



HAL
open science

Du global au local : étude des interactions entre les thons de la ZEE de la Cote d'Ivoire et le reste du stock de l'Atlantique Est à partir des données du programme de marquage AOTTP de l'ICCAT et de quelques indicateurs biologiques

Sosthene Akia

► **To cite this version:**

Sosthene Akia. Du global au local : étude des interactions entre les thons de la ZEE de la Cote d'Ivoire et le reste du stock de l'Atlantique Est à partir des données du programme de marquage AOTTP de l'ICCAT et de quelques indicateurs biologiques. Sciences agricoles. Université Montpellier, 2021. Français. NNT : 2021MONTG032 . tel-03404010

HAL Id: tel-03404010

<https://theses.hal.science/tel-03404010>

Submitted on 26 Oct 2021

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

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

THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

En Sciences de la Mer

École doctorale GAIA

Unité de recherche : Centre pour la Biodiversité Marine, l'Exploitation et la Conservation (MARBEC)

Du global au local:

Etude des interactions entre les thons de la ZEE de la Côte d'Ivoire et le reste du stock de l'Atlantique Est à partir des données du programme de marquage AOTTP de l'ICCAT et de

Présentée par Sosthène Alban Valeryn AKIA

Le 09 Septembre 2021

Sous la direction de Daniel GAERTNER

Rapporteurs

Carolina MINTE-VERA, Senior scientist, IATTC

Jean-Christophe POGGIALE, Professeur des Universités, Aix-Marseille Université

Devant le jury composé de

Catherine ALIAUME, Professeur des Universités, Université de Montpellier

Carolina MINTE-VERA, Senior scientist, IATTC

Allassane OUATTARA, Professeur, Université Nangui Abrogoua

Nicolas BOUSQUET, Professeur associé, Sorbonne Université

Daniel GAERTNER, Chargé de Recherche, IRD, UMR MARBEC

Monin Justin AMANDE, Chargé de Recherche, African Marine Expertises

Président

Rapporteur

Examineur

Examineur

Directeur de thèse

Invité



**UNIVERSITÉ
DE MONTPELLIER**

“Ab origine fidelis”

A ma famille, vous êtes ma plus grande source d’inspiration et de motivation.

Remerciements

“C'est le devoir de chaque homme de rendre au monde au moins autant qu'il en a reçu.”
Albert Einstein

“C'est le devoir de chaque homme de rendre au monde au moins autant qu'il en a reçu.”
Albert Einstein

Une vingtaine d'années auparavant, ma mère me regardant observer minutieusement le recueil du pollen et du nectar des fleurs par les abeilles, confiait cette conviction à mes aînés : cet enfant deviendra ingénieur et chercheur. Cette passion ne m'a jamais quitté jusqu'à être la motivation de mon cursus d'ingénieur dont j'obtins le couronnement 16 ans après cette déclaration. Comme le déclarait Bill Clinton, l'ancien président des Etats-Unis, « nous ne pouvons construire notre propre avenir sans aider les autres à construire le leur ». Par cette citation, je voudrais remercier toutes les personnes qui m'ont accompagné dans la réalisation ce projet d'avenir qui pendant 2 décennies n'était qu'une prédestination perçue par ma mère. Durant ces trois dernières années j'ai eu l'occasion de rencontrer de très bonnes personnes qui se sont montrées disponibles et disposées pour moi. Je voudrais à travers ces quelques mots, qui sont sûrement insuffisants et limités, exprimer ma gratitude envers toutes ces personnes qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à révéler cette passion enfouie en moi en m'initiant à la recherche scientifique.

Daniel Gaertner,

Tu as été plus qu'un directeur de thèse durant ces trois ans. Tel un maitre, tu m'as initié à la recherche. Tu as toujours été là pour me guider, me corriger, me motiver, me conseiller et même me défendre quand il le fallait. Tu m'as appris le 'b.a.-ba' de la gestion des pêches avec une pédagogie pleine de patience. Combien de fois j'ai dû recevoir des commentaires sur ma conception du piège écologique jusqu'au jour où tu m'envoyas une définition complète, pour ne citer qu'un exemple. Au-delà de la recherche tu m'as mis à l'aise dès mes premiers pas sur cette terre qui m'était jusque-là inconnue (la France). Des tâches administratives, aux conseils familiaux tu as toujours été à mes petits soins. Je suis très reconnaissant et honoré d'avoir eu la chance de faire cette aventure à tes côtés. Merci 'DG'.

Monin Justin AMANDE,

Tu as été là depuis le début, tu as cru en moi et tu m'as accordé ta confiance au point de me recommander à tes maitres. Je me souviens, de ce vendredi 15 Juillet 2016 quand je t'ai rencontré pour la première fois, en réponse à ta demande de stagiaire à mon école. Les premières questions auxquelles j'ai dû répondre m'ont permis de comprendre ton sens de la qualité et du travail bien fait. Par la suite, nos relations se sont nourries de partage de connaissances et d'expériences, ce qui m'a permis de beaucoup apprendre à tes cotés. Tu m'as montré la voie de la recherche et tu m'as introduit dans les réseaux d'hommes que tu as développés au prix de la qualité de ton travail et de ta personne. Tu es l'initiateur de cette merveilleuse aventure. Merci beaucoup 'Doc'.

Les membres du jury,

Je tiens à remercier chaleureusement Jean-Christophe Poggiale, Catherine Aliaume, Carolina Minte-Vera, Nicolas Bousquet et Allassane Ouattara d'avoir accepté de juger mes travaux et d'avoir dégagé du temps pour s'y consacrer.

UMR MARBEC,

Je tiens à remercier l'ensemble des personnes travaillant à l'UMR MARBEC de Sète pour leur bonne humeur, les bons moments passés ensemble et les connaissances partagées.

Je pense en particulier à Lorelei Guery qui m'a adopté comme un petit frère. Tu as toujours été à l'écoute et disponible pour moi ; tu m'as aussi donné accès à ton réseau et m'as appris le sens du contact facile.

Je voudrais remercier Gislaine Ferard-Pouget pour l'accueil chaleureux au sein de l'UMR MARBEC dont elle m'a fait bénéficier.

Mes remerciements vont aussi à l'endroit de ceux que j'ai affectueusement nommé 'compagnons d'âme': Yannick Baidai et Ilan Perez. Nos temps passés ensemble m'ont fait énormément de bien et m'ont fortifié au cours de cet exercice autant intellectuel que physique. Je ne saurai achever cette liste sans exprimer ma gratitude à toutes ces personnes qui m'ont apporté leur soutien intellectuel tout au long de ce processus, notamment Francis Marsac, Hervé Demarcq, Laurent Floch et Antoine Duparc.

CRO Abidjan et la direction de l'aquaculture et des pêches (DAP) de Côte d'Ivoire

Je remercie l'ensemble des personnes travaillant au Centre de Recherche Océanologique d'Abidjan, en particulier Madame N'guessan Constance Diaha. Ma gratitude va aussi à l'endroit de Monsieur Shép Hilguilè le DAP de Côte d'Ivoire et Monsieur Julien Djou.

IRD (bourse ARTS) et Obs7,

Je remercie les organismes qui ont financé ce projet de thèse, à savoir l'IRD (à travers son programme de bourse ARTS) et l'Observatoire des Écosystèmes Pélagiques Tropicaux exploités de l'IRD (Ob7).

Enfin, merci à ma Famille.

A mon défunt père, Okoman Raphael, qui reste un véritable modèle pour moi.

A ma mère, mon héroïne,

A mon épouse, Melaine AKIA, pour le soutien indéfectible et la compréhension.

A mes frères et sœurs, qui ont toujours été là pour moi.

Publications et travaux issus de cette thèse

Cette thèse est soumise en format 'Article'. Les articles qui la composent sont soit publiés, soit soumis à publication dans des revues de rang A à comité de lecture.

Articles publiés ou soumis à publication :

Akia S., Amandé M., Pascual P. and Gaertner D. (2021). Seasonal and inter-annual variability in abundance of the main tropical tunas in the EEZ of Côte d'Ivoire (2000-2019). (*Fisheries Research* 243 (2021) 106053).

<https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106053> (**Chapitre 1**).

Akia S., Amandé M., and Gaertner D. Inferring relationship between the Atlantic Yellowfin tuna stock and its local resources in the EEZ of Côte d'Ivoire using convergent cross mapping. (*Fisheries research, under review*). (**Chapitre 3**)

Akia S., Amandé M. and Gaertner D. Estimating tag-reporting rates for Atlantic tropical tuna fleets using coincidental tag return and tag seeding experiment data. (*Special Issue AOTTP, Fisheries research; under review*). (**Chapitre 4**).

Articles en préparation:

Akia S., Amandé M. and Gaertner D. Analysis of the migration phenology of Atlantic yellowfin tunas in the EEZ of Côte d'Ivoire. En préparation pour *Deep-Sea Research Part II: Tropical Studies in Oceanography* (**Chapitre 2**).

Akia S., Amandé M. and Gaertner D. Effects of environmental factors on local resources of yellowfin and skipjack tunas in the Côte d'Ivoire EEZ. En préparation *Fisheries Oceanography* (**Chapitre 2**)

Akia S., Amandé M. and Gaertner D. Effects of release conditions on recovery rates of tagged tropical tuna during the AOTTP.

(**Chapitre 4**)

Article soumis à publication non inclus dans la thèse

Ilan Perez, **Sosthène Alban Akia**, Lorelei Guéry, and Daniel Gaertner, (2021). Misidentification of free school tunas in the AOTTP database: issues to identify fish-attractive seamounts. Soumis à Special Issue AOTTP, Fisheries research. *under review*

Documents scientifiques et présentations orales aux groupes de travail du SCRS de l'ICCAT.

Akia S., Amandé M., and Gaertner D. (2019). First estimates of the reporting rate for recaptures of yellowfin, bigeye and skipjack tunas from tag-seeding experiments conducted during the AOTTP program. ICCAT- SCRS/2019/160

Akia S., Amandé M., and Gaertner D. (2019). Analysis of movement patterns of tropical tuna (SKJ, BET and YFT) between the Côte d'Ivoire and adjacents EEZ and the high sea. ICCAT-SCRS/P/2019/050.

Akia S., Amandé M., and Gaertner D. (2019). How much tags recovered onboard purse-seiners from multi-sets wells can impact the estimation of the growth and movements parameters? ICCAT- SCRS/2018/141

Abstract

Due to their highly migratory nature, the management of tuna stocks is done at the global ocean scale to the detriment of local management specific to each country. Regional fisheries management organizations (RFMOs) such as the Commission for the Conservation of Atlantic Tunas (ICCAT) have been created in each ocean to coordinate fishing statistics among fishing countries and stock assessment work. As the first tuna port in West Africa, Côte d'Ivoire is witnessing intensive exploitation, of the three main species of tropical tunas (yellowfin, skipjack and bigeye) present in the waters of its EEZ by industrial offshore fleets of different nationalities. By definition, stock assessments are carried out at the Atlantic Ocean scale by ICCAT and little information is produced to characterize the dynamics of local abundance over time and to measure the consequences of the state of exploitation of the stocks on this local resource. An approach based on the estimation and characterization of the fluctuations of the local tuna resource is necessary, and this cannot be done without a good understanding of the local and global factors that condition the presence of the species in the Ivorian EEZ and their migratory behaviour with the rest of the Eastern Atlantic. This thesis is part of a general context of the management relationship from global to local known as "glocalization".

To achieve these objectives, we estimated the local tropical tuna resource of the Côte d'Ivoire EEZ using a seasonal spatio-temporal model (VAST) developed by Thorson *et al.* (2020a) applied to European (Spain and French) purse seiners CPUE operating under fishing agreements in this area. The indices relating to the abundance of this local resource allowed the characterization of its seasonal and interannual dynamics over a 20-year study period. The results suggest two seasons of tuna abundance in the Ivory Coast EEZ: a peak of large yellowfin on free schools between April and May and a peak of skipjack under FADs between September and November. Furthermore, the analysis of the migration phenology through the Côte d'Ivoire EEZ highlights the arrival of large yellowfin tuna on free schools from February onwards. We then studied the relationship between the local abundance fluctuations of the different species and some internal (environmental conditions) and external (level of abundance and global exploitation) factors to the study zone. By highlighting the dependence of local resource fluctuations on both local and global factors (using wavelet analysis and the 'convergent cross mapping' method of Sihugara *et al.* (2012)), we deduced that the global stock's state conditions the abundance of tuna resources in the Ivorian EEZ. Thus, this study reinforces the idea of combining global management measures with local measures ('glocalization') to optimize the management of the local tuna resources of Côte d'Ivoire's EEZ, with potential application to the local tuna resources of other coastal countries of the Atlantic Ocean.

In addition, the Atlantic Tropical Tuna Tagging Programme (AOTTP) provided an opportunity to actively participate, in parallel to the main objective of this thesis, in the estimation of some parameters characterizing the uncertainties associated (estimates reporting rate, analysis of the effects of tagging conditions on recovery rates) with catch-recapture data. Therefore, this component should be seen as an overview of the local implications and contributions to research programmes conducted at global scales and as a prerequisite for a successful "glocalised" tuna fisheries management. This glocalised management, i.e. combining the objective of global management with the optimisation of coastal countries'

profits, would allow integrating the specificities of coastal EEZs into the implementation of stock regulation measures in exchange for better participation of coastal countries in the collection and analysis of tuna fisheries data.

Key words: glocalization, abundance indices, migration phenology, seasonal variations, causal relationship, local resources, tropical tuna stock management, tagging

Résumé de la thèse

En raison de leur caractère de grands migrateurs, la gestion des stocks de thons se fait à l'échelle globale de l'océan au profit d'une gestion locale propre à chaque pays. Pour coordonner la collecte des statistiques de pêche entre pays pêcheurs et les travaux d'évaluation des stocks, des organisations régionales de gestion de la pêche (ORGP) ont été créées au niveau de chaque océan, comme la Commission pour la Conservation des thons de l'Atlantique (ICCAT). Abrisant le premier port thonier de l'Afrique de l'Ouest, la Côte d'Ivoire assiste à une exploitation intensive des 3 principales espèces de thons tropicaux (albacore, listao et thon obèse) présents dans les eaux de sa ZEE par des flottes industrielles hauturières de différentes nationalités. Par définition, les évaluations des stocks sont réalisées à l'échelle de l'océan par l'ICCAT et peu d'informations sont produites pour caractériser la dynamique de l'abondance locale au cours du temps et pour mesurer les conséquences de l'état d'exploitation sur cette ressource locale. Une approche basée sur l'estimation et la caractérisation des fluctuations de la ressource thonière locale s'impose et celle-ci ne peut se faire sans une très bonne compréhension des facteurs locaux et globaux qui conditionnent le comportement migratoire des thonidés présents dans la ZEE Ivoirienne et les interactions avec le reste de l'Atlantique Est. Cette thèse s'inscrit dans un contexte général de l'analyse de la relation de gestion du global au local connu sous le nom de « glocalisation ».

Pour atteindre ces objectifs une estimation des ressources thonières locales de la ZEE de Côte d'Ivoire est faite à l'aide d'un modèle spatio-temporel saisonnier 'Vector-Autoregressive Spatio-Temporal' (VAST), développé par Thorson *et al.* (2020a), appliqué aux données de captures et d'efforts des senneurs Espagnols et Français, opérant sous accords de pêche dans cette zone. Les indices relatifs d'abondance ont permis de caractériser la dynamique saisonnière et interannuelle de la ressource thonière sur une période d'étude de 20 ans. Les résultats suggèrent qu'il existe deux saisons d'abondances de thons dans la ZEE Ivoirienne : un pic de gros albacores sur bancs libres entre Avril et Mai et un pic de listaos sous DCP entre Septembre et Novembre. L'analyse de la phénologie des migrations dans la ZEE de la Côte d'Ivoire met en évidence l'arrivée des gros albacores sur bancs libres dès le mois de février. Nous avons ensuite étudié la relation entre les fluctuations d'abondances locales des différentes espèces et les facteurs internes (conditions environnementales) et externes à la zone d'étude (niveau d'abondance et niveau d'exploitation global). En mettant en avant la dépendance des fluctuations des ressources locales d'une part à des facteurs environnementaux locaux et d'autre part à des facteurs globaux, grâce notamment aux analyses en ondelettes et à la méthode du 'convergent cross mapping' de Sihugara *et al.* (2012), on en déduit que l'état du stock global conditionne l'abondance de la ressource thonière de la ZEE ivoirienne. Ces analyses renforcent l'idée de conjuguer les mesures de gestion globale aux mesures locales ('glocalisation') pour optimiser la gestion des ressources thonières de la Côte d'Ivoire et potentiellement celles d'autres pays côtiers de l'Atlantique.

En complément, le programme de marquage des thonidés tropicaux de l'Atlantique (AOTTP) a été également l'occasion de participer aux travaux d'expertise collégiale sous l'égide de l'ICCAT, via l'estimation des incertitudes liées aux données de capture-recapture (estimations des taux de report des poissons marqués et recapturés, analyse des effets des conditions de marquage sur le taux de recapture). Ce volet doit être considéré comme un aperçu des

connaissances et des contributions locales aux programmes de recherches menées à l'échelle globale et comme un préalable à une bonne réussite d'une gestion « glocalisée » des pêches de thons. Cette gestion glocalisée, c'est-à-dire combinant l'objectif d'une gestion globale et l'optimisation du profit des pays côtiers, permettrait d'intégrer les spécificités des ZEE côtières dans la mise en place des mesures de régulation des stocks en échange d'une meilleure participation dans la collecte et l'analyse des statistiques thonières de la part de ces pays.

Mots clés glocalisation, indices d'abondances, phénologie de migration, variations saisonnières, relation causale, ressources locales, gestion des thons tropicaux, marquage.

Table des matières

Remerciements	iii
Publications et travaux issus de cette thèse	v
Abstract	vii
Résumé de la thèse	ix
Table des matières	xi
Liste des figures	xv
Liste des tables	xx
Introduction générale.....	22
1. Contexte général	23
2. Contexte général des pêcheries thonières dans l’océan Atlantique.....	27
2.1 Le bilan des captures (1950 à 2019).....	27
2.2 Le stock de listaos de l’Atlantique Est	29
2.3 Le stock d’albacores de l’Atlantique.....	29
2.4 Le stock de thons obèses de l’Atlantique	30
2.5 La gestion des thonidés et espèces apparentées par l’ICCAT	31
3. Présentation des pêcheries thonières dans la ZEE ivoirienne.....	32
3.1 Les pêcheries thonières de la ZEE de Côte d’Ivoire	32
3.2 La zone d’étude locale	33
3.3 Les données utilisées.....	34
3.4 L’évolution des captures industrielles.....	34
3.5 Les fréquences de tailles	37
4. Les objectifs de la thèse	40
5. La structure de la thèse	40
Chapitre 1 : Estimation et caractérisation de l’abondance des ressources thonières locales de la ZEE ivoirienne.....	42
Abstract	43
1.1 Introduction.....	44
1.2 Materials and methods	45
1.2.1 Study area.....	45
1.2.2 Catch and effort data	46
1.2.3 Environmental data	47
1.2.4 Coastal upwelling index (CUI_SST)	47
1.2.5 Methods	48
1.3 Results	51

1.3.1 Seasonality of abundance indices	51
1.3.2 Inter-annual variations of abundance indices	54
1.3.3 Environmental variability in the study area (PCA results)	54
1.3.4 Results of GAM models	56
1.4 Discussion	57
1.5 Conclusion	60
Inter-chapitre	61
Chapitre 2 : Analyse de l'effet des conditions environnementales locales sur la dynamique des ressources thonières de la ZEE de Côte d'Ivoire.	62
2.1 Introduction.....	63
2.2 Matériels et méthodes	64
2.2.1 Les indices d'abondance des composantes sélectionnées.....	64
2.2.2 Les variables environnementales	65
2.2.3 Méthodes	65
2.3 Analyse de la relation entre l'environnement local et les indices d'abondance des listaos et des gros albacores.	67
2.3.1 Analyse des fluctuations des variables environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire ...	67
2.3.2 La relation entre l'abondance des thons et les conditions environnementales	70
2.3.3 Conclusion	77
2.4 Analyse de la phénologie de migration des gros albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.	78
2.4.1 Estimation des indicateurs de la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres.....	78
2.4.2 Estimation des indicateurs de la phénologie de la température locale	80
2.4.3 Analyse de la relation entre les paramètres de la phénologie de migration des gros albacores et ceux de la température locale.	82
2.4.4 Conclusion	84
Inter-chapitre	85
Chapitre 3 : Analyse de la relation de causalité entre le stock local et stock global.....	86
Abstract	87
3.1 Introduction.....	88
3.2 Materials and methods	90
3.2.1 Study area.....	90
3.2.1 Catch and effort data for the local abundance index estimation	91
3.2.3 Yellowfin abundance index of the Atlantic stock (the global abundance index)	91
3.2.4 Methods	91
3.3 Results	95
3.3.1 Cross wavelet coherence results.....	95

3.3.2 Convergent cross mapping results	97
3.4 Discussion	98
3.5 Conclusion	101
Inter-chapitre	102
Chapitre 4 : Un préalable à une approche de gestion ‘glocalisée’ des thons	103
Partie 1: Estimating tag-reporting rates for Atlantic tropical tuna fleets using coincidental tag return and tag seeding experiment data	104
Abstract	104
4.1 Introduction.....	105
4.2 Materials and methods	106
4.2.1 Theory.....	106
4.2.2 Presentation and pre-processing of the study data	107
4.2.3 Definitions of fleets for which reporting rates were estimated.....	108
4.2.4 The strata of comparisons	109
4.2.5 Convergence of the MCMC algorithms (Gelman and Rubin’s diagnostics tools).....	111
4.3 Results	112
4.4 Discussion	114
Partie 2: Effects of release conditions on recovery rates of tagged tropical tuna during the AOTTP	117
Abstract	117
4.5 Introduction.....	118
4.6 Materials and methods	119
4.6.1 The data under analysis.....	119
4.6.2 Variable selection and pre-processing	119
4.6.3 Statistical analyses.....	121
4.7 Results	122
4.7.1 Variable selection and pre-processing results	122
4.7.2 GLM results.....	124
4.7.3 Tagging failure rates	124
4.8 Discussion	126
4.9 Conclusion	128
Discussion générale	130
5.1 Préambule	131
5.2 Les principaux résultats obtenus.....	131
5.2.1 Estimation et caractérisation de l’abondance des ressources locales	131
5.2.2 La relation entre l’abondance locale et les conditions environnementales locales	132

5.2.3 La relation de cause à effet entre le global et le local.....	133
5.2.4 Un préalable à une approche de gestion glocalisée.....	134
5.3 Quelques recommandations de gestion des pêches de thons	135
5.3.1 Quel compromis entre l'optimisation de la gestion globale et celui du profit local	135
5.3.2 Vers une gestion glocalisée des pêches	137
5.3.3 Nouvelles questions de recherche	139
5.4 Conclusion	140
Annexes	141
Annexe 1	141
Annexe 2	153
Annexe 3:.....	171
Annexe 4	177
Annexe 5	187
Références.....	193

Liste des figures

Figure 0.1 : Organisations régionales de gestion des pêches des espèces hautement migratoires (principalement le thon) : IATTC (Commission interaméricaine du thon tropical, CIATT), ICCAT (Commission internationale pour la conservation des thonidés de l'Atlantique, CICTA), IOTC (Commission des thons de l'océan Indien, CTOI) , WCPFC (Commission des pêches pour le Pacifique occidental et central), et CCSBT (Commission pour la conservation du thon rouge du sud) (FAO, 2012).	24
Figure 0.2: Trois différentes pièces d'un euro du Portugal (A), de la France (B) et de l'Espagne (C)	26
Figure 0.3: Captures (en tonnes) des principaux thonidés commerciaux exploités dans l'océan Atlantique, par espèce de 1950 à 2019. YFT= albacore, SKJ= listao, BET=patudo, ALB= germon et BFT= thon rouge. Source : données de tache 1 de l'ICCAT	27
Figure 0.4: Captures (en tonnes) des principaux thonidés commerciaux exploités dans l'océan Atlantique, par engins de 1950 à 2019. YFT= albacore, SKJ=listao, BET=thon obèse ou patudo, ALB= germon et BFT= thon rouge. Source : ICCAT 2020.....	28
Figure 0.5: Proportions des captures moyennes (2015-2019) par espèce à gauche : listao (SKJ), albacore (YFT), thon obèse ou patudo (BET), germon (ALB) et thon rouge (BFT) et par type d'engin à droite. Source : ICCAT.....	28
Figure 0.6: Le listao, <i>Katsuwonus pelamis</i>	29
Figure 0.7: L'albacore, <i>Thunnus albacares</i>	30
Figure 0.8: Le thon obèse, <i>Thunnus obesus</i>	31
Figure 0.9: Captures annuelles par espèce (thons tropicaux) des acteurs de la pêche artisanale dans la ZEE Ivoirienne sur la période 2008-2019 (Source : Direction des pêches et de l'aquaculture de Côte d'Ivoire).	32
Figure 0.10: La ZEE de Côte d'Ivoire et la zone d'intérêt (zone d'étude locale)	33
Figure 0.11: Captures annuelles par espèce réalisées par les senneurs européens (France et Espagne) dans la zone d'étude locale sur la période 2000-2019.	35
Figure 0.12: Proportions annuelles de captures (en poids) des trois espèces tropicales majeures dans la zone d'étude locale.	35
Figure 0.13: Captures annuelles par espèce et par mode de pêche réalisées par les senneurs européens (France et Espagne) dans la zone d'étude locale (2000-2019).....	36
Figure 0.14: Captures annuelles par espèce (2000-2019) des senneurs Européens (France et Espagne + flottilles associées) dans l'océan Atlantique (Pascual-Alayón et al., 2019). ...	36

Figure 0.15: Captures annuelles par espèce et par mode de pêche (2000-2019) des senneurs Européens (France et Espagne + flottilles associées) dans la zone d'étude locale (Pascual-Alayón et al., 2019).	37
Figure 0.16: Distribution moyenne des classes de tailles des captures (en densité de nombre de poissons) réalisées dans la zone d'étude locale de la ZEE de la Côte d'Ivoire pour la période 2000-2019.	38
Figure 0.17: Distribution des classes de tailles (en poids) des captures de la flotte française de senneurs en 2018 (ligne rouge) et pour une année moyenne représentant la période 2013-2017 (ligne noire) dans l'océan Atlantique. Size class : longueur à la fourge, FSC : banc libre, FOB : DCP et ALL : Total des captures [banc libre + DCP]), d'après Floch <i>et al.</i> (2020).	39
Figure 1.1: The EEZ of Côte d'Ivoire and the study area. The area of interest is the square area defined in this figure	46
Figure 1.2: Seasonal variations in the SST-based coastal upwelling index in the Ivorian EEZ	48
Figure 1.3: Schematic representation of the methodology used in this study	51
Figure 1.4: Average monthly changes in abundance indices for the eight categories of tropical tuna analyzed for the 2000-2019 period	52
Figure 1.5: Inter-annual variations in monthly abundance indices of skipjack and mature bigeye tuna. The curves observed for each month correspond to the inter-annual variability of abundance over that month and the horizontal dashes correspond to the monthly average (in trend) over the study period.	53
Figure 1.6: Inter-annual variations in monthly abundance indices of yellowfin tuna. The curves observed for each month correspond to the inter-annual variability of abundance over that month and the horizontal dashes correspond to the monthly average (in trend) over the study period.	53
Figure 1.7: Inter-annual variations of abundance indices by fishing mode over the period 2000-2019.	54
Figure 1.8: First (Dim 1), second (Dim 2) and third (Dim 3) axes of the principal component analysis of the sea surface temperature (SST), sea surface height (SSH), sea surface salinity (SSS), chlorophyll concentration (CHL), dissolved oxygen at a depth of 100 m (DO2_100), mixed-layer thickness (MLD) and Coastal upwelling index (CUI_sst) in the EEZ of Côte d'Ivoire.	55
Figure 1.9: Inter-annual variations (global trend) of three environmental variables over the period 2000-2018. The decomposition has been done by using the CEEMDAN's algorithm.	59

- Figure 2.1: Les indices d'abondance des ressources de listaos et de gros albacores de la ZEE de la Côte d'Ivoire. DCP= Dispositifs de Concentration de Poissons.65
- Figure 2.2: Le cycle saisonnier au cours d'une année des métriques de la phénologie de migration des albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.....66
- Figure 2.3: Variabilité saisonnière des variables environnementales considérées dans l'étude. SST= température de surface de la mer, DO2-100m= oxygène dissous à 100 mètres de profondeur, CHL= chlorophylle, MLD= profondeur de la couche de surface mixte, SSS= salinité de surface de la mer et SSH= anomalie de la hauteur de la surface de la mer.67
- Figure 2.4: Variations interannuelles des variables environnementales. Les courbes observées pour chaque mois correspondent à la variabilité interannuelle sur ce mois et les tirets bleus horizontaux correspondent à la moyenne mensuelle. SST= température de surface de la mer, DO2-100m= oxygène dissous à 100 mètres de profondeur, CHL= chlorophylle, MLD= profondeur de la couche de surface mixte, SSS= salinité de surface de la mer et SSH= anomalie de la hauteur de la surface de la mer.68
- Figure 2.5: La transformée en ondelettes et le spectre de puissance des conditions environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire. La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....69
- Figure 2.6: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT maures) capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....70
- Figure 2.7: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT matures) capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....71
- Figure 2.8: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT matures) capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....72
- Figure 2.9: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT matures) capturés en bancs libres

- dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....73
- Figure 2.10: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....74
- Figure 2.11: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de la couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....75
- Figure 2.12: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.76
- Figure 2.13: Cohérence par ondelettes (CO) et spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.....77
- Figure 2.14: Indice d'abondance journalier des gros albacores présents dans la ZEE Ivoirienne après interpolation de l'indice mensuel.....78
- Figure 2.15: Evolution interannuelle de quelques indicateurs de phénologie estimés. EOS= la fin de la saison migratoire, SOS=le début de la saison migratoire et POP= la date du maximum d'abondance au cours de l'année.....79
- Figure 2.16: La série temporelle de la température de surface de la mer (SST) obtenu après interpolation de la température mensuelle en jours.....80
- Figure 2.17: Cycle saisonnier (courbe grise), sur une année type, présentant l'estimation des paramètres de la phénologie de la température dans la ZEE de la Côte d'Ivoire. La courbe rouge traduit caractère saisonnier accentué de cette variable environnementale.....81

Figure 3.1: A) The global (in blue) and the local (in black) study areas. B) The local study area used as a proxy of the EEZ of Côte d’Ivoire (i.e., the square area defined in this figure).90

Figure 3.2: Cross-correlation between the quarterly global abundance index (Guéry et al., 2020) and the quarterly local abundance index of the Atlantic yellowfin tuna. The dashed lines indicate the 95% confidence intervals range for significance test.95

Figure 3.3: Cross-wavelet coherence between quarterly time series of the global abundance index (Guéry et al., 2020) and the local abundance index of the Atlantic yellowfin tuna. The vertical left-hand scale on graph A is expressed is the period (in quarters). The area marked by the white lines indicates the cone of influence (COI) where edge effects become important. The colour gradient, from dark blue to dark red, codes for low- to high-power values.96

Figure 3.4: Average cross-wavelet power (a) between quarterly time series of the global and the local abundance indices of the Atlantic yellowfin tuna97

Figure 3.5: Predictability (ρ) as a function of embedding dimension. E_{max} represent the optimal embedding dimension97

Figure 3.6: Convergent cross mapping between the global and the local abundance index of the Atlantic yellowfin tuna. The figure presents the predictability (ρ) as a function of L for “local causes global” and “global causes local”98

Figure 4.1: MCMC posterior probability and 95% credible intervals for the estimated reporting rates of the 12 fleets (without Ghanaian fleets). The central range depicted by a solid black violin is the 50% probability interval. The most central range is the 95% (97.5 - 2.5%) credible intervals.112

Figure 4.2: MCMC posterior probability and 95% credible intervals for the estimated reporting rates of Ghanaian fleets. The central range depicted by a solid black violin is the 50% probability interval. The most central range is the 95% (97.5 - 2.5%) credible intervals.113

Figure 4.2: WOE binning results for the continuous variable length and the categorical variables.123

Figure 4.3: The ROC curve of the binary logistic regression and the associated AUC for the binary recapture GLM.124

Figure 4.4: Overall distribution and mean (dashes) tagging failure rates for the AOTTP capture-recapture data. Figure A concern the overall mean, and figure B is about the disaggregation per species.125

Liste des tables

Table 1.1: Summary of the candidate environmental variables included in this study.....	47
Table 1.2: Summary of the seasonal variability of abundance indices in the EEZ of Côte d'Ivoire (2000-2019).	52
Table 1.3: Correlation between variables and dimensions (Dim1), square cosine (cos), contribution (contrib) and eigenvalue (inertia) of the first three principal components from the PCA analysis for the environmental variables selected in the study.	55
Table 1.4: Generalized additive models (univariate) of the eight categories of tunas as functions of the seven environmental variables. Deviance explained (in percentage) of log(abundance indices) by each variable are shown. The symbol * means that the coefficient is significant at 5% (p-value <0.05).....	56
Table 1.5: Summary of the relationships between environmental variables and abundance indices. Only factors with explained deviance higher than 10% have been selected and ranked by decreasing order of explained deviance (e.g. Mature BET on FSC, SST > MLD > SSS > SSH).	60
Table 2.1: Résumé des principaux paramètres de la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire sur la période 2000-2019	79
Table 2.2: Résumé des principaux paramètres de la phénologie de la température de surface de la mer dans ZEE de la Côte d'Ivoire sur la période 2000-2019.....	81
Table 2.3: Résumé des modèles linéaires estimés pour les 4 paramètres de la phénologie de migration des gros albacores.....	83
Table 4.1: The disaggregation of fishing fleets operating in the Atlantic Ocean for which individual reporting rates were estimated. We defined 12 'fleets' (in addition to the Spanish and French fleet) according to different combinations of flag and gear. In some cases, these 'fleets' are grouping multiple flags or gear types; for example, the baitboat of Spain, France, and Senegal based in Dakar and operating off Senegal were aggregated under the term 'BB_Dakar.'	109
Table 4.2: Total nominal catch of fish (tons) and recaptures numbers by fleet, average recapture rate and simple reporting rate for purse seiner. The average recapture rate is the tags recaptured per tons of fish caught. Assuming a single mixed strata, an approximate point estimate of reporting rate can be calculated for the eight purse seiners ('Simple reporting rate estimate') by multiplying their recapture rate by the assumed reporting rate of the observer fleet (84.95%; 290 tags seeded, 247 reported) and dividing this by the recapture rate of the observer fleet.	110

Table 4.2: Total nominal catch of fish (tons) and recaptures numbers by fleet, average recapture rate and simple reporting rate for bait boats. The average recapture rate is the tags recaptured per tons of fish caught. Assuming a single mixed strata, an approximate point estimate of reporting rate can be calculated for the five bait boats ('Simple reporting rate estimate') by multiplying their recapture rate by the assumed reporting rate of the observer fleet (84.95%; 290 tags seeded, 247 reported) and dividing this by the recapture rate of the observer fleet.	111
Table 4.4: Posterior probability distributions (SD mean standard deviation) of Atlantic reporting rates (percentages) and models used in each case.	113
Table 4.5: Gelman-rubin convergence diagnostics (Convergence rule: parameter < 1.1)	114
Table 4.5: Percentage of tags per category for each variable included in the analyses.	120
Table 4.6: Pearson's chi-square test and Information value of all the explanatory variables. The asterisks (*) mean that the parameter is significant	122
Table 4.7: Summary of the optimal release conditions of tagged tuna during AOTTP	124
Table 4.8: The ratio between the predicted number of recapture in real conditions and the expected number of recaptures when the parameter is optimal (for each factor). In each case, only the variables concerned values vary between observed and optimal conditions; the other variables remain at their observed level.	125

Introduction générale

“Have a bias towards action – let’s see something happen now. You can break that big plan into small steps and take the first step right away.”

