres espèces lors de la fermeture de zones de pêche (Fig. 4-12 et 4-13). On montre ainsi que les hypothèses concernant la réaction des pêcheurs, tout comme la répartition spatiale des poissons ont un impact fort sur l'efficacité des mesures de gestion.

Combining fleet dynamics and population dynamics for a volatile fishery: the example of the anchovy fishery of the Bay of Biscay.

Youen Vermard^{1,2}, Sigrid Lehuta¹, Stéphanie Mahévas¹, Olivier Thébaud⁴, Paul Marchal³, Didier Gascuel²

(In prep.)

1. *IFREMER, Fisheries and Ecological Modeling Department, Rue de l'Île d'Yeu, BP 21105, 44311 Nantes Cedex 03, France*
2. *AGROCAMPUS OUEST, UMR 985 Ecologie et Sante des Ecosystems, Laboratoire d'écologie halieutique, 65 rue de St-Brieuc, CS 84 215, 35 042 Rennes cedex, France*
3. *IFREMER, Channel and North Sea Fisheries Department, 150 Quai Gambetta, BP 699, 62321 Boulogne s/mer, France*
4. *IFREMER-UMR AMURE, B.P. 70, 29280 Plouzané, France*

1.25 Abstract

It is increasingly recognized that fisher's behavior should be taken into account to understand and predict fishery dynamics, in particular in response to management. ISIS-Fish is a spatially and seasonally explicit modeling framework especially designed to couple populations and fleets dynamics and explore the impact of various management measures on mixed fisheries. It has already been set up using a static fishing effort allocation (corresponding to an average historical pattern) between the various métiers to simulate the pelagic fishery in the Bay of Biscay. We present here the integration of a fleet dynamics model. This model is derived from a Random Utility Model simulating métiers choice using as explanatory variables the past value per unit effort of the main species caught and the past percentage of effort spent in the different métiers.

We assess the contribution of the fleet dynamics module in the evaluation of management strategies building on TAC and Marine Protected Area, in the case of the Bay of Biscay pelagic fishery. Simulation results while applying the mean observed pattern of effort allocation or the dynamic effort allocation are compared with observed effort allocation over the period 2000-2004 showing the advantages and limits of each effort allocation model. The impact of stock dynamics on effort allocation is also assessed by considering two migration scenarios. The simulated effort allocation fits observations over the period 2000-2004 for some métiers, but not for the most variable ones. During that period, both simulated anchovy biomass and catches fit observations reasonably well using either mean observed effort allocation or dynamic effort allocation. More than the implemented MPA, we show that given the structure of the dynamic model developed, fisher's behavior and spatial fish distribution have a strong impact on the performances of management strategies.

1.26 Introduction

Fisheries in the European Union (EU) are mainly managed using single-species total allowable catch (TAC) and technical measures. This management system has repeatedly been criticized for not reaching resource conservation objectives. These critics lead managers to develop alternative or complementary management schemes building on fisheries inputs (e.g., fishing effort and/or capacity), to complement the traditional TAC-based regime (Wilén,

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

1979, Hilborn and Walters, 1992, Charles, 1995, Rijnsdorp et al., 2006, Hilborn, 2007). Whatever the management regime, the performance of management strategies are conditioned by the populations dynamics, but also by exploitation dynamics, and particularly by the response of the fleets to management measures. Thus, it is increasingly recognized that fisher's behavior should be taken into account to understand and predict fishery dynamics, in particular in response to management.

Depending on the fisheries, the area and the current management regimes, fishers may have yearly and seasonal flexibility in their activity both in term of location, gear choice or target species (Ulrich and Andersen, 2004, Marchal et al., 2006, Poos and Rijnsdorp, 2007). Habits, economical, biological and management factors drive the behavior and decision of fishers during a fishing trip. In a mixed-fisheries context, bio-economic modeling tools are then needed to simulate management scenarios. These models should take into account the adaptation of the fleet and the effort redistribution over target species, locations and métiers. Several models have already been developed to couple fleet and stocks dynamics in Operational Models (Motos and Wilson, 2006) and applied to several case studies. The effort allocation and fishers' reaction may be described using decision rules (Drouineau et al., 2006) or applying gravity models based on Value Per Unit of Effort (Pelletier et al., 2009, In Press). However, it has been shown that fishers' behavior may also depend on traveling costs (Caddy, 1975, Walters et al., 1993) or species prices (Walters and Bonfil, 1999) and exchange of information to minimize risk (Allen and McGlade, 1986, Millischer and Gascuel, 2006). Random Utility Models have been developed for modeling discrete decision of individual economic agents (Wilén et al., 2002) and allow for description of these behaviors using a set of explanatory variables. To our knowledge, the existing modeling approaches combining fleet and stock dynamics have neither used RUM to quantify fleet dynamics, nor compare *a posteriori* the predicted effort allocation and biomass levels to the observed.

In the case of the anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery in the Bay of Biscay, the current strategy to simulate fishers' reactions was to define "a priori" decision rules of effort reallocation related to each management scenario (Lehuta et al., Submitted). Since no auxiliary information (based on e.g., fishers' interviews) were available to help defining the decision rules, these were considered to be fixed in time (i.e. equal to the mean exploitation pattern). To build in a more realistic dynamic fishers' behavior model, it is required to understand and model the mechanisms that drive decision-making. In that perspective, Vermard et al. (2008) developed a Random Utility Model (RUM) to describe the métier choice at a trip scale. They evidenced the usefulness of RUM to identify variables that

determine métier choice and successfully reproduced the way fishing effort reported on métiers targeting other species than anchovy during the anchovy fishery closure in 2005.

However, to enable longer term prediction accounting for the impact of these choices on the populations and consequently on the future catches, this fleet dynamic model should be coupled to a biological dynamic model. Actually, interactions are complex as they occur at various time and spatial scales and imply numerous species and fleets. Consequently, analytical models could not be solved and simulation models become necessary. ISIS-Fish (Mahévas and Pelletier, 2004, Pelletier and Mahévas, 2005, Pelletier et al., 2009, In Press) is a simulation model of complex fisheries designed to model the interaction of populations and fleets in space and time. It enables the exploration of the impact of management measures on mixed fisheries.

Based on the Bay of Biscay anchovy case study, the objective of this paper is to implement a dynamic effort allocation module, building on Random Utility Models, in the ISIS-Fish simulation model, and then to quantify the extent to which combining hypotheses relevant to both fishers' behavior and stock dynamics may modify the assessment of management strategies performances. As an illustration, we assess the impact of these hypotheses by simulating the implementation of Marine Protected Areas.

The paper is structured as follows:

- . We first define briefly the different fleets and métiers involved in this study, describe the mean effort allocation pattern over the period 2000-2004 and the model of population dynamics already implemented in ISIS-Fish (Lehuta et al., In prep.).

- . RUM coefficients are then estimated for each fleet using observed effort and catch value over that period. The estimated coefficients are integrated in ISIS-Fish to predict effort allocation at each time step. The resulting effort and catches are then presented and compared with, on the one hand those obtained with static effort allocation (i.e. the mean exploitation pattern) and, on the other hand with the observed over the estimation period (2000-2004). The impact of two fish migration hypotheses on effort allocation is also discussed.

- . The main management measure applied over 2000-2004 was an anchovy TAC. Two distinct MPA are then simulated in combination with four assumptions, two concerning fishers' behavior (static or dynamic) and two concerning stock dynamics (building on different migration hypotheses).

1.27 Material

1.27.1 Anchovy's stock dynamics

The parameterization of the anchovy's stock dynamics into ISIS-Fish is described in detail in Lehuta et al. (Submitted). We will just summarize here the main components. The anchovy population is age-structured. Fish change class every month during their 15 first months, and then every year. Maximum and minimum lengths for each class were deduced from a Von Bertalanffy growth function and weight from a length-weight relationship, both derived from survey results. Natural mortality, which depends on spawning area during the larval stage, is applied monthly. Spawning occurs annually between April and August following a spatio-temporal pattern deduced from survey data. Population areas were identified according to spatial and seasonal distributions by length class observed during spring scientific surveys and deduced from commercial fishing effort distributions in autumn. Seasonal changes in distribution pattern are achieved through migration under the assumption that these changes result from unidirectional migrations.

The main problem in the parameterisation of seasonal fish distribution occurs in spring where few commercial catches are observed and no scientific survey allow for describing fish distribution. Two hypotheses of spring adults migration from the North of the Bay of Biscay to the reproduction areas (located in the Southern part) are then implemented in ISIS-Fish, one occurring in January and the second in April. Note that the real pattern is probably a gradual migration between these dates, and may vary depending on climatic conditions.

Concerning the reproduction equation, two different steps are followed in the analysis. When simulating past years (2000-2004) to test the model's capacity to reproduce the system's dynamics, the anchovy's stock is constrained to fit the observed dynamics during that period. The recruitment is then implemented each year to reproduce the observed recruitment (ICES, 2006). When assessing the impact of MPA, the numbers of eggs spawned is computed by the reproduction equation.

1.27.2 Fleet dynamic's description and data available

Duhamel et al. (2004) describe the French pelagic fleet and its trends in term of number of vessels and vessel characteristics between 2000 and 2004, distinguishing the trawler fleet (pelagic or mixed) from purse seiners. Most of the French anchovy pelagic trawl fleet is concentrated in the Pays de la Loire's region (*Saint Nazaire* and *Les Sables d'Olonne*

harbors). The purse seine fleet is composed of vessels mainly coming from Bretagne (*Le Guilvinec* and *Concarneau* are the main ports) and Aquitaine (*Bayonne*) (Figure 4-1). The Spanish fishery is composed of Basque purse seiners from Santander to Fuenterrabía.

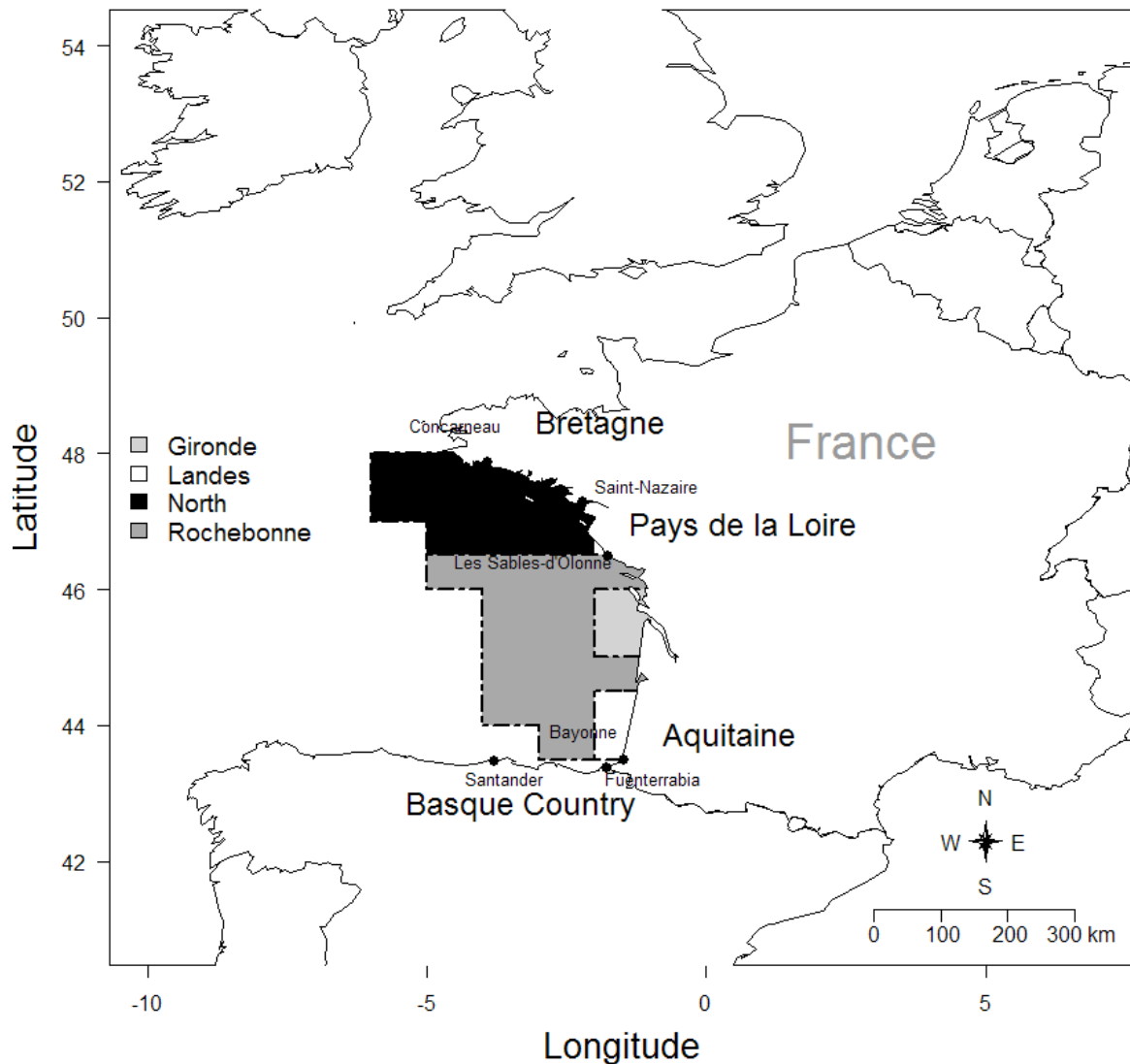


Figure 4-18. Main harbors and definition of the four regions of fishing. Simulated Marine Protected Area correspond to Gironde (MPA1) and a rectangle that encompass Gironde, Landes and the Rochebonne area inbetween (MPA2)

French fleets were characterized in term of dependency on anchovy, number of vessels and strategies. Four French fleets were then defined based on their catch profiles and home harbors, two pelagic trawler fleets and two purse seiner fleets. Both pelagic trawler fleets are operating from the Pays de la Loire but can be distinguished by their dependency on anchovy.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

Thus, one of these fleets is greatly dependent on anchovy (“Pelagic Trawler 1”), and the other one is less dependent on anchovy (“Pelagic Trawler 2”). Purse seiner fleets were distinguished by their home harbor and their activity areas, one being located in Aquitaine (“Basque purse seiners”), and the other in Bretagne (“Britanny purse seiners”). Métiers are characterized by the combination of the gear used, target species and operating areas. For the French vessels, métiers were defined using landings in weight and in value and effort data by fishing trip for the whole period 2000-2004. These observations were directly available from log-books and revenue/prices from sales slips. The logbook data were registered by the French Fishery Ministry (DPMA) and extracted from “Harmonie”, the database of the French Fisheries Information System managed by IFREMER. Sales slips are used to compute the mean price by month for each species caught by the fleet. Métiers that do not catch anchovy as primary species are aggregated in a unique métier “other”. For the French vessels, five distinct métiers were then defined, four targeting anchovy in: Gironde, Landes, Rochebonne and North (Fig. 4-1) and one métier gathering all the “other” métiers. For parsimony reasons, the small amount of anchovy catches made by these métiers is not simulated in the model. For Spanish vessels, a unique fleet and métier was considered, based on expert advice since only aggregated landings and effort data could be made available, over the period 2000-2003 (Uriarte, pers. com.). It should also be noted that fishing effort is measured in hours fished for the French vessels and in hours at sea for the Spanish vessels. Fishing effort is standardized across gears using a scaling factor (Lehuta et al., In prep.).