Indira Gandhi

1. Contexte général

Les thons sont des poissons emblématiques de nos océans qui en raison du volume de leurs captures et des activités socio-économiques qu'ils génèrent (ports de débarquement, conserveries, commercialisation, licences de pêche, emplois indirects, etc.), sont d'une très grande importance pour les pays côtiers et ceux qui possèdent des flottes industrielles de longues distances. Avec une production annuelle estimée à 7 millions de tonnes, les thons et les espèces apparentées représentent 20% de la valeur marchande de toutes les pêcheries de captures marines et plus de 8% de la production mondiale des produits de la mer¹. Ces poissons sont au cœur d'importants enjeux économiques (Gillett et al., 2001; Sun et al., 2017), de développement durable (Bretherton and Vogler, 2008; Parris and Grafton, 2006) et de sécurité alimentaire pour les populations du monde entier (Gilman et al., 2017; McCluney et al., 2019). Les thons sont reconnus être de grands migrateurs qui peuvent traverser tout un océan en des temps records. On dénombre cinq principales espèces commerciales de thons : le listao (*Katsuwonus pelamis*, SKJ), l'albacore (*Thunnus albacares*, YFT), le patudo ou thon obèse (*Thunnus obesus*, BET), le germon (*Thunnus alalunga*, ALB) et le thon rouge (*Thunnus thynnus*, BFT). Ils sont classés en 2 catégories en fonction de leur distribution spatiale et des acteurs qui les exploitent : (1) les thons dits tempérés, comme le thon rouge et le germon, se retrouvent généralement dans des eaux à température inférieure à 10°C, et (2) les thons tropicaux, comme le listao et l'albacore, que l'on capture généralement dans des eaux de température supérieure à 18°C (bien qu'ils puissent plonger dans des eaux plus froides) (ICCAT, 2006; Sund et al., 1981). Le thon obèse pourrait être classé comme intermédiaire, mais il est souvent traité comme une espèce tropicale dans les statistiques de pêche de l'ICCAT.

Les espèces marines, dont les thons, ont longuement été considérées comme des ressources naturelles à renouvellement illimité. Cette hypothèse a été le fondement de la thèse d'Hugo Grotius qui prônait une liberté des mers (Grotius, 1609). Dans son ouvrage « Mare Liberum » publié en 1609, Grotius soutenait que la pêche en mer pouvait être considérée comme libre, car il était impossible d'en épuiser les richesses, contrairement à la pêche en rivière. L'idéologie de Grotius suggérait donc que l'on pouvait pêcher partout sans qu'aucun pays n'ait une certaine souveraineté sur une portion quelconque. Elle se fondait sur l'hypothèse de ressources halieutiques inépuisables dans la mer. William Welwood a remis cette hypothèse en question, en mettant en avant le phénomène de surexploitation le long des côtes écossaises (Welwood, 1615). Les détracteurs de Grotius, dont Welwood, proposaient une privatisation de zones de pêche près des côtes en accordant une propriété absolue des ressources halieutiques s'y trouvant aux pays côtiers. Cette proposition se fondait sur la nécessité de gérer l'exploitation des ressources halieutiques parce qu'elles pourraient s'épuiser.

Il a eu au 18ème siècle des éléments scientifiques factuels pour remettre en cause la thèse de Grotius à travers l'étude de François Guillaume Tiphaine qui révélait des baisses de la production des espèces marines à la suite de leur exploitations². Toutefois, le phénomène n'a pas eu un écho favorable au sein de la communauté scientifique d'alors. Le 10 Décembre 1982, la convention des Nations Unies sur le Droit de la mer a été signée à Montego Bay

¹ Information provenant du site de l'ONU : <https://www.un.org/fr/observances/tuna-day#>

² Cf. REVERET J.P., La pratique de la pêche. Comment gérer une ressource renouvelable. Paris, 1991, L'Harmattan, Col. Environnement, p 11

(Jamaïque), mettant fin aux discussions qui opposaient Grotius et ses détracteurs. Cette convention a permis la création des zones économiques exclusives (ZEE): un espace maritime s'étendant de la ligne de base d'un 'État jusqu'à 200 milles marins de ses côtes sur lequel il exerce des droits souverains et économiques en matière d'exploration et d'exploitation des ressources naturelles (United Nations, 1994). Elle a ainsi attribué à chaque état côtier une souveraineté sur sa zone économique exclusive, lui offrant la possibilité d'exploiter convenablement les ressources naturelles qui s'y trouvent. Par ailleurs, cette convention a conféré aux États sans littoral le droit « de participer, selon une forme équitable, à l'exploitation d'une part appropriée du reliquat des ressources biologiques des ZEE des États côtiers de la même sous-région ».³

La convention des Nations Unies sur le droit de la mer prévoit des dispositions particulières pour la conservation et à la gestion des stocks de poissons dont les déplacements s'effectuent tant à l'intérieur qu'au-delà de zones économiques exclusives (stocks chevauchants) et les stocks de poissons grands migrateurs comme les thons⁴. Ces dispositions ont favorisé les coopérations entre pays se partageant les mêmes stocks de poissons à travers la création ou le renforcement d'activités d'organisations régionales de gestion des pêches (ORGP) (United Nations, 1995). Il existe aujourd'hui dans l'océan mondial cinq ORGP thonières (**Figure 0.1**) qui ont pour objectif d'assurer le maintien des populations de thons et d'espèces assimilées (poissons porte-épée, requins pélagiques) à des niveaux d'abondance égaux ou supérieurs à ceux qui permettent d'obtenir un rendement maximal durable (RMD).

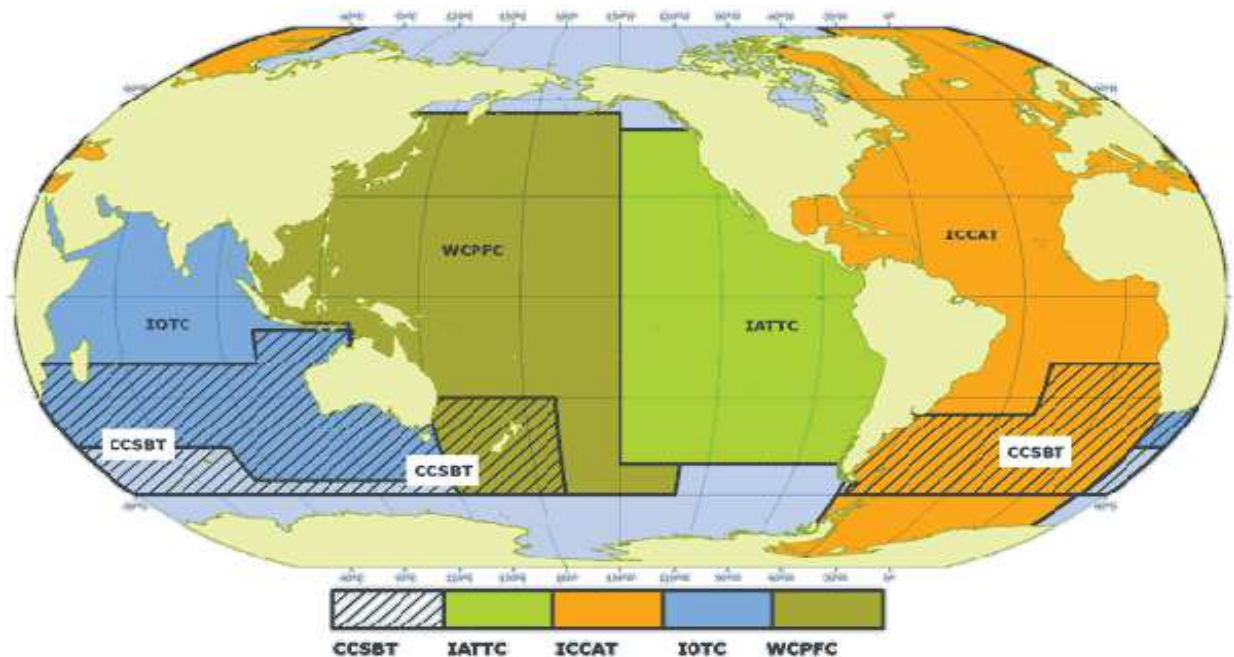


Figure 0.1 : Organisations régionales de gestion des pêches des espèces hautement migratoires (principalement le thon) : IATTC (Commission interaméricaine du thon tropical, CIATT), ICCAT (Commission internationale pour la conservation des thonidés de l'Atlantique, CICTA), IOTC (Commission des thons de l'océan Indien, CTOI), WCPFC (Commission des pêches pour le Pacifique occidental et central), et CCSBT (Commission pour la conservation du thon rouge du sud) (FAO, 2012).

³ Article 69 de la convention des Nations Unies sur le Droit de la mer

⁴ Article 70 de la convention des Nations Unies sur le Droit de la mer

L'article 64 de cette convention stipule que l'Etat côtier et les autres Etats dont les ressortissants se livrent dans la région à la pêche de grands migrateurs coopèrent directement ou par l'intermédiaire des organisations internationales appropriées, afin d'assurer la conservation des espèces en cause et de promouvoir l'exploitation optimale de ces espèces dans l'ensemble de la région, aussi bien dans la zone économique exclusive qu'au-delà de celle-ci (United Nations, 1994). En outre, dans les régions pour lesquelles il n'existe pas d'organisation internationale appropriée, l'Etat côtier et les autres Etats dont les ressortissants exploitent ces espèces dans la région coopèrent pour créer une telle organisation et participer à ses travaux. Elle met en exergue deux aspects importants: la recherche d'une exploitation des ressources qui est autant optimale pour la région que pour chaque Etat et la participation effective des Etats aux travaux de l'organisation, à travers notamment des partages de données et d'informations et des contributions scientifiques et financières.

La création des ZEE a conféré aux pays côtiers une certaine souveraineté sur leurs ressources thonières locales (échelle locale) tandis que le caractère migrateur de ces derniers a favorisé une gestion priorisée au niveau régional (échelle globale). La recherche d'un parfait équilibre entre l'intérêt général et l'intérêt personnel est très complexe (Colebatch and Larmour, 1993; Gordon, 1954; Gulland, 1980). L'intérêt général exige parfois le dépassement des intérêts particuliers. A l'inverse, les intérêts personnels sont souvent privilégiés à la cause générale, engendrant des désintérets ou des contributions non significatives. La gestion des thons à l'échelle régionale favorise la réalisation d'évaluations des stocks et la production d'indicateurs des pêcheries à l'échelle des stocks (échelle globale) et peu d'informations est produite pour connaître les relations entre la ressource locale et les fluctuations des stocks, qu'elles soient dues à l'intensification de l'exploitation et/ou au changement de l'environnement lié au réchauffement climatique. Les tentatives d'optimisation de la gestion des ressources locales par les Etats côtiers sont parfois limitées voire sacrifiées au profit d'une gestion globale qui ne tient pas toujours compte des particularités locales. On peut assister à des situations où la recherche d'objectifs globaux est priorisée par rapport à l'optimisation du profit local des pays côtiers, ce qui peut conduire ces derniers à une mise en avant de leur profit local même si cela part à l'encontre des décisions émanant de la gestion au niveau global (Yeeting et al., 2018).

Il est évident aujourd'hui que les conditions climatiques ont des effets non négligeables sur l'abondance des thons dans une zone donnée (Lehodey et al., 2006; Marsac, 2017; Maury et al., 2001; Ménard et al., 2007a). Bien que le changement climatique se produise à l'échelle de l'océan, les perturbations qu'il génère se déroulent à différents niveaux géographiques et il est reconnu que les stratégies de gestion doivent intégrer aussi bien le niveau international que le niveau sous régional (Lynch et al., 2015). En effet, la dynamique des ressources locales peut être aussi bien dépendante des particularités locales qu'à des facteurs globaux. Elle peut aussi être au cœur des phénomènes globaux (par exemple, concentrations de reproducteurs ou de juvéniles) conduisant à des décisions telles que la mise en place d'aires marines protégées ou de moratoires.

L'ensemble de ces constats montre la nécessité d'aborder la gestion des pêcheries thonières sous un aspect qui tienne aussi bien compte des facteurs globaux que locaux. Cette volonté de retrouver un bon compromis entre ces deux dimensions n'est pas nouvelle. Elle a été développée dans plusieurs disciplines et est connue sous l'appellation de « glocalisation ». Inventée dans les années 1980 et popularisée par le sociologue Roland Robertson dans les années 1990, la glocalisation, néologisme anglais qui provient de la fusion des concepts de

"globalization" et de "localization", évoque la notion de penser globalement et d'agir localement. Le dictionnaire Oxford définit la glocalisation comme le fait d'adapter des produits ou des services disponibles dans le monde entier pour les rendre appropriés aux besoins locaux. Le terme tire son origine d'une expression japonaise "dochakuka" (à l'origine "dochaku") exprimant l'adaptation locale de techniques agricoles étrangères. Elle a ensuite été reprise par les hommes d'affaires japonais dans les années 1980. En marketing, elle se traduit le plus souvent par la conception et le développement d'une stratégie globale, dont l'opérationnalisation intégrera à chaque fois la spécificité du contexte local⁵. Un produit destiné au marché mondial peut ou doit donc être adapté aux caractéristiques, aux attentes et éventuelles contraintes du marché où il sera commercialisé. L'euro est un très bon exemple de glocalisation. En effet, comme on peut le voir ci-dessous (**Figure 0.2**), l'une des faces des différentes pièces d'un euro est dédiée à l'identité communautaire de l'union européenne et l'autre face est dédiée aux symboles nationaux de chaque pays. L'Europe dans son ensemble est régie par des politiques communes qui ont parfois des applications qui tiennent compte des sensibilités et des réalités nationales de chaque état membre.

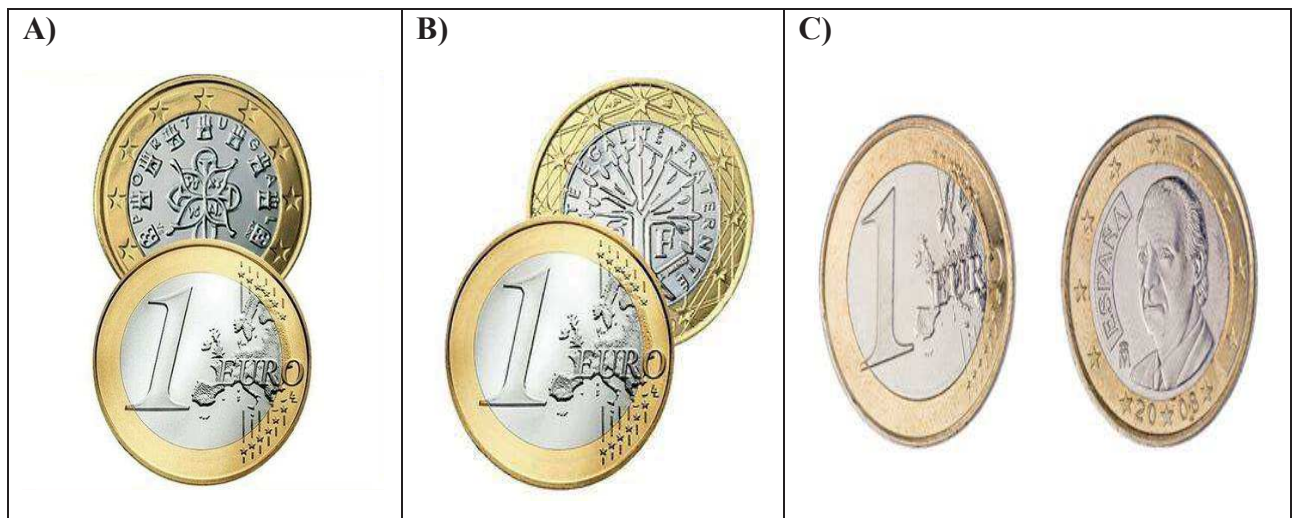


Figure 0.2: Trois différentes pièces d'un euro du Portugal (A), de la France (B) et de l'Espagne (C)

La convention sur le droit de la mer est peut-être partie du principe selon lequel la gestion des espèces migratrices comme le thon nécessite une collaboration de gestion afin de promulguer des recommandations à caractère régional, qui sont ensuite mises en œuvre au niveau national, en espérant un cadre idéal où toutes les parties contractantes s'impliquent activement dans la vie de l'ORGP. Elle n'est toutefois pas assez suffisante si elle n'intègre pas, n'admet pas ou ne permet pas une prise en compte des aspects locaux. Une approche de gestion qui s'appuie aussi bien sur les recommandations globales que sur des études complémentaires liées aux particularités locales des états côtiers pour favoriser l'optimisation de la gestion des thons est nécessaire. Elle part du principe selon lequel une gestion optimale des ressources thonières est à la fois globale et locale: "une gestion glocalisée". La mise en place d'une gestion glocalisée nécessiterait trois conditions: (1) la connaissance des patterns globaux, (2) la connaissance du sujet local et une bonne compréhension de ses réactions vis-à-vis des faits globaux externes au sujet et (3) l'interaction entre le local et le global. L'analyse des

⁵ Cf le site : <https://www.e-marketing.fr/Definitions-Glossaire/Glocalisation>

interactions entre la ressource locale et le stock global étant l'épicentre de la notion de gestion glocalisée, elle nécessite donc une attention particulière.

2. Contexte général des pêcheries thonières dans l'océan Atlantique

2.1 Le bilan des captures (1950 à 2019)

Les captures des thons de l'océan Atlantique représentent environ 11% de la production thonière mondiale (ISSF, 2021) avec des captures estimées à 558.966 tonnes en 2019 (**Figure 0.3**). Les prises totales ont connu une croissance soutenue de 1950 jusqu'à atteindre un record en 1994 avant de reprendre une tendance générale à la baisse, suivie d'une nouvelle tendance à la hausse à partir de 2009. La pêche industrielle à la palangre du thon dans l'océan Atlantique s'est développée vers la fin des années 1950. Les captures qui étaient proches de 75 000 tonnes, ont plus que quadruplé en 30 ans en raison du développement rapide et de l'expansion de la pêche à la senne. Les prises annuelles moyennes de thons réalisées dans l'océan Atlantique sur ce récent quinquennat (2015-2019) s'élèvent à 555.944 tonnes. Les captures sont dominées par les trois principaux thons tropicaux qui représentent 86.7% des prises totales (**Figure 0.5**). Le listao représente près de la moitié de ces captures (48,2 %), suivi de l'albacore (24,7 %), le thon obèse (13,9 %), le germon (8,7 %) et le thon rouge (4,6 %) (**Figure 0.4**). La senne demeure l'engin le plus utilisé avec une production estimée à 63.4% des prises totales, suivie des palangriers (13,8 %), des canneurs (13,7 %) et des autres engins (9%).

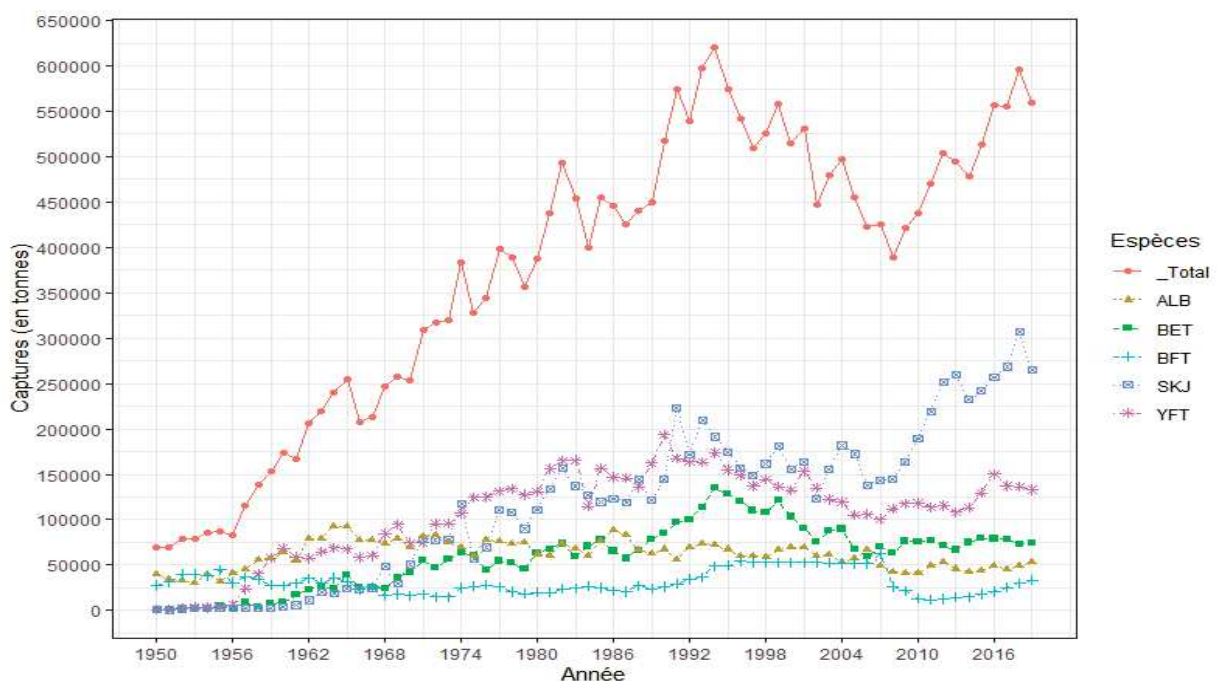


Figure 0.3: Captures (en tonnes) des principaux thonidés commerciaux exploités dans l'océan Atlantique, par espèce de 1950 à 2019. YFT= albacore, SKJ= listao, BET=patudo, ALB= germon et BFT= thon rouge. Source : données de tache 1 de l'ICCAT

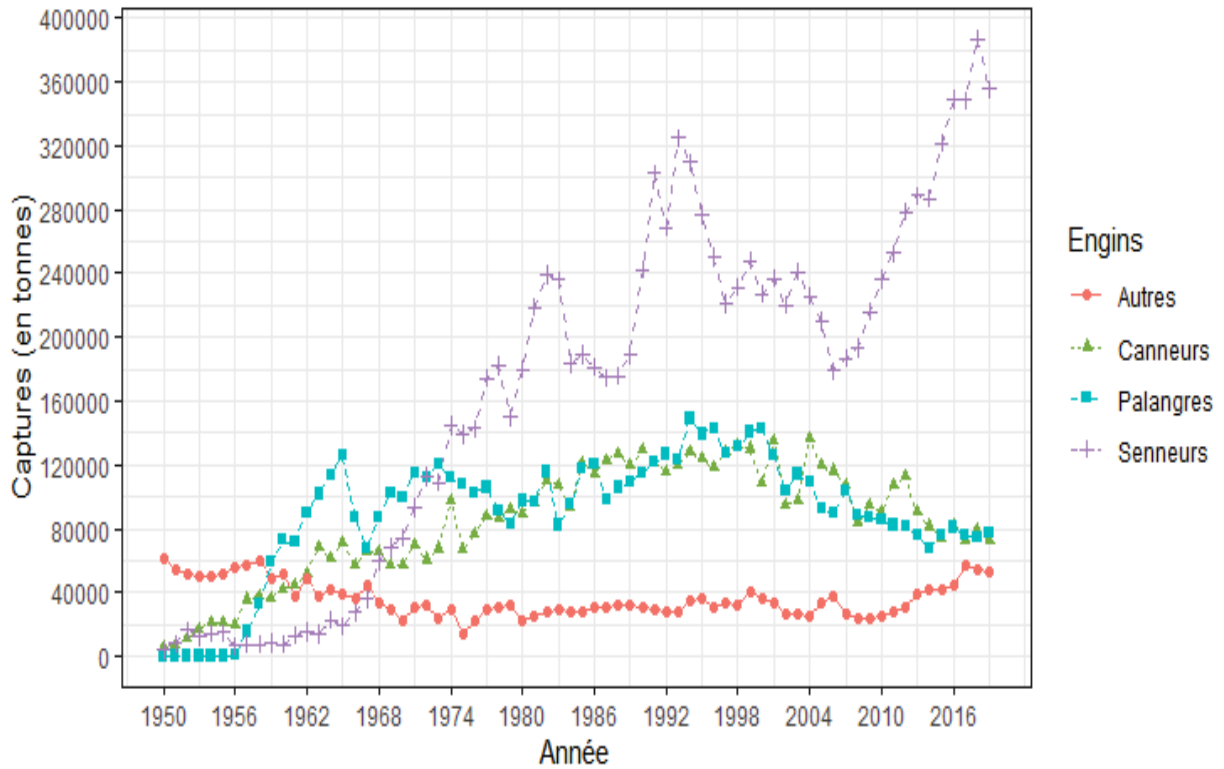


Figure 0.4: Captures (en tonnes) des principaux thonidés commerciaux exploités dans l’océan Atlantique, par engins de 1950 à 2019. YFT= albacore, SKJ=listao, BET=thon obèse ou patudo, ALB= germon et BFT= thon rouge. Source : ICCAT 2020.

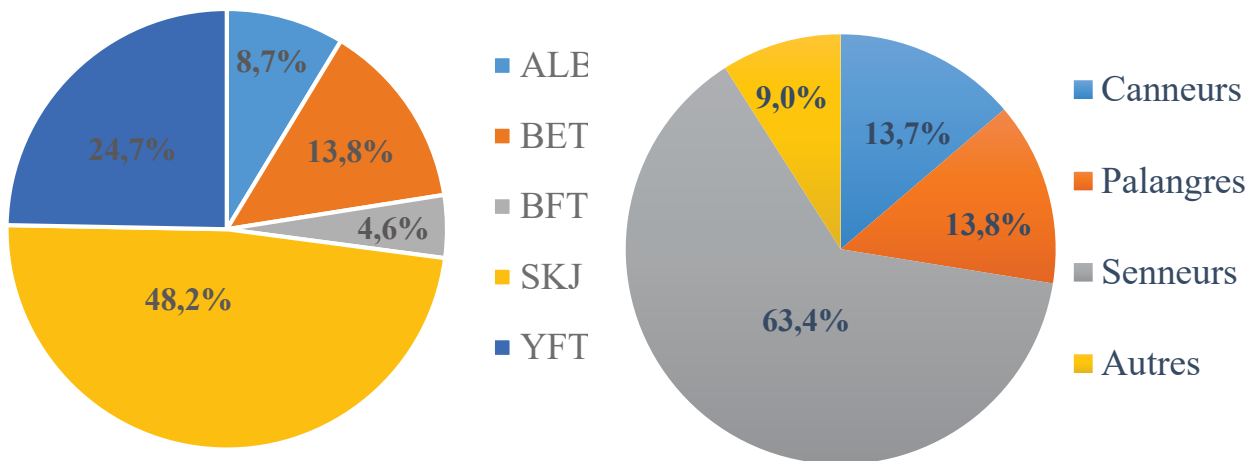


Figure 0.5: Proportions des captures moyennes (2015-2019) par espèce à gauche : listao (SKJ), albacore (YFT), thon obèse ou patudo (BET), germon (ALB) et thon rouge (BFT) et par type d’engin à droite. Source : ICCAT

2.2 Le stock de listaos de l'Atlantique Est⁶

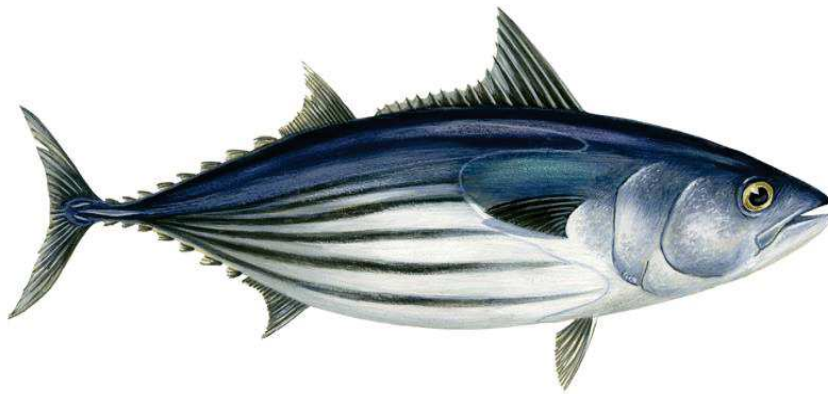


Figure 0.6: Le listao, *Katsuwonus pelamis*

Le listao est une espèce grégaire que l'on trouve en bancs dans les eaux tropicales et subtropicales. C'est l'espèce de thon dominante sous des dispositifs de concentration de poissons (DCP), où elle est capturée en association avec des juvéniles d'albacore, de thon obèse et d'autres espèces. Les concentrations de listaos tendent à être associées à des zones de convergence, aux limites entre des masses d'eau tempérées et froides, aux affleurements et autres discontinuités hydrographiques (Collette and Nauen, 1983). Le potentiel reproductif du listao est considéré comme étant élevé car il atteint sa maturité sexuelle autour d'un an (la taille de longueur à la fourche (FL) à 50% de maturité sexuelle est estimée à 43 cm ; Sharp, 1978) et il se reproduit de façon opportuniste dans les eaux chaudes de plus de 25°C tout au long de l'année et dans de vastes secteurs de l'océan. Le listao est la plus petite des principales espèces commerciales de thon avec des tailles exploitées qui varient entre 40 cm et 80 cm de longueur à la fourche (FL) avec un maximum de 108 cm. Le listao peuple d'habitude des eaux ayant une température superficielle comprise entre 20 °C et 30 °C (Forsbergh, 1980), bien qu'il soit observable dans des eaux présentant des températures allant de 15 °C à 30 °C. Le listao est intolérant aux faibles valeurs d'oxygène dissous dans l'eau. Les études ont montré qu'il nécessite des valeurs minimales d'oxygène dissous dans l'eau de plus de 3,0-3,5 ml l⁻¹ (5 ppm) (Barkley et al., 1978; Cayré, 1987). Le listao de l'Atlantique Est n'est pas surexploité et ne fait pas l'objet d'une surpêche (ICCAT, 2019).

2.3 Le stock d'albacores de l'Atlantique⁷

L'albacore est une espèce cosmopolite qui est principalement présente dans les eaux océaniques tropicales et subtropicales des trois principaux océans (le Pacifique, l'Atlantique et l'Indien). C'est la deuxième espèce de thons la plus capturée au monde. Les tailles exploitées vont généralement de 40 cm à 170 cm avec un maximum de 205 cm (ICCAT, 2006).

⁶ Cf le manuel de l'ICCAT dans sa version actualisée de 2006 pour la majeure partie des informations

⁷ Cf le manuel de l'ICCAT dans sa version actualisée de 2006 pour la majeure partie des informations



Figure 0.7: L'albacore, *Thunnus albacares*

La reproduction se déroule essentiellement de décembre à avril dans la zone équatoriale du golfe de Guinée. La reproduction a également lieu dans le golfe du Mexique, dans le sud-est de la mer des Caraïbes et au large de Cap-Vert, même si son intensité maximale peut intervenir à différents moments au cours de l'année. La taille à 50% de maturité a été estimée à 103,9 cm (FL) lorsque des alvéoles corticaux ont été utilisés comme seuil de maturité; toutefois, une plus grande taille, d'environ 120 cm à 50% de maturité a été estimée lorsqu'on a eu recours à des ovocytes plus avancés. Hampton (2000) a montré que la mortalité naturelle est spécifique à l'âge, qu'elle est plus élevée pour les juvéniles que pour les adultes et que les taux de croissance sont relativement lents au début et augmentent lorsque les poissons quittent les zones de nourricerie. Les juvéniles d'albacores (40-80 cm) forment des bancs en surface, associés avec les objets flottants (DCP ou objets naturels), où ils sont mélangés à des listaos et à des juvéniles de thons obèses. Les plus grands individus forment des bancs libres dans les eaux de surface et de sub-surface. L'albacore limite généralement ses incursions à des profondeurs où la température de l'eau ne descend pas de plus de 8 °C par rapport à la température de la couche superficielle. Il passe plus de 90 % de son temps dans des eaux ayant une température uniforme d'environ 22 °C (Brill et al., 2005a, 1999). La distribution verticale de l'albacore est limitée lorsque l'oxygène dissous dans l'eau est inférieur à 3,5 ml l⁻¹ (Brill, 1994; Korsmeyer et al., 1996). La communauté scientifique s'accorde à considérer un stock unique d'albacores pour l'ensemble de l'Atlantique. Les récentes évaluations des stocks de thons tropicaux de l'Atlantique ont révélé que l'albacore n'est pas surexploité et ne fait pas l'objet d'une surpêche (ICCAT, 2019).

2.4 Le stock de thons obèses de l'Atlantique⁸

Les thons obèses peuvent nager dans des eaux plus profondes que les autres espèces de thonidés tropicaux et présentent une grande mobilité verticale. Ils se trouvent à de plus grandes profondeurs le jour que la nuit. Le frai a lieu dans les eaux tropicales lorsque les conditions environnementales sont favorables. Par la suite, les juvéniles ont tendance à quitter

⁸ Cf le manuel de l'ICCAT dans sa version actualisée de 2006 pour la majeure partie des informations

les zones de nurserie des eaux tropicales et à émigrer vers les eaux tempérées au fur et à mesure qu'ils grandissent. La plage optimale de température se situe entre 17 °C et 22 °C et le thon obèse est plus tolérant aux faibles valeurs d'oxygène dissous dans l'eau que les 2 autres espèces de thons tropicaux.



Figure 0.8: Le thon obèse, *Thunnus obesus*

Les juvéniles de thons obèses se regroupent sur bancs avec des jeunes albacores et des listaos. Ces bancs sont souvent associés à des objets dérivants, à des requins-baleines et à des monts sous-marins. Ce type d'association est de moins en moins fréquent au fur et à mesure de la croissance de l'espèce. D'après les informations biologiques fournies sur les captures des engins de surface, le golfe de Guinée est une zone de frai importante pour cette espèce. Le thon obèse arrive à maturité après avoir atteint une taille d'environ 100 cm entre approximativement 3 et 4 ans. Sa croissance est relativement rapide : 145 cm à l'âge de cinq ans et 163 cm à l'âge de sept ans. Les thons obèses de plus de 200 cm sont relativement rares dans les captures. On estime que sa longévité est supérieure à 10 ans. Les habitudes trophiques du thon obèse sont variées et diverses proies (poissons, mollusques et crustacés) ont été observées dans leurs contenus stomacaux. Les récentes évaluations des stocks de thons tropicaux de l'Atlantique ont révélé que le thon obèse est surexploité depuis 1994 et fait l'objet d'une surpêche depuis 1997.

2.5 La gestion des thonidés et espèces apparentées par l'ICCAT⁹

La Commission internationale pour la conservation des thonidés de l'Atlantique (CICATA ou ICCAT) est l'organisation régionale de gestion des pêches responsable de la conservation des thonidés et des espèces apparentées dans l'océan Atlantique et ses mers adjacentes. L'ICCAT a été créée en 1969 et compte actuellement 52 Parties contractantes et cinq parties non contractantes coopérantes (CPC), composées principalement de pays côtiers et d'autres nations qui pêchent les thonidés et les espèces apparentées dans l'océan Atlantique et les mers adjacentes. La Commission a établi plusieurs organismes subsidiaires qui analysent différents types d'informations et qui transmettent leurs conclusions et recommandations à la Commission pour la prise de décision finale. Le Comité permanent pour la recherche et les statistiques (SCRS) recommande à la Commission les politiques et les procédures à suivre pour la collecte, la compilation, l'analyse et la diffusion des statistiques halieutiques. Il

⁹ Cf le manuel de l'ICCAT dans sa version actualisée de 2006 pour la majeure partie des informations

incombe au SCRS de veiller à ce que la Commission dispose à tout moment de l'information biologique sur les stocks pêchés. Le Comité coordonne également diverses activités nationales de recherche, élabore des projets de programmes spéciaux internationaux de recherche en coopération, réalise des évaluations de stocks, et donne des avis à la Commission sur les mesures spécifiques de conservation et de gestion. Le SCRS se compose d'autres organes subsidiaires comme les Groupes sur les espèces (groupes de travail qui évaluent la situation des divers stocks) et de deux Sous-comités (statistiques et écosystèmes). La Commission peut, sur la base de preuves scientifiques, formuler des recommandations visant à assurer le maintien des populations de poissons gérées à des niveaux d'abondance égaux ou supérieurs à ceux qui permettent d'obtenir un rendement maximal durable. Les mesures de conservation et de gestion des stocks sont d'abord élaborées par des groupes de travail. Les mesures de gestion sont formulées en Commission et leur application relève de l'autorité des États membres.

3. Présentation des pêcheries thonières dans la ZEE ivoirienne

3.1 Les pêcheries thonières de la ZEE de Côte d'Ivoire

La Côte d'Ivoire est l'une des 52 Parties contractantes de l'ICCAT. Trois types de pêche exploitent les ressources thonières tropicales de ce pays: la pêche artisanale, la pêche réalisée à l'aide de vedettes et la pêche industrielle. La pêche artisanale se pratique sur l'ensemble du littoral ivoirien à l'aide de filets maillants dérivants qui mesurent entre 1500 et 2500 m de longueur sur 15 à 30 m de chute. Ce secteur d'activité dominé par les pêcheurs étrangers en provenance de la sous-région ouest-africaine est constitué, hormis les pêcheurs, de propriétaires de pirogues et de femmes, pour la plupart des commerçantes, qui participent au financement des pêcheurs lors de leurs sorties de pêche. Les prises annuelles moyennes de thonidés de cette entité sur cette récente décennie (2010-2019) s'élèvent à 3655 tonnes (Figure 0.9).

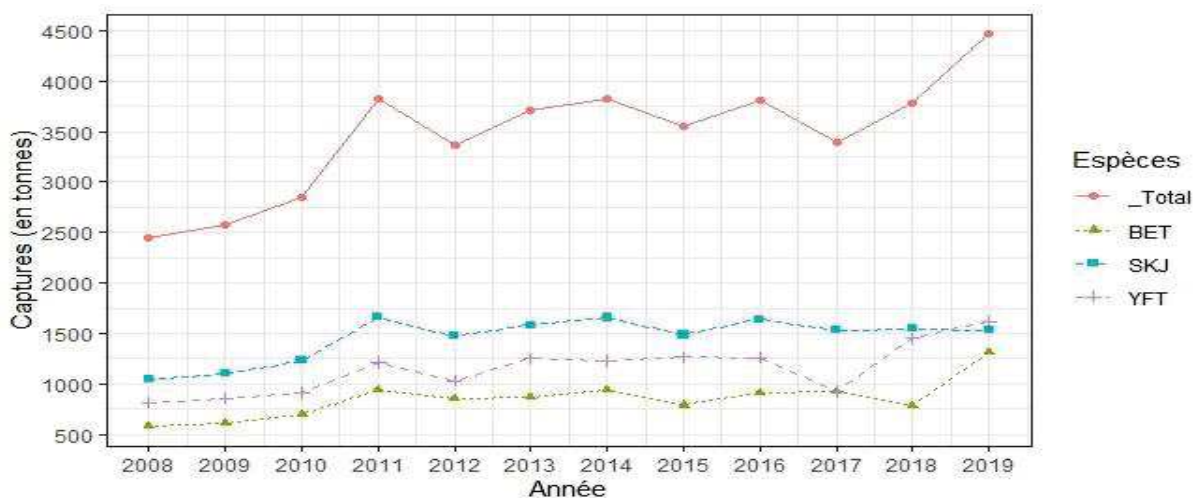


Figure 0.9: Captures annuelles par espèce (thons tropicaux) des acteurs de la pêche artisanale dans la ZEE Ivoirienne sur la période 2008-2019 (Source : Direction des pêches et de l'aquaculture de Côte d'Ivoire).

La pêche réalisée à l'aide de vedettes se pratique à la ligne. Initialement réalisé de manière récréative (pêche sportive), ce mode de pêche s'est développé ces dernières années sous forme de pêche commerciale. Les statistiques sur ces deux pêcheries ne sont pas très bien reportées malgré les efforts fournis par l'administration des pêches de la Côte d'Ivoire à travers les différentes structures d'encadrement et de gestion des pêches. La pêche thonière industrielle est dominée par les senneurs Français et Espagnols. Elle demeure le type de pêcherie le mieux suivi avec des statistiques mieux élaborées. L'encadrement des activités de pêche relève de la Direction de l'Aquaculture et des Pêches (DAP) qui dépend du Ministère de la Production Animale et des Ressources Halieutiques (MIPARH). Les activités de développement et de recherches halieutiques sur les thons sont prises en charge par le CRO, en collaboration avec l'IRD, et les universités qui sont sous la tutelle du Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

3.2 La zone d'étude locale

La zone d'étude s'étend entre les latitudes 1°N et 6°N et les longitudes 2°O et 8°O (Figure 0.10). Il s'agit de la plus petite zone qui inclut les carrés de 1° de côté qui traversent la ZEE ivoirienne. La zone a été sélectionnée de cette manière pour faciliter les comparaisons futures avec les données collectées par carré de 1°*1° et pour éviter les effets de frontière. Cette zone est caractérisée par un signal saisonnier de température de surface en raison de la présence de deux saisons froides, chacune associée à un upwelling côtier (Morlière, 1970). La principale saison froide a lieu en hiver entre juillet et septembre. Le refroidissement hivernal est alors intensifié sur la côte par les upwellings qui amènent à la surface des eaux riches en nutriments. Un second refroidissement se produit sur la côte en janvier-février. Cette seconde saison froide est de faible amplitude et de courte durée (entre un et deux mois ; Cury and Roy, 1987).

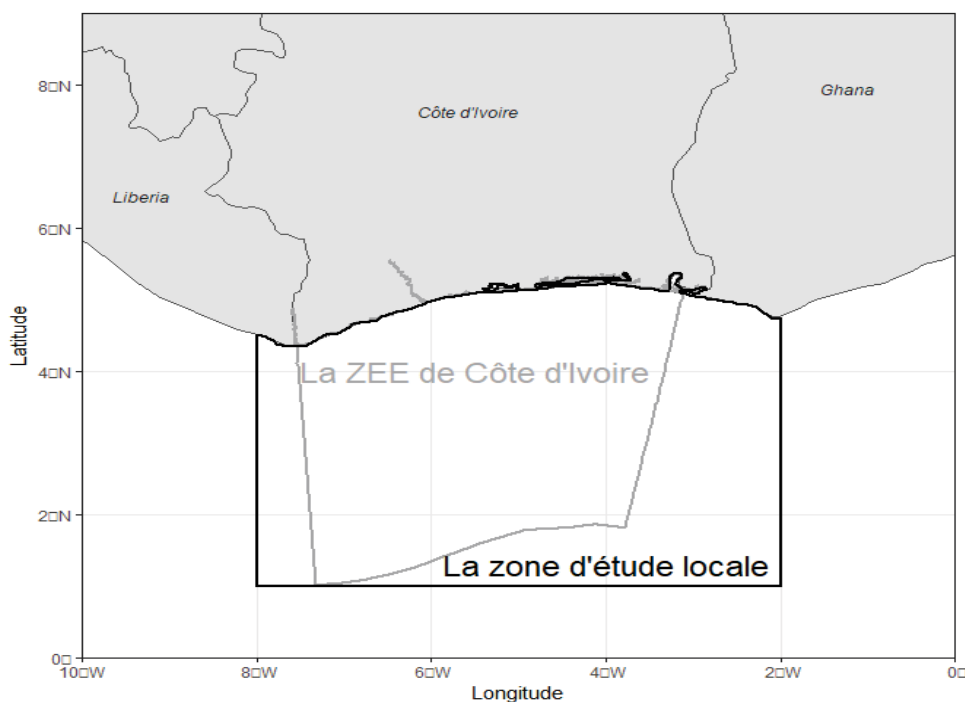


Figure 0.10: La ZEE de Côte d'Ivoire et la zone d'intérêt (zone d'étude locale)

3.3 Les données utilisées

Des 3 types de pêche, les statistiques de la pêche industrielle à la senne dans la zone locale d'étude sont les mieux documentées et sont assez représentatives pour généraliser les résultats à la ZEE ivoirienne. Les données de capture et d'effort des senneurs Français et Espagnols opérant dans la zone d'étude de 2000 à 2019 ont été compilées et gérées par l'Observatoire des thonidés (Ob7 – UMR MARBEC) de l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) pour la flotte française, et l'Institut Océanographique Espagnol (IEO) pour la flotte espagnole. Les données déclaratives des livres de bord produites par les capitaines concernant la capture totale par calée et la composition des espèces ont été corrigées par la méthodologie T3, basée sur l'échantillonnage par taille réalisé au port lors du débarquement (Pallarés and Hallier, 1997; Duparc et al., 2020). La catégorie de taille commerciale a été utilisée comme un proxy du stade de maturité des thons obèses et des albacores. Les catégories commerciales 2 et 3 (les thons de poids ≥ 10 kg) sont assimilées aux '**gros thons**' (proxy de mature) dans l'ensemble du document et la catégorie 1 (< 10 kg) est classée comme la catégorie de '**petits thons**' (proxy d'immatures) (à l'exception du listao qui n'est pas été divisé par stade de maturité). Comme mentionné antérieurement la taille de 50 % à maturité est atteinte vers 100 cm de longueur à la fourche (soit environ 20 kg) pour l'albacore et le thon obèse. Avant de faire le calcul des captures par unités d'effort, les calées par bateau et par jour de pêche ont été combinées et assignées à des centroïdes de ces activités. Le nombre total de calées par jour et par bateau a été filtré et les enregistrements correspondant à des jours présentant des données irréalistes (plus de 5 calées par jour et par bateau) ont été supprimés. Étant donné que les bancs libres sont détectés au hasard à la surface de la mer, l'effort unitaire associé à ce mode de pêche a été exprimé comme le temps de recherche (c'est-à-dire le temps passé sur le lieu de pêche moins la durée de tous les coups de senne). En revanche, de nombreux DCP ne sont pas rencontrés au hasard, notamment lorsqu'ils appartiennent au senneur et en conséquence équipés d'une bouée GPS qui permet de les suivre en permanence à distance. Pour ce mode de pêche, nous avons utilisé le nombre de calées sous DCP dérivants comme mesure de l'effort de pêche. Les données ont ensuite été divisées en catégories selon l'espèce, la catégorie commerciale et le mode de pêche (DCP ou bancs libres). Les données d'échantillonnages de tailles sont aussi compilées et gérées par l'Ob7-IRD et l'IEO. Les fichiers bruts comprennent les fréquences des tailles en longueur à la fourche (LF), les nombres de poissons non pondérés, les facteurs de pondération, les poids des échantillons et leur cuve ou leur calée. Ces données sont ensuite pondérées et extrapolées par pays, engin, mois, carré de 5° et par mode de pêche. Ce fichier intermédiaire permet d'obtenir un fichier final qui contient des données pondérées par carré de 1°*mois.

3.4 L'évolution des captures industrielles

En 2019, la capture totale de thons tropicaux par les senneurs opérant dans la zone d'étude locale était estimée à 6634 tonnes, composée de 55% d'albacore, 30% de listao et 15% de thon obèse (**Figure 0.11** et **Figure 0.12**).

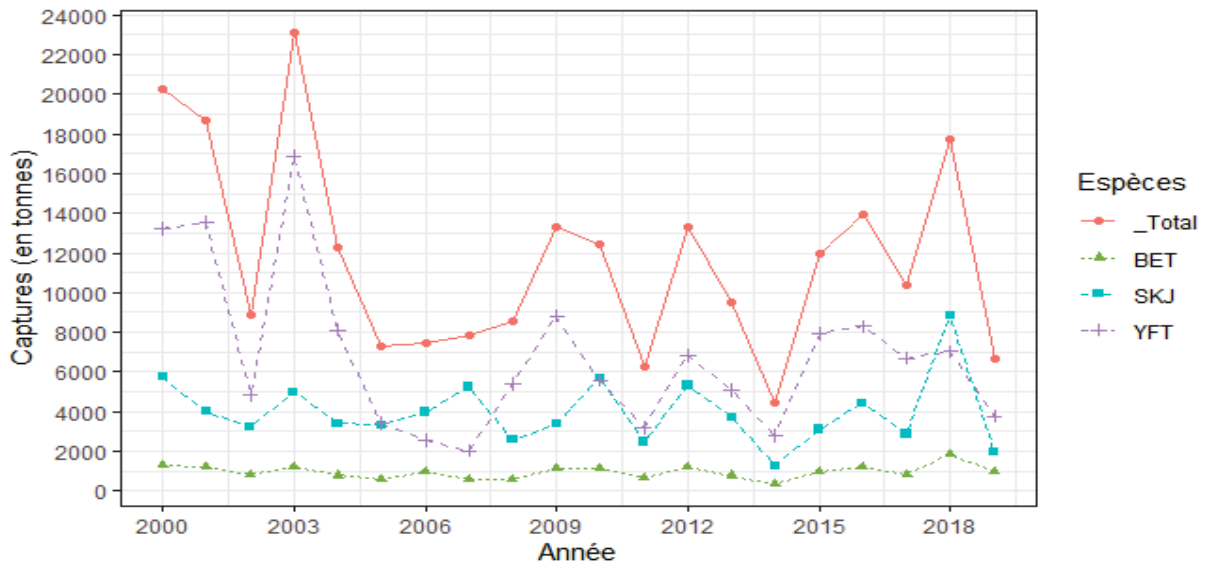


Figure 0.11: Captures annuelles par espèce réalisées par les senneurs européens (France et Espagne) dans la zone d'étude locale sur la période 2000-2019.

Les captures sont majoritairement constituées d'albacores sur banc libre et de listaos sur DCP (**Figure 0.13**). L'albacore représente plus de 40% des prises, excepté les années 2006, 2007 et 2018 où les prises de listaos étaient les plus élevées (**Figure 0.12**).

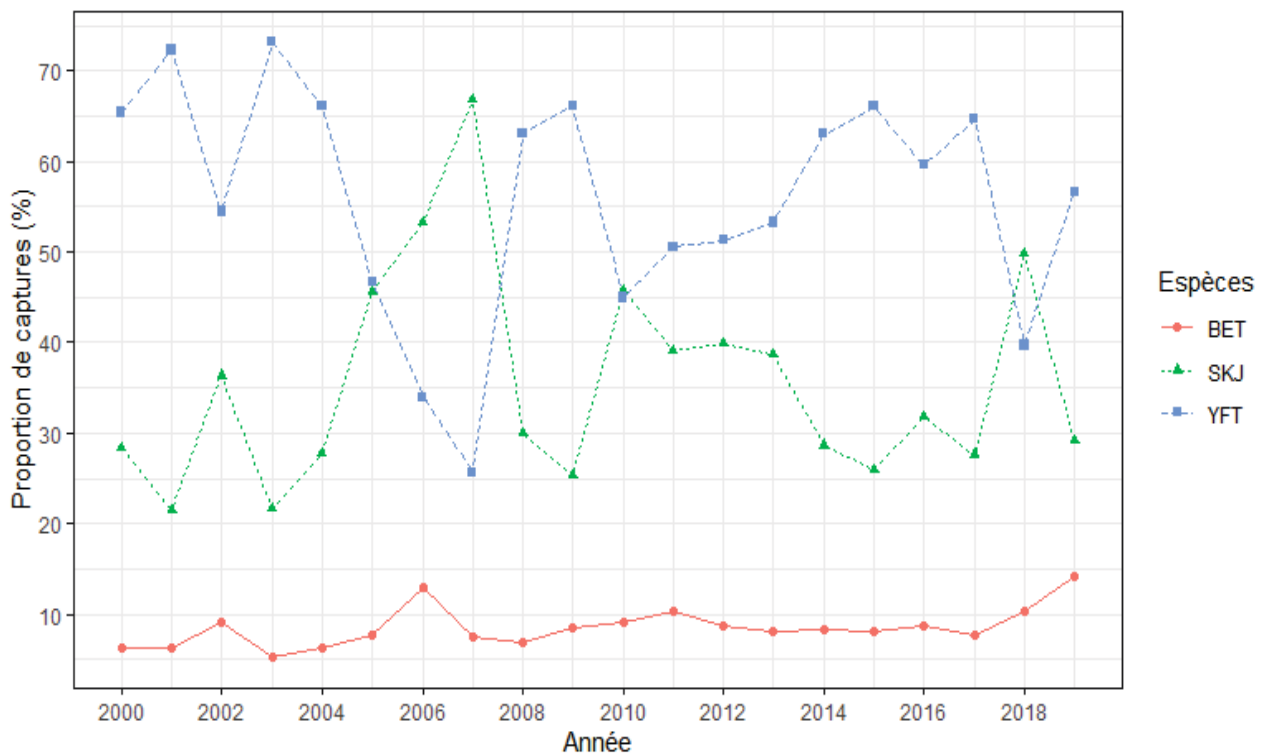


Figure 0.12: Proportions annuelles de captures (en poids) des trois espèces tropicales majeures dans la zone d'étude locale.

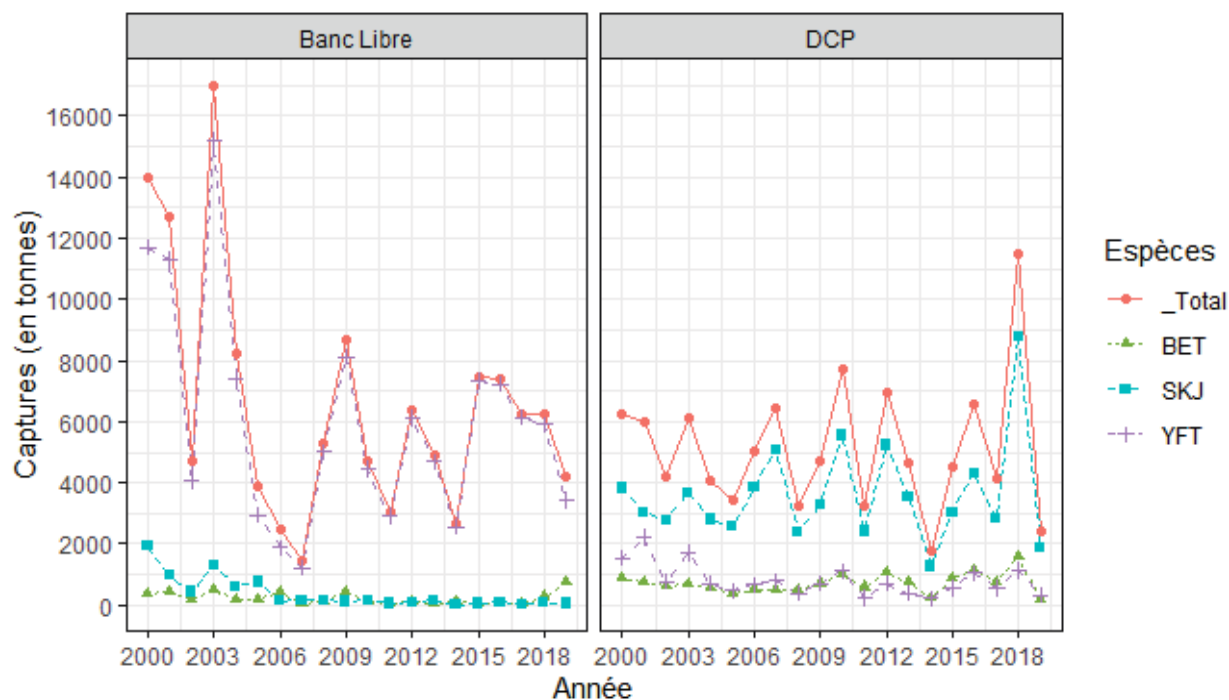


Figure 0.13: Captures annuelles par espèce et par mode de pêche réalisées par les senneurs européens (France et Espagne) dans la zone d'étude locale (2000-2019).

Les prises de thons obèses sont les plus faibles des 3 espèces sur l'ensemble de la période d'étude.

Les tendances observées dans la zone d'étude locale sont pratiquement similaires à celles observées à l'échelle de l'Atlantique par les senneurs Européens (France, Espagne et flottilles associées). En relation avec la baisse de l'effort de pêche des senneurs Européens, les prises d'albacores à l'échelle globale ont atteint leur valeur minimale en 2007, période qui correspond à la production totale la plus basse réalisée dans la zone locale sur toute la période d'étude (Figure 0.14).

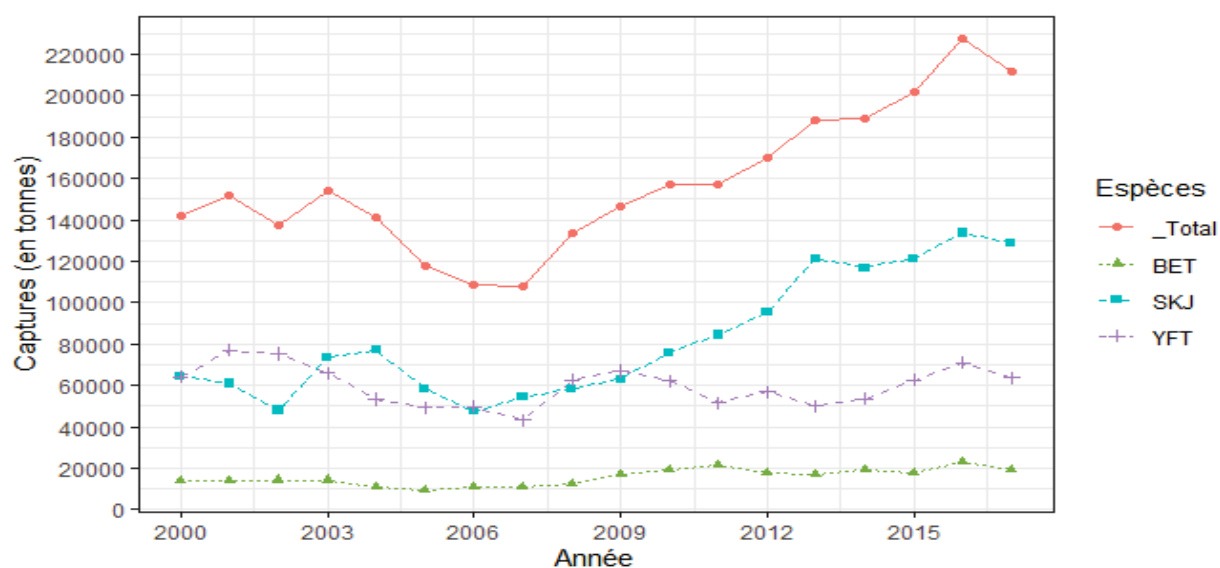


Figure 0.14: Captures annuelles par espèce (2000-2019) des senneurs Européens (France et Espagne + flottilles associées) dans l'océan Atlantique (Pascual-Alayón et al., 2019).

Comme pour la zone locale, l'albacore et le listao sont les espèces qui prédominent respectivement sur banc libre et sur DCP dans la zone globale (**Figure 0.15**). Les prises de listaos sur DCP dans la zone globale ont connu une très forte hausse à partir de 2007.

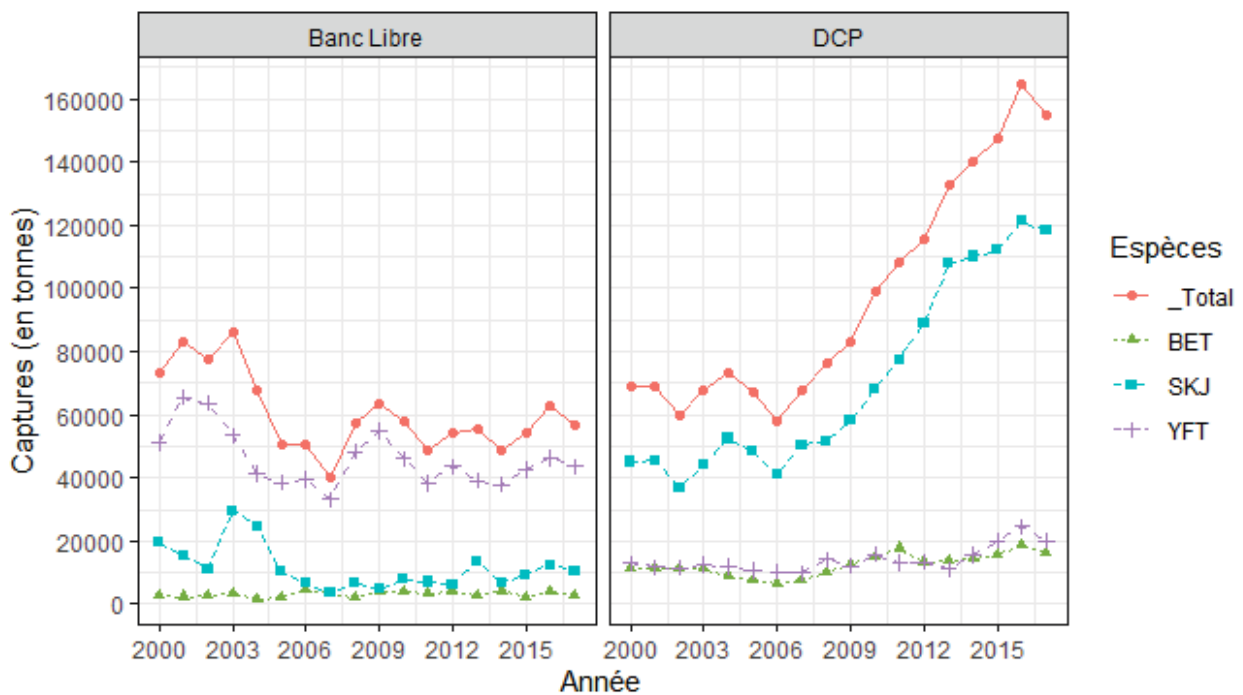


Figure 0.15: Captures annuelles par espèce et par mode de pêche (2000-2019) des senneurs Européens (France et Espagne + flottilles associées) dans la zone d'étude locale (Pascual-Alayón et al., 2019).

3.5 Les fréquences de tailles

Les distributions des classes de tailles des captures (en nombre de poissons) réalisées dans la zone d'étude locale pour la période 2000-2019 diffèrent d'une espèce à une autre et d'un mode de pêche à un autre. Les listaos présentent une distribution des fréquences de tailles quasi identique sur banc libre et sur DCP, avec des valeurs variants de 30 à 70 cm et un mode autour de 45 cm (**Figure 0.16**). Cette distribution est semblable à celle observée à l'échelle de l'ensemble de l'océan Atlantique dans les captures des senneurs français sur la période de 2013 à 2017, avec toutefois des valeurs variants de 20 à 70 cm.

Les albacores présentent des distributions de captures en taille très différentes selon le mode de pêche. La gamme des tailles capturées sur DCP s'étend de 30 cm à plus de 150 cm. Les captures sont majoritairement composées d'albacores de taille inférieure à 65 cm avec un pic autour de 50 cm. Les captures sur bancs libres sont composées majoritairement d'individus de taille supérieure à 100 cm de longueur à la fourche, avec un pic autour de 150 cm. On remarque toutefois la présence de deux modes (50 cm et 150 cm), avec très peu d'individus entre 65 et 100 cm dans cette distribution. Les captures en tailles sur DCP sont semblables aux observations faites à l'échelle globale.

Les distributions des tailles de thons obèses au niveau local et au niveau global sont proches, avec un pic régulier autour de 55 cm pour les 2 modes de pêche et un léger pic additionnel autour de 140 cm dans les captures sur bancs libres.

Les distributions des tailles de thons obèses au niveau local et au niveau global sont proches, avec un pic regulier autour de 55 cm pour les 2 modes de pêche et un léger pic additionnel autour de 140 cm dans les captures sur bancs libres.

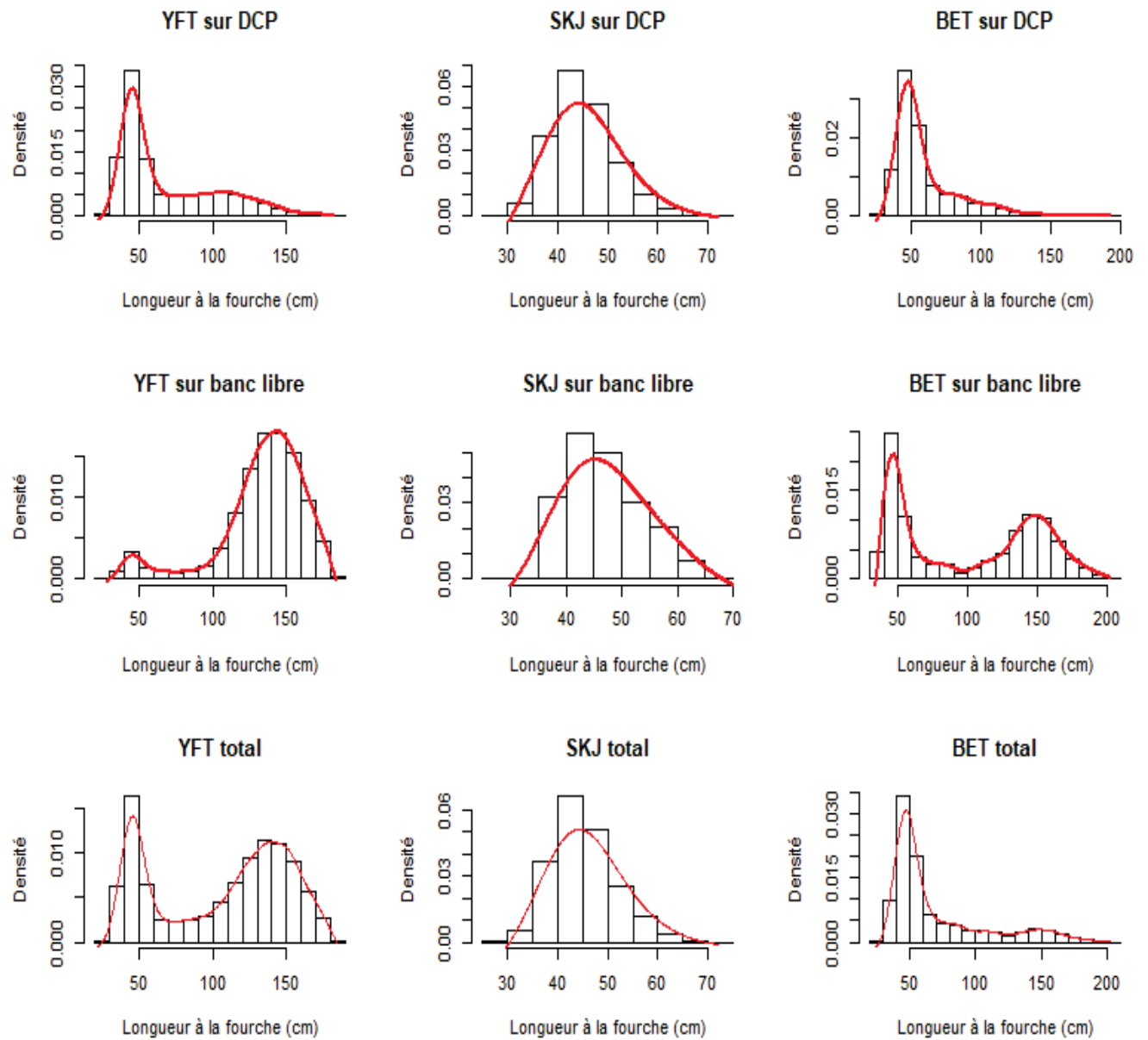


Figure 0.16: Distribution moyenne des classes de tailles des captures (en densité de nombre de poissons) réalisées dans la zone d'étude locale de la ZEE de la Côte d'Ivoire pour la période 2000-2019.

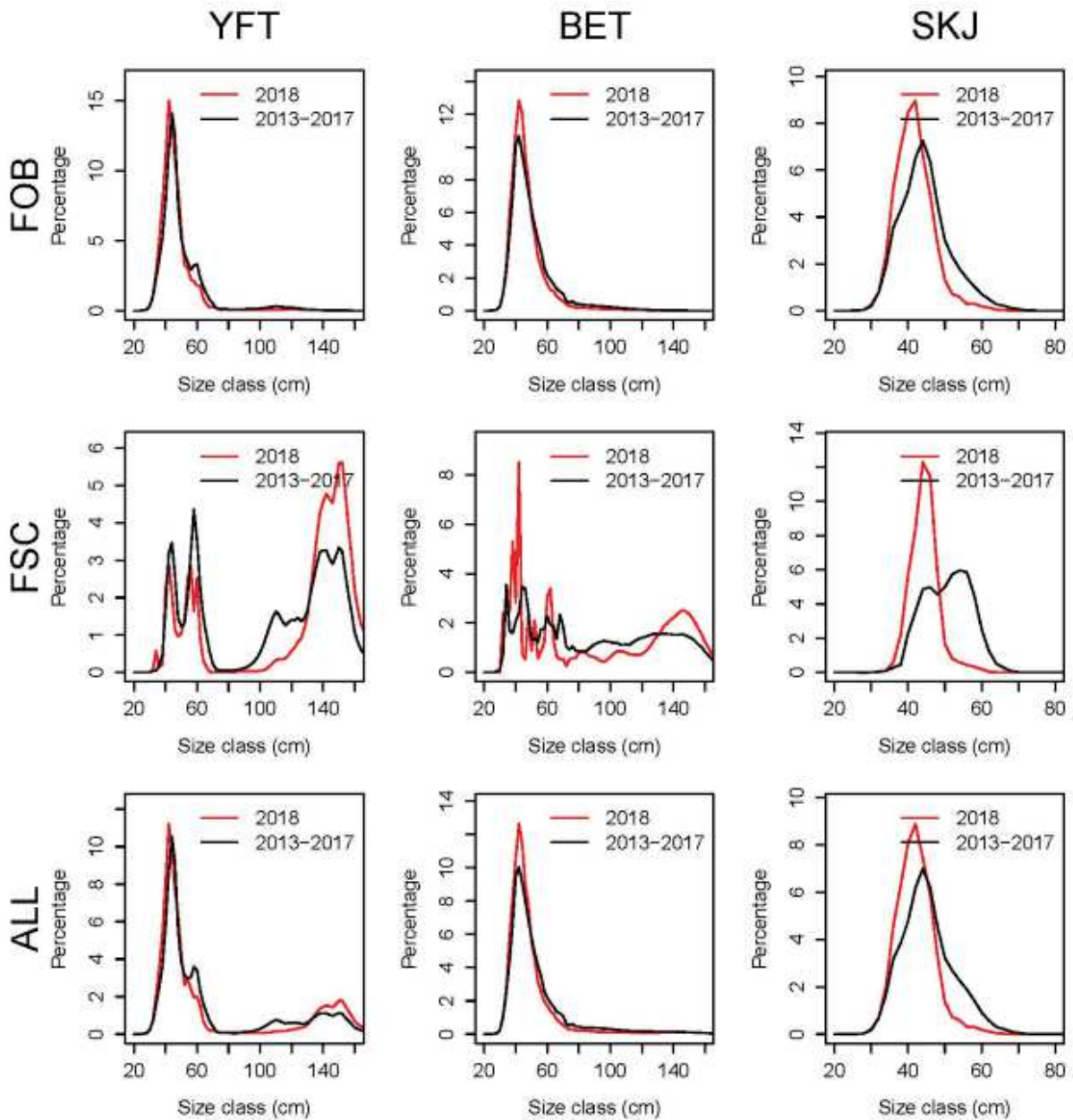


Figure 0.17: Distribution des classes de tailles (en poids) des captures de la flotte française de senneurs en 2018 (ligne rouge) et pour une année moyenne représentant la période 2013-2017 (ligne noire) dans l’océan Atlantique. Size class : longueur à la fourge, FSC : banc libre, FOB : DCP et ALL : Total des captures [banc libre + DCP]), d’après Floch *et al.* (2020).

4. Les objectifs de la thèse

L'objectif principal de la thèse porte sur l'étude du transfert d'échelle global - local des ressources en thons tropicaux de l'océan Atlantique et de leur transition par les eaux sous juridiction ivoirienne, grâce à l'analyse de quelques traits biologiques et écologiques (phénologie, préférences environnementales). L'atteinte de cet objectif nécessite une estimation des ressources thonières locales sur une période de temps assez conséquente pour en déduire leurs caractéristiques saisonnières et interannuelles. Les indices d'abondances obtenus seront analysés pour mettre en évidence la dynamique de la phénologie des migrations des thons et leur relation avec les conditions environnementales dans la ZEE de la Côte d'Ivoire. Enfin, la nature de la relation entre le global et le local sera analysée à l'aide d'une étude de la relation de causalité entre le stock global et la ressource locale de la ZEE ivoirienne. A cet effet, les informations sur les conditions environnementales de la ZEE Ivoirienne extraites des données satellitaires, les données commerciales de capture et d'effort de pêche des senneurs Européens, les connaissances générales sur la biologie des thons tropicaux ainsi que les informations sur l'état d'exploitation des stocks de l'océan Atlantique sont primordiales pour ce travail.