1.27.3 Description of the effort allocation

At the scale of the year, the activity is described through strategies that are sets of vessels that practice the same sequence of métiers throughout the year (Laloe and Samba, 1991, Mahévas and Pelletier, 2004). The strategy describes seasonal patterns in the exploitation. Within a strategy, trip duration may change from one month to the other, as well as the number of inactivity days, allowing for possible periods of low activity. For the anchovy fishery, each fleet is supposed to operate a unique strategy. The total effort per month of a strategy is set constant during the simulation period and equal to the mean observed effort per month (number of boats * time spent fishing) over the period 2000-2004.

The nominal effort per métier of a given strategy is then computed as follows:

$$(1) \text{ Effort}(str,met,month) = \text{totalEffort}(str,month) * \text{PropMetStrat}(str,met,month)$$

where $PropMetStrat(str,met,month)$ is the proportion of effort allocated by each vessel of the strategy (str) to a given métier (met) during a given month.

To describe the mean exploitation pattern (called the static effort allocation in simulation), the percentage of time spent on each métier each month is computed and equals to the mean effort allocation over the period 2000-2004.

The description of the mean pattern of that fleet therefore builds on the dual assumption that both total effort and the proportion of time spent on each métier are set constant.

From now on, the study focuses on French fleets for which data were available to distinguish between fishing activity spent on anchovy and “Other” métiers. In order to describe the exploitation pattern per fleet, the mean effort allocation over the different métiers is computed over the period 2000-2004. The mean observed effort allocation for the four French fleets is computed over that period (Fig. 4-2).

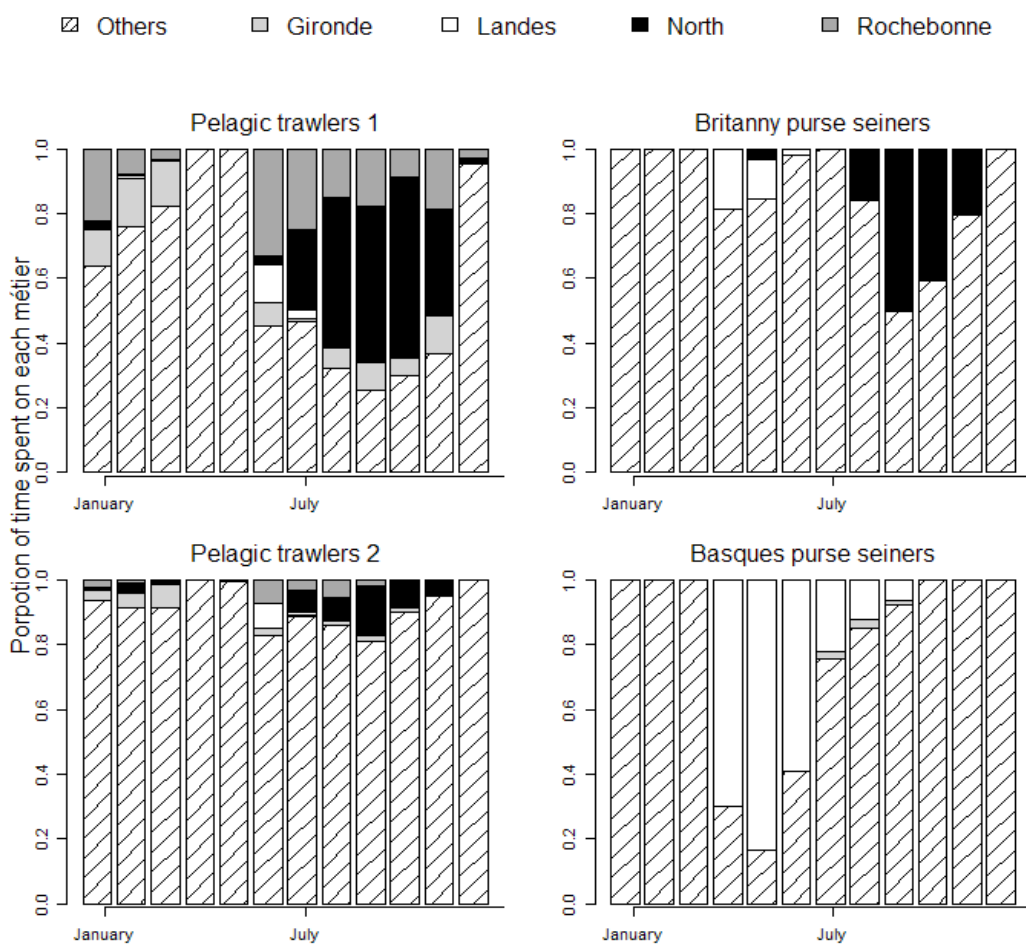


Figure 4-19. Average proportion of effort spent on each métier (different métiers) per month over the period 200-2004 for each French fleet

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

Even if the main métier is targeting “other” species, the four fleets appear seasonally dependent on anchovy). Pelagic trawlers (1 & 2) fish on anchovy all year round, while purse seiners fish for few months when anchovies are close enough from their harbor. Pelagic trawlers’ activity is highly dependent on anchovy in Autumn and anchovy represented over that period around 70% of their total landed value (Vermard et al., 2008).

This mean pattern shows that Pelagic trawlers 1 mostly operate anchovy métiers during two periods : from January to March and June to October. Seasonality also concerns areas visited; pelagic trawlers operate in North of the Bay of Biscay from August to November, while southern areas particularly Rochebonne are visited in spring and winter.

For Pelagic trawler 2, Gironde area is the principal area visited and, as Pelagic trawler 1, this fleet moves to northern area in autumn. This season corresponds to anchovy migration in the northern part of the Bay of Biscay, highlighting the adaptability of these fleets to population distribution. This fleet mostly operates “other métiers” during the whole year. Note that French pair trawlers are not allowed to fish anchovy in April and May as the result of an agreement with Spain on quota exchange (Uriarte et al., 1996).

Concerning purse seiners, the mean pattern shows that their activity is mostly restricted to a unique area, close to their home harbor, as a result of their limited vessel size (North for Brittany purse seiners and Landes for Basque purse seiners).

These patterns also show that some métiers can be operated all year round, whereas others are only operated more irregularly, resulting in a very high variability of the percentage of time spent on these métiers.

1.28 Methods

1.28.1 Modeling fleet dynamics

1.28.1.1 RUM definition

A discrete choice modeling framework was chosen to understand and forecast the underlying factors and mechanisms affecting métier choice. According to the economic theory of utility maximizing behavior, fishers confronted with a finite set of alternatives (in this case métiers) will choose the métier that provides the highest expected utility (Wilén et al., 2002). Such a framework has already been applied to a set of vessels from the Pelagic Trawlers 1 fleet (Vermard et al., 2008). However, this study was carried out at the fishing trip level, and it built on a set of explanatory variables including the VPUE realized on each of the five main targeted species. Here, the approach is applied to the four French fisheries, that present

different degrees of dependency on anchovy. The explanatory variables introduced in our Random Utility Model (RUM) were consistent with the scales, time period and dimensions of the simulation model. Variables were then computed at the scale of the month, and each fleet exploited two biological entities, one corresponding to anchovy, and the other one to a set of “other species”. Explanatory variables were the mean Value Per Unit of Effort (VPUE) realized on anchovy (VPUE_ANE) and on the set of “other species” (VPUE_OTH), in the previous month. These VPUE were considered as a proxy of gross return and used as an indicator of profit. The assumption here is that the cost structure of fishing is comparable across the different métiers. If this assumption, which we could not verify based on the available data, proved incorrect, our model of effort allocation should be considered as a model of gross revenue maximizing behavior. Consistent with Holland and Sutinen (1999), the percentage of effort spent on each métier in the previous year (PercLagY), during the same month, was considered as a proxy for fishers’ habit.

The deterministic component of the indirect utility function or the expected utility function of the multinomial logit model selected is empirically specified as follows:

$$(2) V_{ij} = \alpha_{0j} + \alpha_{1j} * PercLagY_i + \alpha_{2j} * VPUE_ANE_i + \alpha_{3j} * VPUE_OTH_i$$

The dependent response variable V_{ij} represents the expected utility for the j^{th} trip choices (Anchovy in Gironde, Anchovy in Landes, Anchovy in North, Anchovy in Rochebonne or “Other” métier) for the i^{th} trip. The α coefficients are estimated using a multinomial logit model.

The models were adjusted externally using individual vessels’ trip-by-trip information derived from logbooks data.

The estimated α coefficients were then fixed over the entire period, but the utility and resulting probability distribution of effort allocation were calculated each month using the eq.3.

$$(3) \text{Proba}(\text{Choice} = j)_i = \frac{\exp(V_{ij})}{\sum_{j=1}^{\text{NumberOfChoices}} \exp(V_{ij})}$$

It should be noted that the detailed data required to parameterize the RUM were available for the French pelagic fleets, but not for the Spanish fleet. Consequently effort description for the Spanish purse seiners is always kept static and equal to the mean effort observed during the period 2000-2003 (data for the effort allocation in 2004 were not available).

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

1.28.1.2 Integrating fleet dynamics into ISIS-FISH pelagic fishery model of the bay of Biscay

In our approach, métiers' effort allocation is computed every month, using a coefficient of proportion of total effort spent on each métier. These proportions can either be set constant and equal the mean proportion observed during the period 2000-2004 (static effort allocation (Lehuta et al., Submitted)), or determined by the short term behavior model (dynamic effort allocation).

When the effort is computed dynamically, the estimated α coefficients are used to compute the utility and resulting probability distribution of effort allocation each month. A natural estimator of the proportion of total effort allocated to one métier is the deterministic frequencies computed each month for each choice (métier) (see equation 3). These frequencies are computed from the second year of the simulation onwards (the first year is run with observed effort allocation to store the values of effort to compute the variable "PercLagY" from the second year), using the estimated α coefficients and the effort and values per métier that are calculated and stored each month.

The anchovy's catch value and effort spent on the different métiers is computed dynamically. The "other species" catch value is also needed to compute the utility function at each time step. However, this variable is not modeled explicitly here, and hence can not be processed dynamically. To fill this gap, linear models were fitted externally on observed monthly landed values on "other" species and the corresponding effort (Eq. 4).

$$(4) \text{ Value}(fl,met,oth) \sim \beta * \text{Effort}(fl,met) + \varepsilon$$

with $\text{Value}(fl,met,sp)$ the value on "other" species (oth) made by the fleet (fl) and métier (met). Such a model is based on the simplified assumption that value realized on the set of other species is a linear relationship of effort.

Even if fits were better using an intercept, the relationships between effort and landed value for anchovy and "Others" species were constrained to meet the point (0,0) to respect the fact that no effort corresponds to a zero landing value.

The estimated coefficients β were then fixed over the whole period and used to predict dynamically values associated to the simulated effort each month of the simulations. Table 4-1 summarizes how the different values used to calculate the VPUE are computed.

Table 4-13. Parameters predicted dynamically in ISIS FISH (relation stock/fleet and Fishing mortality) or computed from the predicted effort and the results of linear models

Métiers	Métiers targeting Anchovy		Métiers targeting “Other” species	
Variables	Value Anchovy	Value Other	Value Anchovy	Value Other
Variables computation	Dynamically	Computed	by linear	model

1.28.2 Capacity of the model to reproduce system’s dynamics

1.28.2.1 The impact of neglecting inter-annual variations in the total nominal effort

Whatever the effort allocation model, the total nominal effort is set constant and equal to the mean observed effort per month over the period 2000-2004.

The impact of neglecting inter-annual variations in the total nominal effort is assessed computing the relative mean difference (RMD) between observed and average effort per month over the period 2000-2004.

$$(5) RMD(fl) = \frac{\sum_{date} (EffObs(fl,date) - \overline{Eff(fl)})}{\overline{Eff(fl)}}$$

with: *date* the combination of month and year, *EffObs(fl,date)* the observed total effort for a given fleet (fl) at a given date, *Eff(fl,date)* the mean effort per fleet and month computed over the period 2000-2004, and $\overline{Eff(fl)} = \text{mean}(Eff(fl,date))$.

1.28.2.2 Variability of the mean exploitation pattern

The variability (sd) of the effort allocation over the different possible métiers is computed to distinguish between métiers that have a variable pattern and those for which the patterns are more or less constant during the year.

$$(6) sd(fl,met) = sd(PercEff(fl,met,month))$$

PercEff(fl,met) the mean percentage of time spent on this métier (met) for a given fleet (fl) per month over the period 2000-2004.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

1.28.2.3 Impact of the date of fish migrations

The capacity of the model to reproduce the observed effort allocation over the métiers is in a first time tested running simulations on the period 2000-2004, using both effort allocation models (static or dynamic). Some inputs such as the percentage of effort in the previous year (PercLagY) are needed to run the model using the dynamic effort allocation. To create these inputs, the first year is modeled using the observed effort allocation. For consistency reasons, the effort allocation observed in this first year is also used to define the static effort allocation. From the second year onwards, depending on the scenario, the static or dynamic effort allocation is used to compute the percentage of time spent on each métier.

To better understand the discrepancies evidenced with the short term effort allocation model, we focused on the year 2001, the first year where the effort proportions are computed dynamically. In that year, discrepancies between predicted effort and observed effort are directly linked with, either dynamic effort allocation computation, or incapacity to reproduce inter annual variations in biomass distribution or prices. The differences in effort allocation and computed VPUE resulting from migration hypotheses are then assessed during that year.

1.28.2.4 Impact of fleet dynamics on effort allocation

Validation of effort distribution using different effort allocation methods (static or dynamic) is obtained by comparing the predicted effort allocation with the observed allocation.

To assess the impact of fleet dynamics and measure discrepancies, the Relative Sum of Squares Difference between observed and simulated effort allocation (RSSD) per fleet and métier is computed. This indicator is computed for the dynamic and static effort allocations, and measures the capacity of each model to fit the observed effort allocation.

$$(7) \text{RSSD}(fl,met,Fl_Dyn)=\frac{\text{RSSD}_1(fl,met,Fl_Dyn)}{\text{RSSD}_1(\text{BasquePurseSeiners},\text{"other"},\text{Dyn_All})}$$

where

(8)

$$\text{RSSD}_1(fl,met,Fl_Dyn)=\sum_{date} (\text{PercEffObs}(fl,met,date,Fl_Dyn)- \text{PercEff}(fl,met,date,Fl_Dyn))^2$$

with:

- $\text{PercEffObs}(fl,met,date,Fl_Dyn)$ the observed percentage of time spent on this métier at that date using the given fleet dynamic (static or dynamic)
- $\text{PercEff}(fl,met,date,Fl_Dyn)$ the mean percentage of time spent on this métier (met) for a given fleet (fl) using the given fleet dynamic (Fl_Dyn) per month over the period 2000-2004,
- $\text{RSSD}_1(\text{BasquePurseSeiners},\text{"other"},\text{Dyn_All})$ the highest value (métier targeting anchovy in “other” for Basque Purse seiners when using the dynamic effort allocation).