Pour atteindre cet objectif, la thèse s'articule autour de 3 axes de recherche principaux et d'une participation aux travaux de recherche-expertise de l'ICCAT:

- (i) Estimer et caractériser l'abondance des ressources thonières locales de la ZEE Ivoirienne ;
- (ii) Analyser les relations entre la dynamique de l'abondance locale des thons tropicaux et les conditions environnementales de la ZEE de Côte d'Ivoire.
- (iii) Analyser la relation de causalité entre le niveau d'abondance du stock global et le niveau d'abondance de la ressource locale dans une approche de type « glocalisation ».
- (iv) Contribuer aux analyses des données de marquage-recaptures de l'AOTTP dans le cadre des travaux d'évaluation de stocks de l'ICCAT.

5. La structure de la thèse

Pour mener à bien l'étude de ces axes de recherche, la thèse est structurée de la manière suivante.

Le chapitre 1 aborde le premier axe de recherche. Il permet d'une part d'estimer les indices d'abondance des thons tropicaux dans la ZEE Ivoirienne par combinaisons d'espèces et modes de pêche, et d'autre part de caractériser leurs fluctuations dans le temps à l'aide du modèle VAST. Il met aussi en évidence les facteurs susceptibles d'expliquer la variabilité de ces indices d'abondances sans les analyser intégralement. Deux caractéristiques majeures des ressources thonières de la ZEE Ivoirienne sont abordées dans ce chapitre: (i) leurs dynamiques interannuelles et (ii) leurs variations saisonnières (article 1).

Le chapitre 2 aborde le second axe de recherche et vise à analyser la relation entre les dynamiques des variables environnementales et celles des indices d'abondances des albacores

et des listes de la ZEE Ivoirienne. Le but de ce chapitre est d'analyser l'impact des facteurs environnementaux sur la variabilité de l'abondance des thons et la dynamique de leur phénologie qui peut être perçue comme un proxy de la migration des thons.

Le chapitre 3 (Article 2) aborde le cœur de cette thèse qui constitue le troisième axe de recherche. Il présente la relation du global au local en analysant la question de l'effet du niveau d'exploitation global sur la disponibilité locale et à l'inverse l'impact du niveau d'exploitation local sur le stock global. Pour répondre à ce questionnement, nous analyserons cette relation dans une approche de type causalité entre les gros albacores du stock de l'océan Atlantique et leur ressource locale dans la ZEE de la Côte d'Ivoire à l'aide de la méthode du 'Convergent Cross Mapping'. L'objectif initial d'analyser cette relation causale pour les autres combinaisons d'espèces et de tailles n'ayant pu être atteint pour des questions de disponibilités des informations sur le stock global, l'étude s'est limitée à l'espèce la plus abondante dans la ZEE de la Côte d'Ivoire : l'albacore. On y retrouve l'impact d'un facteur externe à la ZEE de Côte d'Ivoire (l'état du stock global) sur la variabilité de la ressource thonière locale.

Une quatrième activité de recherche de la thèse est abordée dans le chapitre 4 (Article 3 et 4). Ce volet vient en complément de l'objectif central de la thèse et permet de montrer un exemple concret d'application d'une approche de gestion glocalisée des thons par la participation d'un chercheur local aux travaux de recherche portant sur l'utilisation des données de marquage-recapture d'une commission thonière internationale (le grand programme de marquage : AOTTP de l'ICCAT). Le thème des articles présentés dans ce chapitre a été inspiré des faits observés lors des marquages et récupérations de marques réalisés en Côte d'Ivoire.

Chapitre 1 : Estimation et caractérisation de l'abondance des ressources thonières locales de la ZEE Ivoirienne.

“Le coût de la protection du milieu naturel est beaucoup plus faible que le coût de sa reconstitution. La défense de la nature est rentable pour les nations.”

Philippe St Marc

Ce chapitre aborde d'une part d'obtenir des indices d'abondances des thons tropicaux dans la ZEE Ivoirienne par combinaison d'espèces et de catégories de tailles et d'autre part de caractériser leur fluctuation. L'estimation des indices d'abondances à partir des captures par unité d'effort (CPUE) est faite à l'aide d'un modèle spatio-temporel saisonnier récemment développé par Thorson *et al.* (2020a). L'estimation des indices d'abondance mensuels permet de caractériser la variabilité intra-annuelle de la ressource thonière locale. Dans ce chapitre nous abordons deux caractéristiques majeures des ressources thonières de la ZEE Ivoirienne : (i) leurs dynamiques interannuelles, et (ii) leurs variations saisonnières.

Ce chapitre correspond à un article paru dans le journal Fisheries Research :

Akia S., Amandé M., Pascual P. and Gaertner D. (2021). Seasonal and inter-annual variability in abundance of the main tropical tunas in the EEZ of Côte d'Ivoire (2000-2019). (*Fisheries Research* 243 (2021) 106053). <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106053>

Seasonal and inter-annual variability in abundance of the main tropical tunas in the EEZ of Côte d'Ivoire (2000-2019)

Published in Fisheries research: <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106053>

Akia S^{1,2,3*}, Amandé M², Pascual P⁴, and Gaertner D^{1,3}.

1) MARBEC, Univ Montpellier, CNRS, Ifremer, IRD, Sète, France

2) Centre de Recherches Océanologiques (CRO), Abidjan, Côte d'Ivoire

3) Institut de Recherche pour le Développement (IRD), UMR MARBEC, Av. Jean Monnet, CS 30171, Sète Cedex 34203, France.

4) Instituto Español de Oceanografía. Centro Oceanográfico de Canarias. Apdo. de Correos 1373. 38080. Santa Cruz de Tenerife. Islas Canarias (ESPAÑA).

*) Corresponding author at: UMR MARBEC, Avenue Jean Monnet CS 30171, Sète, CEDEX 34203, France. E-mail address: sosthene.akia@ird.fr (S. AKIA)

Abstract

The seasonal and interannual variability in abundance of the main “local tropical tuna resources” in the EEZ of Côte d'Ivoire was analyzed with catch and effort data from French and Spanish purse seiners over the period 2000-2019. A seasonal spatio-temporal model developed by Thorson et al. (2020a) was used to estimate the abundance indices of the main tropical tunas by commercial category (<10kg and ≥10kg, which correspond roughly to maturity stage: immature and mature respectively), and fishing mode (free school sets and FAD sets). Furthermore, we decomposed the abundance time series into intrinsic mode functions using the CEEMDAN algorithm. The decomposition procedure made it possible to filter out the noise in the signal and extract the seasonal and inter-annual components of the abundance indices. A generalized additive model (GAM) was applied to the abundance indices to reveal the influences of environmental factors on species abundance and spatio-temporal distribution. Biological interpretations of the seasonal and inter-annual variability in tropical tuna abundance were made and the possible effects of environmental variables on this abundance were discussed. Our results suggest that there are two main fishing seasons in the EEZ of Côte d'Ivoire. It was also found that mature yellowfin tunas are abundant between the first and second quarter of the year while the best season for skipjack occurs between the third and fourth quarter. In addition, we observed a considerable change over time in the seasonal and inter-annual variability of tropical tunas in this area.

Keywords: Abundance indices, Seasonal and inter-annual variation, Spatio-temporal vector autoregressive model (VAST), Tropical tuna.

1.1 Introduction

Fishing is of paramount importance in Côte d'Ivoire, as it is one of the main sources of animal protein for the country's poorest households due to its relatively affordable price compared to meat. Socio-economically, the tuna industry plays an important role in employment in Côte d'Ivoire (landing activities, canneries) and exports there. A trade and utilization chain for the tuna bycatch, called "faux poissons", retained on-board by purse seiners and landed in Abidjan (Côte d'Ivoire) has been developed since the early 1990s. Romagny et al. (2000) showed that this sector was of great socioeconomic importance for its actors from landing to consumption. A recent study has shown that in addition to the great social and economic importance of this sector for the local population, it contributes substantially towards food security for the Ivorian people (Monin et al., 2017). Côte d'Ivoire furthermore benefits from the incomes generated by fisheries agreements concluded with long-distance foreign vessels.

Given the essential role of fisheries, and mainly tuna fisheries, coastal countries have established fisheries departments to better manage the exploitation of tuna resources in their EEZ. Due to their highly migratory nature, the management of tuna stocks is carried out at a large regional scale by Regional Fisheries Management Organizations (RFMOs). Despite the need to assess the status of tuna resources at the stock level, little information is produced to know the state of the local resources, thus the coastal countries cannot optimize the management of their EEZ. In Côte d'Ivoire, there are two main types of tuna fisheries: industrial and artisanal. Industrial fisheries are dominated by EU purse seiners, with Spain and France predominant (Failler et al., 2014). Fisheries data for the EU industrial fleet are very well collected and monitored, and remain the best sources of information on the sector. The tuna resources of Côte d'Ivoire are mainly exploited by this fleet within the framework of a fishing agreement between Côte d'Ivoire and the European Union (Failler et al., 2014). The production of artisanal tuna fishery remains significant, but the data collected on this segment remain insufficient for a complete analysis of the sector. To date, local abundance of tuna in the EEZ of Côte d'Ivoire has not been specifically assessed (Cofrepeche, Poseidon, 2012; Failler et al., 2014). However, the downward trend in the reference tonnage of the EU/CIV fisheries agreements (**Annexe 1: Table S1.1**) and the global and local effects of climate change highlight the urgent need for Côte d'Ivoire to study seasonal and inter-annual variation in the tuna resources temporarily found in its EEZ.

Given the lack of direct estimates from scientific surveys, commercial catch per unit of effort (CPUE) is used to derive relative abundance of tuna resources which play an important role in stock assessment and management (Maunder and Langley, 2004; Maunder and Punt, 2004; Ricker, 1940). Nominal CPUEs derived from commercial fisheries are greatly influenced by spatial, temporal, and environmental factors, among others, and need to be standardized (Fonteneau et al., 1999; Maunder and Punt, 2004). Several methods have been applied to standardize CPUE including GLMs and GAMs (Campbell, 2004; Katara et al., 2018); Machine learning and data mining techniques (Albeare, 2009; Yang et al., 2015), and spatio-temporal models (Maunder et al., 2020; James T. Thorson et al., 2020b; Thorson et al., 2015). We use the recent version of the VAST spatio-temporal model developed by Thorson *et al.* (2020a). This model includes annual, seasonal and spatial variations in density and allows us to capture two important key issues: (i) the standardization of data that are spatially unbalanced over several seasons and (ii) the identification of inter-annual changes in the seasonal chronology of population. The three most important tropical tuna species - skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*, SKJ), yellowfin tuna (*Thunnus albacares*, YFT), and bigeye tuna

(*Thunnus obesus*, BET) - were divided into eight class categories taking into account the species, the maturity stage (immature and mature), and the two main fishing modes in the purse seine fishery (free school sets and floating object sets: hereafter referred to as FSC and FOB, respectively [note that FOB can be natural logs but in the large majority of cases are drifting fish aggregating devices known as dFADs]). The categorization of species by school type is legitimate in the sense that the fishing techniques differ. Fishing on dFADs can be analogous to harvesting and collecting, and fishing on free schools to searching and hunting. dFADs increase the catchability of tuna, as compared to sets on free schools by helping fishers locate fish (reducing search time) and allowing a high percentage of successful sets (Moreno et al., 2007). Free schools are dominated by large yellowfin whereas dFADs schools are mainly composed of skipjack and juveniles of the two others species. This distinction will enable evaluation of this aspect in the study area. Several studies have highlighted the major effects of climatic cycles on the distribution and availability of tuna resources in a local area (Maury et al., 2001; Lehodey et al., 2006 ; Ménard et al., 2007; Marsac, 2017). The variability of climatic conditions can be a non-negligible indicator of the variability in tuna abundance and spatial distribution and consequently justify the analysis of the relationship between environmental variables and tuna abundance indices. The following environmental variables have been selected for this study: sea surface temperature (SST), dissolved oxygen at a depth of 100 m (DO2_100), chlorophyll concentration (CHL), sea surface salinity (SSS), mixed layer thickness (MLD), sea surface height (SSH) and SST-based coastal upwelling index (CUI_sst). Indeed, some studies showed that upwelling indices are important in explaining the fluctuations of tuna and tuna-like species abundance (Cury and Roy, 1987; Roudaut, 1999)

To analyse the seasonal and inter-annual variations of the European purse seiners CPUEs in the Ivorian EEZ, we first estimated the abundance indices using a Thorson *et al.* (2020a) seasonal spatio-temporal model. Thereafter, we used a method adapted to analyse non-linear and non-stationary signals (i.e., the CEEMDAN algorithm), with the aim to decompose the CPUE series into a finite and exhaustive number of components, called intrinsic mode functions (IMFs). Finally, we explored the relationships between the estimated abundance indices and the environmental variables using GAMs.

1.2 Materials and methods

1.2.1 Study area

The study area extends between latitudes 1°N and 6°N and longitude 2°W and 8°W (**Figure 1.1**). This is the smallest area that includes the 1° square that pass through the Ivorian EEZ. The area was selected to facilitate future comparisons with data collected by 1° square degrees and to avoid boundary effects. This area is characterized by a seasonal surface temperature signal due to the presence of two cool seasons, each associated with the coastal upwelling (Morlière, 1970). The main cold season takes place in winter between July and September. Winter cooling is then intensified on the coast by upwelling that brings nutrient-rich water to the surface. A second cooling occurs along the coast in January-February; this second cold season is low-amplitude and short-lived (between one and two months; Cury and Roy, 1987).

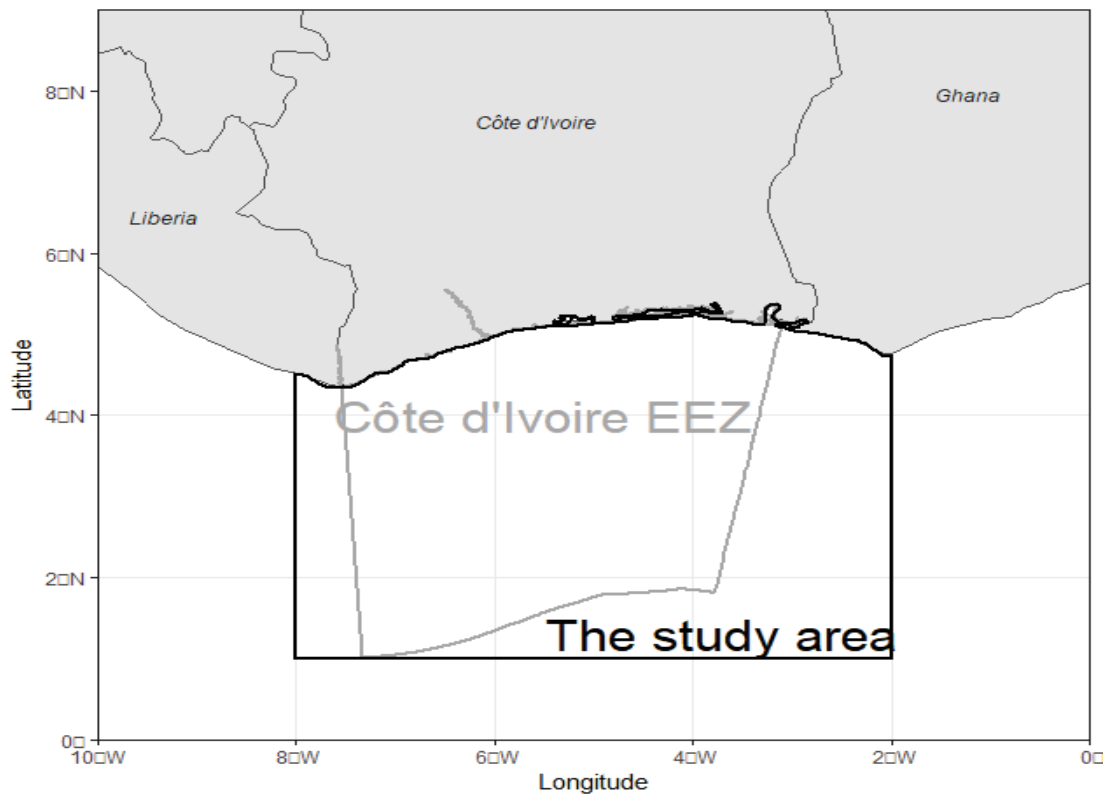


Figure 1.1: The EEZ of Côte d'Ivoire and the study area. The area of interest is the square area defined in this figure

1.2.2 Catch and effort data

Catch and effort data for EU purse seiners operating in the EEZ of Côte d'Ivoire from 2000 to 2019 were compiled and managed by the Tuna Observatory (Ob7) of the French National Research Institute for Sustainable Development (IRD, UMR MARBEC), and the Spanish Institute of Oceanography (IEO) for the French and the Spanish fleets respectively. The raw logbook data produced by the skippers were corrected by the T3 methodology regarding total catch per set (to account for the difference between reported catch at sea and landed catch) and species composition (based on port size sampling), see Pallarés and Hallier (1997) and Duparc et al., (2020), to generate the level 1 logbook database used in this paper. The commercial size category was used as a discriminant factor at the maturity stage of bigeye and yellowfin tuna. Commercial categories 2 and 3 (tuna ≥ 10 kg) are classified as mature tuna and category 1 (tuna < 10 kg) are classified as immature tuna (excepted for skipjack which belong to this category and was not divided by maturity stage). We know from the literature¹⁰ that 50% size at maturity is reached around 100cm fork length (that is to say around 20kg) for yellowfin and bigeye. However for the sake of simplicity we used the conventional “size” commercial categories reported in purse seiners logbooks by European skippers (category 1: < 10 kg; category 2: 10 to 30kg; category 3: > 30 kg). All sets per boat and per day were combined and assigned to the centroids of these activities. The total number of sets per day per boat has been filtered and days with unrealistic data (over 5 sets per day per boat) have been deleted. Given that free schools are detected at random at the surface of

¹⁰ See ICCAT manual, chapter 2 at <https://www.iccat.int/en/iccatmanual.html>

the sea, the unit of effort associated with this fishing mode was expressed as the searching time (i.e., the time spent on the fishing ground less the duration of all setting operations). In contrast, many dFADs are not encountered randomly, specifically when they are equipped with a GPS buoy and continuously tracked remotely by the purse seiner. In such a case we used the number of dFADs sets as a measurement of the fishing effort. The data were then divided into eight categories according to the species, the maturity stage and the fishing mode. Only catch and effort data from sets conducted out in the study area were selected in this study.

1.2.3 Environmental data

Six candidate environmental variables were extracted from the EU's Copernicus Marine Environment Monitoring Service (CMEMS) (<https://marine.copernicus.eu/>) at a monthly mean resolution (**Table 1.1**): sea surface temperature (SST), sea surface height (SSH), chlorophyll concentration (CHL), salinity (SSS), mixed-layer thickness (MLD), and dissolved oxygen at a depth of 100 meters (DO2_100). The spatial resolution of the model grid for SSS, SSH, SST, and MLD is $1/12^\circ$ ($0.083^\circ \times 0.083^\circ$, about 8 km), while the spatial resolution for CHL, DO2_100 is $1/4^\circ$ ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$, about 24 km).

Table 1.1: Summary of the candidate environmental variables included in this study

Variable acronym	Variable name	Unit
SST	Sea surface temperature	°C
SSH	Sea surface height	meter
CHL	Chlorophyll concentration	mg. m ⁻³
DO2_100	Dissolved oxygen concentration at 100 m of depth	mmol.m ⁻³
SSS	Salinity	PSU
MLD	Mixed layer thickness	meter
CUI_sst	Coastal upwelling index	°C

1.2.4 Coastal upwelling index (CUI_SST)

A seventh environmental variable, the monthly SST-based coastal upwelling index (CUI_SST), was calculated for the Ivorian EEZ. The SST-based coastal upwelling indices are obtained by taking the thermal difference (ΔT) between the coast and the offshore SST at the same latitude. In practice, CUI_SST has been defined as the thermal difference between cold coastal waters and warmer offshore waters at the same latitude (Benazzouz et al., 2014). The general formulation is as follows:

$$CUI_{SST}(\text{lat}, \text{time}) = SST_{\text{offshore}}(\text{lat}, \text{time}) - SST_{\text{coastal}}(\text{lat}, \text{time}) \quad (1)$$

The general calculation formula is very simple, but the challenge is to study the best way to define the coastal and offshore zones and to correctly extract the two thermal references to be

used for the calculation. The resulting SST-based coastal upwelling index is characterized by a seasonal signal with peaks in the first and third quarter of the year (**Figure 1.2**).

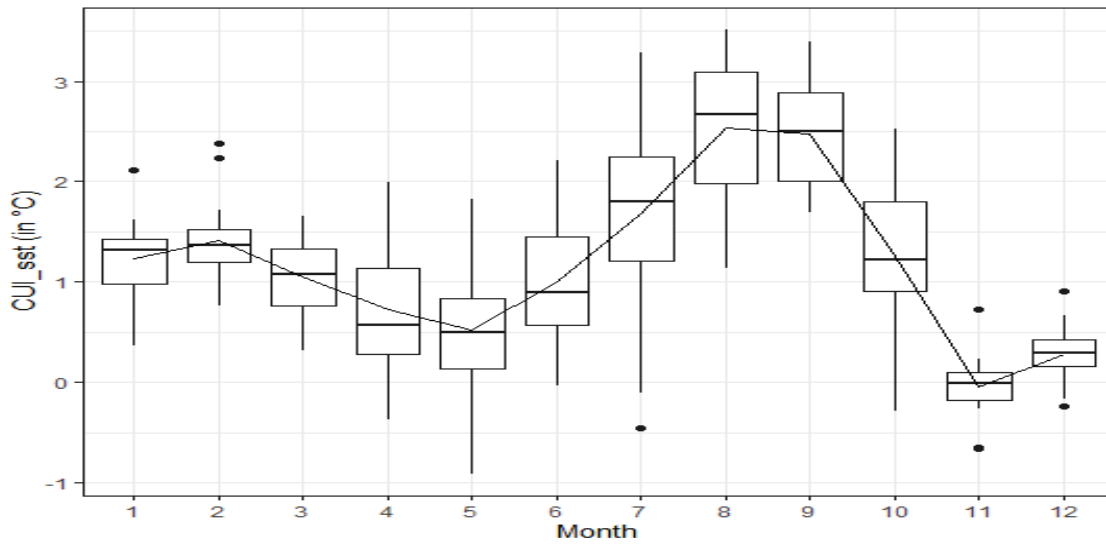


Figure 1.2: Seasonal variations in the SST-based coastal upwelling index in the Ivorian EEZ

1.2.5 Methods

1.2.5.1 The seasonal spatio-temporal model

We applied a vector-autoregressive spatio-temporal delta-generalized linear mixed model to catch and effort data, using the R package VAST (Thorson, 2019). Recently, VAST has been expanded to account for seasonal and inter-annual variability (Thorson et al., 2020a). This allows to understanding how species distribution and abundance varies within a year by month or season, and also within a month or season across years. It offers reasonable performance even when data are not fully available for one or more combinations of years and seasons, which is common in commercial catch data. In order to work at a finer scale temporal resolution (monthly, bi-monthly, quarterly...), the estimates in year-season t are shrunk towards predicting density in adjacent year-seasons ($t-1$ and $t+1$), as well as towards estimating density in other seasons in a given year and density in other years for a given season. This specification implies that the model includes a “main effect” for a season and year, as well as an autocorrelated “interaction” of season and year. We present below a brief summary of the principal parameters and philosophy of the model but readers are encouraged to refer to the ‘**Annexe 2**’ for more technical details.

The VAST model is being implemented using the Poisson-link delta model as recommended by Thorson (Thorson, 2018). The Poisson-link delta model includes the probability p_i that sample i encounters a given species [i.e. $\Pr(B > 0)$], and also the expected measurement r_i given that species is encountered, $\Pr(B | B > 0)$:

$$\Pr(B = b_i) = \begin{cases} 1 - p_i & \text{if } B = 0 \\ p_i \times g\{B | r_i, \sigma_m^2\} & \text{if } B > 0 \end{cases} \quad (2)$$

where we specify a lognormal distribution for positive catches. This Poisson-link delta model predicts encounter probability p_i and positive catch rate r_i by modeling two log-linked linear predictors, $\log(n_i)$ and $\log(w_i)$ for each sample i ; n_i and w_i are then transformed to yield p_i and r_i :

$$p_i = 1 - \exp(-a_i \times n_i), r_i = \frac{a_i \times n_i}{p_i} \times w_i, \quad (3)$$

where a_i is the area-swept offset for sample i . This model structure is designed such that expected density d_i is the product of encounter probability and positive catch rate and also the product of transformed linear predictors (i.e $d_i = p_i * r_i = n_i * w_i$). These predictors can be interpreted as numbers-density n_i (with units numbers per area) and average weights w_i (with units biomass per number). n_i always enters via the product $a_i * n_i$ such that n_i is expressed as density. We consider effort as a catchability factor in the model. The Poisson-link delta model is useful relative to other delta models because both linear predictors use a log-link function so that all effects are additive in their impact on the predicted log-density. Specifically, we specify that:

$$\log(n_i) = \underbrace{\beta_n^*(t_i)}_{\text{Year-season intercept}} + \underbrace{\omega_n^*(s_i)}_{\text{Spatial main effect}} + \underbrace{\xi_{nu}^*(s_i, u_i)}_{\text{Season spatial effect}} + \underbrace{\xi_{ny}^*(s_i, y_i)}_{\text{Year spatial effect}} + \underbrace{\varepsilon_{nu}^*(s_i, t_i)}_{\text{Year-season spatial effect}} + \underbrace{\zeta_n^*(i)}_{\text{Catchability covariates}} \quad (4)$$

$$\log(w_i) = \underbrace{\beta_w^*(t_i)}_{\text{Year-season intercept}} + \underbrace{\omega_w^*(s_i)}_{\text{Spatial main effect}} + \underbrace{\xi_{wu}^*(s_i, u_i)}_{\text{Season spatial effect}} + \underbrace{\xi_{wy}^*(s_i, y_i)}_{\text{Year spatial effect}} + \underbrace{\varepsilon_{wu}^*(s_i, t_i)}_{\text{Year-season spatial effect}} + \underbrace{\zeta_w^*(i)}_{\text{Catchability covariates}} \quad (5)$$

The French purse seiners were targeting mainly free schools while the Spanish purse seiners were targeting drifting FADs. This difference in fishing strategy is less pronounced in the recent years as the use of dFADs-fishing increased in both fleets. There is likely also a vessel size category component in the choice of the fishing strategy. Both covariates (flag and vessel size category [carrying capacity]) have been introduced in the analysis as catchability covariates as suggested by Thorson (2019).

Key model parameters for abundance indices are density predicted, area-weighted density sum, and abundance-weighted mean density. The model estimates the density prediction per year at each fine spatial resolution:

$$\begin{aligned} d(s, t) &= n(s, t) \times w(s, t) \\ &= \exp \left\{ \beta_n^*(t) + \omega_n^*(s) + \xi_{nu}^*(s, u) + \xi_{ny}^*(s, y) + \varepsilon_n^*(s, t) + \zeta_n^*(i) \right\} \\ &\quad \times \exp \left\{ \beta_w^*(t) + \omega_w^*(s) + \xi_{wu}^*(s, u) + \xi_{wy}^*(s, y) + \varepsilon_w^*(s, t) + \zeta_w^*(i) \right\} \end{aligned} \quad (6)$$

We use density to calculate the total abundance for the entire domain as the area-weighted sum of density $d(s, t)$ predicted at a fine spatial resolution:

$$I(t) = \sum_{s=1}^{n_s} a(s) d(s, t) \quad (7)$$

Where n_s is the number of fine-scale predictions and a_s is the spatial area associated with each prediction. See the ‘**Annexe 2**’ for more details on the model, its implementation and results.

1.2.5.2 Statistical analyses

We decomposed the abundance indices into intrinsic mode functions to extract their seasonal and inter-annual components using the Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) algorithm. The CEEMDAN algorithm belongs to the broad family of Empirical Mode Decomposition (EMD) algorithms (Huang et al., 1998). Torres *et al.* (2011) introduced this algorithm as a variation of EEMD algorithm (Wu and Huang, 2009) that allows exact reconstruction of the original signal and better spectral separation of intrinsic mode functions. We used the package "Rlibeemd" (Luukko et al., 2016) to decompose the eight abundance indices using the CEEMDAN algorithm. See the ‘**Annexe 1**’ for more details on the CEEMDAN algorithm application.

The seasonal and inter-annual components of the abundance indices estimated in this paper are extracted from the CEEMDAN intrinsic mode functions (IMFs). The residual component represents the long-term component (inter-annual component), and the IMFs with annual frequency represent the seasonal (intra-annual) component. Three types of time series in the different IMFs can be observed: (i) some sub-annual (periodic) time series showing at least two local minimum and two local maximum by year (ii) the annual (periodic) time series that had no more than three local peaks (maximum + minimum) and (iii) some supra-annual (periodic) time series. In situations when there was more than one annual frequency component, we considered the average between them to construct the seasonal component. The seasonal component was used for two purposes in this study. First, we calculated the average abundance per season (month or two months in the case of immature yellowfin tuna caught on dFADs) over the entire study period. This allowed us to have the average seasonal factors. Then, we examined the dynamics of seasonality over the entire study period. The packages *seasonal* (Sax and Eddelbuettel, 2018) and *forecast* (Hyndman and Khandakar, 2008) were used for plotting the inter-annual variation of the seasonalities of each abundance index.

A Principal Component Analysis (PCA) was used to understand the common variability of the environmental variables used and to characterize environmental conditions of tropical tunas in the EEZ of Côte d'Ivoire.

GAMs (Hastie and Tibshirani, 1987) were used to study the links between the abundance indices by category and the environmental factors because they make it possible to take into account the non-linearity of such relationships (Olivier Maury et al., 2001). GAMs allowed the quantification of the percentage of deviance that can be explained by habitat, and to determine the relative contribution of the environmental variables. All statistical analyses were conducted with R 4.2. (R Core Team, 2019). The packages *FactoMineR* 1.34 (Husson, 2008) and *mgcv* 1.8–31 (Wood, 2017) were used for PCAs and for GAMs, respectively. The entire data processing and analysis procedure is summarized in **Figure 1.3**.

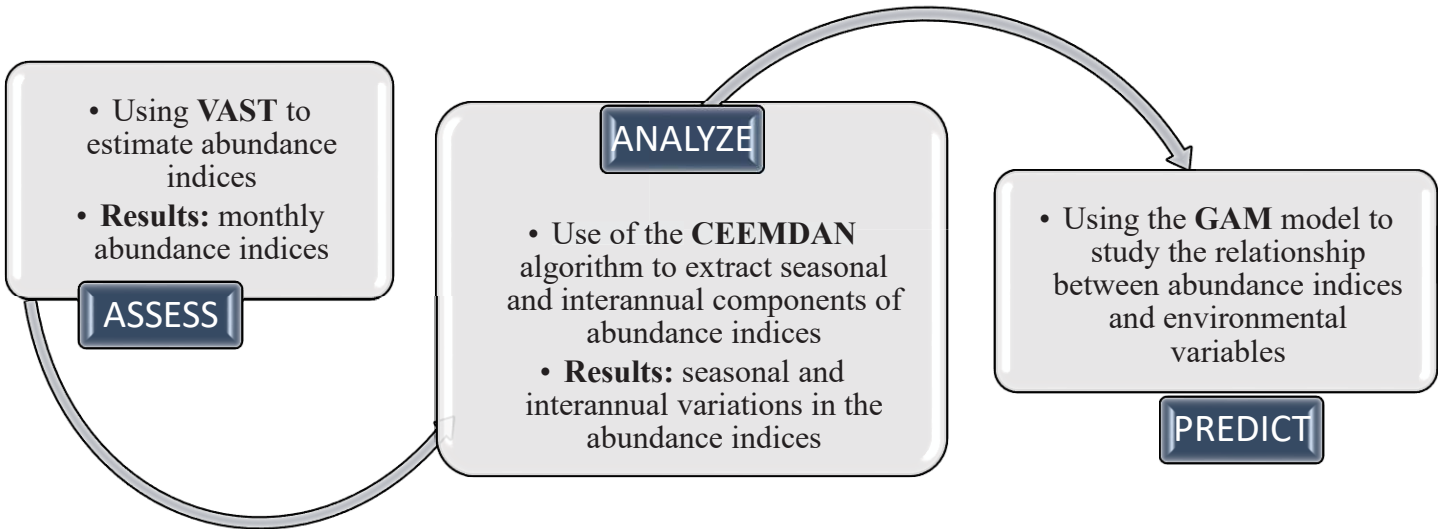


Figure 1.3: Schematic representation of the methodology used in this study

1.3 Results

‘Annexe 2’ presents the estimated abundance indices and the decomposition of each abundance index into intrinsic mode functions using the CEEMDAN algorithm. All these results were analysed to obtain the factors related to the seasonal and inter-annual variation in the abundance of tropical tunas in the area of the EEZ of Côte d'Ivoire.

1.3.1 Seasonality of abundance indices

Mature yellowfin tuna captured on FSC and skipjack tuna captured on dFADs in the Ivorian EEZ are the categories showing the most obvious seasonality (**Figure 1.4**). The seasonality of the tuna fisheries in the EEZ of Côte d'Ivoire is largely due to these two species. Two main tuna-abundance seasons can be identified. The first, characterized by an abundance of mature yellowfin tuna, takes place between March and July, and the second, characterized by an abundance of skipjack tuna, takes place between August and December (**Figure 1.4** and **Table 1.2**). Some shrinkage of the seasonality factor is evident for SKJ on FSC, with amplitude ranging from 23 at the start of the study period to almost 5 over the last years (**Figure 1.5**). The seasonality of the other abundance indices is almost constant throughout the study period (**Figure 1.5** and **Figure 1.6**).

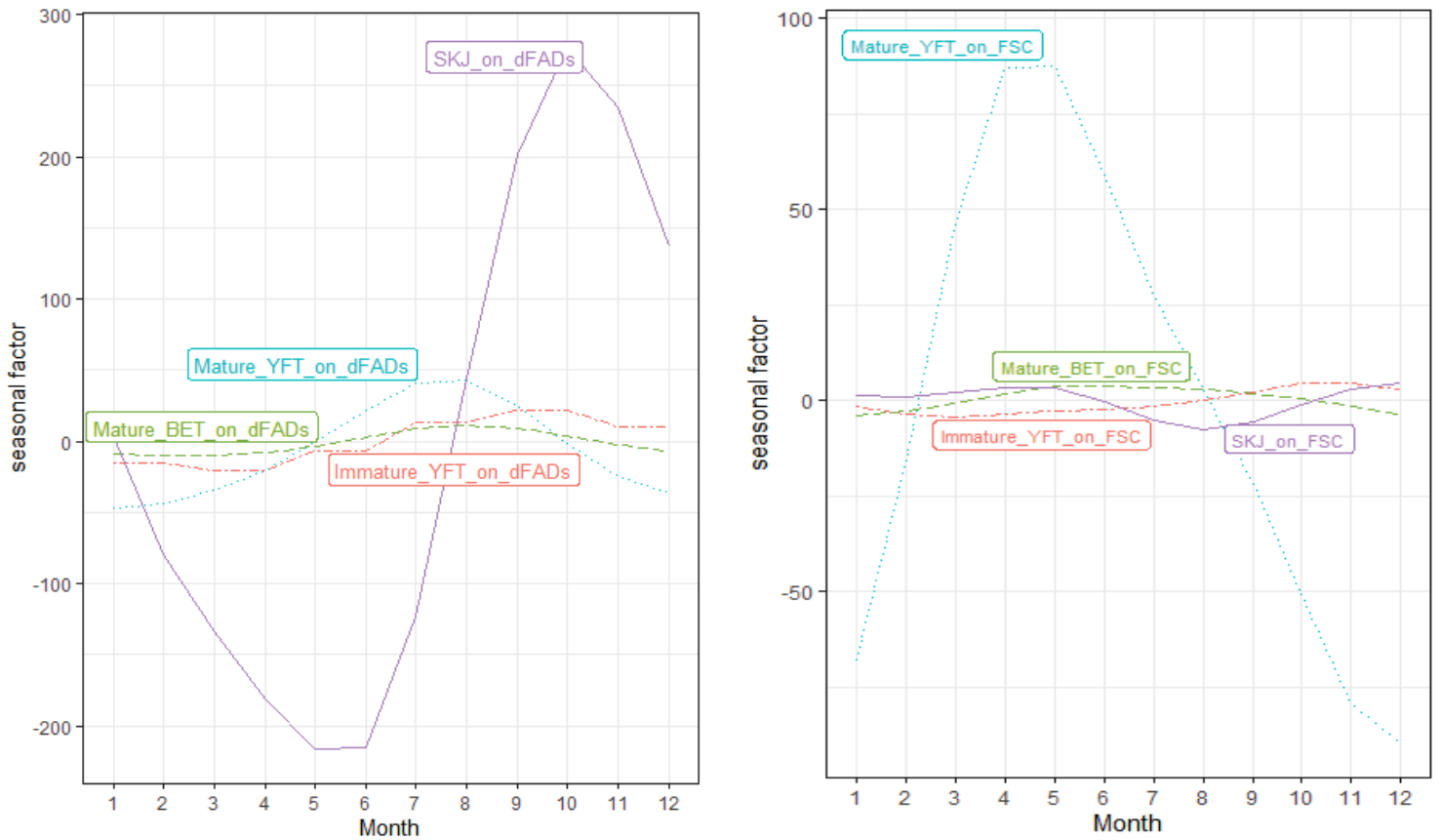


Figure 1.4: Average monthly changes in abundance indices for the eight categories of tropical tuna analyzed for the 2000-2019 period

Table 1.2: Summary of the seasonal variability of abundance indices in the EEZ of Côte d’Ivoire (2000-2019).

Period	Seasonal factor (Peak-lowest)	Peak month	Peak abundance season	Low abundance season	Change in seasonality over the study period
Mat_BET_dFADs	21.03	August	June-October	Novemb-May	Slight shrinkage
Mat_BET_FSC	7.73	June	April-October	Novemb-March	Almost constant
SKJ_dFADs	492.3	October	August-Decem	January-July	Almost constant
SKJ_FSC	11.97	December/ April	October-Decem/ March-May	May-September	Shrinkage
Imm_YFT_dFADs	42.9	October	July-December	January-June	Almost constant
Imm_YFT_FSC	8.95	November	August-Septem	January-July	Almost constant
Mat_YFT_dFADs	90.2	August	June-September	November-April	Almost constant
Mat_YFT_FSC	177.13	April	March-July	October-January	Almost constant

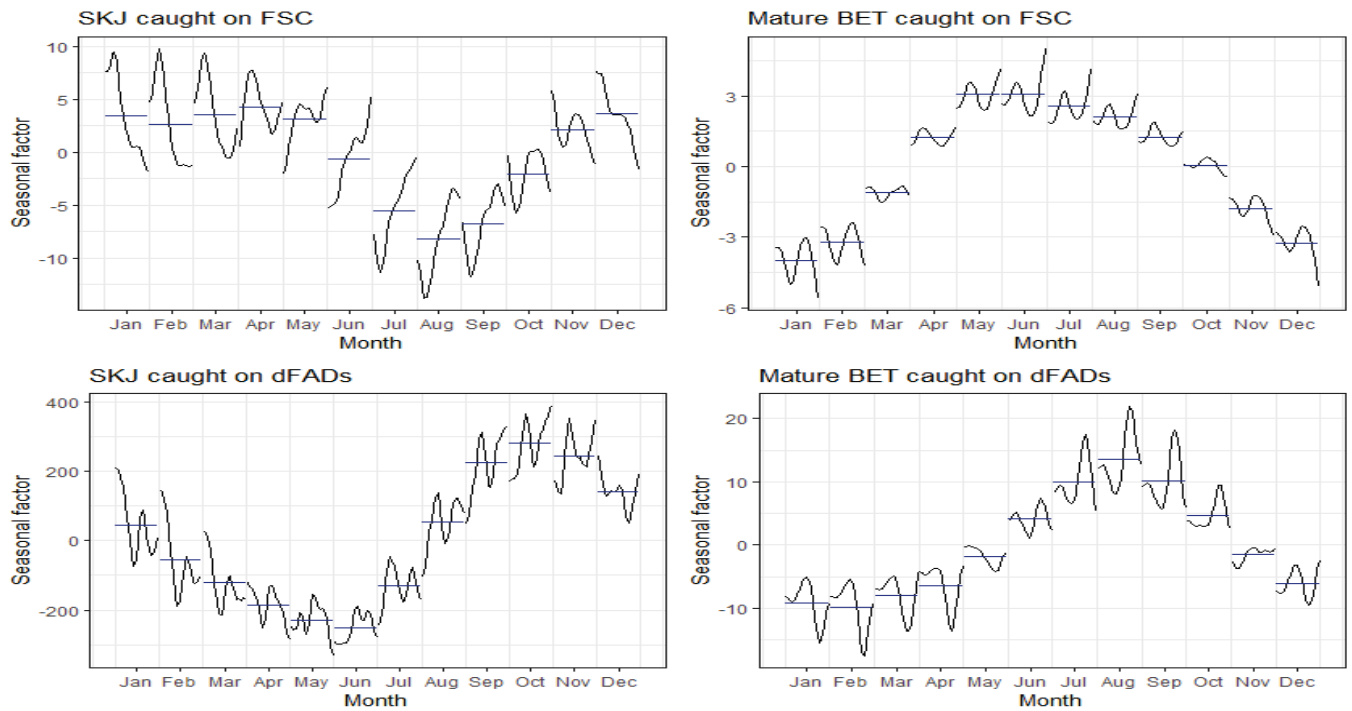


Figure 1.5: Inter-annual variations in monthly abundance indices of skipjack and mature bigeye tuna. The curves observed for each month correspond to the inter-annual variability of abundance over that month and the horizontal dashes correspond to the monthly average (in trend) over the study period.

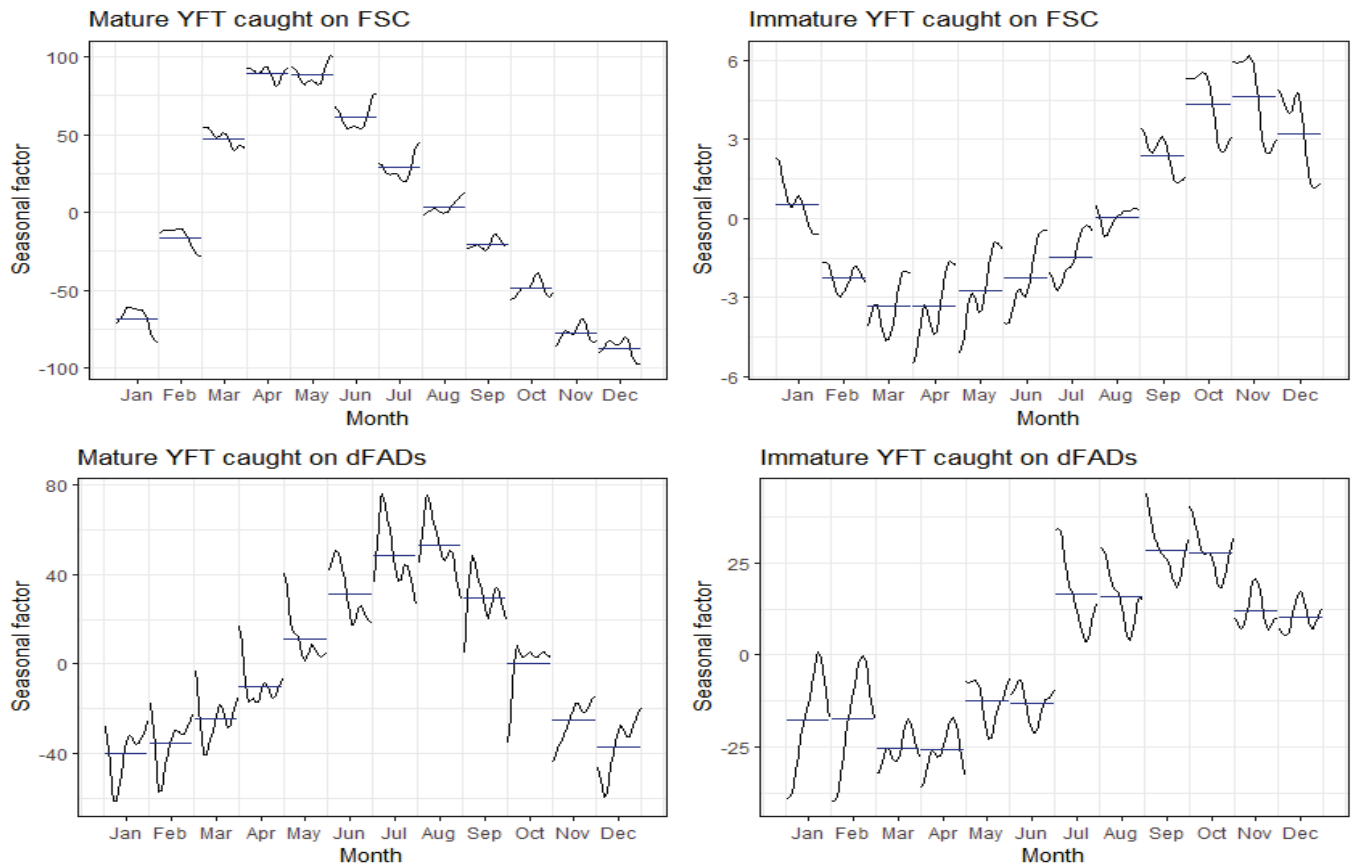


Figure 1.6: Inter-annual variations in monthly abundance indices of yellowfin tuna. The curves observed for each month correspond to the inter-annual variability of abundance over that month and the horizontal dashes correspond to the monthly average (in trend) over the study period.

1.3.2 Inter-annual variations of abundance indices

For sets on dFADs, there is a general downward trend in abundance indices for the majority of the categories (**Figure 1.7**). The abundance indices for mature bigeye tuna shows a downward trend from 2000 to 2009 and an upward trend since 2009.

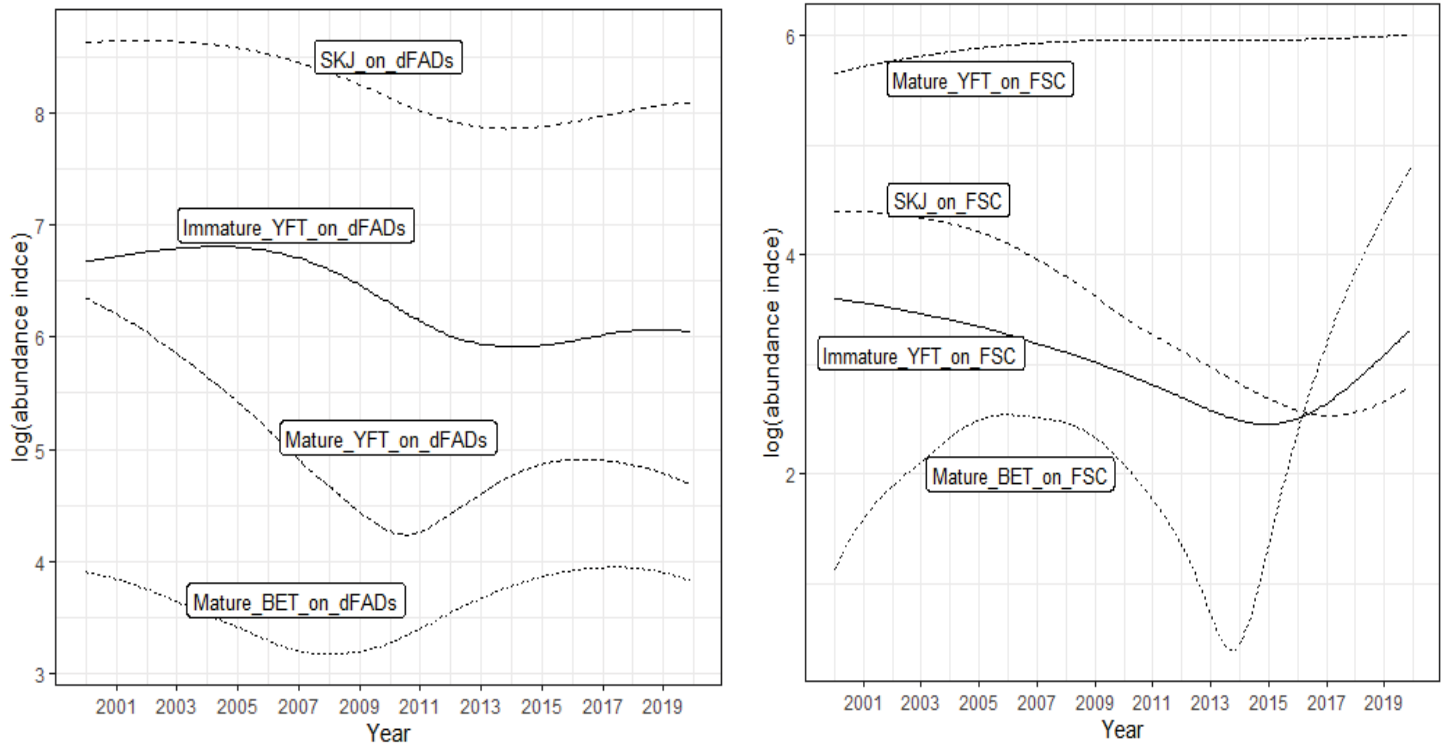


Figure 1.7: Inter-annual variations of abundance indices by fishing mode over the period 2000-2019.

For sets on FSC, there is an overall downward trend in the abundance indices for immature yellowfin tuna and skipjack tuna from 2000 to 2016/2017 and an upward trend from 2016/2017 onwards (**Figure 1.7**). Mature yellowfin tuna increase over the study period. Mature bigeye tuna tend to increase from 2000 to 2006, then decrease to a local minimum in 2014 and increase from 2015 to 2019. Mature yellowfin tuna is the predominant category in the FSC species composition.

1.3.3 Environmental variability in the study area (PCA results)

The criterion of Kaiser (1960) enables the selection of the first three axes that represent 82.9 % of the total variability contained in the environmental variables. PCA showed correspondence between chlorophyll concentration (CHL), coastal upwelling index (CUI_sst) and sea surface salinity (SSS), which were strongly correlated to the positive semi axis of the first principal component, and opposed to sea surface temperature (SST) and sea surface height (SSH) (**Table 1.3** and **Figure 1.8**). The first principal component (Dim 1), explained 53.6 % of the global variability of the data, highlights the great difference in environmental conditions between the primary cold season characterized by the upwelling phenomena and the primary warm season. From the projection of the months over the first two axes, it can be

seen that July, August, and September are on the positive semi axis of the first principal component (Dim1), and April and May are on the negative semi axis of that first component (**Annexe 1: Figure S1.9**).

Table 1.3: Correlation between variables and dimensions (Dim1), square cosine (cos), contribution (contrib) and eigenvalue (inertia) of the first three principal components from the PCA analysis for the environmental variables selected in the study.

Variable	Dim.1	contrib	Cos2	Dim.2	contrib	Cos2	Dim.3	contrib	Cos2
SST	-0.90	21.62	0.811	-0.059	0.309	0.004	-0.095	1.044	0.009
SSS	0.654	11.40	0.428	0.431	16.34	0.186	0.386	17.36	0.149
MLD	0.195	1.015	0.038	0.907	72.40	0.823	-0.223	5.815	0.05
CHL	0.914	22.27	0.835	-0.171	2.56	0.029	0.093	1.018	0.009
CUI_sst	0.820	17.95	0.673	-0.280	6.918	0.079	0.073	0.623	0.005
DO2_100	-0.516	7.093	0.266	0.08	0.561	0.006	0.797	74	0.635
SSH	-0.836	18.646	0.7	0.102	0.909	0.01	0.034	0.135	0.001
% Inertia		53.58			16.24			12.62	

The second component of this PCA explained 16.2 % of the global variability of the data. It was strongly correlated to the mixed-layer thickness (MLD) on the positive semi-axes (**Table 1.3**). This second component (Dim 2) was interpreted as a mixed layer depth gradient. From the projection of the months over the first two axes, it can be seen that June is on the positive semi axis of the second principal component (Dim2 (**Annexe 1: Figure S1.9**)).

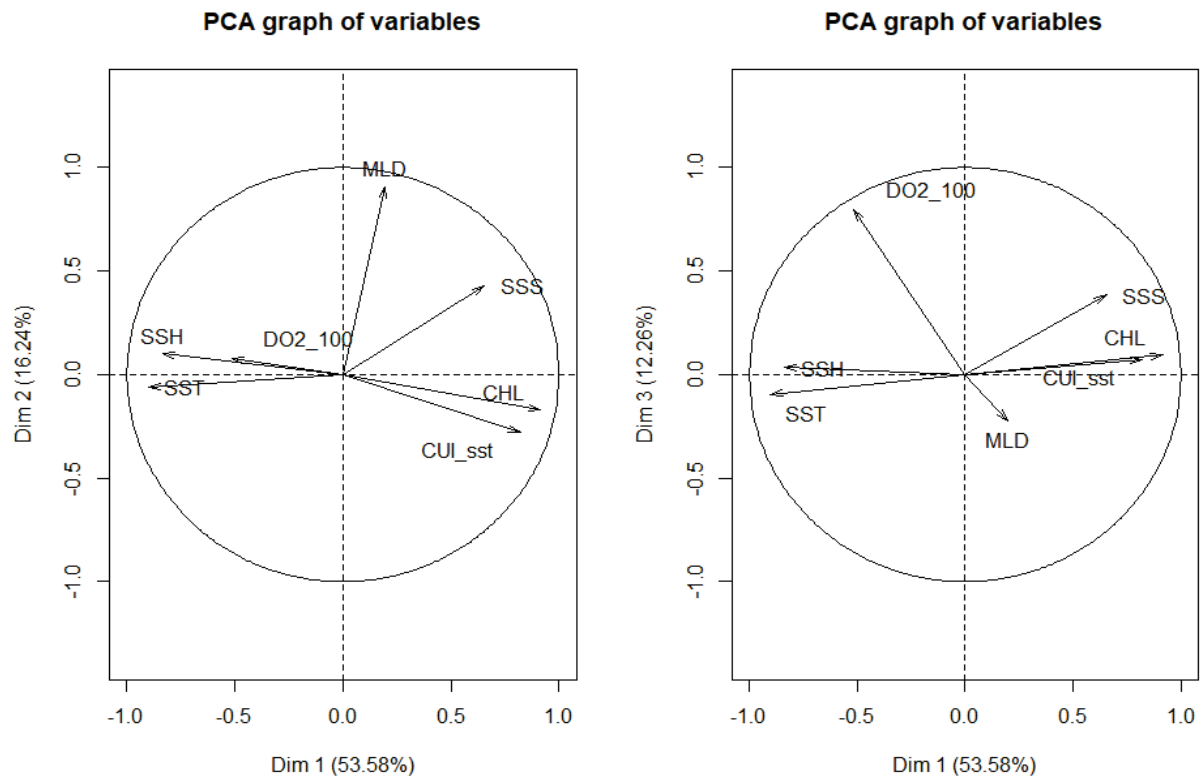


Figure 1.8: First (Dim 1), second (Dim 2) and third (Dim 3) axes of the principal component analysis of the sea surface temperature (SST), sea surface height (SSH), sea surface salinity (SSS), chlorophyll concentration (CHL), dissolved oxygen at a depth of 100 m (DO2_100), mixed-layer thickness (MLD) and Coastal upwelling index (CUI_sst) in the EEZ of Côte d'Ivoire.

The third component of this PCA explained 12.3% of the global variability of the data (**Figure 1.8**). It was strongly correlated to the dissolved oxygen at a depth of 100 m (DO2_100) on the positive semi-axis (**Table 1.3**). This third component (Dim 3) was interpreted as a dissolved oxygen gradient which is a sub-surface variable.

1.3.4 Results of GAM models

All environmental variables were significant in terms of explaining the variability of skipjack abundance indices. There are however some differences between the abundance on FSC that is better explained by dissolved oxygen at a depth of 100 m (DO2_100), salinity, sea surface temperature (SST), chlorophyll concentration (CHL) and mixed-layer thickness (MLD), while abundance indices on dFADs are better explained by dissolved oxygen at 100 m depth (DO2_100) (**Table 1.4**).

Table 1.4: Generalized additive models (univariate) of the eight categories of tunas as functions of the seven environmental variables. Deviance explained (in percentage) of log(abundance indices) by each variable are shown. The symbol * means that the coefficient is significant at 5% (p-value <0.05)

Variable	SKJ_FAD	SKJ_FS	YFT_Mat FAD	YFT_Mat FSC	YFT_Imm FAD	YFT_Imm FSC	BET_Mat FAD	BET_Mat FSC
SST	1.60	12.8*	25.5*	25.7*	1.87	2.14*	37.7*	18.1*
DO2_100	25.1*	32.7*	7.72*	3.94e-05	30.6*	19.8*	17.7*	3.13*
SSH	1.28	5.29*	31.9*	1.85*	3.23*	4.99*	20*	10*
CHL	0.32	12*	24.6*	1.46	0.84	4.05*	31.8*	8.6*
SSS	0.81	13.2*	8.91*	4.46*	0.01	3.87*	17*	11.3*
MLD	2.92*	11*	4.61*	4.26*	0.65	0.72	4.32*	18.1*
CUI_sst	0.14	9.58*	15*	2.24*	7.29e-06	0.63	16*	7.22*

Abundance index for adult yellowfin tunas on dFADs is explained by sea surface height (SSH), sea surface temperature (SST), chlorophyll concentration (CHL) and coastal upwelling index (CUI_sst) while abundance on FSC is linked to sea surface temperature (SST) only, with a higher proportion of the deviance explained for dFADs (**Table 1.4**).

Only the dissolved oxygen at a depth of 100 m (DO2_100) better explains abundance indices for juvenile yellowfin tunas (on dFADs and on FSC). It must be stressed that the deviance explained by environmental factors on the abundance on dFADs is higher than those FSC (Table 1.4).

For mature bigeye tunas, abundance indices on dFADs are better explained by sea surface temperature (SST) and chlorophyll concentration (CHL) while for FSC sea surface temperature (SST) and mixed-layer thickness (MLD) are the two environmental factors that most impact on the abundance.

1.4 Discussion

The need for coastal countries to evaluate their local resources is gaining importance. Andriamahefazafy (2020) highlighted that the inability for coastal countries to evaluate their tuna resources was frustrating for their governments. This highlights their willingness and need to gain an idea of the variability of the abundance of tuna transiting their EEZs as a complement to the regional assessments carried out by tuna RFMOs. We assess the “local tuna stocks” in the EEZ of Côte d'Ivoire by estimating abundance indices. The abundance indices obtained by using VAST served as inputs to other methods to characterize their seasonal and inter-annual variability. In this study, for the sake of simplicity, we used the term “local tuna stock” somewhat inappropriately, because tuna are migratory so the stock concept is more complex than a spatial boundary. We agree with Amon Kothias and Bard (1993) when they define the tuna resources of Côte d'Ivoire as a component of the tropical Atlantic tuna stocks. The estimated abundance indices are therefore interpreted as the tuna outflow remaining in the study area at a given time. In addition, the study area is imperfectly assigned to the Ivorian EEZ, but the selected area extends beyond the Ivorian EEZ and considers boundary effects. One of the major limitations of this study is the selection of the fishery. Several fleets and gear types exploit the tuna resources of the Ivorian EEZ, but our study was limited to the French and Spanish purse seiners. This choice enhances consistency due to the relatively better quality and availability of the data, but interpretations may be affected by gear selectivity. It is important to consider these factors in the conclusions of this research, but as far as we know, this study is the first to estimate a local abundance of tunas with such levels of disaggregation (maturity level and school type) in the Gulf of Guinea region.

Another major limitation of this study is the use of commercial catch and effort information to estimate abundance indices. The relationship between standardized CPUEs and real abundance can be subject to hyperdepletion or hyperstability, depending on the fishing gear (Hilborn and Walters, 1992; Walters, 2003). Tropical purse seine tuna fisheries rely on many factors such as the concentration of schools in clusters (Orensanz et al., 1998. Fonteneau et al., 2017, 2008), and on the continuous introduction of technological developments (e.g., FADs equipped with echosounders) that contribute to the increase in vessels' fishing power (Fonteneau et al., 1999; Torres-Irineo et al., 2014). However, due to the difficulties in obtaining information on new fishing technology introduced on board each vessel, the conventional standardization methods do not really capture the impact of these factors. We know that the estimated abundance indices in this paper are not immune to the biases from which the approximation of abundance by standardized CPUE suffers. However, we have chosen to disaggregate the data by school type and maturity stage to avoid some biases.

With regards to the effects of the environmental conditions on tuna resources, studies have shown that in comparison with other tuna species, skipjack tuna vertical movements are limited and restricted to surface waters because they have a limited tolerance to low levels of dissolved oxygen and very low temperatures (Graham and Dickson, 2004). The fact that the dissolved oxygen at a depth of 100 m, MLD and SST better explain the variability in skipjack catch rate is due in part to this species-specific characteristic. Our results showed that the peak season of skipjack tuna in Côte d'Ivoire (August – December) coincides with the presence of upwelling, rich in nutrients, during the third quarter of the year. Skipjack tuna are most concentrated inside the EEZ of Côte d'Ivoire during the months with low SST and high CHL

(i.e. from August to December with a peak in September) (**Annexe 1: Figure S1.2 and Figure S1.9**). Bard et al. (1988) suggested that the equatorial migration of skipjack tuna is particularly driven by foraging and thus driven by particularly productive zones. The delay of 1–2 months from the peak of the upwelling to the peak of skipjack abundance provides further evidence confirming these general aspects already analysed in the Gulf of Guinea. Indeed, Mendelssohn and Roy (1986) found that higher concentrations of skipjack occur when there was an upwelling one month prior to fishing, followed by a relative warming of the waters two weeks prior to fishing. Our results reinforce this observation while highlighting the differences observed between dFADs and FSC fishing. Mature yellowfin tuna are most concentrated inside the EEZ of Côte d'Ivoire during the months with high SST and high SSH (i.e., from March to July with a peak in April - May) (**Annexe 1: Figure S1.2 and Figure S1.9**). Several studies have shown that there is significant yellowfin spawning activity in the Gulf of Guinea from December through April (ICCAT, 2019). The seasonality of adult yellowfin tuna in this study is consistent with previous findings in this sub-area of the Gulf of Guinea. The peak in abundance is due to a mixture of genetic migrations related to reproduction which takes place in the first quarter of the year in the study area (Albaret, 1977) and trophic migrations related to the enrichment of the study area in food generated by the presence of coastal upwelling which takes place from January to February (Binet, 1976). In conclusion, the seasonality of tuna abundance in the EEZ of Côte d'Ivoire is consistent with the patterns of tropical tuna characteristics observed at regional scales and a function of local environmental conditions (Mendelssohn and Roy, 1986).

The recent stock assessments of Atlantic tropical tunas have revealed that (1) yellowfin tuna is not overfished and not subject to overfishing, (2) bigeye tuna has been overfished since 1994 and overfishing has been undergoing since 1997, and (3) skipjack tuna are not likely overfished and not subject to overfishing (ICCAT, 2019). When stocks are overfished, one can expect a reduction in biomass, the impact of which is greater at the periphery of the spatial distribution of the stock (e.g., in the EEZ of Côte d'Ivoire) than in the core area, as postulated by the McCall's basin hypothesis (MacCall, 1990). For bigeye, the tropical tuna species most impacted by exploitation, our results suggest a declining trend during the first decade and an increasing trend from 2009 onwards on dFADs and 2014 on FSC components. The overall trend of bigeye caught on FSC varies slightly from 2000 to 2017 followed by a sudden increase in the last two years (**Annexe 1: Figure S1.3**). It is very unlikely to see such an abrupt change in the abundance of a long-lived species such as bigeye. The resulting overall trend could be due to a change in catchability compared to previous years. We reserve the right to interpret it as a change in the abundance of this species. However, since bigeye is rare in this area, a peak in moderate catches could generate such observations. The situation is somewhat different for catches on dFADs. More specific analyses could help better understand the phenomenon observed in the abundance indices of mature bigeye tuna in this study area. The situation is different for yellowfin and skipjack as both species show a general downward trend, with the exception of yellowfin captured on FSC. As we have seen, CHL and SST are responsible for seasonality in abundance indices of skipjack and mature yellowfin. The global trend of these variables over the study period could have affected the overall dynamics of the abundance of both species. Indeed, there is an overall upward trend in SST, and a downward trend in the coastal upwelling index and chlorophyll concentration over the years (**Figure 1.9**). Future analyses more specific to this topic will explain the similarity between trends in these variables and those of some abundance indices estimated in this paper.

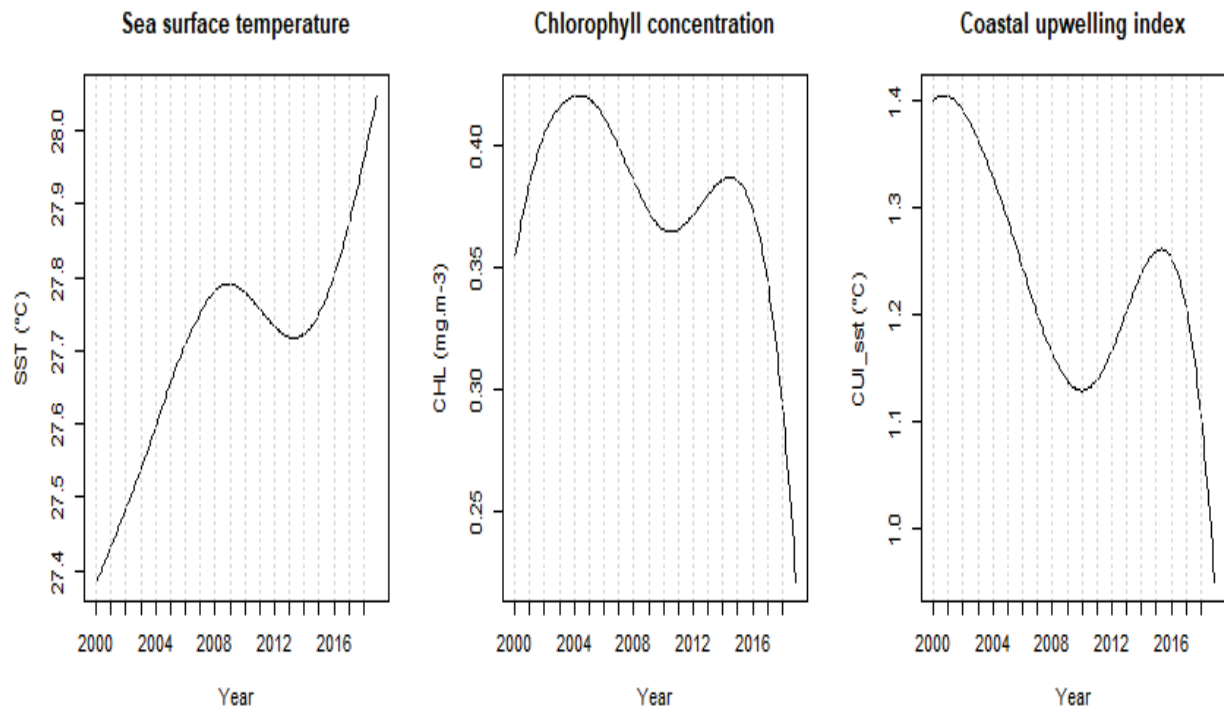


Figure 1.9: Inter-annual variations (global trend) of three environmental variables over the period 2000-2018. The decomposition has been done by using the CEEMDAN's algorithm

Several studies have examined the difference between the behaviour of tropical tuna captured on dFADs or on FSC, and differences in several biological parameters and migrating patterns have been reported (Hallier and Gaertner, 2008). Ménard *et al.* (2000) suggested that the dFADs fishery may have wide-ranging effects on the migration of tuna in general and on the productivity of skipjack in particular. Coming back to the results of the univariate analysis of the relationship of tuna abundance with environmental variables (**Table 1.5**), the importance of the dissolved oxygen at 100 m depth (DO2_100) on the abundance of skipjack can be seen by the percentage of the variance explained: 35.7% on FSC against only 23.3% on dFADs.

In addition, CHL explains 9.58 % of the catches on FSC but very little (0.14 %) on dFADs. Consequently, as skipjack caught on dFADs are comparable in size with individuals caught on FSC, this suggests that dFADs decrease the dependence of skipjack on several environmental factors that is to say modify its habitat. Moreover, the peak abundance of skipjack catches on dFADs take place one to two months before the peak abundance of catches on free school in a period which could be less favourable in terms of habitat. Some differences in deviance explained (by environmental variables) were also observed between catches on dFADs and catches on FSC for the other categories studied.

Our results suggest that, at the same level of maturity for the same species, the effect of environmental variables on abundance indices differ between dFADs and FSC. These differing effects of environmental variables on tuna abundance have been observed in several studies (Druon *et al.*, 2017; Putri *et al.*, 2019; Zainuddin *et al.*, 2019) without reaching a definitive conclusion on how large is the effect of dFAD use on tuna populations.

Table 1.5: Summary of the relationships between environmental variables and abundance indices. Only factors with explained deviance higher than 10% have been selected and ranked by decreasing order of explained deviance (e.g. Mature BET on FSC, SST > MLD > SSS > SSH).

Species	Fishing in dFADs	Fishing in FSC
SKJ	DO2_100	D02_100 ; SSS ; SST ; CHL ; MLD
Mature YFT	SSH ; SST ; CHL and CUI_sst	SST
Immature YFT	DO2_100	DO2_100
Mature BET	SST ; CHL ; SSH ; DO2_100 ; SSS ; CUI_sst	SST ; MLD ; SSS and SSH

1.5 Conclusion

This study highlighted the details of local resources of regionally managed highly migratory species like tropical tunas. General trend and seasonality of such local resources has been assessed and analysed. In an international context where competitiveness is at stake, such analyses with complementary characteristics are essential to better take advantage of the share of global resources over which a country has some rights. This study constitutes one of the proofs of the possibility for some coastal countries to evaluate the variations in abundance of tunas in the waters under their jurisdiction in addition to the broad-scale patterns which are analysed within RFMOs. It revealed changes in abundance indices over the study period (**Figure 1.7**); reductions in amplitude of the seasonality for some combination of species-size categories (**Figure 1.5**) and differences in peak abundance and sensitivity to environmental variability between dFADs and free school fishing (**Table 1.4** and **Table 1.5**). For skipjack, our results indicate that dFAD-associated schools are less dependent on the variation of several environmental factors than free schools. Our results suggest a strong relationship between the dynamics of some environmental variables and the abundance indices for skipjack and adult yellowfin tunas. This study made it possible to isolate the particularities of the local resource and thus to lay the first bases for possible analyses of the influence of global phenomena (overfishing, climate change, etc.) on the local resource at the EEZ level, thus providing the basis for future management measures.

Inter-chapitre

Le chapitre 1 a permis de mettre en évidence deux facteurs importants : (i) une différence de sensibilité des variations d'abondance des thons à la variation des conditions environnementales selon le mode de pêche et (ii) une relation visible assez marquée entre certaines variables environnementales et les indices d'abondance de certaines catégories d'espèce/taille. Ce chapitre aborde le second axe de recherche de la thèse en analysant spécifiquement la relation entre la dynamique des variables environnementales et celles des indices d'abondances des albacores et des listaos de la ZEE Ivoirienne (le thon obèse étant beaucoup moins abondant dans ce secteur de l'Atlantique Est n'a pas été sélectionné). L'analyse en ondelettes (Wavelet analysis) a permis d'étudier cette relation entre les ressources locales de ces 2 espèces dans la ZEE Ivoirienne et quelques variables environnementales connues pour avoir un effet sur la biologie des thons. La deuxième partie de ce chapitre aborde l'étude de la phénologie de migration de la principale composante des ressources thonières locales : les gros albacores capturés en bancs libres. L'impact des facteurs environnementaux sur la dynamique de cette phénologie a été étudié de 2000 à 2019.