1.28.2.5 Impact of fleet dynamics on fisheries outputs

Finally, we assess the impact of the effort allocation model used on annual catches and biomass over the reference period, by comparing the values simulated with the two fleet dynamics assumptions with the observed.

1.28.3 Evaluation of spatial management measures

The main purpose of building in effort allocation dynamics is to enable predictions when fishing regulations change. In the case of anchovy in the Bay of Biscay, two different Marine Protected Areas (MPA) were simulated and evaluated. These MPA have been historically proposed to assess the impact of protecting adults during the spawning period or juveniles before their recruitment (ICES, 1999). They consist of spatial and seasonal closures of an area located in front of the Gironde river (Fig 4-1) during spawning period (April to July) (MPA1) or an area located along the south-eastern coast of the Bay of Biscay in Autumn (August to November) (MPA2). These measures are combined with TAC. The TAC is set to 33 000 t which is the historical TAC and divided in 13 200 t for the French fleets and 19 800 t for Spanish fleets using the average historical rights (ICES, 2006).

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

The impact of these MPAs are then assessed using two distinct hypotheses of fishers' behavior. The first hypothesis builds on static effort allocation (i.e. mean 2000-2004 pattern). In that case, when the MPAs overlap with a métier area, the decision rule used constrains fishers to reallocate their effort, first on the remaining area where the métier concerned operates if it is not totally closed, otherwise reporting it on all the other métiers targeting anchovy. The second hypothesis builds on the short term behavior model to compute the proportion of effort on each métier. If the operating area is not totally closed, the short term behavior model applies. Otherwise, the utility of the corresponding métier is set to zero, corresponding to a null probability of choosing that métier.

Different variables of interest are examined. First is the proportion of effort allocated over the different métiers, depending on the management rules applied and on the fleets- and stock-based hypotheses. The levels of catch and biomass for the six different scenarios (Table 4-2) are also compared, and, the month at which the TAC is reached –if it is reached- is used as an indicator of the exploitation level.

Table 4-14. Management scenarios and effort allocation

Effort allocation	MPA 1 + TAC	MPA 2 + TAC	TAC
Static	1	2	3
Dynamic	4	5	6

1.29 Results

1.29.1 Modeling fleet dynamics

1.29.1.1 Estimates of RUM coefficients

Most coefficients in the discrete choice model were statistically significant (Table 4-3).

A McFadden's LRI (Likelihood Ratio Index) above 0.5 indicates that the model explains a substantial proportion of variation in fisher's trip choice behavior. However, the fit of the model is lower for fleets such as Pelagic trawler 1 and Basque purse seiners that were also the fleets presenting the highest inter annual discrepancies between the mean exploitation pattern and the observed effort allocation.

Table 4-15. Parameter estimates from the discrete choice model on trip choice behavior (and s.d. between brackets)

	Anchovy in Gironde ¹	Anchovy in Landes ¹	Anchovy in Nord ¹	Anchovy in Rochebonne ¹
Pelagic trawlers 1				
Constant	-2,3894 *** (0,07)	-3,0248 *** (0,08)	-1,6782 *** (0,05)	-1,0605 *** (0,05)
PercLagY	-0,009171 *** (0,003)	0,0665 *** (0,005)	0,0284 *** (0,001)	0,0128 *** (0,0008)
VPUE_Ane	0,000643 *** (0,00003)	-0,000091 (0,00006)	0,000212 *** (0,00002)	-0,000142 *** (0,00003)
VPUE_Oth	0,001082 (0,001)	-0,2394 ** (0,1)	-0,004598 *** (0,0009)	-0,002402 *** (0,0007)
Number of observations	6958			
Log Likelihood	-8025			
McFadden's LRI	0.28			
Adjusted Estrella	0,6557			
Pelagic trawlers 2				
Constant	-4,2115 *** (0,12)	-3,2588 *** (0,08)	-3,1221 *** (0,07)	-4,1814 *** (0,11)
PercLagY	0,0137 * (0,008)	0,0368 *** (0,003)	0,034 *** (0,001)	0,0641 *** (0,05)
VPUE_Ane	0,000177 *** (0,00003)	-0,000121 *** (0,00004)	0,0001 *** (0,00003)	-0,000905 (0,0007)
VPUE_Oth	-0,000127 (0,0004)	0,000449 (0,0003)	-0,000089 (0,00005)	0,022 (0,01)
Number of observations	6438			
Log Likelihood	-3252			
McFadden's LRI	0,68			
Adjusted Estrella	0,97			
Basque Purse seiners				
Constant	-1,9533 *** (0,16)	-1,1799 *** (0,12)		
PercLagY	0,031 *** (0,01)	0,0242 *** (0,002)		
VPUE_Ane	-0,0000038 (0,0001)	0,0000479 (0,00006)		
VPUE_Oth	-0,00381 (0,004)	-0,001582 ** (0,0006)		
Number of observations	573			
Log Likelihood	-447			
McFadden's LRI	0,2898			
Adjusted Estrella	0,519			
Brittany Purse seiners				
Constant		2,8185 *** (0,20)	0,6648 *** (0,17)	
PercLagY		0,018 *** (0,001)	0,0148 *** (0,003)	
VPUE_Ane		0,000193 (0,000286)	-0,001 *** (0,0004)	
VPUE_Oth		-0,000161 *** (0,00003)	0,00017 *** (0,000025)	
Number of observations	1253			
Log Likelihood	-620			
McFadden's LRI	0,54			
Adjusted Estrella	0,82			

¹ The category "Others" is the reference category

* Statistical significance at 10% level, ** Statistical significance at 5% level, *** Statistical significance at 1% level

Positive coefficients linked to PercLagY (respectively VPUE_Ane and VPUE_Oth) indicate that increasing the percentage of effort spent the same month of the previous year on that métier (respectively the VPUE for Anchovy or "Other" species the previous month), will increase the probability to operate that métier, compared to the reference category. For instance, results show that an increase in the anchovy VPUE in the previous month will increase the probability of operating the métier targeting anchovy in North compared to "other" métier for French pelagic trawlers 1 (Table 4-3).

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

1.29.1.2 *Estimates of values for the “Others”*

Values for the “other” species caught with métiers targeting anchovy are lower than “other” species caught with the “other” métiers (Table 4-4). This may reflect the fact that pelagic fisheries are highly selective with very few by-catch. However, the differences between fleets and areas may reflect the differences in selectivity of the different species caught as by-catch.

Table 4-16. Coefficients of the linear model linking values and effort (“ ” “ means computed from catches in ISIS-Fish)

Fleets	Pelagic trawlers				Purse seiners			
	trawlers1		trawlers2		Basque		Britain	
Métier	other	anchovy	other	anchovy	Other	anchovy	other	anchovy
other	342.2	7.0	671.0	1.6	575.6	6.7	1904.0	23.8
Gironde	26.5	”	41.9	”	173.9	”	NA	NA
Landes	2.8	”	9.7	”	65.9	”	219.3	”
North	2.2	”	47.2	”	NA	NA	1124.4	NA
Rochebonne	12.8	”	38.5	”	NA	NA	NA	”

1.29.2 Capacity of the model to reproduce system's dynamics

1.29.2.1 *The impact of neglecting inter-annual variations in the total nominal effort*

The difference between observed and simulated nominal effort during the period 2000-2004 is quite satisfactory without high differences in observed and simulated effort over the period (Table 4-5).

Table 4-17. Total observed and simulated effort and relative mean difference between nominal observed effort per month and mean effort over the period 2000-2004

Fleet	Observed effort during the period 2000-2004	Simulated effort during the period 2000-2004	fleet catches over total catches (2000-2004)	<i>RMD</i> (%)
Basque purse seiners	15 044	16 869	0.020	-0.10
Britanny purse seiners	12 401	18 359	0.005	-0.32
Spanish Purse seiners	1 372 680*	1 414 573*	0.512	-0.03*
Pelagic trawlers 1	234 335	240 311	0.414	-0.02
Pelagic trawlers 2	149 897	159 264	0.049	-0.06

*observed effort from 2000 to 2003

However, the differences between simulated and observed effort per month and per fleet vary between fleets. This relative difference is less important for French trawlers and Spanish purse seiners than for French purse seiners. Note that the high effort value for Spanish purse seiners relative to that of the French fleets is due to the difference in the unit used to measure effort in the different fleets.

The French pelagic trawlers 1 and Spanish purse seiners are greatly dependent on the anchovy fishery. Therefore, these fleets are less opportunistic than other fleets and the fishing effort spent each year will tend to be more constant. It seems that the fishing effort cumulated over years in the model is overestimated. On average, the error made each month in effort value varies from 2 to 32% of the average monthly effort of these fleets.

1.29.2.2 *Variability of the mean exploitation pattern*

The inter annual variability of the mean exploitation pattern differs between fleets and métiers (Table 4-6). Pelagic Trawlers 2 that spend the main part of their activity on “Other” métiers

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

have a near constant effort allocation all year round. By contrast, the mean pattern of Basque purse seiners is very variable concerning the métiers “Others” and targeting anchovy in Landes.

Table 4-18. inter annual variability $sd(fl,met)$ of the proportion of effort spent on each métier for the mean pattern

Fleet		Pelagic Trawler 1	Pelagic Trawler 2	Basque Purse seiners	Brittany Purse seiners
	Gironde	5.7	2.3	1.1	NA
	Landes	3.1	2.2	31.7	5.4
Metier	North	21.7	4.9	NA	18.0
	Rochebonne	10.9	2.2	NA	NA
	”Others”	27.8	6.3	33.0	17.5

Actually, in this case, we should distinguish between seasonality of the activity spent targeting anchovy and seasonality of a métier, in other words an area. Seasonality for areas represent anchovy’s migrations and high values of the indices reflect the ability of pair trawlers 1 to follow fish and consequently to switch areas. To the contrary, purse seiners opportunistically fish on anchovy when they occupy favorable areas and are consequently more seasonal.

1.29.2.3 *Impact of the date of fish migration*

The impact of the change in migration date is assessed for the French pelagic trawlers 1 that is the main fleet impacted. In the beginning of the year, métiers that are poorly predicted are mainly métiers targeting anchovy in North and the “Others” (Fig 4-3). These métiers were also identified as those with the highest intra annual variability (Table 4-6). However, the dynamic effort allocation is very close to the static for the rest of the year, irrespective of fish migration assumption.

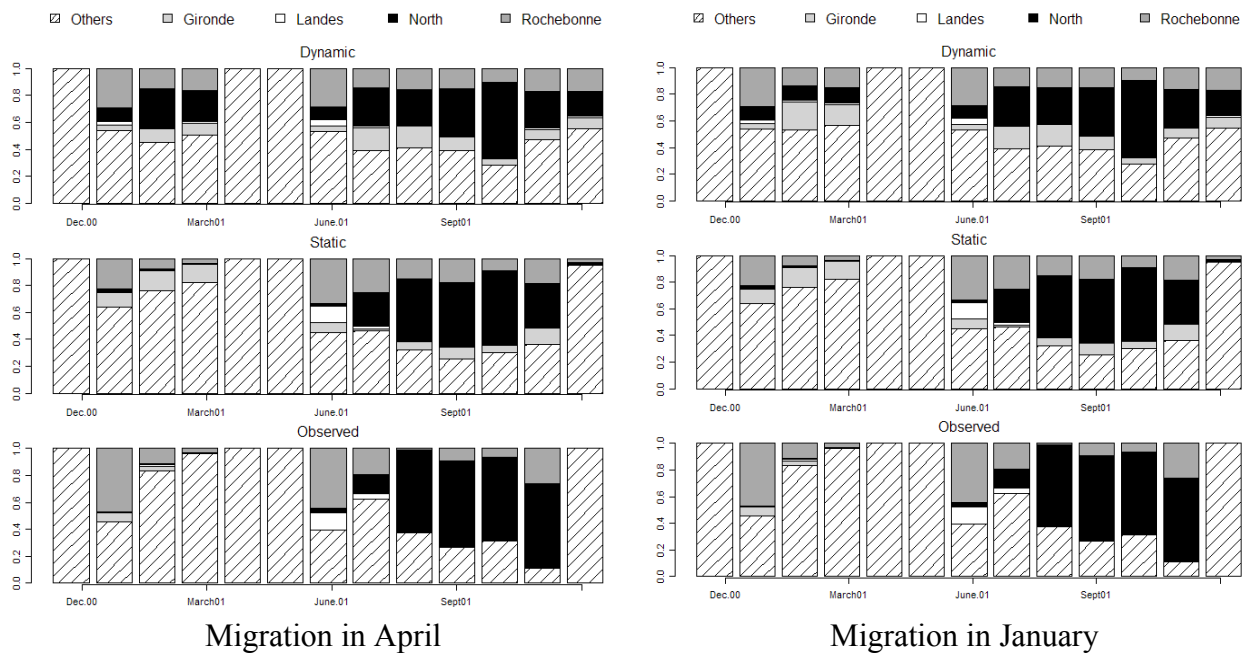


Figure 4-20. Proportion of effort spent on each métier per month between December 2000 and December 2001 for pelagic Trawlers Profil 1.

This effort allocation over-prediction for the métier targeting anchovy in the North in the beginning of the year may result from an over-estimation of that métier’s VPUE, which is used to compute the choice probabilities. We then compute VPUE for each choice and migration hypotheses.

Comparison between simulated and observed values for CPUE, prices and VPUE show that the problems in the computed VPUE mainly result from a bias in CPUE rather than in fish prices (Fig. 4-4). Overestimated CPUE may be due to inappropriate estimates of both biomass distribution and catchability coefficients. This hypothesis is strengthened by the high differences between the relative VPUE and CPUE computed when adults migrations start in April or in January. The most important changes are observed in the beginning of the year when implementing migrations in January. Thus, the relative CPUE/VPUE in North become

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

negative in January and February and conversely become positive in Rochebonne and Gironde.