Chapitre 2 : Analyse de l'effet des conditions environnementales locales sur la dynamique des ressources thonières de la ZEE de Côte d'Ivoire.

“Les espèces qui survivent ne sont pas les espèces les plus fortes, ni les plus intelligentes, mais celles qui s'adaptent le mieux aux changements.”

Charles Darwin

2.1 Introduction

L'exploitation des thons et espèces apparentées est d'une grande importance pour l'humanité. Elle permet de favoriser la sécurité alimentaire (Gilman et al., 2017; McCluney et al., 2019), de générer des emplois et d'améliorer les conditions de vie des populations, favorisant ainsi le développement économique des différents acteurs qui participent à cette activité (Gillett et al., 2001; Sun et al., 2017). La Côte d'Ivoire abrite l'un des plus grands ports thoniers de l'Océan Atlantique Est et tire profit de ses ressources thonières à travers l'exploitation, les débarquements, les conserveries, ainsi que la vente de licences et la signature d'accords de pêche. Akia et al. (2021) ont montré que les listaos et les gros albacores (poids ≥ 10 kg) sont les espèces les plus abondantes dans la ZEE ivoirienne, présentant chacune une remarquable saisonnalité intra-annuelle. Le changement climatique et les fluctuations de l'environnement affectent généralement de nombreux phénomènes écologiques dans l'écosystème marin. Par ailleurs, les conditions environnementales impactent les fluctuations d'abondance et la distribution des thons (Dueri et al., 2014; Dufour, 2010; Howes et al., 2018). La température de surface (SST) et l'oxygène dissous (DO₂) affectent principalement la distribution spatiale des thons (Boyce et al., 2008; Brill, 1994). La salinité de surface (SSS) peut également influencer la distribution spatiale des ressources thonières à grande échelle (Fromentin et al., 2014). La profondeur de la couche mixte (MLD) peut limiter la distribution verticale des thons et des espèces apparentées (Brill et al., 2005). L'anomalie de la hauteur de la surface de la mer (SSH) fournit des informations sur l'habitat physique en eau profonde des espèces pélagiques et l'abondance des thons est également influencée par la disponibilité et la distribution des proies, ce qui peut être approximé par la concentration en chlorophylle (CHL) (Arrizabalaga et al., 2015; Lan et al., 2011). La littérature sur le sujet relate l'influence d'autres facteurs environnementaux, toutefois dans ce chapitre nous n'analyserons que les 6 principaux facteurs mentionnés ci-dessus.

Il existe un très grand nombre de méthodes d'analyse de séries temporelles pour étudier la relation entre la dynamique de long terme de deux ou plusieurs variables. Cependant, il a été démontré que les séries temporelles de phénomènes écologiques sont généralement non stationnaires et liées par des relations non linéaires (Maury et al., 2001; Ménard et al., 2007). Les indices d'abondance estimés à partir des données de captures et d'efforts des pêcheries commerciales sont des séries temporelles bruitées car intégrant des informations relatives à l'exploitation (ciblage des espèces, stratégie de pêche, évolution des puissances de pêche), aux conditions biologiques des thons (recrutement, croissance, mortalité, migration) et à d'autres facteurs non mesurables. Ravier et Fromentin (2001) ont montré que ces indices peuvent fluctuer sur une variété d'échelles de temps allant du court terme (quelques mois) au long terme (des décennies). L'analyse en ondelettes occupe une place de choix parmi les nombreuses méthodes développées pour analyser les relations entre de telles séries temporelles. En effet, elle est capable de décomposer un signal en temps fréquence et s'applique aisément aux signaux non stationnaires, apériodiques et bruités (Torrence and Compo, 1998).

Les gros albacores (poids ≥ 10 kg) capturés en bancs libres sont une des composantes les plus importantes de la ressource thonière de la ZEE ivoirienne. Leur indice d'abondance présente une remarquable saisonnalité générant un pic régulier entre le premier et le deuxième trimestre de l'année (Akia et al., 2021). Le premier chapitre de la thèse a montré que cette

saisonnalité semble être quasi constante au cours des années. Cela pourrait refléter un phénomène régulier d'arrivée massive de gros albacores dans la ZEE ivoirienne à cette période de l'année. L'étude d'apparition régulière de phénomènes écologiques, connue sous le nom de phénologie, est très importante pour la planification de gestion des ressources naturelles. Lieth (1974) définit la phénologie comme l'étude simultanée des phases d'apparition des phénomènes biologiques récurrents, tels que les calendriers de migration, et les causes de la variation de ces événements. Une analyse relativement complète de la phénologie nécessite, en plus des indicateurs d'arrivée et de départ, une étude des facteurs susceptibles de l'expliquer ou d'influencer sa dynamique. Les changements climatiques, en influençant les fluctuations d'abondances et la distribution des espèces, pourraient affecter la dynamique de leur phénologie. Un changement dans la dynamique des fluctuations de la température pourrait impacter la phénologie de cette composante et affecter leur migration dans la ZEE ivoirienne. Toutes ces questions nécessitent une étude approfondie afin de mieux comprendre la dynamique de ces espèces dans la ZEE ivoirienne et leur relation avec les conditions environnementales locales.

Dans la première partie de ce chapitre, nous analyserons la relation entre les indices d'abondance de gros albacores et de listaos de la ZEE de la Côte d'Ivoire et les 6 variables environnementales sélectionnées; à savoir la température de surface de la mer (SST), la chlorophylle (CHL), l'oxygène dissous à 100 mètres de profondeur (DO2_100m), la profondeur de la couche de surface mixte (MLD), la salinité de surface de la mer (SSS) et l'anomalie de la hauteur de la surface de la mer (SSH). Il s'agira d'étudier d'une part les fluctuations des variables environnementales à travers des transformées en ondelettes continues et d'autre part d'étudier la relation entre elles et l'abondance relative des espèces sélectionnées à travers des séries d'analyses de cohérence par ondelettes et de puissance en ondelettes croisées. La seconde partie de ce chapitre sera consacrée à l'étude de la relation entre la dynamique de la phénologie de migration de gros albacores dans la ZEE ivoirienne et les fluctuations de températures de surface de la mer. Il s'agira d'estimer les paramètres de la phénologie de migration et ceux de la dynamique interannuelle de la température de surface de la mer dans la zone d'étude, et d'analyser la relation entre ces paramètres à travers l'estimation des modèles linéaires.

2.2 Matériels et méthodes

2.2.1 Les indices d'abondance des composantes sélectionnées

Dans l'ensemble de ce chapitre nous utilisons les indices d'abondance des listaos et des gros albacores estimés au premier chapitre à l'aide du modèle VAST saisonnier de Thorson et al. (2020), à partir des données de captures et d'effort des senneurs Européens (France et Espagne) qui constituent la principale composante de la flottille de thoniers senneurs exerçant dans l'océan Atlantique (**Figure 2.1**).

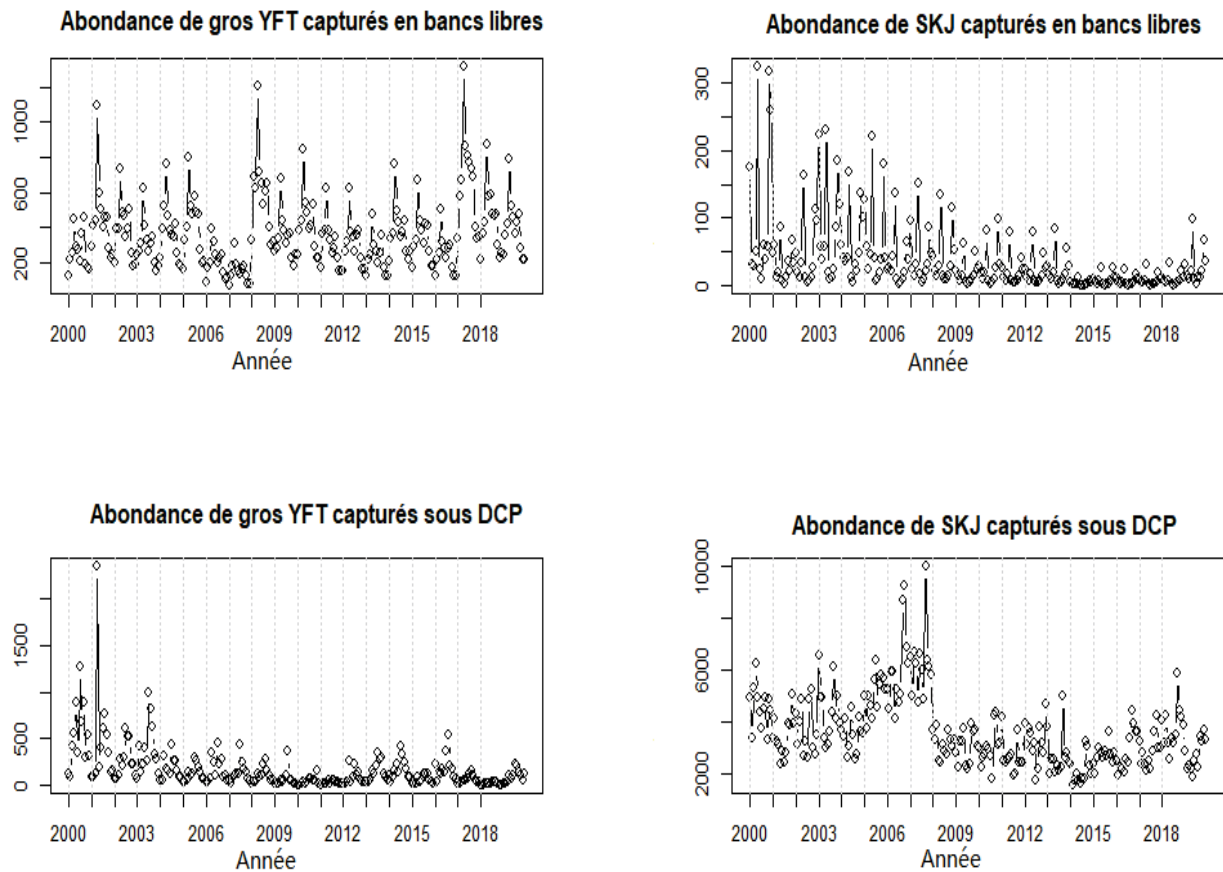


Figure 2.1: Les indices d'abondance des ressources de listaos et de gros albacores de la ZEE de la Côte d'Ivoire. DCP= Dispositifs de Concentration de Poissons.

2.2.2 Les variables environnementales

Les variables environnementales utilisées sont des séries à résolution mensuelle provenant du service Copernicus de surveillance de l'environnement marin (CMEMS) de l'union européenne (<https://marine.copernicus.eu/>). Elles ont été intégralement présentées au chapitre précédent.

2.2.3 Méthodes

Les analyses menées sont essentiellement constituées de représentations graphiques de dynamiques saisonnières et de trois types d'analyses en ondelettes: (1) la transformée en ondelettes pour l'étude des séries univariées, (2) l'analyse de cohérence par ondelettes et (3) l'analyse de la puissance en ondelettes croisée à travers le spectre de puissance en ondelettes. L'analyse de cohérence par ondelettes permet de découvrir des régions dans l'espace temps-fréquence où deux signaux co-varient, mais n'ont pas nécessairement une haute puissance commune, tandis que l'analyse de la puissance en ondelettes croisée permet d'analyser le lien entre ces deux signaux à partir d'un spectre de puissance commun. L'application de ces méthodes aux indices d'abondance des ressources thonières et aux conditions environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire permettra de rechercher l'existence d'une périodicité de la relation dynamique entre ces séries temporelles. La dynamique interannuelle

de la saisonnalité des variables environnementales est représentée à l'aide des bibliothèques R 'seasonal' de Sax et Eddebuettel (2018) et 'forecast' de Hyndman et Khandakar (2008). Les bibliothèques 'WaveletComp' (Roesch and Schmidbauer, 2018) et 'biwavelet' (Gouhier et al., 2019) sont utilisées pour réaliser l'analyse en ondelettes et la représentation des spectres de puissance en ondelettes.

Dans la seconde partie, nous estimons les paramètres de la phénologie de migration des gros albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire à l'aide de la fonction 'PhenoTrs' de la bibliothèque greenbrown (Forkel and Wutzler, 2015). Cette fonction permet d'estimer des paramètres de phénologie par année et de représenter leur évolution interannuelle. La fonction 'TsPP' transforme les indices d'abondances mensuels en indices journaliers à travers une méthode d'interpolation avant l'application de la fonction 'PhenoTrs'. Un exemple de la représentation graphique des résultats est donné dans la **Figure 2.2**, ci-dessous.

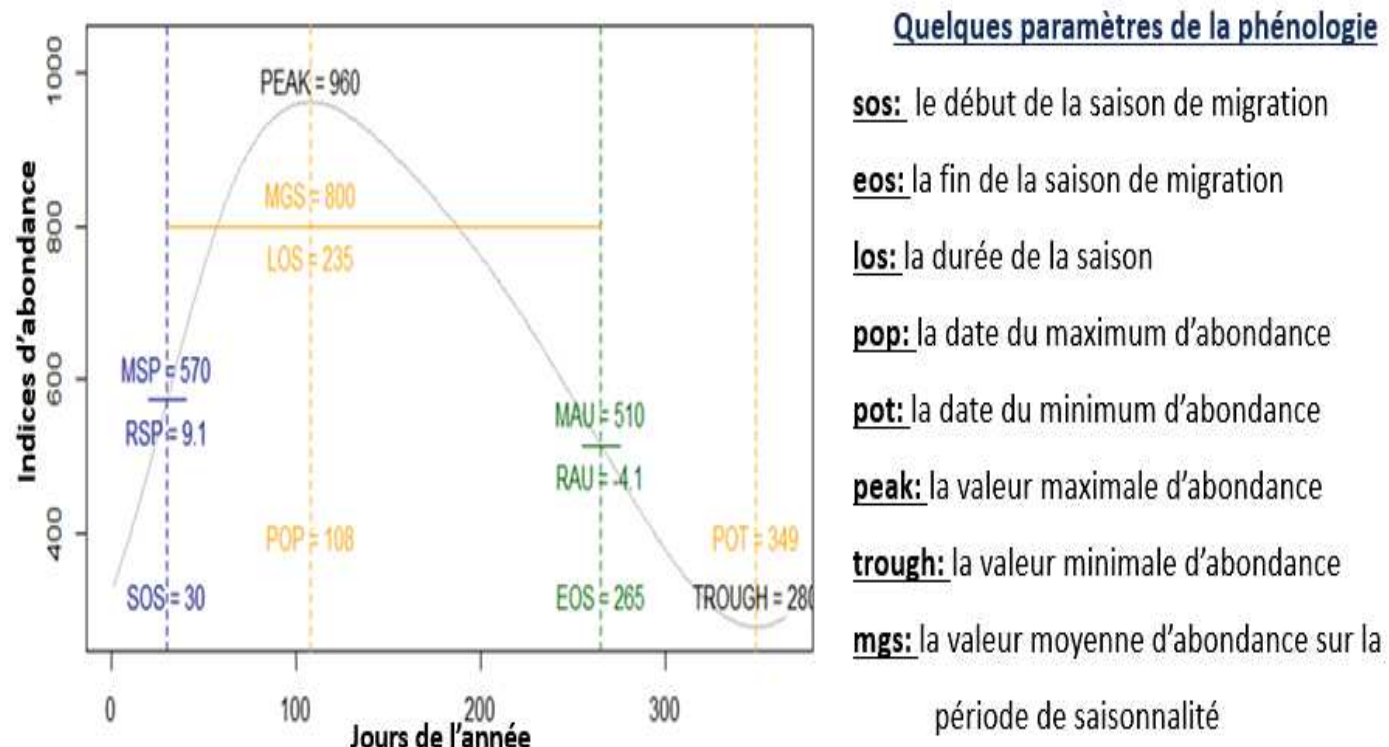


Figure 2.2: Le cycle saisonnier au cours d'une année des métriques de la phénologie de migration des albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.

Les paramètres de début de la saison de migration (SOS) et de fin de la saison de migration (EOS) sont estimés après une vérification du caractère saisonnier de la série temporelle. La méthode a été appliquée aussi bien à l'indice d'abondance des gros albacores qu'à la série temporelle de la température de surface de la mer au niveau local. La fonction 'RegBest' de la bibliothèque FactoMineR v1.34 (Husson, 2008) est utilisée pour l'estimation des 'meilleurs' modèles (linéaires multivariés) d'analyse de la relation entre les indicateurs de la phénologie de migration des thons et les paramètres de la dynamique de la température de surface de la mer.

2.3 Analyse de la relation entre l'environnement local et les indices d'abondance des listaos et des gros albacores.

2.3.1 Analyse des fluctuations des variables environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire

Les 6 variables environnementales ont des saisonnalités marquées, avec pour certaines séries (Do2_100m, SSH et CHL) une saisonnalité bi-modale (**Figure 2.3**). La dynamique saisonnière de ces facteurs est presque stable sur la période d'étude (**Figure 2.4**).

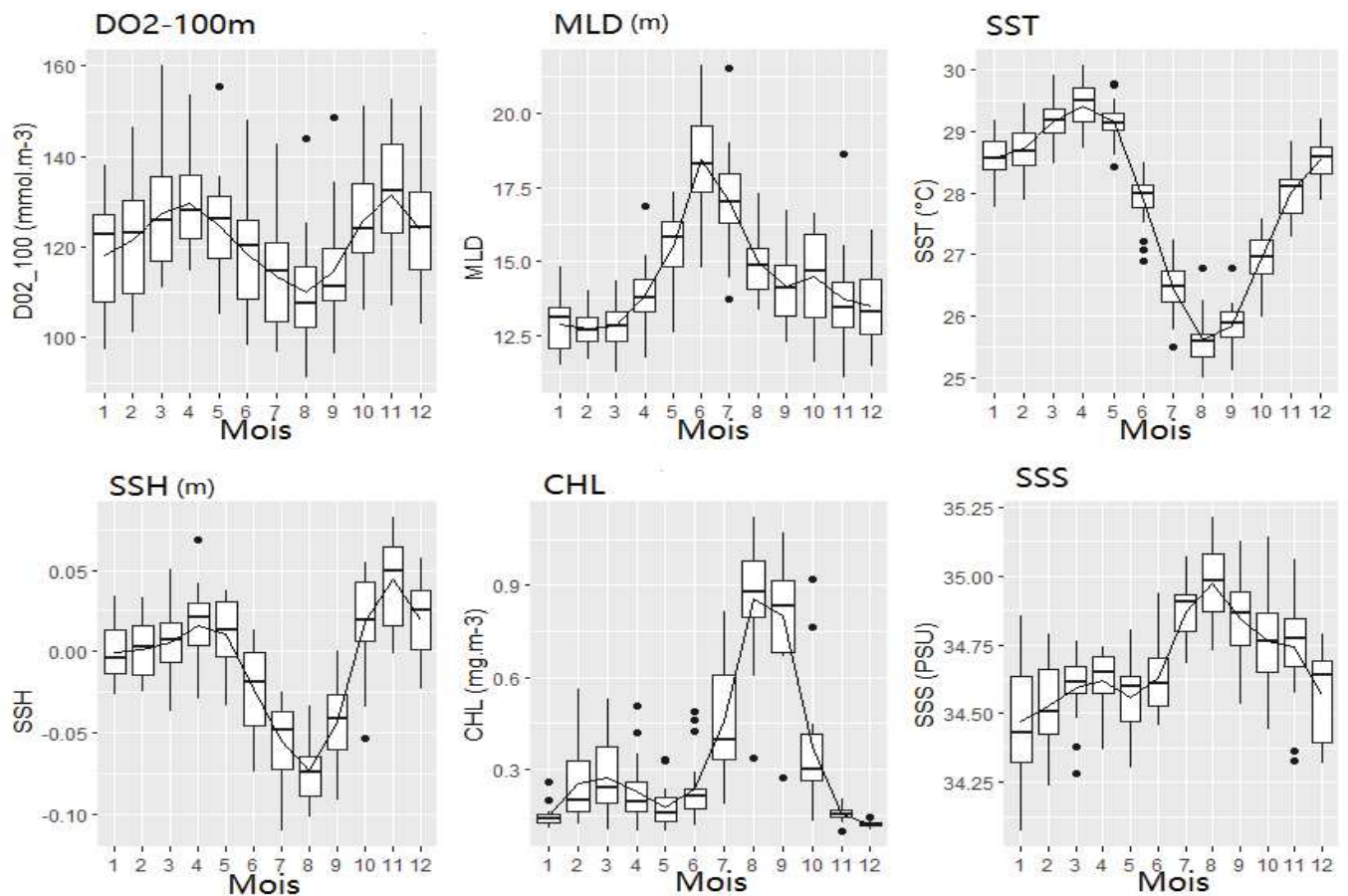


Figure 2.3: Variabilité saisonnière des variables environnementales considérées dans l'étude. SST= température de surface de la mer, DO2-100m= oxygène dissous à 100 mètres de profondeur, CHL= chlorophylle, MLD= profondeur de la couche de surface mixte, SSS= salinité de surface de la mer et SSH= anomalie de la hauteur de la surface de la mer.

La dynamique interannuelle de la composante saisonnière des variables environnementales montre que les caractéristiques de la saisonnalité ne sont pas affectées sur l'ensemble de la période d'étude. En d'autres termes, il n'y a pas eu de modification de la structure saisonnière sur toute la période d'étude (**Figure 2.4**).

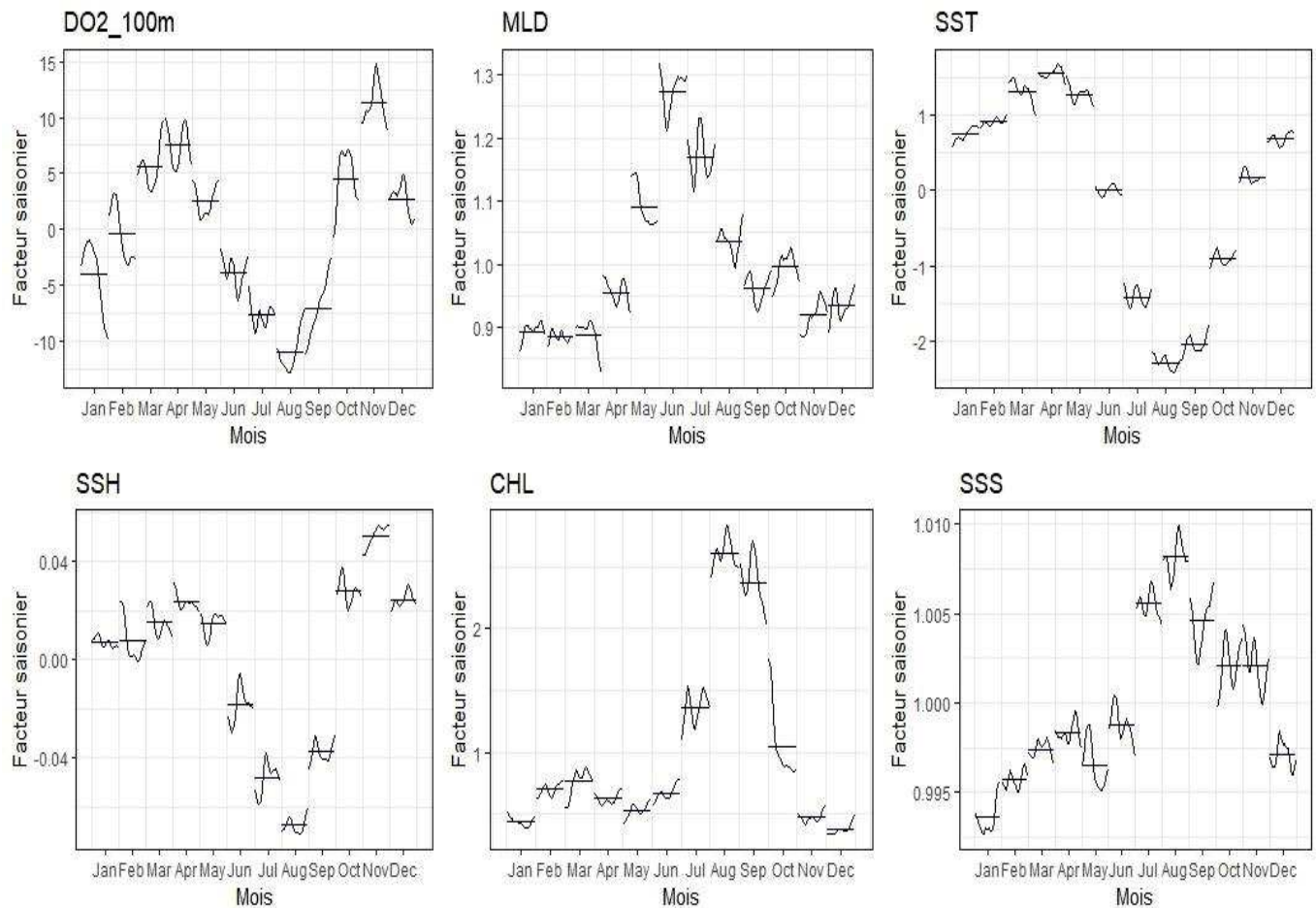


Figure 2.4: Variations interannuelles des variables environnementales. Les courbes observées pour chaque mois correspondent à la variabilité interannuelle sur ce mois et les tirets bleus horizontaux correspondent à la moyenne mensuelle. SST= température de surface de la mer, DO2-100m= oxygène dissous à 100 mètres de profondeur, CHL= chlorophylle, MLD= profondeur de la couche de surface mixte, SSS= salinité de surface de la mer et SSH= anomalie de la hauteur de la surface de la mer.

La transformée en ondelettes de chaque variable environnementale confirme cette forte périodicité annuelle (**Figure 2.5**), ainsi que le caractère bimodal de la hauteur de l'anomalie de surface de la mer (SSH), de la chlorophylle (CHL) et de l'oxygène dissous à 100m de profondeur (DO2_100m). En effet, l'analyse du spectre de puissance indique que la périodicité de 6 mois est soit dominante chez ces trois variables, soit presque égale à la périodicité annuelle.

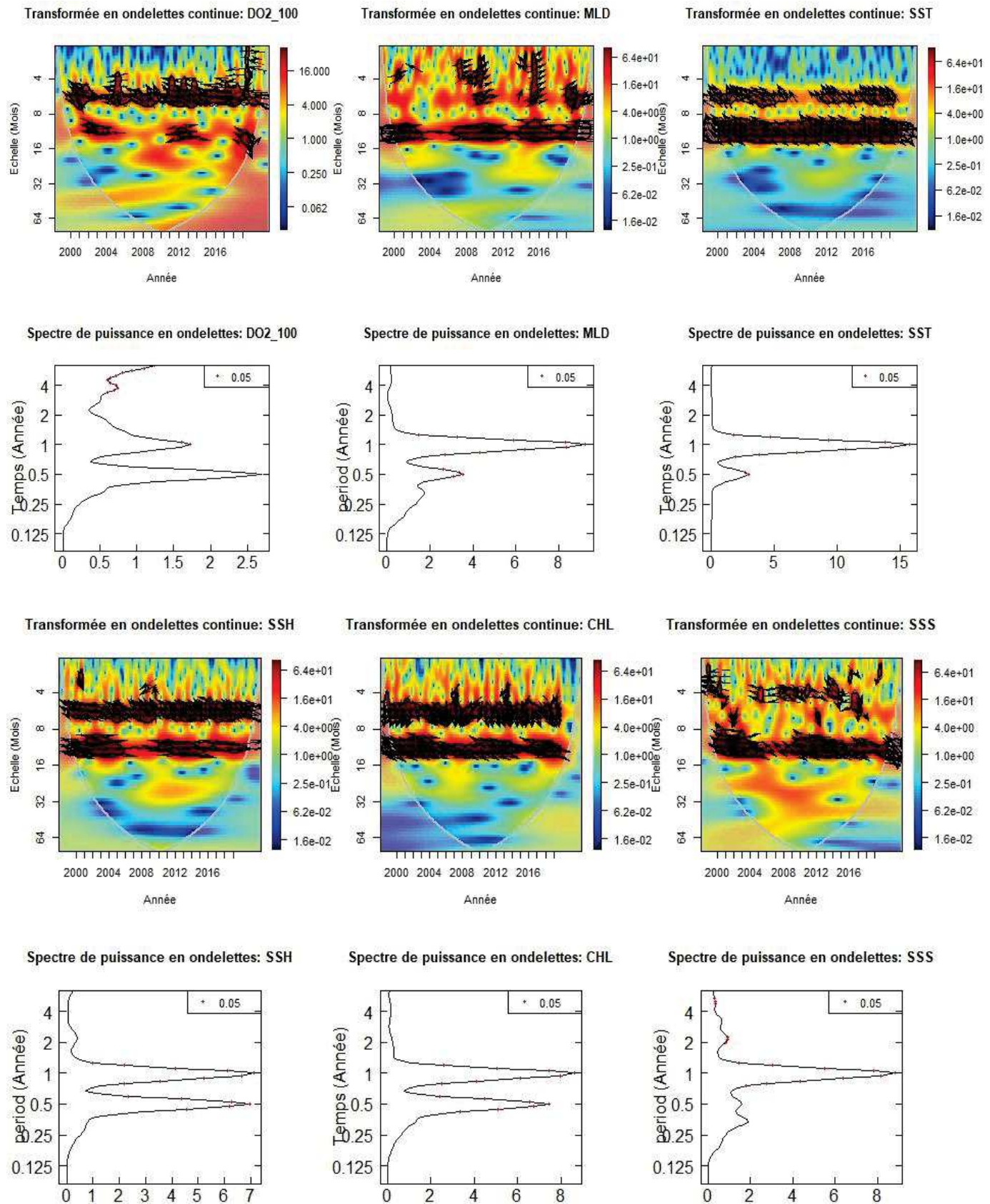


Figure 2.5: La transformée en ondelettes et le spectre de puissance des conditions environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire. La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

2.3.2 La relation entre l'abondance des thons et les conditions environnementales

2.3.2.1 Gros albacores (YFT) capturés sous DCP

Le spectre de puissance (SPO) et la cohérence par ondelettes (CO) montrent que la périodicité dominante entre l'abondance des gros albacores capturés sous DCP et les variables environnementales est de l'ordre d'une année (**Figure 2.6** et **Figure 2.7**). L'effet de long terme est sans interruption pour la température de surface (SST) et la profondeur de la couche mixte (MLD). Toutefois, l'effet de l'oxygène dissous (DO2) ne s'étend que de 2002 à 2008 et ceux de la hauteur de l'anomalie de surface (SSH), de la chlorophylle (CHL) et de la salinité (SSS) connaissent une interruption entre 2009 et 2012. La température de surface présente le spectre de puissance le plus élevé (estimé à 6), tandis que ceux de l'oxygène dissous et de la profondeur de la couche mixte sont les plus bas (estimé à 2).

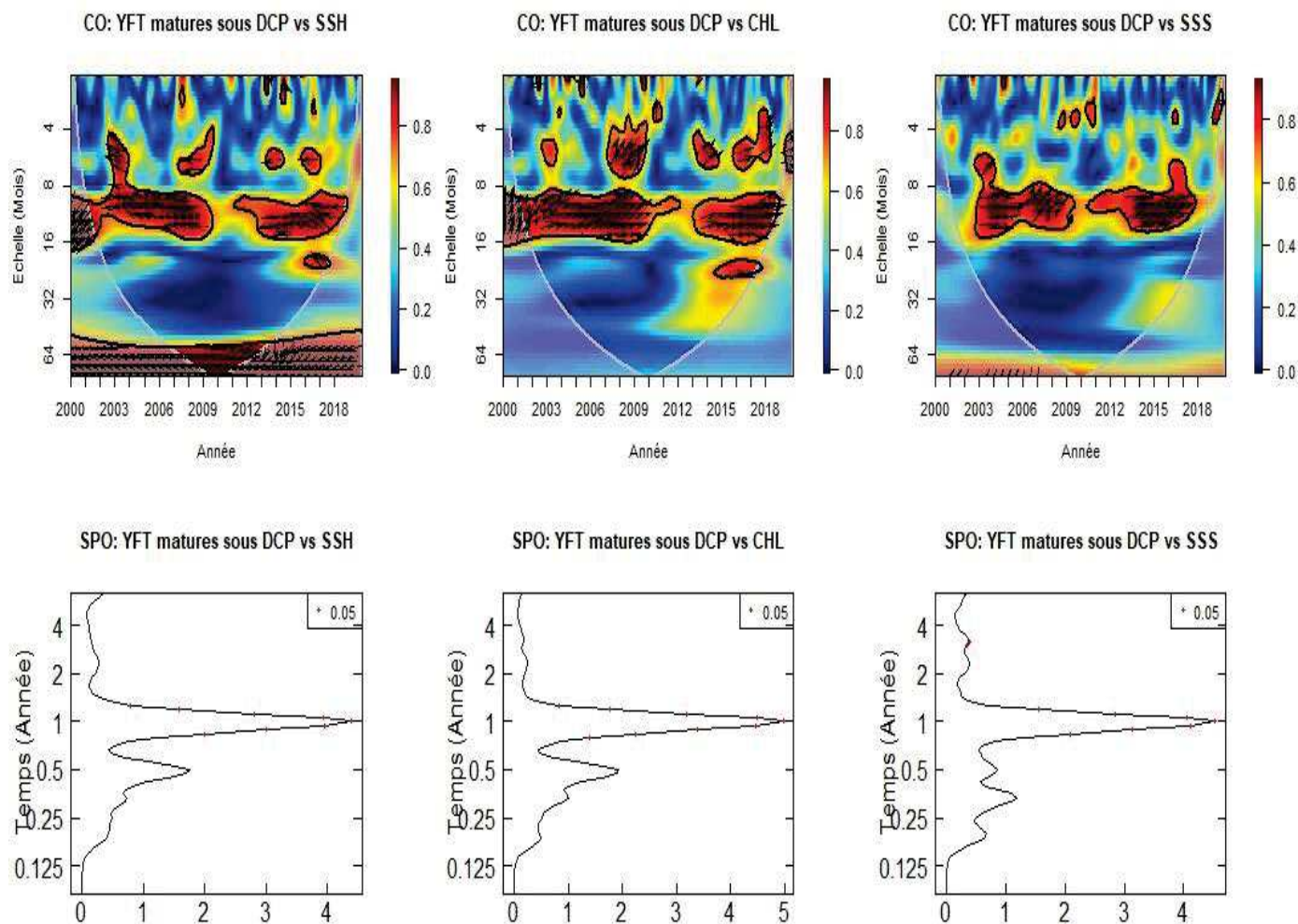


Figure 2.6: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT maures) capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

La dynamique de l'abondance de ces ressources thonières est affectée par la dynamique saisonnière des conditions environnementales caractérisant l'océanographie de la ZEE de la Côte d'Ivoire.

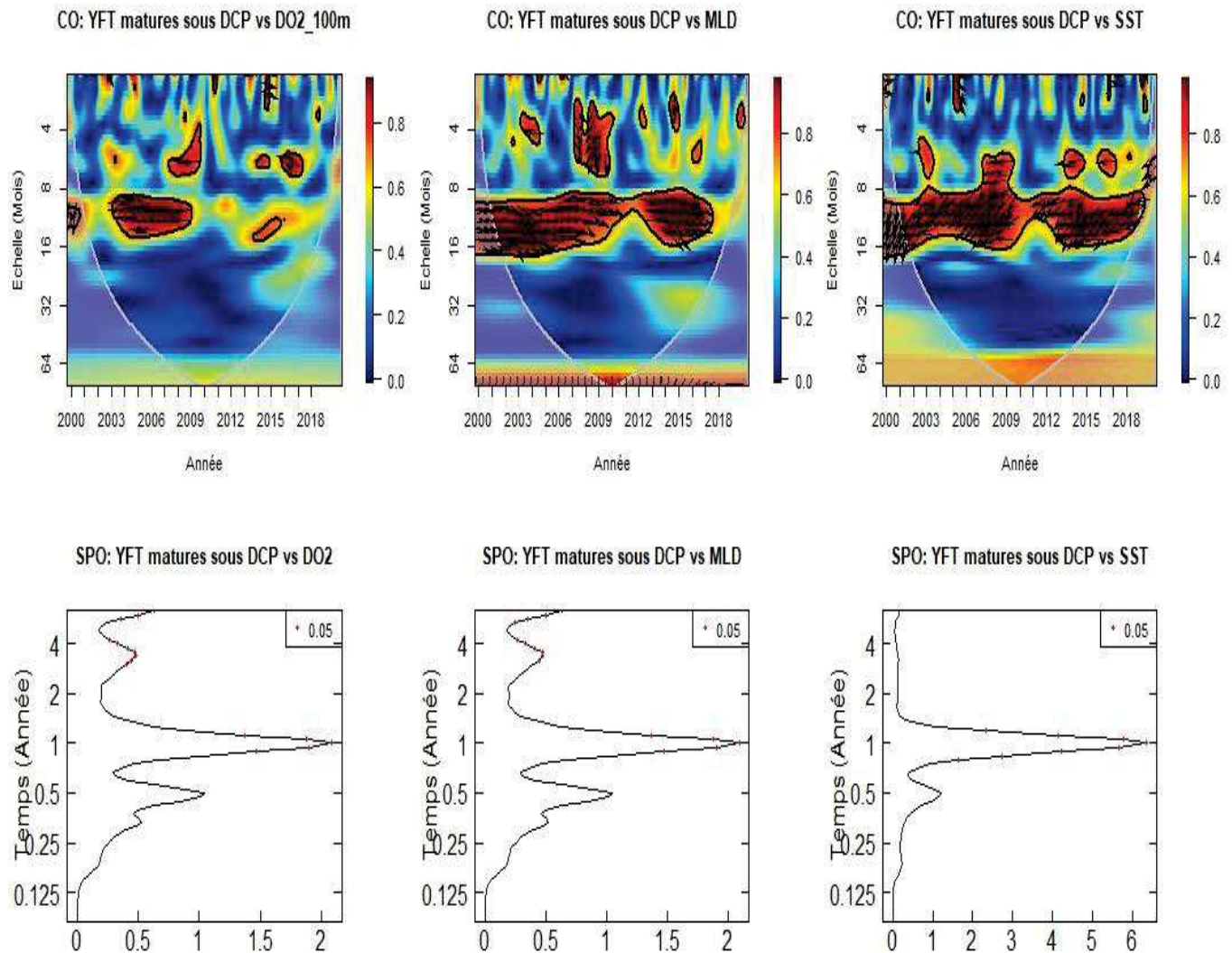


Figure 2.7: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT matures) capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

2.3.2.2 Gros albacores (YFT) capturés en bancs libres

Comme décrit pour les gros albacores capturés sous DCP, le spectre de puissance (SPO) et la cohérence par ondelettes (CO) montrent une périodicité de l'ordre d'une année (**Figure 2.8** et **Figure 2.9**). On observe toutefois une périodicité significative et régulière (sur la période 2002-2017) dans la relation de l'abondance de cette composante et l'ensemble des variables excepté la salinité de surface. L'effet de long terme est sans interruption de 2002 à 2017 pour

la quasi-totalité des variables (ce n'est pas le cas pour l'oxygène dissous à 100 mètres de profondeur). La température de surface présente le spectre de puissance le plus élevé (estimé à 10), tandis que ceux de l'oxygène dissous et de la profondeur de la couche mixte sont les plus bas (estimé à 3). La dynamique de l'abondance des gros albacores en bancs libres est donc également affectée par la dynamique saisonnière (périodicité annuelle) des conditions environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire.

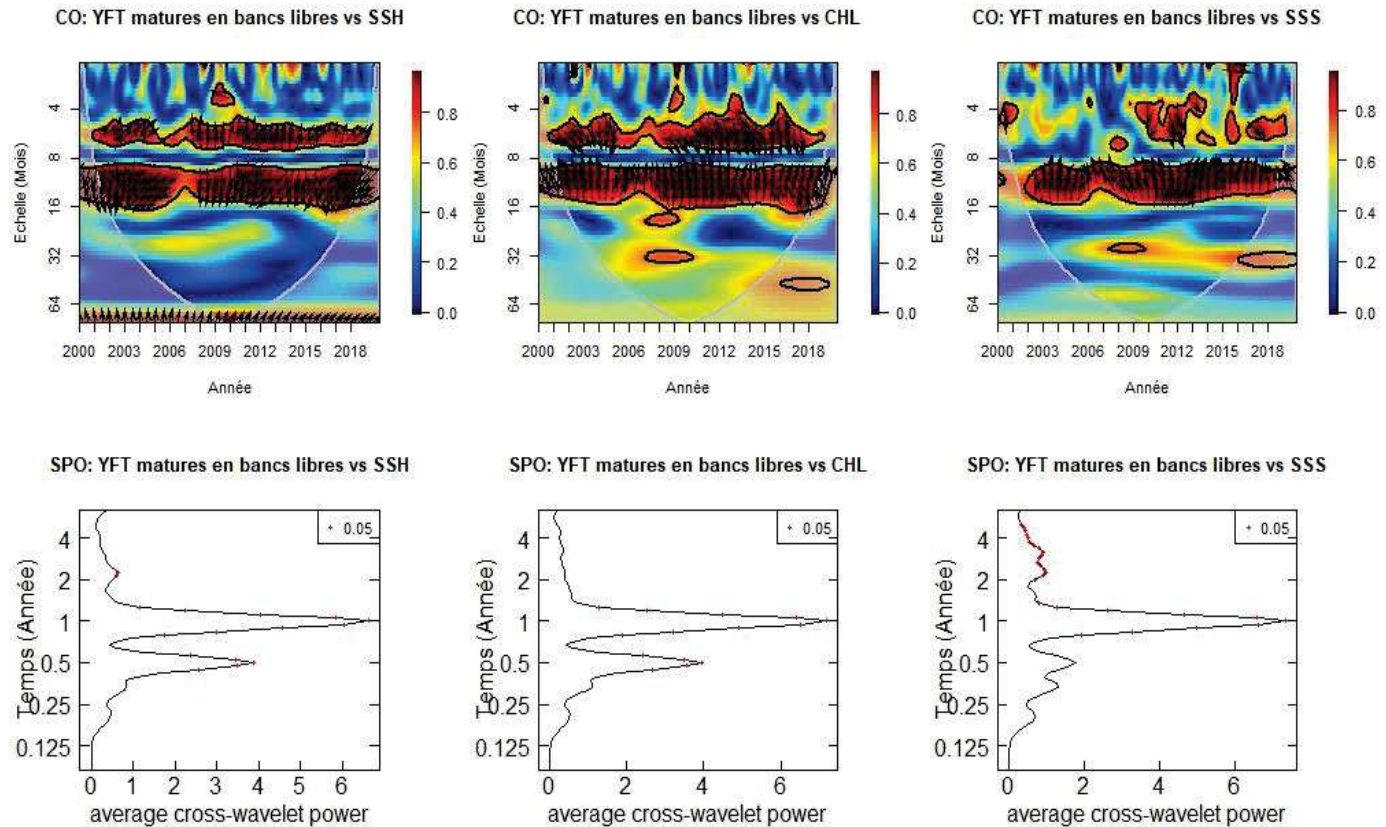


Figure 2.8: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT matures) capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

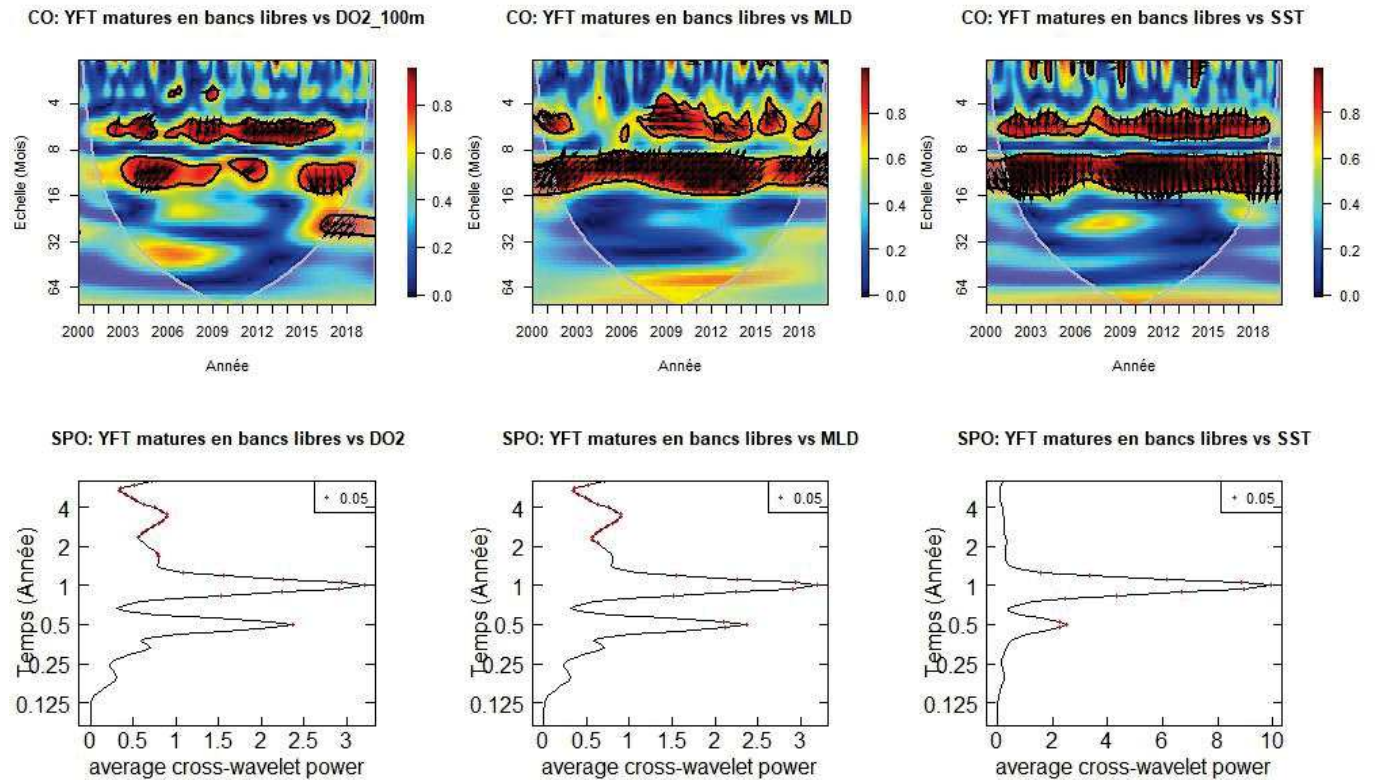


Figure 2.9: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des gros albacores (YFT matures) capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

2.3.2.3 *Listaos (SKJ) capturés sous DCP*

On retrouve la périodicité dominante de l'ordre d'une année entre l'abondance des listaos capturés sous DCP et les variables environnementales (**Figure 2.10** et **Figure 2.11**). Toutefois, dans ce cas, l'effet de long terme n'est pas régulier sur l'ensemble de la période d'étude. On observe aussi une relation moins prononcée (moyenne de spectre de puissance faible) aux environs de 4 ans. La cohérence par ondelettes et le spectre de puissance de la relation entre cette composante et la chlorophylle (CHL) montre qu'il y a des relations de périodicité de 6 mois observées de manière ponctuelle pour certaines années. La température de surface présente le spectre de puissance le plus élevé (estimé à 4.5), toutefois l'influence des facteurs environnementaux ne s'étend pas sur toute la période d'étude. La dynamique de l'abondance des listaos capturés sous DCP est faiblement affectée par la périodicité annuelle des conditions environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire. On peut donc estimer que les conditions locales ne conditionnent pas régulièrement le niveau d'abondance des listaos capturés sous DCP dans cette zone. Toutefois, l'on a pu observer un impact significatif des

conditions environnementales sur l'abondance de cette composante au cours de certaines années avec une périodicité dominante d'un an et quelquefois de 6 mois ou même 4 ans.

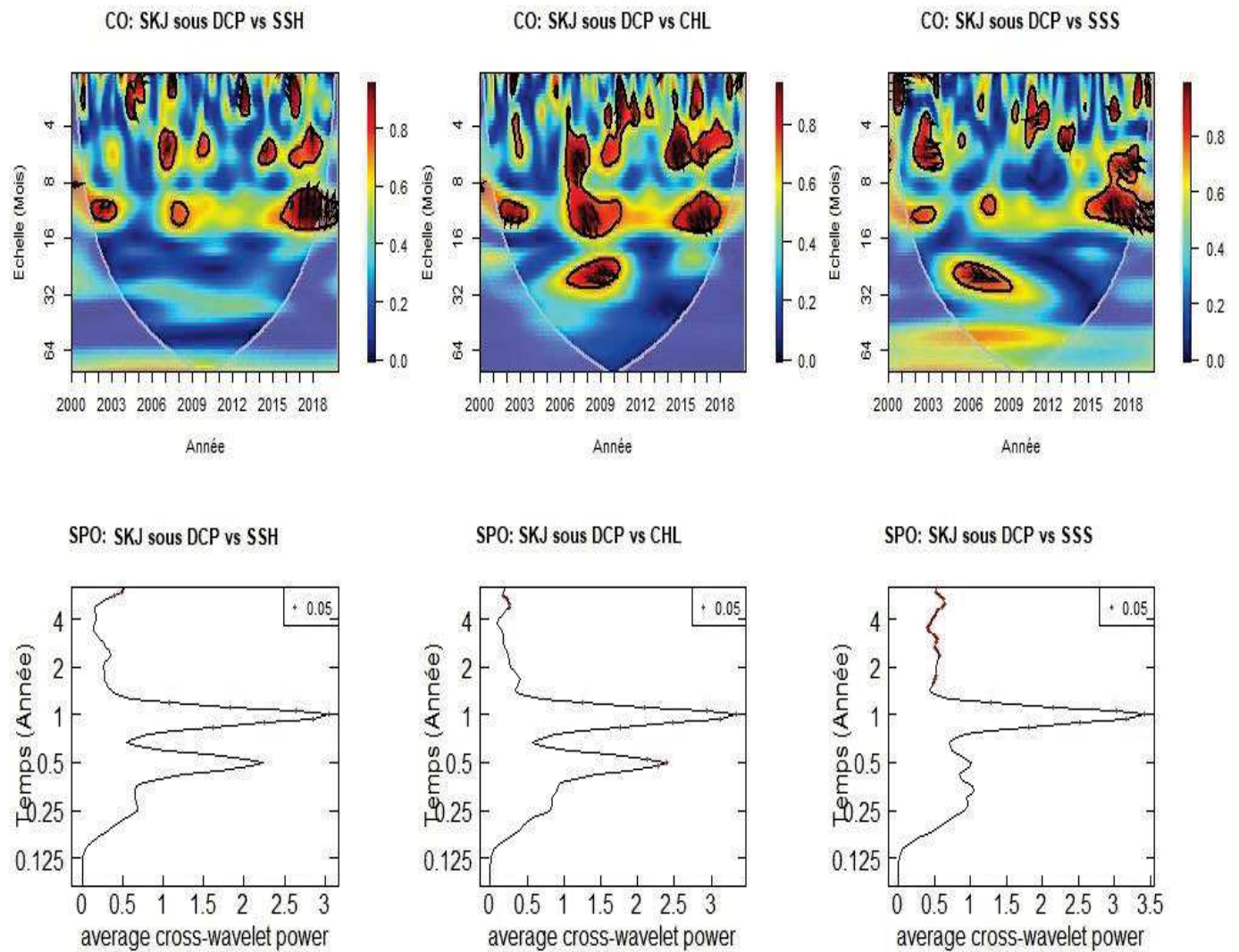


Figure 2.10: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

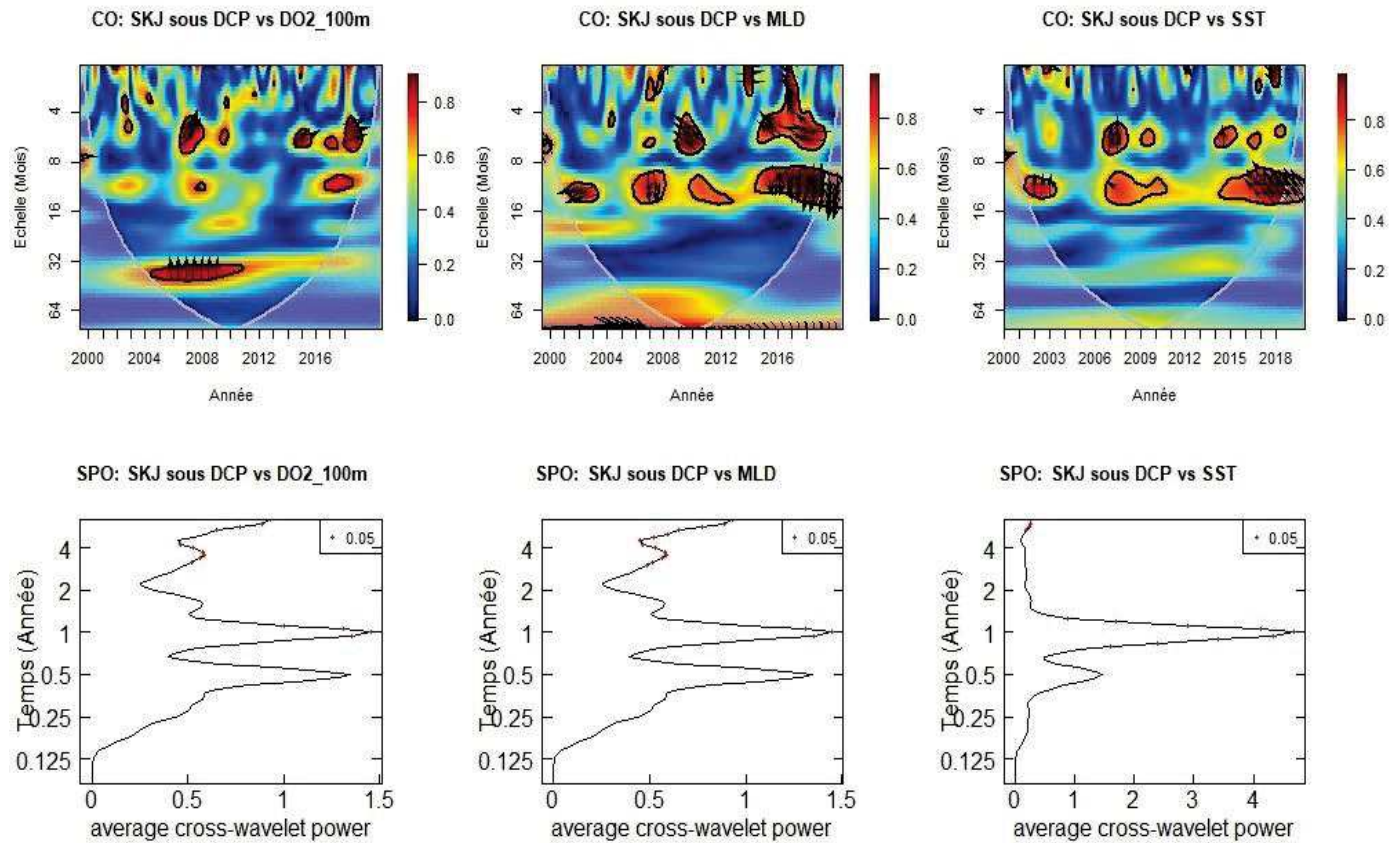


Figure 2.11: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés sous DCP dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de la couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

2.3.2.4 Listaos (SKJ) capturés en bancs libres

A la différence des exemples précédents, la périodicité dominante entre l'abondance de cette composante et les variables environnementales est de l'ordre de 6 mois (1/2 an) excepté le cas de la salinité de la surface de la mer et légèrement la température de surface de la mer (**Figure 2.12** et **Figure 2.13**). L'effet de long terme est quasi sans interruption pour la majorité des relations analysées sur toute la période d'étude. La chlorophylle présente le spectre de puissance le plus élevé (estimé à 5.2) suivi de l'anomalie de la surface de la mer (estimée à 5), tandis que ceux de l'oxygène dissous et de la profondeur de la couche mixte sont les plus faibles (estimé à 2.5). La dynamique de l'abondance de ces ressources est affectée par la dynamique saisonnière des conditions environnementales. L'influence des conditions environnementales sur l'abondance de cette composante est de périodicité semestrielle. Ce facteur est vraisemblablement à la base de la nature bimodale (un pic observé au 2em

trimestre de l'année et un autre pic au 4^{em} trimestre de l'année) de la représentation saisonnière de cette composante trouvée par Akia *et al.* (2021).

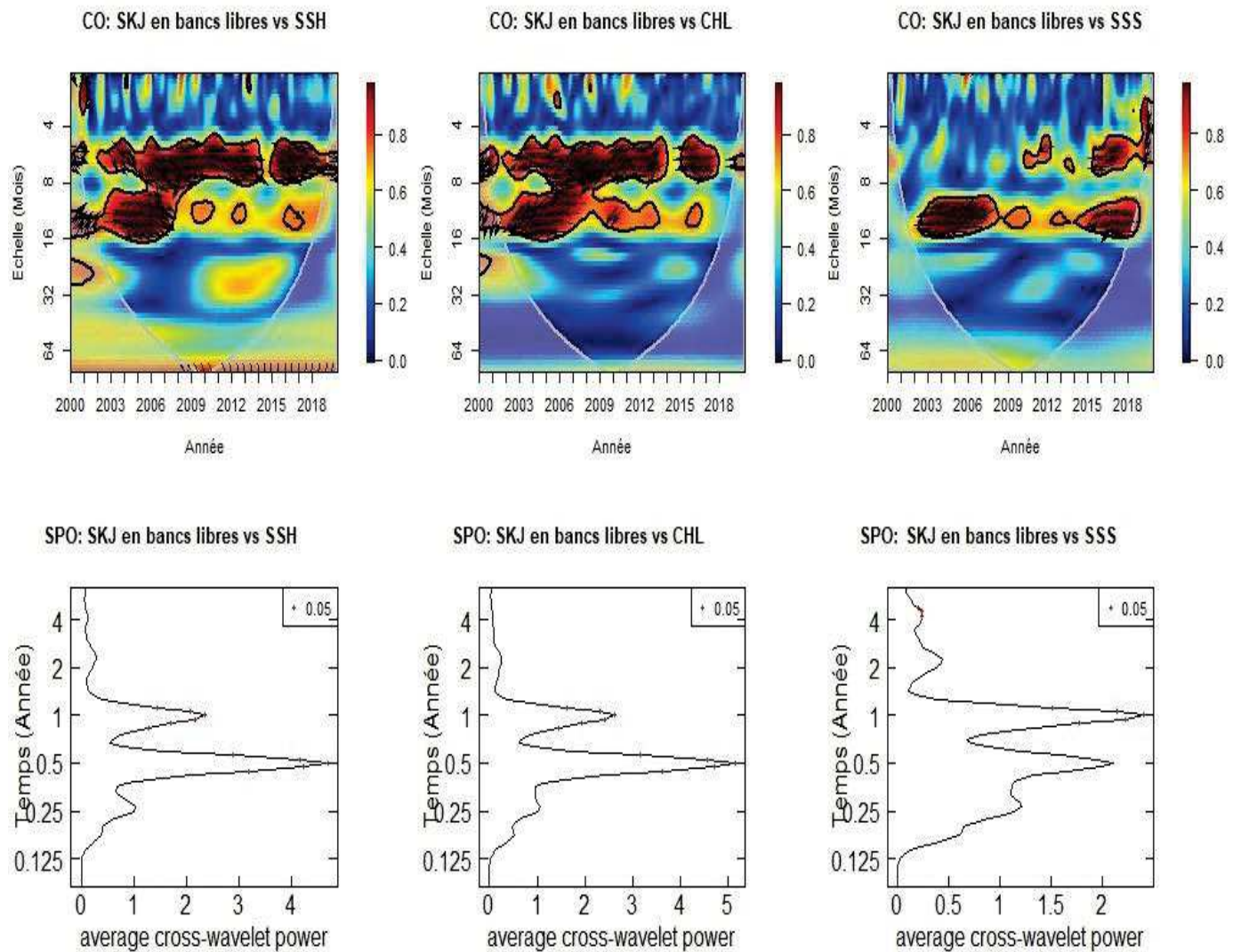


Figure 2.12: La cohérence par ondelettes (CO) et le spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'anomalie de surface (SSH), la chlorophylle (CHL) et la salinité de surface (SSS). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

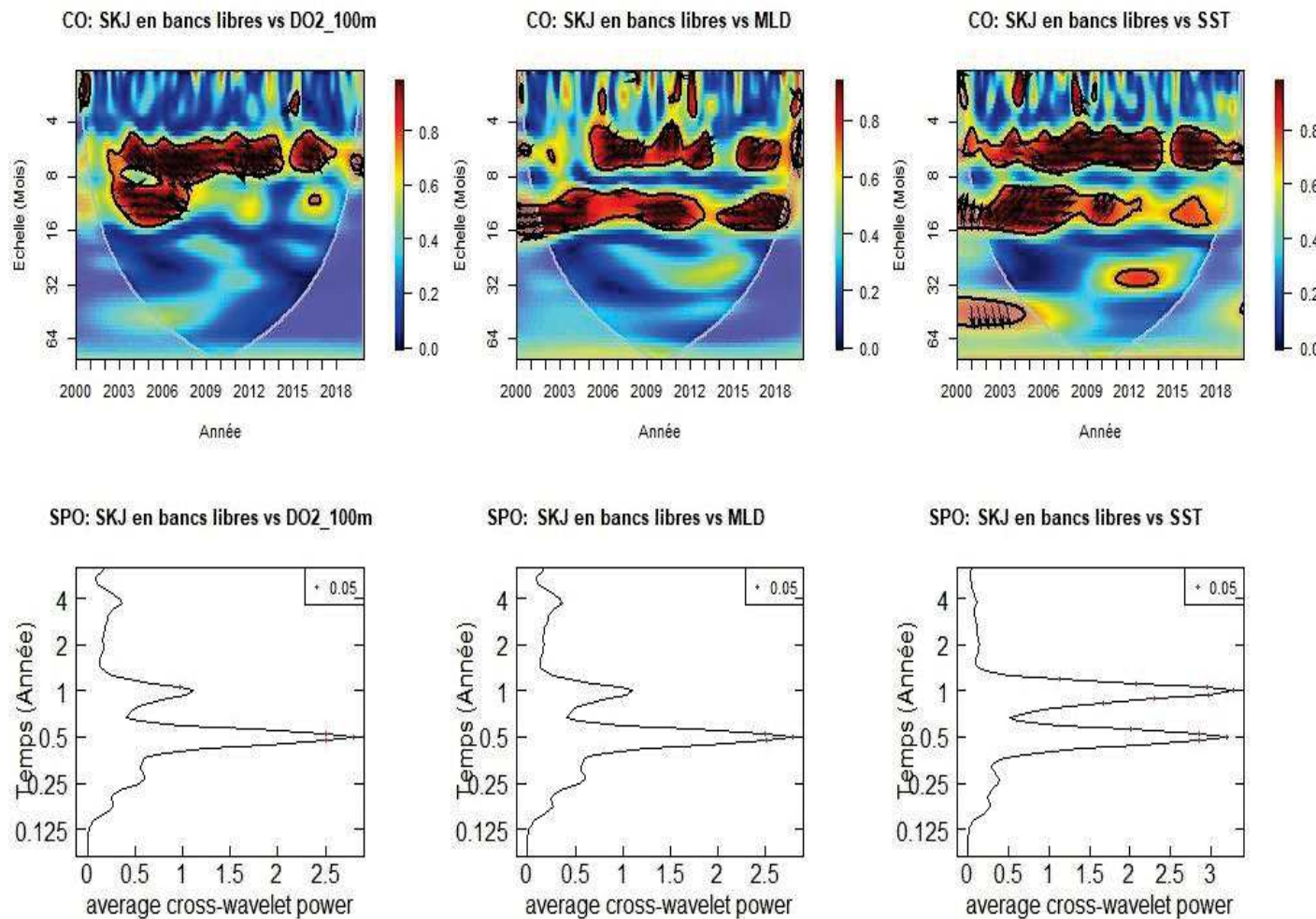


Figure 2.13: Cohérence par ondelettes (CO) et spectre de puissance en ondelettes (SPO) croisées entre l'abondance des listaos capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire et l'oxygène dissous (DO2_100m), la profondeur de couche mixte (MLD) et la température de surface (SST). La zone marquée par les lignes blanches indique le cône d'influence (COI) où les effets de bord deviennent importants. Le gradient de couleur, du bleu foncé au rouge foncé traduit des valeurs de faible à forte puissance.

2.3.3 Conclusion

Cette première partie a mis en évidence la forte dépendance de la majorité des indices d'abondance analysés aux fluctuations saisonnières des conditions environnementales de la ZEE de la Côte d'Ivoire. Cette relation de dépendance est annuelle pour les gros albacores, semestrielle pour les listaos capturés en bancs libres et non constante sur la période étudiée pour les listaos capturés sous DCP. Nous observons également que l'influence des facteurs environnementaux varie en fonction du type de banc (mode de pêche) sous lequel les captures sont effectuées. Les captures en bancs libres sont plus sensibles aux conditions environnementales et présentent des moyennes de spectre de puissance en ondelettes très élevées, tandis que les captures sous DCP sont moins sensibles aux conditions environnementales. L'effet des fluctuations des conditions environnementales sur l'abondance des ressources

2.4 Analyse de la phénologie de migration des gros albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.

2.4.1 Estimation des indicateurs de la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres

Comme mentionné dans la section Matériels et méthodes, les indicateurs de la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire ont été estimés après avoir interpolé les 240 observations de la série mensuelle sur une base journalière de 7300 observations (**Figure 2.14**). Le test de la structure des données a révélé un caractère saisonnier, ce qui a favorisé l'estimation des paramètres annuels de la phénologie de migration de cette composante. Nous présentons dans cette partie le résumé des résultats obtenus. Le détail des estimations par année est présenté dans l'**Annexe 3**.

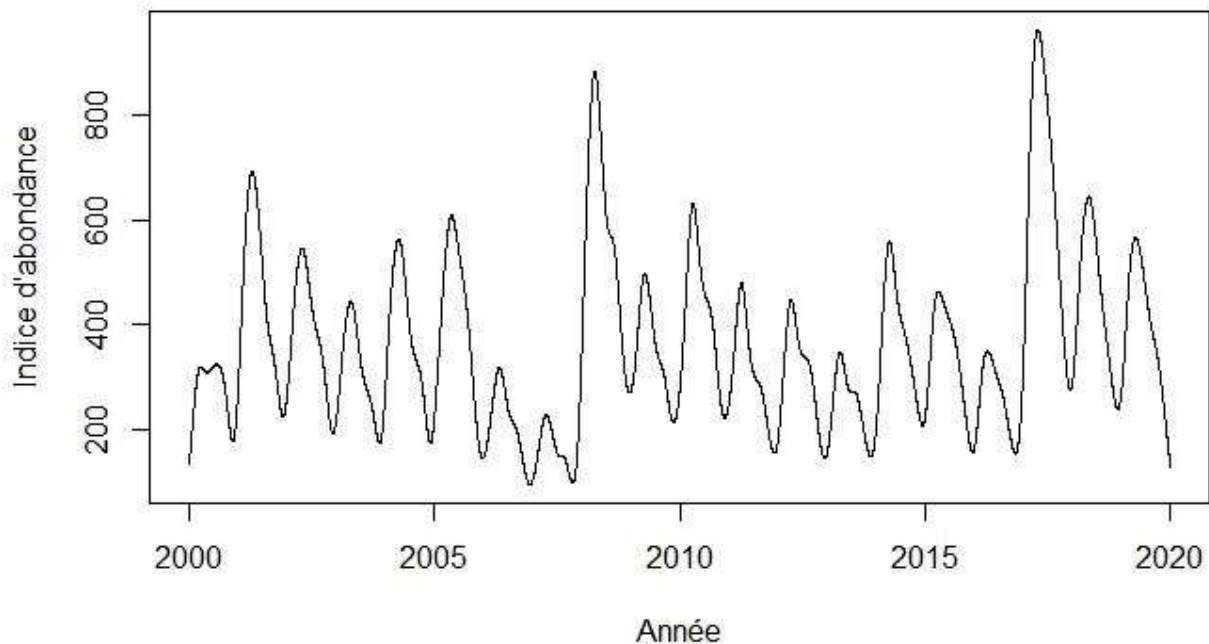


Figure 2.14: Indice d'abondance journalier des gros albacores présents dans la ZEE Ivoirienne après interpolation de l'indice mensuel

En moyenne les gros albacores débutent leur migration saisonnière dans la ZEE de la Côte d'Ivoire à partir du mois de février (35^{ème} jour, +/-7 jours) (**table 2.1 et Figure 2.15**). Le flux migratoire atteint sa valeur maximale en avril (100 jours, +/-9.5). Dès lors l'abondance de cette ressource se stabilise (avec une décroissance progressive) jusqu'aux environs du 230^{ème} jour (juillet) qui marque la fin de ces déplacements saisonniers. Ce phénomène migratoire se répète chaque année à l'identique, autour des mêmes dates avec des variations de quelques jours (**Figure 2.15**). En moyenne, les dates de début et du pic de la migration ont très peu varié, comparativement à celle de la fin de la saisonnalité dont les valeurs moyennes fluctuent dans un écart-type de 30 jours. Il est à noter que les paramètres de l'année 2007 n'ont pas été estimés car la structure des données de cette année ne présentait pas de saisonnalité évidente.

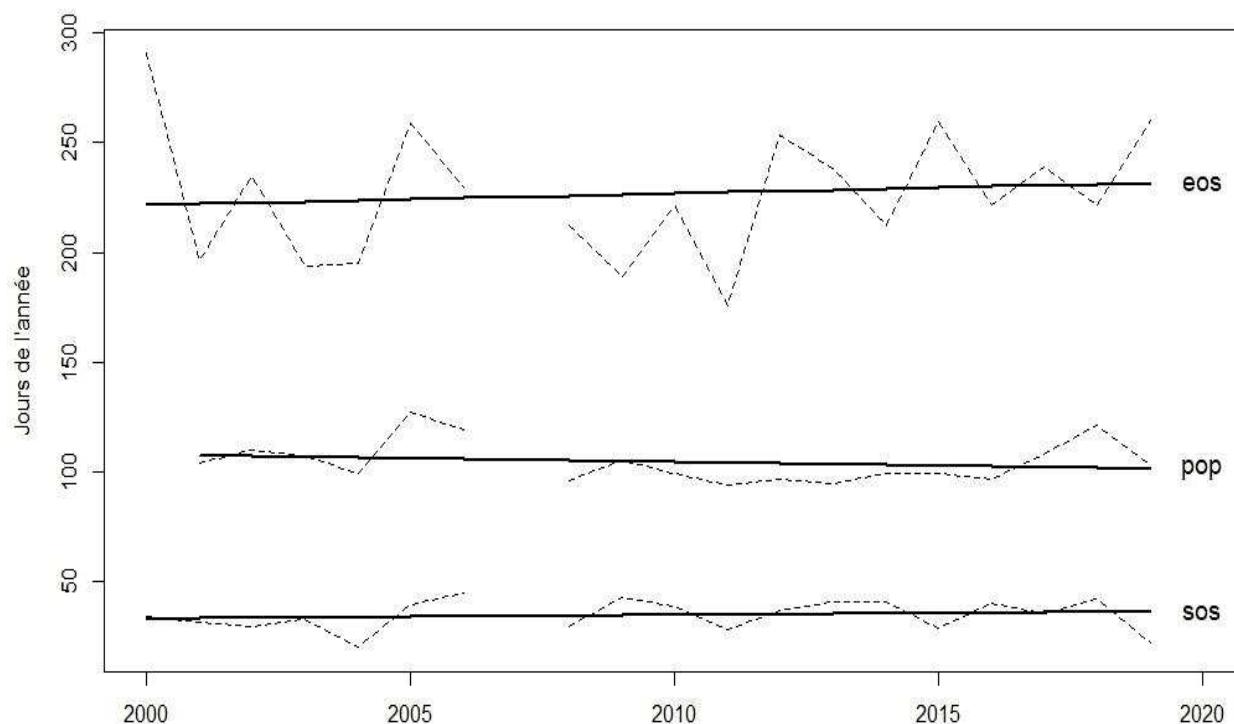


Figure 2.15: Evolution interannuelle de quelques indicateurs de phénologie estimés. EOS= la fin de la saison migratoire, SOS=le début de la saison migratoire et POP= la date du maximum d'abondance au cours de l'année.