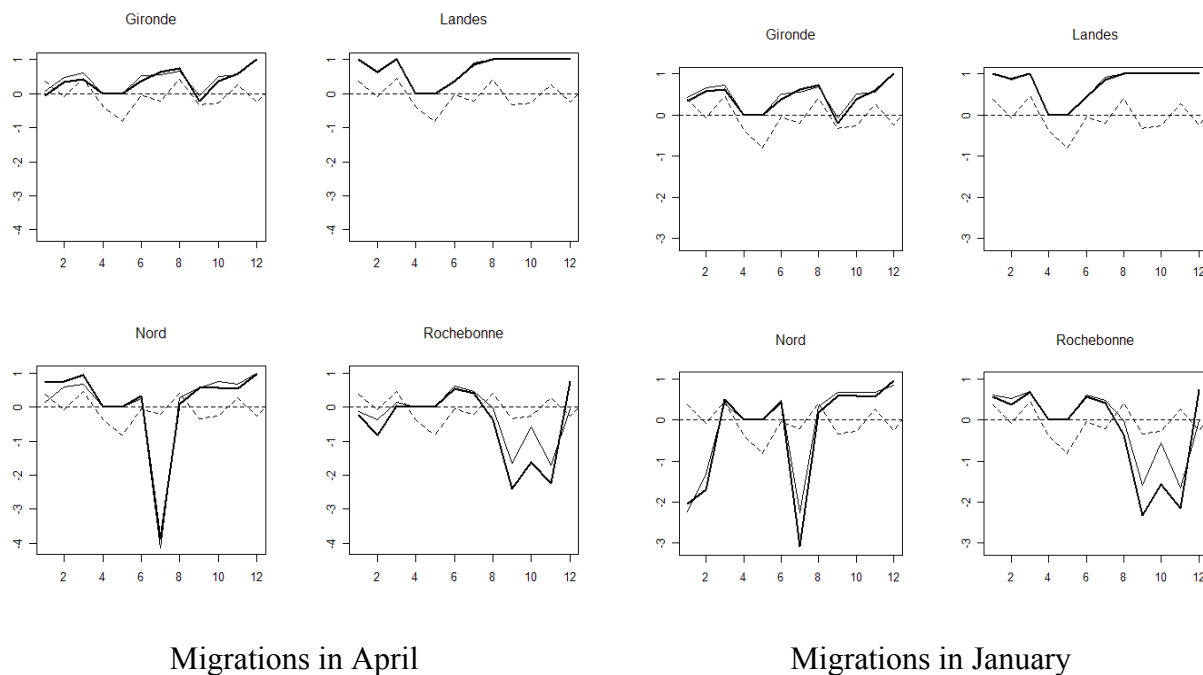


Figure 4-21. bolded line : (Computed VPUE - Observed VPUE)/ Computed VPUE on anchovy for the different métiers in 2001. dashed line: relative prices and solid line: relative CPUE.

1.29.2.4 Impact of fleet dynamics on effort allocation

This section presents results based on the January migrations scenario, as the fit between simulated and observed effort allocation only deteriorates when assuming April migrations. High values of $RSSD(fl,met,Fl_Dyn)$ reflect discrepancies between the mean pattern of effort allocation and the observed effort allocation (Table 4-7 to 4-10). It can be interpreted as inter annual variability in the effort allocation over the different métiers. The relative values allow for comparing between métiers and fleet dynamics. The sum over each métier operated by a fleet represents its total variability. However, this sum should be interpreted with caution as all fleets do not operate the same number of métiers. Comparing French pelagic trawlers fleets, it appears that the discrepancy between the mean and the observed patterns of effort allocation is greater for pelagic trawlers 1 than for pelagic trawlers 2. For purse seiners, that discrepancy is greater for the Basque fleet than for the Brittany fleet. However, even purse seiners operating four distinct métiers display greater discrepancies than pelagic trawlers 2 operating 5 métiers. Comparing these values for static and dynamic effort allocation models also show that values are always higher with dynamic effort allocation.

To assess the validity of the different effort allocation models, the predicted proportion of effort spent on each métier each month is compared with the observed proportions (Fig. 4-5 to 8). Discrepancies between observed and static effort allocations correspond to the inter annual variation in the exploitation pattern. Discrepancies between dynamic and observed effort allocations can also result from the inter annual variation in the exploitation pattern but may also underline the limitations of using this empirical model of fishers' behavior in simulation to reproduce observed effort distributions.

For Pelagic Trawlers 1, the variability of the exploitation pattern can not be caught by the dynamic effort allocation model over the whole period. A systematic bias can be extracted from this graph with an overestimation of the “other” métiers in autumn and an underestimation in spring (particularly with the dynamic effort allocation model). Both static and dynamic models overestimate effort in Landes in July and August. In addition, with the dynamic model, the error increases throughout the simulation period (Fig. 4-5).

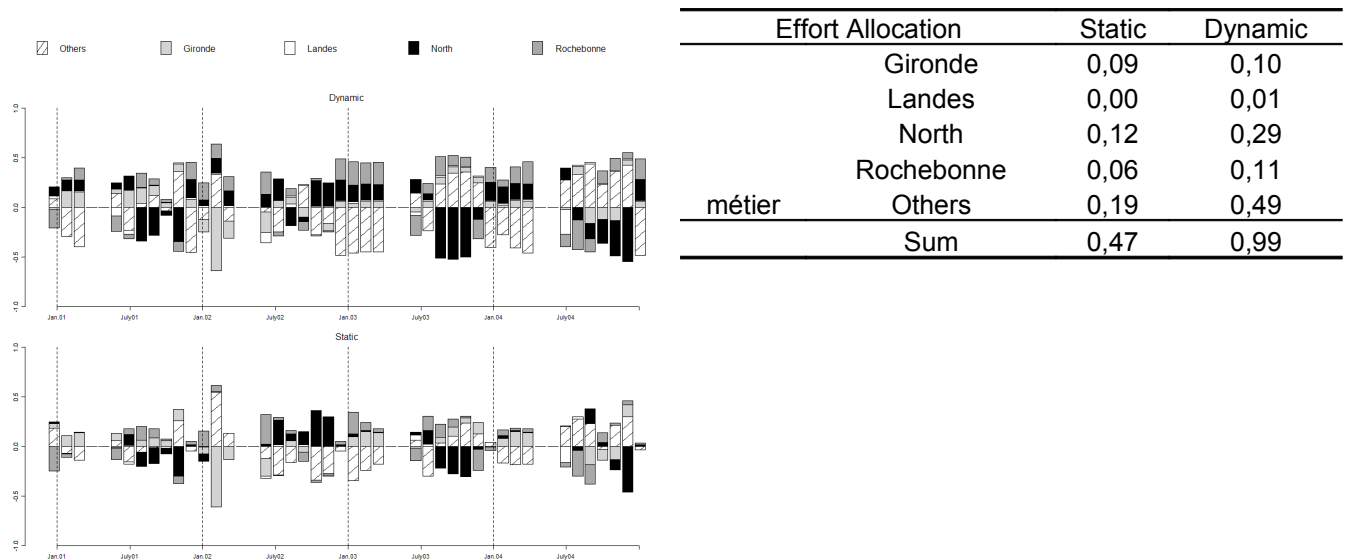
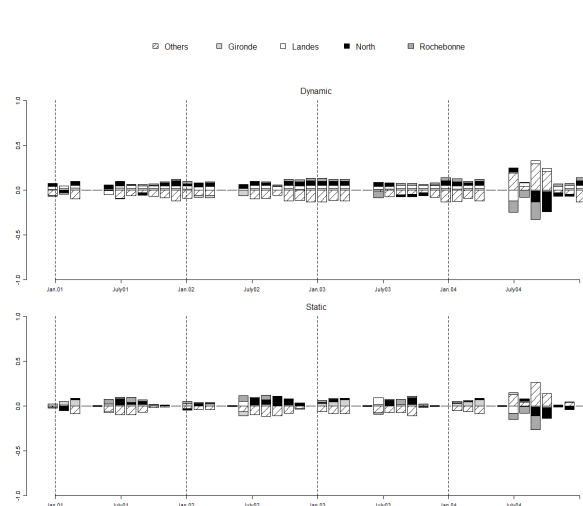


Figure 4-22. Difference between the computed Tableau 4-19. Discrepancy RSSD(fl,met,FI_Dyn) proportion of effort spent on each métier per month between the observed and mean effort (from the between 2001 and 2004 and the observed mean pattern) for pelagic Trawlers 1. Anchovy proportions for pelagic Trawlers 1. Anchovy migrations are assumed to occur in January. migrations are assumed to occur in January.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

Discrepancies for pelagic trawlers 2 are less important (Fig 4-6). The general pattern is an over-prediction of the métier targeting anchovy in North and an under-prediction of the métier “other”. However, another pattern arises in late 2004 with an over-prediction of the métier “Other” and an under-prediction of the métiers targeting anchovy.

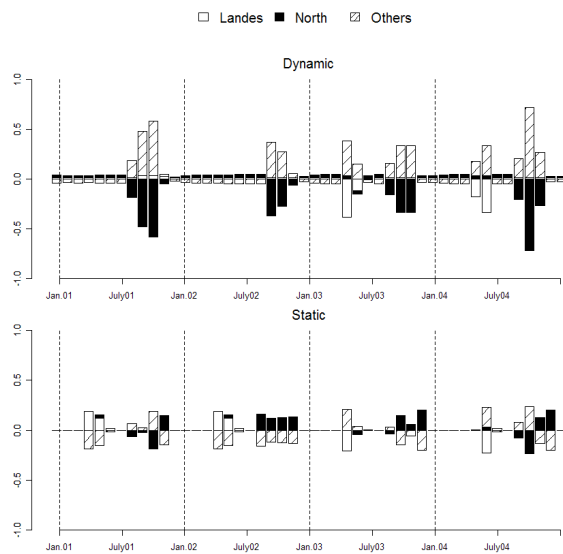


Effort Allocation	Static	Dynamic
Gironde	0,00	0,00
Landes	0,00	0,01
North	0,01	0,01
Rochebonne	0,01	0,01
métier Others	0,03	0,06
Sum	0,05	0,09

Figure 4-23. Difference between the computed proportion of effort spent on each métier per month between 2001 and 2004 and the observed mean pattern) for pelagic Trawlers 2. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

Table 4-20. Discrepancy $RSSD(fl,met,Fl_Dyn)$ between the observed mean effort (from the month between 2001 and 2004 and the observed mean pattern) for pelagic Trawlers 2. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

For the Brittany purse seiners (Fig. 4-7), a dynamic effort allocation results in a concentration of effort mostly in the “other” métiers.



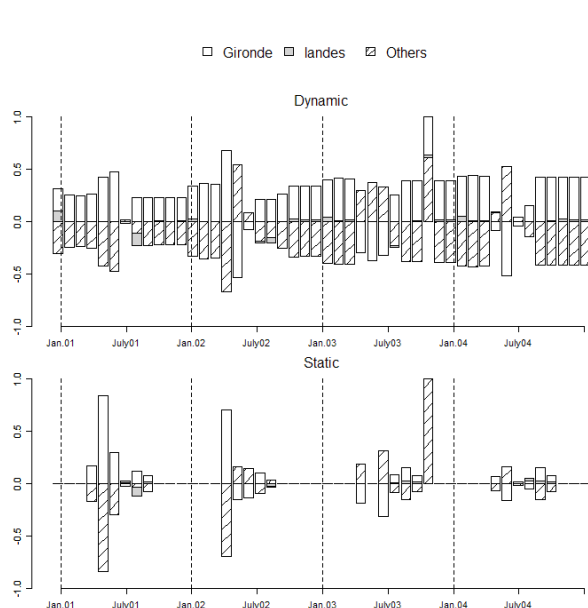
Effort Allocation		Static	Dynamic
métier	North	0,04	0,21
	Landes	0,02	0,03
	Others	0,06	0,22
sum		0,13	0,46

Figure 4-24. Difference between the computed proportion of effort spent on each métier per month between 2001 and 2004 and the observed proportions for Brittany Purse Seiners. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

Table 4-21. Discrepancy $RSSD(fl,met,Fl_Dyn)$ between the observed and mean effort (from the mean pattern) for Brittany Purse Seiners. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

The problem is inverted for the Basque purse seiners for which métiers targeting anchovy (e.g., in Landes) seem to be overly attractive (Fig. 4-8).



Effort Allocation	Static	Dynamic
Gironde	0,00	0,00
Landes	0,20	0,70
Others	0,57	1,00
sum	0,77	1,71

Figure 4-25. Difference between the computed proportion of effort spent on each métier per month between 2001 and 2004 and the observed proportions Basques Purse Seiners. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

Table 4-22. Discrepancy RSSD(fl,met,FI_Dyn) between the observed and mean effort (from the mean pattern) for Basques Purse Seiners. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

1.29.2.5 *Impact of fleet dynamics on fisheries outputs*

The impact of fleet dynamics can be assessed comparing the total anchovy catches and the stock biomass using the dynamic or static effort allocation (Fig. 4-9).

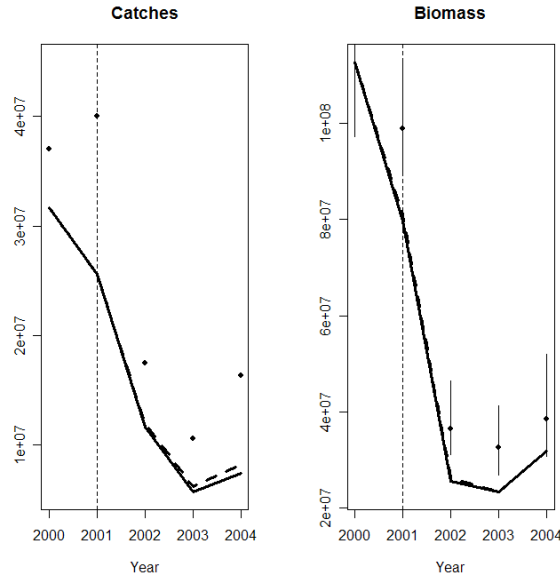


Figure 4-26. Total catches and anchovy biomass (in May) with two fleet dynamics (solid=RUM, dashed=Static), vertical line represents the first year of RUM and points the observed catches and biomass. Anchovy migrations are assumed to occur in January.

Simulated biomass and catches are very close to each other using static or dynamic effort allocation. Catch and biomass estimates reproduce relatively well the trends of the past dynamics of the stock of anchovy. Compared to the observed catches the model always underestimates both catch and biomass levels. It is also striking that the catch increase observed in 2001 is not reproduced by any model.

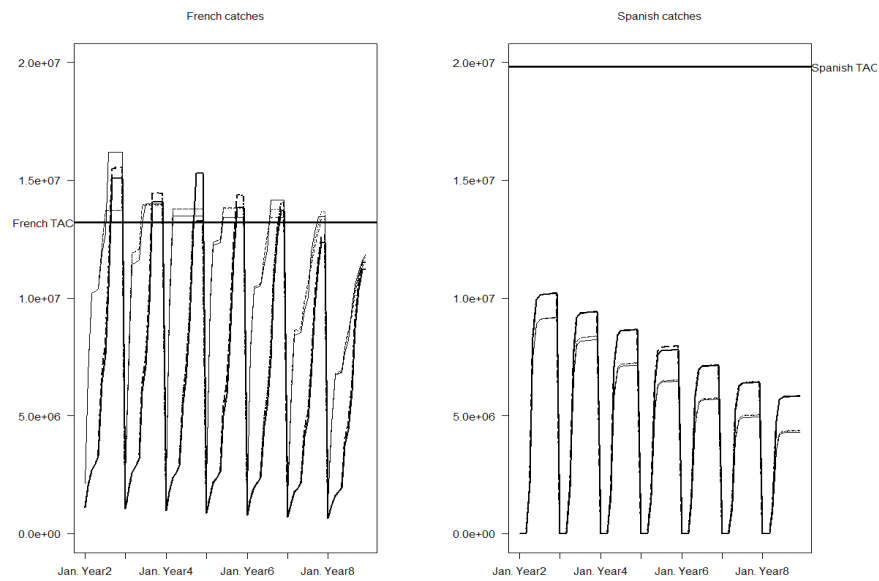
1.29.3 Evaluation of spatial management measures

We have evaluated the sensitivity of management strategy performances, building on a combination of TAC and Marine Protected Areas, to the different assumptions related to biomass and fleet dynamics. The impacts are assessed in term of catches, biomass and effort allocation over the different métiers.

During the simulations, the TAC is never constraining for the Spanish fleet (Fig. 4-10). For the French fleets, the TAC is sometimes overshoot. This TAC overshoot is a consequence of the time step used in the model (month) and the rule coded to close the fishery after the TAC is reached.

The dynamic effort allocation model changes the catch dynamics in that the French fleets' TAC is reached earlier when migrations occur in April (around May the first year and not reached the last year) than when they occur in January (around September the first year and not reached the three last years). These changes are the consequence of the higher activity of the French Pelagic trawler 1 fleet in the North in the beginning of the year observed when comparing the effort allocation using distinct migration hypotheses (Fig. 4-3). These changes in the exploitation pattern also impact the level of the Spanish purse seiners catches that are less important when the dynamic effort allocation model is applied to the French fleets.

Migrations in April



Migrations in January

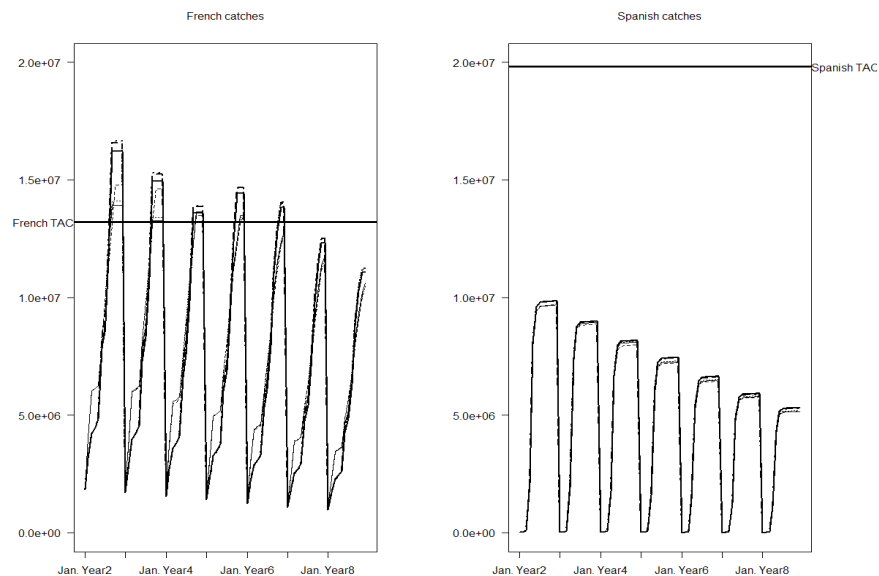


Figure 4-27. Cumulated catches for the different scenarios: static effort allocation in bolded lines, and dynamic effort allocation in plain line. Scenarios without MPA (scenarios 3&6): dotted lines, with MPA 1 (scenarios 1&4): solid lines and with MPA2 (scenarios 2&5): dashed lines

Changes in the effort allocation pattern impacts the estimate of the exploitable biomass and thus the efficiency of implementing an MPA. When assuming that migration occur in April, the two MPA have little or negative impact on biomass depending on whether fishers' behavior is modeled in a static or a dynamic way respectively. When applying the dynamic effort allocation and migrations in April, the model reduces by nearly 20% the exploitable

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

biomass at the end of the simulation, compared to the reference scenario (Fig. 4-11). The worst reduction in biomass results from a combination of dynamic effort allocation and the application of the MPA 1. When applying a dynamic effort allocation, the scenario that has the most benefic effect on biomass is scenario 5, applying the MPA 2, although the final biomass is reduced by 15% compared to the reference scenario (static effort allocation and no MPA). When applying the MPA 2 with static effort allocation, the final biomass increases compared to the reference scenario.

However, the diagnostic is completely changed when migrations occur in January, in which case all scenarios lead to an overall increase of the final biomass (Fig. 4-11).

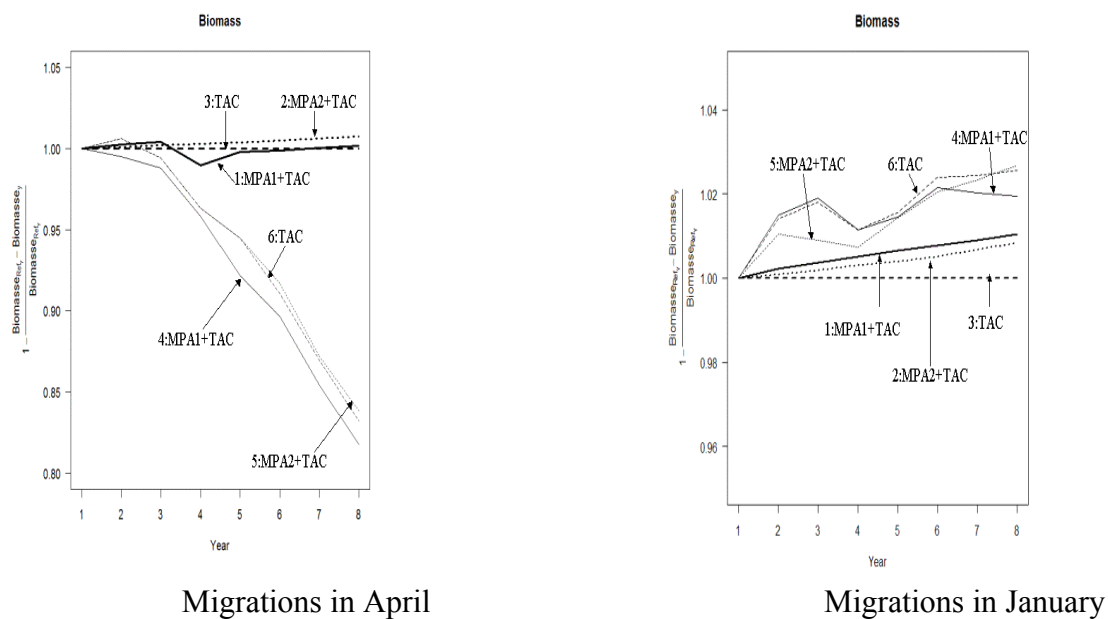


Figure 4-28. Relative difference between biomass in December for the reference scenario (TAC with static effort allocation) and the other scenarios

Comparing the effort allocation when an MPA is applied or not, a positive bar for a métier means that the model allocates more effort to that métier when MPA is implemented and conversely (Fig. 4-12). The difference in effort allocation between scenario 4 (MPA 1 implemented, dynamic effort allocation) and scenario 6 (no MPA, dynamic effort allocation), suggests that fishing effort during the closure is mostly reallocated on the “Other” métiers and partially on métiers targeting anchovy in North and Rochebonne, whatever the migration date (Fig.4-12).

In August, at the end of the MPA implementation, the difference in effort allocation shows that most of the effort that is allocated to the “other” métiers when the MPA is not implemented is allocated to the Gironde area. This graph also shows that changing the

migration from April to January impacts substantially the month at which TAC is reached for the first time. When migrations occur in April, the TAC is reached in the first 6 simulated years, and most of the time in the middle of the year. When migrations occur in January, the TAC is only reached in the first four simulated years, and mostly after October.

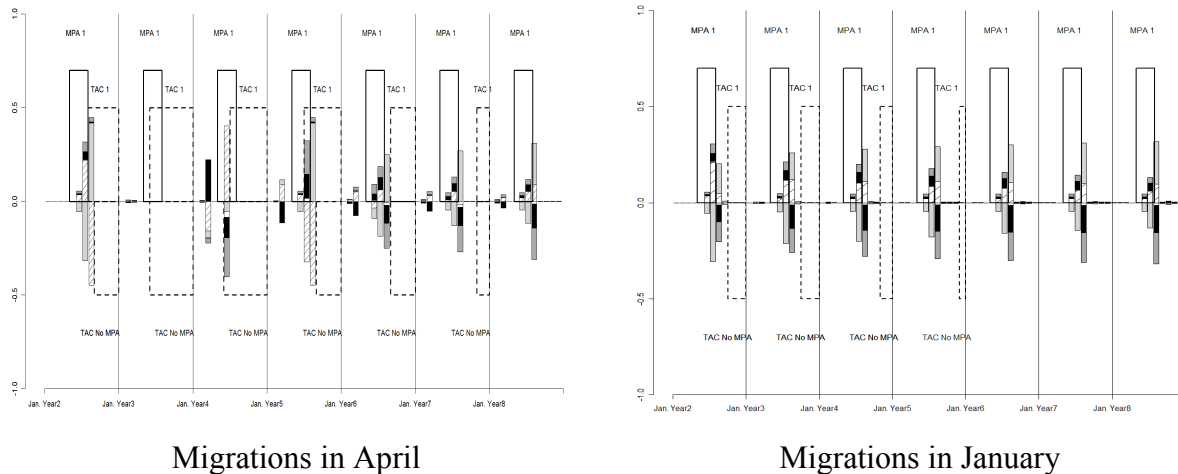


Figure 4-29. Proportion of effort spent on each métier per month for scenario 4 (MPA1) minus proportion for scenario 6 (No MPA) for French Pelagic trawlers 1. Light grey=métiers operating in Gironde, Open=métiers operating in Landes, black=métiers operating in North, dark grey=métiers operating in Rochebonne and hatched= métiers targeting “other” species. Dashed squares represent months for which TAC is reached and solid squares, months during which MPA is applied.

The difference in effort allocation between scenario 5 (MPA 2 implemented, dynamic effort allocation) and scenario 6 (no MPA, dynamic effort allocation) suggests that, whatever the migration date, fishing effort during the closure is mostly reallocated on “Other”, Rochebonne and North métiers in August and September, and mostly in the North in October and November (Fig. 4-13).

In December, at the end of the MPA implementation, the difference in effort allocation shows that most of the effort that is allocated to the North and Rochebonne métiers when the MPA is not implemented is allocated to the “Other” métiers and, to a lesser extent, to Gironde and Landes. This graph also shows that changing the migration from April to January impacts substantially the month at which TAC is reached for the first time. When migrations are made in April, the TAC is reached in the first 6 simulated years and most of the time in the middle of the year. When migrations are made in January, the TAC is only reached the first four simulated years and mostly after November.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

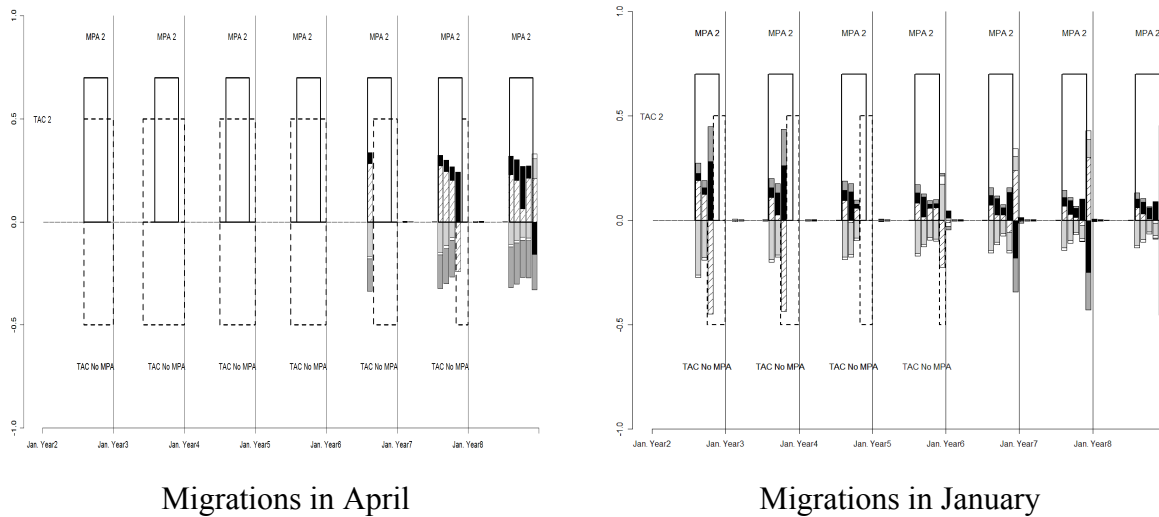


Figure 4-30. Proportion of effort spent on each métier per month between scenario 5 (MPA 2) minus proportion for scenario 6 (No MPA) for French Pelagic trawlers 1. Light grey=métiers operating in Gironde, Open=métiers operating in Landes, black=métiers operating in North, dark grey=métiers operating in Rochebonne and hatched= métiers targeting “other” species. Dashed squares represent months for which TAC is reached and solid squares, months during which MPA is applied.

1.30 Discussion

The Bay of Biscay French pelagic fishery is characterized by two contrasted inter-annual variability of the anchovy's exploitation pattern over the 2000-2004 period. The first category consists of the French pelagic trawlers 1 that are very dependent on the anchovy fishery (41% of the total anchovy's catches) and can redistribute their fishing effort in the different areas of the Bay of Biscay to follow the fish spatial distribution. The second category includes the other fleets that are less dependent on anchovy (mainly fishing on "Other" species) and more opportunistic. For these two categories, the inter-annual variability in the effort allocation among the different métiers represents different processes. For French pelagic trawlers 1, the inter-annual variability in the exploitation pattern represents changes in the exploited areas. Using fishery dynamics model to assess the impact of spatial managements measures on fisheries, it is necessary to take into account for these spatial exploitation dynamics. To capture these dynamics a Random Utility Model (RUM) was specified and estimated. The structure of the RUM was determined by, (1) the requirements of the existing base model of the anchovy fishery in the Bay of Biscay (Lehuta et al., Submitted) and, (2) our objective to evaluate the contribution of fleet dynamics to the performance of Marine Protected Areas (MPAs). In relation with (2), it was necessary to compute the probability of reallocating the effort spent in the closed area, either on "Other" métier, or on métier targeting anchovy in another area. The structure of the RUM was adapted in such a way that coefficient estimates could be included in the ISIS-Fish fisheries dynamic simulation model. We used these estimates to compute the probability of operating a métier every month over the past period 2000-2004. We showed that for French pelagic trawlers 1, one of the problems that could lead to discrepancies in the observed and simulated effort was the over-predicted anchovy VPUE in the North at the beginning of the year, especially when fish migrations are made in April. This problem was directly linked with a problem of the spatial distribution of the Anchovy's biomass or catchability estimates. Although this problem is somehow alleviated when changing the migration date to January, it is not completely resolved.

The problem of catchability estimates also applies to the Basque purse seiners. The model predicts that this fleet may catch anchovy at periods when they are scattered near the surface, resulting in a low catchability. Another problem underlined by the comparison of the simulated and the observed effort allocation was the change of exploitation pattern of the French pelagic trawlers 2 in 2004. During that year, these vessels spent a larger proportion of

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

their activity fishing on anchovy than they used to. This change may be induced by higher observed prices in 2004 compared to the period 2000-2003. These problems of variability in prices and catchability among years should be explored in the future to improve the predictive capacity of the short-term effort allocation model.

Overall, the development of our bio-economic model was hindered by two difficulties.

The first difficulty was to reproduce the strong fluctuations in the time and spatial anchovy dynamics. As shown by Vermard et al. (2008), pelagic fisheries are greatly dependent on fish availability and accessibility. Any error made in the stock distribution will result in a bias in the VPUE estimates, and therefore will propagate and amplify swiftly throughout the simulated period when fishers' behavior is modeled in a dynamic way. This error could be amplified more quickly than in the case of some demersal fishery, where stocks are likely to be less variable in term of spatial distribution. Although we used some of the most recent perception of anchovy dynamics, no dynamic model could be implemented to mimic the inter-annual variability in the spatial distribution of that stock in a satisfactory way.

A second difficulty was that the dynamics of the "Other" species were modeled using linear relationships between effort and landed values. While this is probably a better approach than ignoring the dynamics of data-poor species, we did not take into account the diversity of the "other" species and their variability in abundance and distribution. This may also explain discrepancies observed while comparing dynamic effort allocations and especially when the "other" group is very important for a fishery as it is the case for the French pelagic trawlers 2 and French purse seiners.

Concerning the comparison between predicted and observed effort allocation, the differences between biomass and catches using static or dynamic effort allocation are limited as recruitment is implemented during that period and set equal to the observed recruitments. This modeling choice was made to mimic the observed stock biomass as much as possible. However, a side-effect of that choice is that the effort reallocation of the French pelagic trawlers 1 in the North area is minimized when using the dynamic effort allocation and fish migrations in April. Implementing another migration date (in January) completely changed the predictions. This change in the migration date mostly impacts the French pelagic trawler 1 that is the only fleet usually targeting anchovy in the beginning of the year.

The main contribution of that work were then the implementation of a dynamic model of effort allocation on top of a model of stock dynamics. Comparing the outputs of the dynamic effort allocation model and the observed strengthen the difficulties to reproduce the inter annual behavioral variability that are to some extent due to the spatial inter annual variability

of stock distribution. Using that model in prediction also strengthens the opinion that MPA's efficiency is dependent on fisher's behavior and spatio-temporal fishes' distribution. We clearly simulated scenarios where implementing an MPA may have a negative impact on stock biomass, when taking into account fisher's behavior. Such possibility of inducing counter effects should obviously be considered in fisheries management.

Fisheries scientist are recurrently invited to develop bio-economic modeling tools to evaluate the performances of specific management measures. While a number of bio-economic modeling tools have been applied in the fisheries literature (Maury and Gascuel, 1999, Holland, 2003), it is seldom that their predicted results have been groundtruthed against observations from the fishery system. Our results suggest that, when dealing with such a volatile and complex fishery as the anchovy fishery, coupling a fleet dynamics model with an uncertain stock dynamics model may somehow obscure the scientific messages conveyed to managers. Providing a scientific advice within uncertainty context remains in many cases a challenge. Science advisers must do not hide the multiple sources of uncertainty, but they also must conjointly explain what they are confident in with respect to their uncertainty analysis.

Finally, we should stress that the main issue we encountered here was not directly related to our fleet dynamics model. Indeed, our findings, that bear out those from Vermard et al. (2008), suggest that Random Utility Models provide a reasonable framework to model and predict the fleet dynamics of the anchovy fishery. However, our results also evidenced that our fleet dynamics model, as would in fact any model building in fishers' perception of stock density, amplified the volatility of both the anchovy's spatial dynamics and of the other species' model. As a result of this limitation, we could not suggest to apply directly our model for operational management strategy evaluation purposes. Nevertheless, we could at least quantify the error made when using a variety of stock and fleet dynamics scenarios and of management strategies. These results may therefore be useful to guide future research directions. They suggest perhaps that, in the case of variable small pelagic, a little more priority should be given to the modeling of the spatial stock dynamics than on the modeling of the fleets that harvest them. More generally, they also suggest that more research should be devoted to facilitate the incorporation of data-poor species in bio-economic models, a long-standing challenge of fisheries science.

1.31 Acknowledgements

The work was funded through the CAFE project of the European Union (DG-Fish, contract no. 022644) and the Région Bretagne, for which support we are very grateful. We are also indebted to fishers, who kindly provided their VMS data on a voluntary basis and people from the French Fisheries Information System at IFREMER.

1.32 References

- Allen, P.M., McGlade, J.M. (1986) Dynamics of discovery and exploitation: the case of the scotian shelf groundfish fisheries. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **43**, 1187-1200.
- Bertrand, S., Burgos, J.M., Gerlotto, F., Atiquipa, J. (2005) Lévy trajectories of Peruvian purse-seiners as an indicator of the spatial distribution of anchovy (*Engraulis rigens*). *ICES Journal of Marine Science* **62**, 477-482.
- Caddy, J.F. (1975) Spatial model for an exploited shellfish population, and its application to Georges Bank Scallop Fishery. *journal of fisheries research board of canada* **32**, 1305-1328.
- Charles, A.T. (1995) Fisheries science - the study of fishery systems. *Aquatic Living Resources* **8**, 233-239.
- Drouineau, H., Mahévas, S., Pelletier, D., Benoît, B. (2006) Assessing the impact of different management options using ISIS-Fish: the French Merluccius merluccius – Nephrops norvegicus mixed fishery of the Bay of Biscay. *Aquatic Living Resources* **19**, 15-29.
- Duhamel, E., Biseau, A., Massé, J. (2004) The French anchovy fishery. Working Document to the Working Group on the Assessment of Mackerel, Horse Mackerel, Sardine and Anchovy. *ICES CM 2005/ACFM:08*.
- Gillis, D.M. (2003) Ideal free distributions in fleet dynamics: a behavioral perspective on vessel movement in fisheries analysis. *Canadian Journal of Zoology* **81**, 177-187.
- Hilborn, R. (2007) Managing fisheries is managing people: what has been learned. *Fish and Fisheries* **8**, 285-296.
- Hilborn, R., Walters, C.J. (1992) Quantitative fisheries stock assessment: choice, dynamic and uncertainty. *Chapman & Hall, New York*.
- Holland, D.S. (2003) Integrating spatial management measures into traditional fishery management systems: the case of the Georges Bank multispecies groundfish fishery. *ICES Journal of Marine Science* **60**, 915-929. [In English].
- Holland, D.S., Sutinen, J.G. (1999) An empirical model of fleet dynamics in New England trawl fisheries. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **56**, 253-264.
- ICES (1999) ICES cooperative research report no. 236. Report of the ICES Advisory Committee on Fishery Management.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

- ICES (2006) Report of the Working Group on the Assessment of Mackerel, Horse Mackerel, Sardine and Anchovy. *ICES CM 2006/ACFM: 36*.
- Laloe, F., Samba, A. (1991) A simulation model of artisanal fisheries of senegal. *ICES Marine Science Symposium*.
- Lehuta, S., Mahévas, S., Petitgars, P., Pelletier, D. (Submitted) Combining sensitivity and uncertainty analysis to evaluate the impact of management measures with ISIS-Fish: Marine Protected Areas for the Anchovy (*Engraulis encrasicolus* L.) fishery in the Bay of Biscay.
- Lehuta, S., Vermard, Y., Petitgars, P., Mahévas, S., Huret, M. (In prep.) Modelling the spatial dynamics of the anchovy fishery in the Bay of Biscay with the simulation model ISIS-Fish: integration of information, calibration and validation.
- Mahévas, S., Pelletier, D. (2004) ISIS-Fish, a generic and spatially explicit simulation tool for evaluating the impact of management measures on fisheries dynamics. *Ecological Modelling* **171**, 65-84.
- Marchal, P., Andersen, B.S., Bromley, D., *et al.* (2006) Improving the definition of fishing effort for important European fleets by accounting for the skipper effect. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **63**, 510–533.
- Maury, O., Gascuel, D. (1999) SHADYS ('simulateur halieutique de dynamiques spatiales'), a GIS based numerical model of fisheries. Example application: the study of a marine protected area. *Aquatic Living Resources* **12**, 77-88. [In English].
- Millisher, L., Gascuel, D. (2006) Information transferts, behaviors of vessels and fishing efficiency: an individual based simulation approach. *Aquatic Living Resources* **19**, 1-13.
- Motos, L., Wilson, D.G. (2006) The Knowledge Base for Fisheries Management. *Developments in Aquaculture and Fisheries Science* **36**.
- Pelletier, D., Mahévas, S. (2005) Spatially explicit fisheries simulation models for policy evaluation. *Fish and Fisheries* **6**, 307-349.
- Pelletier, D., Mahévas, S., Drouineau, H., *et al.* (2009, In Press) Evaluation of the bioeconomic sustainability of multi-species multi-fleet fisheries under a wide range of policy options using ISIS-Fish. *Ecological Modelling*.
- Poos, J.-J., Rijnsdorp, A.D. (2007) The dynamics of small-scale patchiness of plaice and sole as reflected in the catch rates of the Dutch beam trawl fleet and its implications for the fleet dynamics. *Journal of Sea Research* **58**, 100-112.

- Rijnsdorp, A.D., Daan, N., Dekker, W. (2006) Partial fishing mortality per fishing trip: a useful indicator of effective fishing effort in mixed demersal fisheries. *ICES J. Mar. Sci.* **63**, 556-566.
- Salthaug, A., Aanes, S. (2003) Catchability and the spatial distribution of fishing vessels. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **60**, 259-268. [In English].
- Ulrich, C., Andersen, B.S. (2004) Dynamics of fisheries, and the flexibility of vessel activity in Denmark between 1989 and 2001. *ICES J. Mar. Sci.* **61**, 308-322.
- Uriarte, A., Prouzet, P., Villamor, B. (1996) Bay of Biscay and Ibero Atlantic anchovy populations and their fisheries. *Scientia Marina* **60**, 237-255.
- Vermard, Y., Marchal, P., Mahevas, S., Thebaud, O. (2008) A dynamic model of the Bay of Biscay pelagic fleet simulating fishing trip choice: the response to the closure of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) fishery in 2005. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **65**, 2444-2453.
- Walters, C., Hall, N., Brown, R., Chubb, C. (1993) Spatial model for the population dynamics and exploitation of the western Australian rock lobster, *Panulirus cygnus*. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **50**, 1650-1662.
- Walters, C.J., Bonfil, R. (1999) Multispecies spatial assessment models for the British Columbia groundfish trawl fishery. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **56**, 601-628.
- Wilens, J.E. (1979) Fishermen behaviour and the design of efficient fisheries regulation programs. *Journal of the Fisheries Research Board of Canada* **36**, 855-858.
- Wilens, J.E., Smith, M.D., Lockwood, D., Botsford, L. (2002) Avoiding surprises: incorporating fisherman behavior into management models. *Bulletin of Marine Science* **70**, 553-575.

4. Combining fleet dynamics and population dynamics

Discussion générales et perspectives

Discussion générale et perspectives

L'objectif de cette thèse était d'évaluer l'apport des méthodes de modélisation des comportements de pêche, pour l'analyse de la performance des systèmes de gestion des pêches. Cette évaluation a été conduite en trois étapes. La première a été consacrée à l'analyse d'une méthode Bayésienne de traitement des données VMS, en vue de la caractérisation et quantification des comportements de pêche à court terme. La seconde s'attache à la compréhension, description et modélisation du comportement à court et moyen terme des pêcheurs, en s'appuyant sur les approches de type RUM. Enfin, dans un troisième temps, le modèle de dynamique de flottille ainsi développé a été couplé avec un modèle décrivant la dynamique des populations exploitées. Cette dernière étape a permis d'évaluer dans quelle mesure un modèle intégré pouvait être utilisé pour analyser l'impact de mesures de gestion (i.e., TAC et AMP) sur le système pêche.

Synthèse générale

Les Chapitres 2 et 3 de la thèse présentent le développement et l'adaptation de deux cadres de modélisation aux flottilles pélagiques du Golfe de Gascogne. Antérieurement, les RUM ont déjà été utilisés dans l'étude de la dynamique des flottilles (Holland and Sutinen, 1999, Hutton et al., 2004, Pradhan and Leung, 2004), tandis que les modèles hiérarchiques bayésiens utilisés pour décrire les processus de mouvement Patterson et al. (2008) n'avaient à ma connaissance jamais été utilisés dans le domaine des sciences halieutiques.

Le Chapitre 2 montre que la description du mouvement par des modèles hiérarchiques bayésiens utilisant des chaînes de Markov cachées est une approche très prometteuse afin de pouvoir identifier l'état du bateau à partir des données VMS. Aucune validation n'étant possible compte tenu de l'absence d'observateurs embarqués à bord des navires, une approche par simulation-ajustement a été choisie. Cette approche permet une analyse critique des caractéristiques du modèle proposé, elle montre que la structure de modèle proposée permet la reconstitution des trajectoires d'état lorsque les émissions sont réalisées à pas de temps constant. Cela ouvre donc des perspectives d'étude pour des bateaux équipés de balises de type Inmarsat pour lesquels la transmission de données par des satellites de type géostationnaire est régulière. Malheureusement, ce n'était pas le cas des 6 bateaux dont les données VMS étaient disponibles. L'approche de simulation-ajustement a mis en évidence la très forte sensibilité du modèle au décalage entre le pas de temps régulier du modèle et le pas

de temps d'enregistrement des émissions VMS. On montre en particulier qu'au delà d'un décalage moyen de 20 mn pour un pas de temps d'une heure, les inférences se détériorent et ne permettent plus de retrouver les états à chaque pas de temps. La majorité des trajectoires des bateaux étudiés présentent ce type de décalage entre le pas de temps régulier du modèle et les émissions. Ceci permet d'expliquer, en partie au moins, les difficultés d'ajustement du modèle aux données pour ce cas d'étude. Il a cependant été possible d'analyser certaines trajectoires pour lesquelles les décalages présentaient une configuration favorable (peu de données manquantes et des décalages inférieurs à 20 minutes pour un pas de temps d'une heure). Ces trajectoires favorables ont permis de calculer des indicateurs tels que le temps de pêche dans la marée ou encore la distance parcourue dans chaque état. S'affranchir des problèmes dus au décalage d'émission est donc l'une des orientations principales d'amélioration de la méthode. C'est l'étape clé à franchir si on souhaite quantifier de manière systématique l'effort de pêche par zones grâce aux données VMS.

Le Chapitre 3 traite de la modélisation du comportement de pêche à moyen terme. Dans cette partie, nous montrons que la modélisation de l'activité de pêche des chalutiers pélagiques par des modèles de choix discret de type RUM permet de décrire, reproduire et prédire de manière satisfaisante l'allocation de l'effort sur les différents métiers identifiés. Les variables influençant le plus les décisions sont la Valeur Par Unité d'Effort réalisée la marée précédente, la composition spécifique de la marée précédente ainsi que l'inertie du pêcheur à changer de métier. Le modèle permet non seulement de reproduire l'allocation de l'effort lors de la période de calibration mais aussi de prédire la ré-allocation d'effort lors de la fermeture de la pêche à l'anchois sur les métiers ciblant le bar et le thon.

Le Chapitre 4 combine le modèle d'allocation de l'effort à moyen terme proposé dans le Chapitre 3 avec un modèle de dynamique des populations exploitées. La structure et les variables du RUM sont adaptées au pas de temps du modèle de simulation pour décrire l'exploitation spatiale de l'anchois et tester l'impact d'Aires Marines Protégées. La comparaison entre les valeurs de biomasses ou de captures simulées et celles observées sur la période 2000-2004 montrent que le modèle reproduit ces dynamiques de manière assez réaliste. La dynamique mensuelle d'allocation de l'effort est cependant plus difficile à reproduire, tout particulièrement pour les métiers ayant eu un schéma d'exploitation très variable sur cette période. Le modèle est également utilisé de manière prédictive, pour déterminer la réaction des pêcheurs face à une nouvelle réglementation. On simule, en particulier, le report de l'effort entre les métiers ciblant l'anchois et le métier ciblant d'autres espèces. On met en évidence que le modèle de dynamique de flottille, parce qu'il est basé sur

5. Discussion générale et perspectives

la perception que les pêcheurs ont des densités de poisson au travers de leur capture, est extrêmement sensible à l'incertitude liée à la modélisation de la dynamique spatiale de l'anchois. Ceci est mis en évidence par une importante différence dans les estimations d'allocation de l'effort de pêche, selon les hypothèses retenues en matière de migrations spatiales de l'anchois en hiver, partie de la dynamique de l'anchois la moins bien renseignée. La confrontation des captures et efforts simulés avec les valeurs observées nous a ainsi permis d'en déduire que la migration de l'anchois de la zone Nord vers les zones de reproduction (Sud) se réalisait, selon toute vraisemblance, plutôt en début d'année qu'en Avril (première hypothèse testée). En outre, cette étude témoigne la capacité limitée du modèle statistique choisi à reproduire la dynamique des espèces accessoires. La description de ces processus est cruciale pour des pêcheries mixtes où les espèces accessoires peuvent être des facteurs déterminants dans la dynamique de certaines flottilles. Le choix de modélisation rudimentaire réalisé ici, qui consiste à relier les valeurs débarquées de ces espèces accessoires directement à l'effort de pêche, constitue une approche évidemment plus satisfaisante que de ne pas prendre du tout en compte leurs dynamiques. Néanmoins, il ne permet pas de décrire les variations en distribution et abondance de ces espèces.

On montre enfin, et c'est sans doute le principal résultat du modèle couplé, que les hypothèses concernant la réaction des pêcheurs et la répartition spatiale des poissons ont un impact fort sur l'efficacité réelle des mesures de gestion. Une mesure de gestion spatialisée peut ainsi avoir un effet contre-productif (i.e. baisse des biomasses d'anchois), sous l'hypothèse d'une migration hivernale des anchois en Janvier, et si l'on admet que les pêcheurs allouent leur effort en fonction de leur perception de la densité de biomasse. Autrement dit, on confirme ici que les comportements de pêche sont un déterminant essentiel de l'efficacité des mesures de gestion et que leur prise en compte est un passage obligé pour l'évaluation de ces mesures.

Retour sur les observations

La description et la modélisation des comportements de pêche a été réalisée en utilisant au maximum l'ensemble des données disponibles. Les principaux jeux de données à disposition dans Harmonie (base de données gérée par le Système d'Informations Halieutiques d'Ifremer) sont les données déclaratives, les données administratives, les données de ventes et les données VMS. Les données déclaratives provenant des log-books nous renseignent (i) sur la quantité d'espèces débarquées, (ii) les zones de pêche et (iii) l'effort de pêche (assimilé ici au

temps de pêche). Ces données sont agrégées à l'échelle de la séquence de pêche, correspondant à une séquence d'opérations de pêche consécutives d'une marée et dans un rectangle statistique. Elles constituent la base de l'analyse des comportements à moyen terme. Cependant, la description des métiers pratiqués ainsi que les modèles utilisés pour décrire le comportement à moyen terme des pêcheurs sont basés en grande partie sur le principe que les agents économiques cherchent à maximiser leur profit. Par conséquent, il a été nécessaire de connaître le chiffre d'affaire produit à chaque marée, et donc de coupler les données des log-books avec un second jeu de données qui sont les données de ventes en criée. Le troisième type de données auquel nous avons pu avoir accès sont les données VMS. Ces données, qui n'étaient dans notre cas disponibles que pour un échantillon de bateaux (6), renseignent sur leur trajectoire par l'enregistrement des positions géographiques à un pas de temps horaire. Aucune information qualitative sur l'état d'activité de ces bateaux au moment de l'émission de leur position géographique n'était disponible.

L'étape consistant à rassembler et qualifier l'ensemble de ces données, est un préalable à la description des flottilles et des métiers pratiqués, ainsi qu'à la modélisation de l'activité de pêche. A l'issue de cette étape, plusieurs conclusions ont pu être tirées sur la description des flottilles. Il a ainsi été montré que la description de l'activité de pêche des flottilles pélagiques peut être réalisée de manière satisfaisante en détaillant les captures d'anchois, de sardine, de maquereau, de chinchard, de bar et de thon et en agrégeant l'ensemble des autres espèces capturées dans un pool d'espèces accessoires. Le couplage des données de vente a permis de reconstituer les paires de chalutiers pêchant en bœuf mais aussi de définir deux flottilles de chalutiers pélagiques à partir de leur dépendance à l'anchois (calculée en pourcentage de chiffre d'affaire annuel). Ce couplage a aussi permis de définir les profils de capture à partir de la composition en valeur des débarquements et d'associer un métier à chaque marée, par analyse ascendante hiérarchique (Chapitre 3). Cette étape a permis aussi de mettre en évidence que certains types de données renseignées dans les log-books, telles que la taille du bateau ou le maillage utilisé, sont peu pertinents pour la description des flottilles pélagiques et des métiers qu'elles pratiquent. L'effort de pêche utilisé pour calculer des Valeurs Par Unité d'Effort dans les analyses précédemment citées présente l'inconvénient d'être issu de source déclarative et agrégé sur plusieurs opérations de pêche au sein d'une même séquence. Les données VMS seraient alors une alternative prometteuse, à condition toutefois de pouvoir décrire les différents états des bateaux (i.e., en pêche, en route, à l'arrêt) au sein de la marée (Chapitre 2).

Confrontation des modèles aux observations

Lors de ce travail, nous avons toujours cherché à confronter les résultats aux observations disponibles. En effet, même si comme le mentionnent Hill et al. (2007), la capacité du modèle à reproduire les données historiques n'est pas forcément un bon indicateur de sa capacité à prédire le comportement du système dans des conditions futures différentes, c'est une étape primordiale permettant sa validation et l'évaluation de ses limites.

Dans les Chapitres 3 et 4, les sorties des modèles (effort de pêche, captures, biomasse) sont directement confrontées aux données historiques. Lors de la modélisation du comportement à court terme réalisée dans le Chapitre 2, aucune donnée n'étant disponible pour confronter les états prédits par le modèle aux observations, nous avons utilisé une démarche de simulation-ajustement pour valider le modèle. Cette démarche permet de mettre en évidence les structures de données qui permettent d'obtenir des inférences de bonne qualité.

Dans le Chapitre 3, la comparaison des allocations d'effort de pêche simulées et observées permet non seulement de valider la capacité du modèle à décrire la dynamique historique de l'allocation de l'effort sur les différents métiers, mais aussi sa capacité à prédire l'allocation en 2005, première année où la pêche à l'anchois a été fermée.

Dans le Chapitre 4, la comparaison entre l'allocation de l'effort dynamique et l'allocation observée permet de comparer deux hypothèses de distribution et de migration de l'anchois dans le Golfe de Gascogne au printemps. Conditionnellement aux modèles de capturabilité et d'allocation de l'effort, il a ainsi pu être montré que la migration de l'anchois de la zone Nord vers les zones de reproduction (Sud) serait plus plausible en Janvier qu'en Avril (première hypothèse testée). Indépendamment de la qualité du modèle de dynamique de flottille (que nous avons déjà en partie discutée et sur laquelle nous reviendrons dans les perspectives de ce travail), le couplage des deux modèles, dynamique des ressources / dynamique des flottilles, permet de revenir sur les hypothèses de migration établies lors de la calibration du modèle initial. Cet exemple montre l'intérêt d'intégrer l'ensemble des informations dont on peut disposer afin de décrire les dynamiques du système et de confronter les sorties de modèles aux observations. Cette approche, basée sur l'intégration d'une allocation de l'effort d'abord statique puis dynamique, permet de comparer les résultats obtenus aux observations afin de discuter des hypothèses précédemment formulées (hypothèse de migration dans notre cas). Elle illustre surtout une conclusion de Mackinson et al. (In Press) soulignant que c'est la

confrontation des modèles aux observations qui permet l'apprentissage et la validation de certaines hypothèses de modélisation.

Les notions d'échelles

Ce travail met en exergue la nécessité de lier les différentes échelles spatio-temporelles et de définition de l'activité de pêche lors de la modélisation des comportements de pêche.

Ce travail décrit deux échelles temporelles auxquelles le comportement de pêche peut être analysé. La première, intra marée (i.e. plusieurs heures), est appelée ici court terme et la seconde, inter marée (plusieurs jours dans le mois), est appelée moyen terme. Cette approche était motivée par la volonté de modéliser séparément les processus relatifs aux choix des métiers pratiqués à l'échelle de la marée et du mois, des processus liés aux décisions prises au sein de la marée. Les données utilisées reflètent cette distinction d'échelle avec dans un cas l'utilisation de données renseignant sur la trajectoire des bateaux heure par heure et dans l'autre des données renseignant sur les caractéristiques des marées, telles que les espèces capturées, leur valeur et le temps de pêche. Le temps de pêche est donc une variable permettant de relier ces deux échelles. Il est en effet directement dépendant du comportement à court terme, et l'étude faite à cette échelle nous permettrait de discrétiser la marée en temps de pêche, temps de route et temps d'arrêt. Dans ce travail, pour des raisons d'accès aux données VMS mais aussi de difficultés à pouvoir identifier l'état des bateaux au cours de la marée, l'effort de pêche utilisé a cependant été celui des données déclaratives.

Plusieurs échelles ont également été considérées pour décrire l'hétérogénéité spatiale des différents objets utilisés dans le cadre de cette thèse : abondance et structure démographique des populations, effort de pêche et outils de gestion.

La notion d'échelle spatiale est décrite parfois explicitement et parfois implicitement selon les objectifs recherchés. Par exemple, dans le modèle permettant l'évaluation du report d'activité suite à la fermeture de la pêche à l'anchois (chapitre 3), la dimension spatiale n'est pas explicite. En effet, les métiers pratiqués par les chalutiers étudiés dans cette partie sont définis sur la base des espèces ciblées et non des zones de pêche. Ce choix est notamment justifié par le fait que la mesure de gestion évaluée dans ce chapitre n'était pas explicitement spatialisée. Il faut cependant noter que les résultats de cette étude reposent sur l'hypothèse que les coûts associés aux différents métiers sont similaires, faute de données économiques plus précises. Or, il est vraisemblable que les différentes espèces ciblées n'ayant pas la même distribution

5. Discussion générale et perspectives

spatiale, les coûts – notamment en carburant – liés aux métiers ciblant ces espèces n’auraient probablement pas été équivalents dans une modélisation prenant explicitement l’espace en compte. Dans le Chapitre 4, la volonté de tester des mesures de gestion spatialisées a nécessité de considérer la répartition spatiale de la population et de l’exploitation. Les zones de répartition spatiale de la population d’anchois sont définies afin de pouvoir modéliser les habitats essentiels de l’anchois, mais aussi contraintes par la résolution spatiale de la donnée décrivant l’effort de pêche. Cette dernière donnée étant uniquement disponible à l’échelle du rectangle statistique, il n’est pas réaliste d’explorer l’impact d’une fermeture de zone plus petite que le rectangle statistique. Les aires essentielles aux processus de reproduction et de recrutement proposées par (Vaz et al., 2002) ont ainsi dues être adaptées au découpage en carrés statistiques de la zone d’étude. Cette contrainte s’est avérée relativement mineure dans notre cas, dans la mesure où la taille des habitats définis comme essentiels pouvait être décrite grossièrement en utilisant les carrés statistiques. Cependant cela pourrait être beaucoup plus problématique dans d’autres cas d’étude tels que l’évaluation de l’impact du chalutage sur les espèces benthiques. L’échelle du carré statistique est trop faible pour pouvoir quantifier l’impact du chalutage sur la dégradation de l’habitat et les données VMS sont vraiment nécessaires pour obtenir des descriptions de la distribution de l’effort de pêche à une plus grande échelle. Le choix de l’échelle spatiale de modélisation nécessite toutefois un travail particulier afin de pouvoir trouver le niveau adéquat permettant de distinguer un comportement de pêche. Parmi les différentes échelles testées Rijnsdorp et al. (1998) suggèrent ainsi une discrétisation de l’espace en carrés de 3 miles nautiques afin d’évaluer l’impact du chalutage.

Enfin, la dernière notion d’échelle abordée dans ce travail concerne le niveau d’agrégation des unités de pêche. Ainsi, les modèles des Chapitres 2 et 3 sont basés sur des comportements individuels (niveau bateau). En revanche, dans le modèle de simulation de pêcherie présenté dans le chapitre 4, les unités de pêche sont agrégées en flottilles dont l’activité de pêche est décrite par le biais de stratégies quantifiant la proportion de temps alloué chaque mois à chaque métier. L’adaptation du modèle de choix individuel développé dans le Chapitre 3 pour décrire l’allocation du temps de pêche de la flottille dans le simulateur de pêcherie repose sur le fait que la probabilité individuelle peut être considérée comme un estimateur naturel de la proportion à l’échelle de la flottille. De ce fait, le modèle de choix discret utilisé permettant de calculer à chaque pas de temps un estimateur de la probabilité d’allouer une unité d’effort à un métier, ces probabilités sont utilisées à l’échelle de la flottille comme des proportions de l’effort total alloué à chaque métier.

A chacune de ces échelles, le travail de description et de modélisation est le fruit d'un compromis entre la complexité des processus à décrire, la qualité de l'information disponible (fiabilité et échelle), les modèles utilisés et les questions abordées.

Perspectives

Au cours de ce travail, nous avons développé un modèle du système pêche en couplant un module de dynamique de flottille avec un module de dynamique de populations exploitées. Le module de dynamique de flottille décrit le comportement à moyen terme des flottilles et la manière dont est alloué l'effort sur les différents métiers pratiqués chaque mois. Le cadre de modélisation ainsi proposé peut être étendu de plusieurs manières.

Le premier axe de recherche pourrait consister à modéliser de manière plus explicite la dynamique des espèces accessoires, pour lesquelles les données biologiques et d'exploitation sont souvent limitées. Il s'agit d'une étape fondamentale, non seulement pour la description des comportements de flottilles pratiquant plusieurs métiers, mais aussi dans l'optique d'évaluer l'impact d'une mesure de gestion visant particulièrement une espèce, sur les autres espèces exploitées. On a ainsi pu montrer dans ce travail que la fermeture de la pêche à l'anchois a eu pour conséquence un report d'effort sur des espèces telles que le thon ou le bar dans le cas des chalutiers pélagiques. Cependant l'impact sur la dynamique de ces populations n'a pu être quantifié. L'étape de complexification du modèle est une étape critique. Dans ce cas d'étude particulier, il serait sans doute approprié de décrire explicitement la dynamique d'au moins trois autres espèces : la sardine, le bar et le thon qui représentent une part importante des captures des flottilles pélagiques dans le Golfe de Gascogne. En supposant que les informations biologiques permettant de décrire les dynamiques de ces stocks soient disponibles, on est cependant confronté au fait que la dynamique de deux d'entre elles - le bar et le thon - est très largement impactée par d'autres agents que ceux décrits dans ce travail. La dynamique du stock de bar est ainsi fortement impactée par la pêche de loisir, tandis que le thon ne passe qu'une partie de son cycle de vie dans le golfe de Gascogne. Nous serions alors très certainement amenés à décrire des flottilles accessoires, auxquelles on attribuerait une mortalité par pêche prédéfinie par faute de donnée plus précises.

Afin d'affiner le modèle de choix, il serait aussi essentiel de pouvoir quantifier les coûts associés à la mise en œuvre des différents métiers. Cela nécessite de pouvoir bénéficier d'un

5. Discussion générale et perspectives

nombre significatif d'enquêtes économiques permettant de caractériser les coûts à l'échelle de la marée et de différencier les métiers pratiqués, données non disponibles pour le moment pour la majorité des flottilles de notre cas d'étude. L'absence de ces données pourrait cependant être compensée partiellement par un réel couplage des comportements à court et moyen terme décrits dans ce travail. En effet, tous les bateaux sont équipés de balises permettant le suivi et l'enregistrement de leur position en continu depuis au moins 2005, et il est vraisemblable que l'ensemble de ces données seront dans un futur proche accessibles dans le cadre de travaux scientifiques. Conditionnellement à la possibilité de différencier l'état des bateaux au cours de la marée, il serait alors possible de quantifier les distances moyennes parcourues en route et en pêche lors de la pratique des différents métiers, et donc d'avoir un indicateur du carburant consommé. Ceci permettrait de pondérer l'attrait des différents métiers, en utilisant une mesure de la consommation de carburant qui est le plus gros pôle dépense de la plupart des flottilles (e.g., jusqu'à 31% du chiffre d'affaire pour les chalutiers pélagiques en 2007 (Baranger et al., 2008)).

L'utilisation de ces indicateurs de l'état du bateau et de temps de pêche pourraient aussi être utilisés à des fins de gestion. Il est en effet important de pouvoir distinguer les bateaux en route de ceux qui sont en pêche lors de l'établissement d'aires marines protégées, dans la mesure où celles-ci pourraient potentiellement être traversées par des bateaux de part leur localisation entre deux zones de pêche, ou entre le port et les zones de pêche. Dans le même ordre d'idée, il serait important de pouvoir distinguer l'état de route de l'état de pêche dans un contexte de gestion par l'effort de pêche.

Enfin, dans l'étude des comportements de pêche, une dernière échelle, mentionnée en introduction, n'a pas été abordée dans ce travail. L'étude du comportement à long terme des flottilles permet en effet de décrire l'évolution dans le temps du nombre de bateaux actifs à l'échelle de l'année. Dans ce travail, nous ne nous sommes pas intéressés à cette dynamique, utilisant le nombre moyen de bateaux observé lors de la période 2000-2004. Ce nombre de bateaux évolue cependant d'année en année en fonction de l'attractivité de la pêcherie, de sa rentabilité (Mardle et al., 2005, Thébaud et al., 2005) et détermine le niveau d'effort total pouvant être appliqué sur la population. Ces modèles de dynamiques à long terme sont directement reliés aux sorties des dynamiques à moyen termes, dans la mesure où la rentabilité dépend des niveaux de captures, et aux coûts d'exploitation.

Au delà de ces améliorations ou développements d'ordre méthodologiques, les outils de simulations pourront être utilisés pour comparer différentes stratégies de gestion des systèmes

halieutiques. On a montré ici que l'efficacité de mesures spatialisées pouvait être extrêmement sensible à la répartition spatio-saisonnaire de la ressource et au comportement de report de l'effort développé par les pêcheurs concernés. Il n'est évidemment pas certain que ce résultat obtenu pour la pêcherie d'anchois du Golfe de Gascogne puisse être directement extrapolé à d'autres pêcheries. Il est cependant logique que des mesures de gestion spatiale soient particulièrement sensibles au comportement spatial du pêcheur et du poisson. Réciproquement, il faudra évaluer si d'autres mesures (notamment des contingentements des captures ou du nombre de jours de pêche, des fermetures saisonnières, ou des limitations du nombre de navire) présentent la même sensibilité vis à vis de ces comportements spatiaux.

La prise en compte de la dimension spatiale lorsque l'on traite de pêcheries pélagiques est d'autant plus complexe qu'elle présente, pour ses populations, de fortes variabilités intra et inter-annuelles et est très fortement soumise aux conditions climatiques. Lors de l'évaluation de l'impact d'une Aire Marine Protégée sur des populations benthiques, ces questions de distributions spatiales seraient peut-être moins importantes. D'autres processus que nous n'avons pas eu à aborder dans ce cas d'étude seraient cependant à prendre en compte tels que l'impact du chalutage sur l'écosystème benthique ou encore la manière de décrire et modéliser la notion de spillover que l'on peut s'attendre à observer aux abords de la zone protégée.

Cette thèse n'a naturellement pas épuisé la thématique de l'étude et de la modélisation du comportement de pêche, elle confirme cependant l'importance de la prise en compte de la dynamique des flottilles dans l'évaluation de mesures de gestion.

Références

- Baranger, L., Bigot, J.-F., Perraudeau, Y. (2008) Impacts socio-économiques d'un plan de gestion sur la pêche d'anchois pour les chalutiers pélagiques des Pays de la Loire. *Document LENCORRAIL*.
- Hill, S., Watters, G.M., Punt, A.E., McAllister, M.K., Le Quéré, C., Turner, J. (2007) Model uncertainty in the ecosystem approach to fisheries. *Fish and Fisheries* **8**, 315-336.
- Holland, D.S., Sutinen, J.G. (1999) An empirical model of fleet dynamics in New England trawl fisheries. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **56**, 253-264.
- Hutton, T., Mardle, S., Pascoe, S., Clark, R.A. (2004) Modelling fishing location choice within mixed fisheries: English North Sea beam trawlers in 2000 and 2001. *ICES J. Mar. Sci.* **61**, 1443–1452.
- Mackinson, S., Daskalov, G., Heymans, J.J., *et al.* (In Press) Which forcing factors fit? Using ecosystem models to investigate the relative influence of fishing and changes in primary productivity on the dynamics of marine ecosystems. *Ecological Modelling*.
- Mardle, S., Hutton, T., Wattage, P., Pascoe, S. (2005) Entering and exiting a fishery: A strategic choice? *Third biennial NAAFE Forum, University of British Columbia, Vancouver, BC, Canada, 25-27 Mat 2005*.
- Patterson, T., A., Thomas, L., Wilcox, C., Ovaskainen, O., Matthiopoulos, J. (2008) State-space models of individual animal movement. *TREE* **894**.
- Pradhan, N., Leung, P. (2004) Modeling trip choice behavior of the longline fishers in Hawaiï. *Fisheries Research* **68**, 209-224.
- Rijnsdorp, A.D., Buys, A.M., Storbeck, F., Visser, E.G. (1998) Micro-scale distribution of beam trawl effort in the southern North Sea between 1993 and 1996 in relation to the trawling frequency of the sea bed and the impact on benthic organisms. *ICES J. Mar. Sci.* **55**, 403-419.
- Thébaud, O., Daurès, F., Guyader, O., Travers, M., Van Iseghem, S. (2005) Modelling the adjustment of fishing fleets to regulatory controls: the case of South Brittany trawlers (France), 1990-2003. *AMURE (AMénagement des Usages des Ressources et des Ecosystèmes marins et littoraux) Working Paper, D13-2006, Brest, France*.
- Vaz, S., Petitgars, P., Beillois, P., Massé, J. (2002) Time and spatial variations of Anchovy biometric parameters in the Bay of Biscay from 1983 to 2002. *ICES CM 2002/O:27*.

Fishers behavior and management : the example of the Bay of Biscay pelagic fishery

Abstract

In the current context of fisheries management, simulation models are required to support the evaluation of management scenarios. These models should include the key processes of the fishery system: stock dynamics, fleet dynamics, manager decision-making, and the interactions between these three elements. Most of the existing models have concentrated on the modeling of biological processes, population dynamics, and ecosystem interactions. However, a number of fisheries management failures could have resulted from a misunderstanding of fishers behavior rather than from limited knowledge of the status of fishery resources. It has for example been showed that in an exploited system, fishers' spatial behavior influences the predicted outcomes of management policies, just as importantly as biological and ecological factors.

The objective of the work is to describe and model fishers behavior in order to be able to take it into account while evaluating management measures.

Fishing behavior can be described at three different scales. Short term behavior describes how fishermen behave during a fishing trip. Mid term behavior describes how they allocate their fishing effort among available métiers and fishing areas. And long term behavior describes how fishing capacity evolves over the years. The present PhD focused on short and mid-term behavior.

We first modeled fisher's short term behavior. Short term behavior describes how fishers are allocating their effort among the fishing trip. Effort can be divided into Steaming, fishing or stopping. We proposed a Bayesian Hidden Markov Modeling (HMM) framework to analyze VMS data and identify states (Steaming/Fishing or Stopping) from position (Longitude/Latitude) of the boats during the fishing trip.

A RUM (Random Utility Model) was then developed to describe and predict effort allocation over métiers for the pelagic trawlers targeting anchovy in the Bay of Biscay. This model allows predicting métiers choice for one fishing trip depending on the total VPUE of the previous fishing trip, the percentage of the VPUE realized in the different species during the previous trip and the inertia to change from one métier to another. We then described and reproduced the effort allocation over the different métier and showed the interest of RUM for prediction. We used this model in prediction for the year 2005, during the closure of the anchovy fishery. We showed that the model was able to predict the effort re-allocation on métiers targeting Tuna and Sea Bass.

This development was introduced in an operating model (ISIS-Fish) that models the stock and fleet dynamics and interactions between each others. This allowed evaluating impact of management measures on exploited biomass taking into account fishers behavior or not. More than the implemented MPA, we show that given the structure of the dynamic model developed, fisher's behavior and spatial fish distribution have a strong impact on the performances of management strategies.

Comportement de pêche et gestion : l'exemple des pêcheries pélagiques du Golfe de Gascogne

Résumé

Dans le contexte actuel de la gestion des pêches, les modèles de simulation sont requis afin de permettre l'évaluation de scénarios de gestion. Ces modèles doivent permettre la description de processus clés du système pêche tels que : la dynamique des populations, la dynamique des flottilles, les règles de décisions des gestionnaires et les interactions de ces trois éléments. La majorité des modèles existants se sont concentrés dans la modélisation des processus biologiques, de la dynamique des populations et des interactions avec l'écosystème. Cependant, un certain nombre d'échecs en terme de gestion des pêches ont plus résulté d'une méconnaissance des comportements de pêche que d'un manque de connaissances sur la biologie des espèces. Il a par exemple été montré que dans un système exploité, le comportement spatial d'exploitation influence autant les résultats d'une politique de gestion que les facteurs biologiques et écologiques.

Les objectifs de ce travail sont de décrire et modéliser les comportements de pêche afin de pouvoir les prendre en compte lors de l'évaluation de mesures de gestion.

Ces comportements de pêche peuvent être décrits à plusieurs échelles. Le comportement à court terme décrit la manière dont les pêcheurs vont se comporter au sein de la marée. Le comportement à moyen terme décrit, lui, la manière dont ils allouent leurs efforts sur les différents métiers et zones de pêches et enfin, le comportement à long terme décrit la manière dont les capacités de pêche évoluent au cours des années. Ce travail de thèse se concentrera sur les processus à court et moyen terme.

Nous avons ainsi tout d'abord décrit le comportement de pêche à court terme et la manière dont les pêcheurs allouent leur effort au cours de la marée. Nous proposons d'étudier les trajectoires des bateaux de pêche, décrites par le biais de données VMS, en utilisant des chaînes de Markov cachées dans un cadre bayésien afin d'identifier l'état de ces bateaux (définis par la pêche, la route ou l'arrêt -au port ou en mer-) au cours de la marée.

Un modèle de choix discret de type RUM (Random Utility Model) a ensuite été développé afin de décrire et de prédire l'allocation de l'effort de pêche des chalutiers pélagique ciblant l'anchois de manière active. Ce modèle permet de prédire le choix du métier à l'échelle de la marée, en fonction de la VPUE totale réalisée la marée précédente, de la composition spécifique de la marée précédente et d'une variable représentant l'inertie des pêcheurs à changer de métier. Nous décrivons et reproduisons ainsi l'allocation de l'effort sur les différents métiers et montrons l'intérêt des RUM en prédiction en simulant l'année 2005 (année de fermeture de la pêche à l'anchois). Nous montrons qu'il est possible de reproduire la ré-allocation de l'effort sur les métiers ciblant le bar et le thon lors de la fermeture de la pêche à l'anchois.

Ces développements sont ensuite intégrés dans le modèle de simulation de pêcheries ISIS-Fish qui permet la modélisation des dynamiques de population, de flottille et leur interaction. Cette intégration permet de pouvoir évaluer l'impact, de prendre ou non en compte le comportement de pêche dans l'évaluation de mesures de gestion. On montre que les hypothèses concernant la réaction des pêcheurs, tout comme la répartition spatiale des poissons ont un impact fort sur l'efficacité des mesures de gestion.