Table 2.1: Résumé des principaux paramètres de la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire sur la période 2000-2019

Métriques	Moyenne	Ecart type
La date du début de la saison (SOS)	<i>35ème jours (Février)</i>	<i>+7.1</i>
La date de la fin de saison (EOS)	<i>230ème jours (Août)</i>	<i>+30</i>
La durée de la saison (LOS)	<i>190 jours</i>	<i>+30</i>
L'abondance maximale (PEAK)	<i>530</i>	<i>+170</i>
L'abondance minimale (TROUGH)	<i>340</i>	<i>+16</i>
La date d'abondance maximale (POP)	<i>100ème jours (Avril)</i>	<i>+9.5</i>
La date d'abondance minimale (POT)	<i>180ème jours (Juin)</i>	<i>+52</i>

2.4.2 Estimation des indicateurs de la phénologie de la température locale

La même procédure d'estimation des paramètres de la phénologie de migration des gros albacores a été appliquée à la série temporelle de la température dans la ZEE de la Côte d'Ivoire (**Figure 2.16**). Le test de la structure des données a révélé un caractère saisonnier, ce qui a favorisé l'estimation des paramètres annuels de la phénologie de la dynamique de la température dans cette zone. Nous présentons dans cette partie le résumé des résultats obtenus et le résultat des estimations par année dans l'**Annexe 3**.

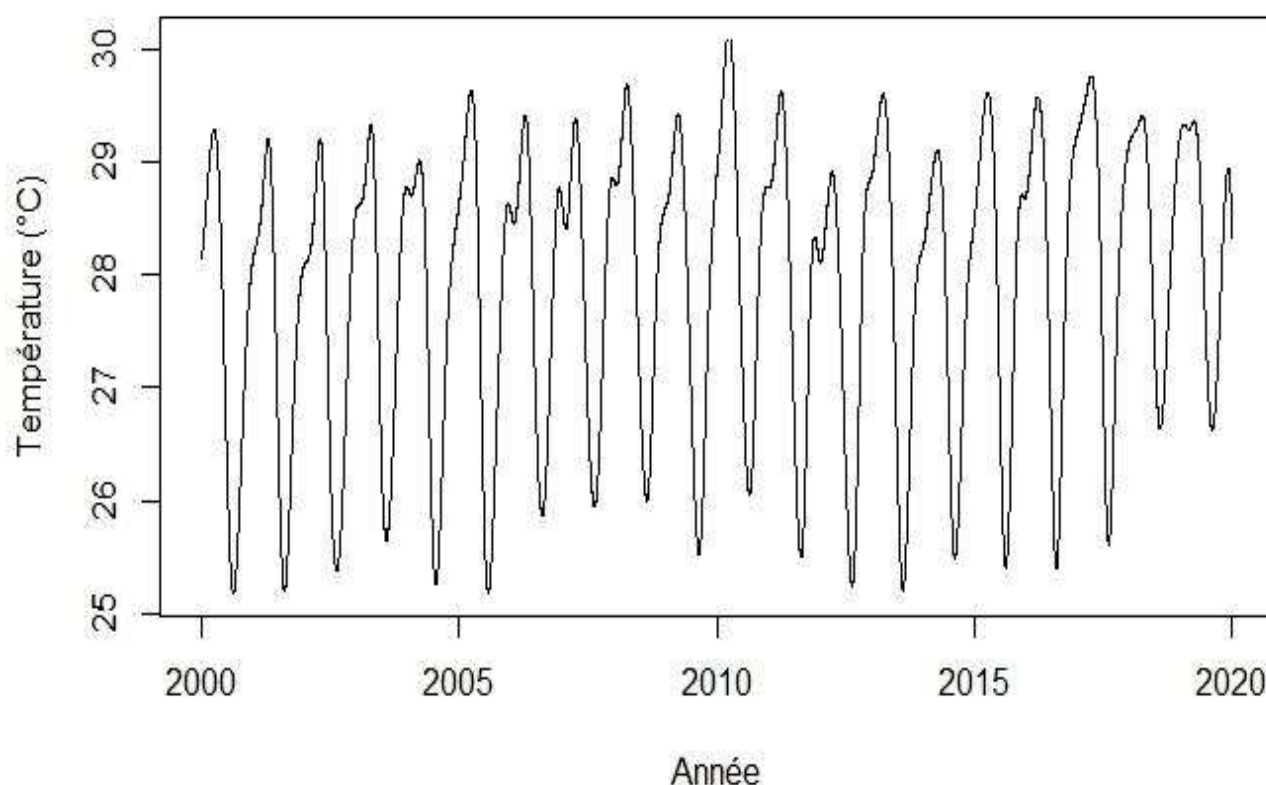


Figure 2.16: La série temporelle de la température de surface de la mer (SST) obtenu après interpolation de la température mensuelle en jours.

Contrairement à ce qui a été observé pour les gros albacores, la phénologie de la saisonnalité de la température débute à la fin du troisième trimestre de l'année $n-1$ et s'achève au deuxième trimestre de l'année n (**Figure 2.17**). En effet, comme nous l'avons remarqué dans l'analyse de la fluctuation de variables environnementales (chapitre XX), la température connaît un pic au premier trimestre de l'année, chute à la fin du deuxième et débute une nouvelle hausse en fin d'année. Le maximum de température observée sur toute la période se situe en moyenne autour du quatrième mois de l'année (92 jours, +/-10).

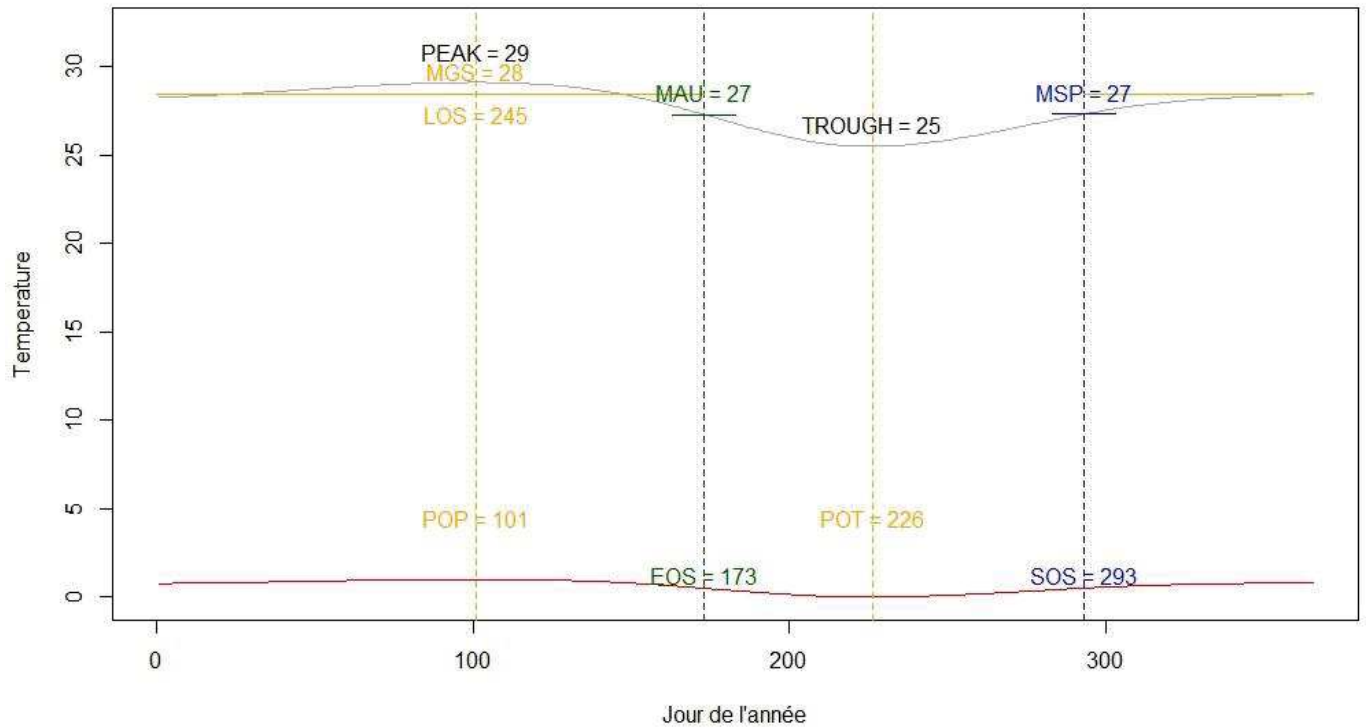


Figure 2.17: Cycle saisonnier (courbe grise), sur une année type, présentant l'estimation des paramètres de la phénologie de la température dans la ZEE de la Côte d'Ivoire. La courbe rouge traduit caractère saisonnier accentué de cette variable environnementale.

Table 2.2: Résumé des principaux paramètres de la phénologie de la température de surface de la mer dans ZEE de la Côte d'Ivoire sur la période 2000-2019

Métriques	Moyenne	Ecart type
La date du début de la saison (SOS)	290ème jours (Octobre)	+/-11
La date de la fin de saison (EOS)	160ème jours (Juin)	+/-3.7
La durée de la saison (LOS)	240 jours	+/-11
La température maximale (PEAK)	29 °C	+/-0.28
La température minimale (TROUGH)	26 °C	+/-0.44
La date de température maximale (POP)	92ème jours (Avril)	+/-10
La date de température minimale (POT)	220ème jours (Août)	+/-5.2

2.4.3 Analyse de la relation entre les paramètres de la phénologie de migration des gros albacores et ceux de la température locale.

La relation entre la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres et les fluctuations de la température locale est analysée à l'aide de modèles linéaires. La méthode choisie intègre automatiquement un processus de sélection de variables. En effet, le nombre d'observations étant faible (20 années) et la quantité de variables à tester étant élevé, nous favorisons cette approche qui bien que ne nous affranchissant pas du respect des conditions d'utilisation des modèles linéaires (en terme de nombre suffisant d'observations), permet de réduire le nombre de variables avant l'estimation du modèle final. Nous sommes conscients du fait que le nombre limité d'observations peut biaiser les résultats, mais nous pensons qu'ils peuvent au moins indiquer le sens de la relation de dépendance entre la phénologie de migration des gros albacores et les fluctuations de la température dans la zone étudiée.

Nous avons considéré les variables explicatives suivantes :

L'année,

La **SST_mean** (la température moyenne sur la période de Février à Mai),

Le **SST_SOS** (le début de saisonnalité de la température),

La **SST_EOS** (la fin de la saisonnalité de la température),

La **SST_LOS** (la durée de la saisonnalité de la température),

La **SST_POP** (la date de réalisation du maximum de la température),

Le **SST_PEAK** (la valeur maximale de la température),

La **SST_POT** (la date de réalisation de la température minimale), et

La **SST_TROUGH** (la valeur minimale de la température).

Nous considérons comme variables expliquées, 4 paramètres de la dynamique de la phénologie de migration, à savoir :

Le **Pheno_SOS** (le début de saisonnalité de la phénologie de migration),

La **Pheno_EOS** (la fin de la saisonnalité de la phénologie de migration),

La **Pheno_LOS** (la durée de la saisonnalité de la phénologie de migration),

La **Pheno_POP** (la date de réalisation du maximum d'abondance).

La procédure de sélection des variables, incluse dans la fonction utilisée permet de réduire les variables peu ou pas significatives dans chaque modèle, d'estimer le meilleur modèle et de tester l'effet des variables sélectionnées sur le paramètre de la phénologie de migration considéré.

Table 2.3: Résumé des modèles linéaires estimés pour les 4 paramètres de la phénologie de migration des gros albacores.

Variables\modèles	Pheno_EOS	Pheno_SOS	Pheno_LOS	Pheno_POP
SST_mean		-50.95*	147.51	
SST_SOS		0.63*		
SST_EOS				
SST_LOS	-2.59*		-1.01	-0.39
SST_POT	-2.19	-0.99		-0.8
SST_TROUGH	-35.31		-23.51	
SST_POP		-0.35		
SST_PEAK		45.75	-155.84	
Année	5.053*	1.35*		

Les codes: '***' significatif à 0.1% - '**' significatif à 1% et '*' significatif à 5%

Les régressions linéaires montrent que les dates de début et de fin de la phénologie de migration des gros albacores capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire dépendent de certains paramètres caractérisant les fluctuations saisonnières des conditions environnementales. A titre d'exemple, la date du début de la phénologie de migration dépend négativement de la température moyenne de la période de février à mai et varie positivement au fil des années. En d'autres termes, une température moyenne élevée sur cette période entraîne une diminution de la date d'arrivée des gros albacores, ce qui correspond à une saisonnalité qui débute très tôt dans l'année. On observe sur la période d'étude analysée une croissance de 1.35 jours par an de la date du début de la migration. La date du début de la saisonnalité de la température affecte aussi la date du début de la migration des albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.

La date de fin de la phénologie de migration ne dépend que de l'année et de la durée de la saisonnalité de la température. La date de la fin de la saison migratoire s'est progressivement retardée au fil de ces années et sa valeur est négativement liée à la durée de la saisonnalité de la température. Ces deux paramètres clés (entrée et sortie de la ZEE ivoirienne) de la phénologie sont influencés par la dynamique des fluctuations saisonnières de la température dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.

2.4.4 Conclusion

On retiendra à la suite de cette étude que le caractère saisonnier de l'abondance des gros albacores capturés en bancs libres dans la ZEE de la Côte d'Ivoire est un bon proxy de leur phénologie de migration dans la ZEE ivoirienne. Cette phénologie a connu des variations interannuelles au cours de la période 2000-2019. Toutefois, les variations observées peuvent s'expliquer dans une certaine mesure par les fluctuations de la variation mensuelles de la température locale et par son évolution au cours des années (qui peut symboliser la progression du changement climatique). Cette relation entre la phénologie de migration des thons et les variables environnementales a été déjà observée par Dufour *et al.* (2010) sur des espèces de thons tempérés. Leur analyse a montré que les conditions climatiques représentées par l'anomalie de la température de l'hémisphère nord (NHT), l'Oscillation Nord Atlantique (NAO), l'anomalie de la température de l'hémisphère nord limitée à la zone de pêche (NHTr) et la latitude de l'isotherme préférentielle à 17 °C pour le germon et 20 °C pour le thon rouge ont impacté les paramètres de la phénologie de migration de ces deux espèces, causant un changement dans leurs dates de migration. En mettant en évidence l'effet de la température sur la phénologie des thons tropicaux, cette étude montre la nécessité d'intégrer la dynamique des changements climatiques dans la gestion des thons dans cette zone. Il était prévu de coupler à cette étude l'analyse des migrations des thons à partir des données de marquage-recapture dans la ZEE de Cote d'Ivoire, mais la faible quantité des données de marquage du programme AOTTP de l'ICCAT dans ce secteur de l'Atlantique tropical n'a pas permis de mener à bien cet objectif.

Inter-chapitre

Après avoir analysé les fluctuations de la ressource thonière et celles des facteurs environnementaux au niveau local dans le chapitre introductif et dans le chapitre précédent, ce troisième chapitre aborde la relation entre la ressource thonière locale et les stocks de thons au niveau global de l'océan Atlantique. La relation du global au local est abordée par l'analyse de l'effet du niveau d'exploitation global sur la disponibilité locale et à l'inverse la contribution ou l'impact du niveau d'exploitation local sur l'ensemble des stocks. On peut envisager quatre types de relations de causalité entre les échelles globales et locales :

- (i) **Le local « cause » le global.** Dans ce cas de figure, la santé du stock global est dans une certaine mesure fonction du niveau d'exploitation des niveaux locaux. Cette situation souvent très rare suppose une maîtrise de l'exploitation locale et peut entraîner des décisions de gestion globale visant à réguler l'exploitation locale. C'est le cas par exemple du moratoire sous DCP prescrit par l'ICCAT dans le golfe de Guinée où l'on a pu observer un certain impact de l'exploitation des juvéniles de thons sur le stock global.
- (ii) **Le global « cause » le local.** Il en résulterait que les ressources locales seraient fortement dépendantes du niveau d'exploitation exercé au niveau global. Cela signifie qu'elles seraient intégralement ou en partie impactées par de fortes baisses d'abondances du niveau global, dues à des périodes de surexploitation. De ce fait, une approche de gestion glocalisée des ressources thonières locales ne pourra être complète sans se référer aux fluctuations de l'état du stock global.
- (iii) **Une absence de causalité entre le local et le global.** Dans le cadre de cette hypothèse, la gestion des ressources locales est indépendante du niveau d'exploitation de l'état des stocks au niveau global. Elle serait plus axée par exemple sur la gestion du niveau d'exploitation local de la ressource par rapport aux conditions environnementales observées à la même échelle spatiale.
- (iv) **Une causalité bi-directionnelle entre le global et le local.** Il s'agit de la combinaison des 2 premiers types de relation.

L'ensemble de ces hypothèses permet de conceptualiser la relation du global au local qui est le cœur de cette thèse. Ce chapitre aborde cette question en utilisant la méthode du 'Convergent Cross Mapping' pour analyser une relation causale potentielle entre les adultes d'albacores du stock de l'Atlantique et sa composante qui transitent par la zone d'étude locale. Il aurait été intéressant d'analyser cette relation causale pour les autres combinaisons d'espèces et de tailles, mais en l'absence d'indices d'abondances standardisés de listaos et de thons obèses pour les senneurs opérant à l'échelle de l'Atlantique, il n'a pas été possible d'étendre cette analyse à ces deux dernières espèces.

Chapitre 3 : Analyse de la relation de causalité entre le stock local et stock global

“La première règle de l'écologie, c'est que les éléments sont tous liés les uns aux autres.”
Barry Commoner

Inferring relationship between the Atlantic Yellowfin tuna stock and its local resources in the EEZ of Côte d'Ivoire using convergent cross mapping

ICES Journal of Marine Science, under review

Akia S.1,2,3, Amandè M.2 and Gaertner D.1,3

¹ MARBEC, Univ Montpellier, CNRS, Ifremer, IRD, Sète, France, akiasosthene@gmail.com, (Corresponding author)

² Centre de Recherches Océanologiques (CRO), Abidjan, Cote d'Ivoire

³ Institut de Recherche pour le Développement (IRD), UMR MARBEC, Av. Jean Monnet, CS 30171, Sète Cedex 34203, France

Abstract

The creation of EEZs in 1982 has gave coastal countries sovereignty over their local tuna resources (local scale), while the migratory nature of tunas favours management prioritized at the regional level (global scale). However, as tuna management at the regional level by RFMOs does not always favour optimizing the management of local resources by coastal countries, there is a need for an approach that ensures the achievement of global management objectives and the optimisation of local benefits: i.e., a glocalized management. In order to promote “glocal” management measures for the local resources of high migratory species, we considered here the case of the Atlantic yellowfin tuna stock and its local component temporarily staying in the Ivorian waters. A quarterly abundance index based on the European purse seiner catch per unit of effort was estimated for the local resources of the EEZ of Cote d'Ivoire and compared to the Atlantic stock abundance index for the period 1993-2019. Wavelet coherence and convergent cross mapping were applied for examining relationships in time frequency space between these two abundance indices and the causal relationship that could link them, respectively. Wavelet coherence identified a significant positive association between these two variables with a one-year periodicity. Convergent cross mapping showed that the global abundance index is causally influencing the local abundance index. The results obtained in the EEZ of Cote d'Ivoire are discussed and confronted with various situations found in the world Ocean.

Keywords: glocalization, local fisheries, stock status, causal relationship, convergent cross mapping, abundance index, yellowfin tuna.

3.1 Introduction

With an estimated annual production of 7 million tons, tunas and tuna-like species account for 20 percent of the market value of all marine capture fisheries and more than 8 percent of global seafood production¹¹. These fish are at the heart of important economic (Gillett et al., 2001; Sun et al., 2017), sustainable development (Bretherton and Vogler, 2008; Parris and Grafton, 2006) and food security issues for people worldwide (Gilman et al., 2017; McCluney et al., 2019). Tunas are known to be highly migratory species (HMS) and can cross an entire ocean in record time. Long regarded as an unlimited renewable natural resource, the development of industrial tuna fisheries has revealed that an extensive exploitation rate of tuna can affect their abundance and consequently the sustainability of the exploitation.

For a long time, it was impossible to apply an equitable sharing of tuna resources between countries until the 1982 United Nations Convention on the Law of the Sea (UNCLOS). The UNCLOS established the coastal State concept: a maritime space extending from the State's baseline to 200 nautical miles from its coastline over which it exercises sovereign and economic rights for the exploration and use of natural resources (United Nations, 1994). This convention has conferred a special regime on highly migratory species such as tuna. Due to their highly migratory nature, the management of tuna stocks is carried out on an oceanic or even regional scale, not favouring local management by each country. Indeed, no nation can unilaterally manage the tuna resources available in the waters under its jurisdiction like a local stock because tunas pass through waters under the jurisdiction of many different nations and the high seas during their movements. Bearing this idea in mind, the sea law has fostered cooperation among countries by establishing regional fisheries management organizations (RFMOs) to ensure the conservation of tuna and tuna-like species¹². The objective of these organizations is to maintain populations at levels of abundance equal to or greater than those that will produce maximum sustainable yield (MSY) on a sustainable basis (United Nations, 1995).

Tuna management at the regional scale favours the conduct of stock assessments and the production of fishery indicators at the stock scale (global scale). As such, little information is produced to know the relationships between the local resources and the fluctuations of the stocks, whether due to the intensification of the exploitation and/or the change in the environment linked to global warming. Attempts to optimize the management of local resources by coastal States are sometimes limited or even sacrificed, favouring global management that does not always consider local particularities. Regional management decisions sometimes require local re-arrangements, such as establishing marine protected areas or time-area moratoria. Conversely, each country's benefit derives from the national resources at its disposal and depends on its choices and the optimization of management policies that complement the regional recommendations. The search for a perfect balance between the general interest and the personal interest is most of the time fraught with pitfalls (Colebatch and Larmour, 1993; Gordon, 1954).

The creation of EEZs has gave coastal countries sovereignty (local scale) over natural resources (fish, offshore oil, and gas), while tuna migratory nature favours management prioritised at the regional level (global scale). It is not always easy to find a balance between

¹¹ Cf <https://www.un.org/en/observances/tuna-day>

¹² See article 64 of the UNCLOS

the simultaneous presence of global and local dimensions in managing and exploiting marine species such as tunas (Gulland, 1980). There may be situations where the pursuit of global objectives is prioritised over the level of optimisation of the local benefit that coastal countries can derive from their resources, which may lead them to emphasise their local benefit even if this runs counter to management decisions at the global level (Yeeting et al., 2018).

It is therefore very important to considering global and local factors in managing tuna resources to ensure both global management objectives and a healthy profit for coastal countries. The consideration of local and global dimensions in the assessment of facts is known as 'glocalization'. Invented in the 1980s and popularized by sociologist Roland Robertson in the 1990s, glocalization, a neologism derived from the fusion of "globalization" and "localization", refers to the notion of thinking globally and acting locally. The Oxford dictionary defines glocalization as adapting products or services available worldwide to make them suitable for local needs. The term originates from a Japanese expression, "dochakuka" (originally "dochaku"), expressing the local adaptation of foreign agricultural techniques. Japanese businesspeople then took it up in the 1980s.

Glocalized management of tuna implies, in addition to the local and global knowledge available, an assessment of the nature of the interactions between the global stock and the local resources. The analysis of the interactions makes it possible to locate the interdependencies between the level of the global stock and the availability of local resources and better structure a glocalized type of management. Relationships between biological phenomena such as interactions between species abundances can be analyzed from a causal perspective (Borregaard and Rahbek, 2010). Furthermore, causality analysis allows us to determine whether the global level of exploitation affects local abundance or vice versa or whether the two levels influence each other or not. Convergent cross mapping is a method used to detect causality (Sugihara et al., 2012). It applies to a pair of time series data from a nonlinear system such as the marine ecosystem. By applying convergent cross mapping to the abundance index of local mature yellowfin resources in the EEZ of Côte d'Ivoire and the abundance index of mature yellowfin in the Atlantic stock, we analyze the dynamics of interactions between global and local yellowfin abundances. This analysis will allow us to understand the nature of the relationships between these two scales and to propose recommendations for a glocalized management approach for this species.

We address this question by (1) getting catch-per-unit of effort based indices of abundance for both the resources in the EEZ of Côte d'Ivoire (local scale) and the Atlantic ocean (global scale) stock, (2) by analyzing the causal relationship between the two catch-per-unit of effort based indices of abundance, (3) by discussing the significance of this causal relationship and its interpretations and implications. We conclude by discussing and confronted the obtained results in the EEZ of Cote d'Ivoire with various situations found in the world Ocean and suggesting an appropriate glocalized management of tuna.

3.2 Materials and methods

3.2.1 Study area

The study area consists of the ICCAT yellowfin sampling area at the stock level (**Figure 3.11-A**). The local study area extends between latitudes 1°N and 6°N and longitude 2°W and 8°W (**Figure 3.11-B**). This is the smallest area that includes the 1° squares that pass through the Ivorian EEZ. The area was selected to facilitate future comparisons with data collected by 1° square degrees and avoid boundary effects. A strong seasonal surface temperature signal characterizes this area because of two cool seasons, each associated with the coastal upwelling (Morlière, 1970). The main cold season takes place in winter between July and September. Winter cooling is then intensified on the coast by upwelling that brings nutrient-rich water to the surface. A second cooling occurs along the coast in January-February. This second cold season is low-amplitude and short-lived (between one and two months, Cury and Roy, 1987).

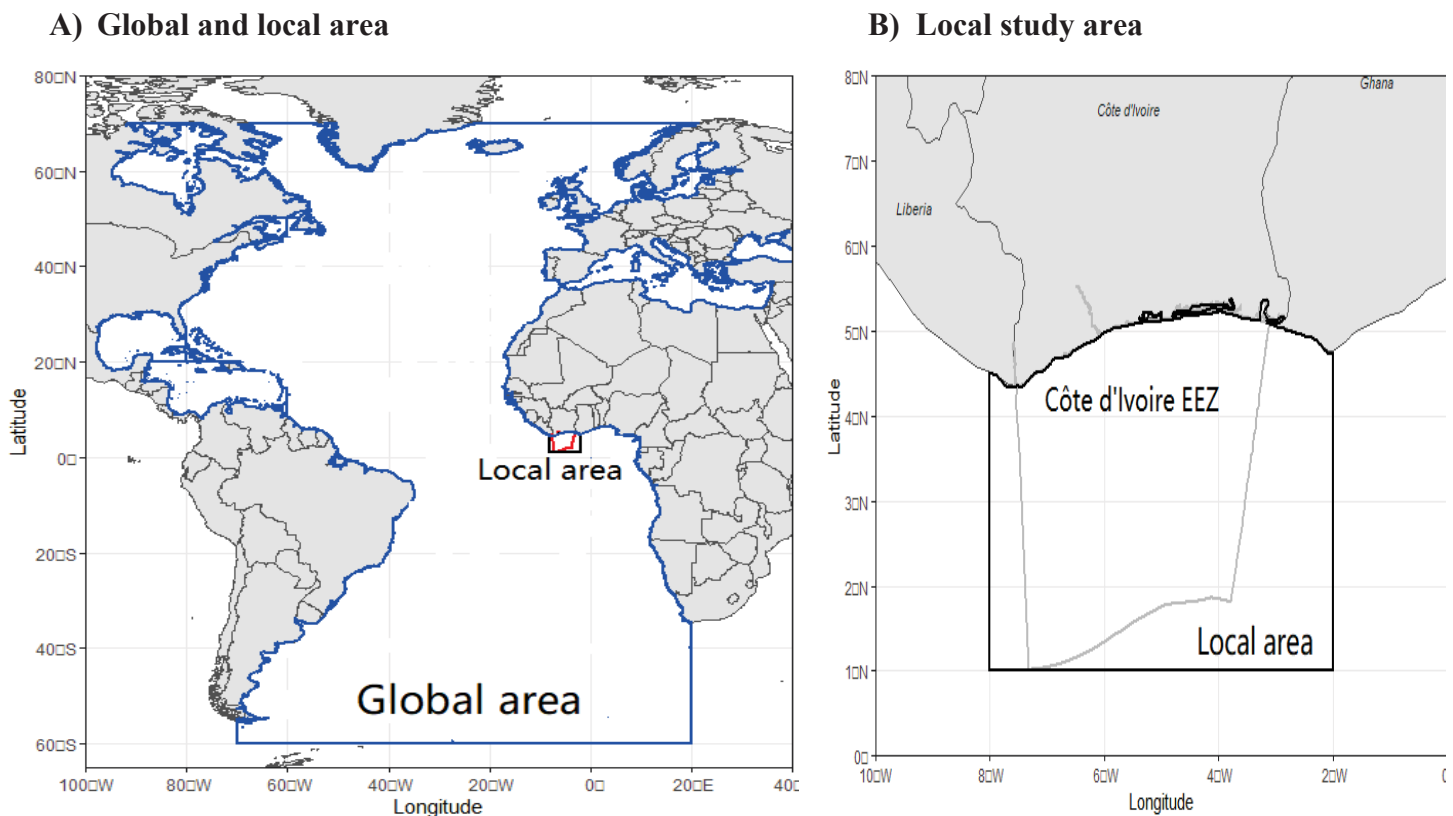


Figure 3.1: A) The global (in blue) and the local (in black) study areas. B) The local study area used as a proxy of the EEZ of Côte d'Ivoire (i.e., the square area defined in this figure).

3.2.1 Catch and effort data for the local abundance index estimation

Catch and effort data of EU purse seiners operating in the EEZ of Côte d'Ivoire from 1993 to 2019 were compiled and managed by the Tuna Observatory (Ob7) of the French National Research Institute for Sustainable Development (IRD, UMR MARBEC), and the Spanish Institute of Oceanography (IEO) for the French and the Spanish fleets respectively. The T3 methodology corrected the raw logbook data produced by the skippers regarding total catch per set and species composition (based on port size sampling, Pallarés and Hallier, 1997; Duparc *et al.*, 2020) to generate the level 1 logbook database used in this paper. The commercial size category was used as a discriminant factor at the maturity stage of yellowfin tuna. Commercial categories 2 and 3 (tuna ≥ 10 kg) are classified as mature tuna and category 1 (tuna < 10 kg) are classified as immature tuna. From the literature¹³, we know that yellowfin reaches 50% size at maturity around 100 cm fork length (that is to say around 20 kg). However, for the sake of simplicity, we used the conventional commercial "size" categories reported in purse seiner logbooks by European skippers. All sets per boat and per day were combined and assigned to the centroids of set locations. The total number of sets per day per boat has been filtered, and days with unrealistic data (over five sets per day per boat) have been deleted. Given that free schools (FSC) are detected at random at the sea surface, the unit of effort associated with this fishing mode was expressed as the searching time (i.e., the time spent on the fishing ground minus the duration of all setting operations). Only catch and effort data from sets of mature yellowfin tuna (> 10 kg) on FSC carried out in the local study area were selected in this study to calculate the local abundance index.

3.2.3 Yellowfin abundance index of the Atlantic stock (the global abundance index)

We used the catch-per-unit of effort based index of abundance estimated by Guery *et al.* (2020) from the European purse seiners at the Atlantic stock level and recently used in the yellowfin tuna stock assessment. This index concerns categories 2 and 3 of yellowfin tuna caught on free schools, and will be expressed as the mature abundance in the entire paper.

3.2.4 Methods

3.2.4.1 The seasonal spatio-temporal model for estimating the local abundance index

We applied a vector-autoregressive spatio-temporal delta-generalized linear mixed model to catch and effort data, using the R package VAST (Thorson, 2019). Recently, VAST has been expanded to account for seasonal and inter-annual variability (Thorson *et al.*, 2020a). This allows to understanding how species distribution and abundance varies within a year by month or season, and also within a month or season across years. It offers reasonable performance even when data are not fully available for one or more combinations of years and seasons, which is common in commercial catch data. In order to work at a finer scale temporal resolution (monthly, bi-monthly, quarterly...), the estimates in year-season t are shrunk towards predicting density in adjacent year-seasons ($t-1$ and $t+1$), as well as towards

¹³ See ICCAT manual, chapter 2 at <https://www.iccat.int/en/iccatmanual.html>

estimating density in other seasons in a given year and density in other years for a given season. This specification implies that the model includes a “main effect” for a season and year, as well as an autocorrelated “interaction” of season and year. We present below a brief summary of the principal parameters and philosophy of the model but readers are encouraged to refer to the ‘**Annexe 4**’ for more technical details.

The VAST model is being implemented using the Poisson-link delta model as recommended by Thorson (2018). The Poisson-link delta model includes the probability p_i that sample i encounters a given species [i.e. $\Pr(B > 0)$], and also the expected measurement r_i given that species is encountered, $\Pr(B | B > 0)$:

$$\Pr(B = b_i) = \begin{cases} 1 - p_i & \text{if } B = 0 \\ p_i \times g\{B | r_i, \sigma_m^2\} & \text{if } B > 0 \end{cases} \quad (1)$$

where we specify a lognormal distribution for positive catches. This Poisson-link delta model predicts encounter probability p_i and positive catch rate r_i by modeling two log-linked linear predictors, $\log(n_i)$ and $\log(w_i)$ for each sample i ; n_i and w_i are then transformed to yield p_i and r_i :

$$p_i = 1 - \exp(-a_i \times n_i), r_i = \frac{a_i \times n_i}{p_i} \times w_i, \quad (2)$$

where a_i is the area-swept offset for sample i . This model structure is designed so that expected density d_i is the product of encounter probability and positive catch rate and also the product of transformed linear predictors (i.e., $d_i = p_i * r_i = n_i * w_i$). These predictors can be interpreted as numbers-density n_i (with units numbers per area) and average weights w_i (with units biomass per number). n_i always enters via the product $a_i * n_i$ such that n_i is expressed as density. We consider effort as a catchability factor in the model. The Poisson-link delta model is useful relative to other delta models because both linear predictors use a log-link function so that all effects are additive in their impact on the predicted log-density. Specifically, we specify that:

$$\log(n_i) = \underbrace{\beta_n^*(t_i)}_{\text{Year-season intercept}} + \underbrace{\omega_n^*(s_i)}_{\text{Spatial main effect}} + \underbrace{\xi_{nu}^*(s_i, u_i)}_{\text{Season spatial effect}} + \underbrace{\xi_{ny}^*(s_i, y_i)}_{\text{Year spatial effect}} + \underbrace{\varepsilon_{nu}^*(s_i, t_i)}_{\text{Year-season spatial effect}} + \underbrace{\zeta_n^*(i)}_{\text{Catchability covariates}} \quad (3)$$

$$\log(w_i) = \underbrace{\beta_w^*(t_i)}_{\text{Year-season intercept}} + \underbrace{\omega_w^*(s_i)}_{\text{Spatial main effect}} + \underbrace{\xi_{wu}^*(s_i, u_i)}_{\text{Season spatial effect}} + \underbrace{\xi_{wy}^*(s_i, y_i)}_{\text{Year spatial effect}} + \underbrace{\varepsilon_{wu}^*(s_i, t_i)}_{\text{Year-season spatial effect}} + \underbrace{\zeta_w^*(i)}_{\text{Catchability covariates}} \quad (4)$$

The French purse seiners were targeting mainly free schools while the Spanish purse seiners were targeting drifting FADs. This difference in fishing strategy is less pronounced in the recent years as the use of dFADs-fishing increased in both fleets. There is likely also a vessel size category component in the choice of the fishing strategy. Both covariates (flag and vessel size category [carrying capacity]) have been introduced in the analysis as catchability covariates as suggested by Thorson (2019).

Key model parameters for abundance indices are (i) density predicted, (ii) area-weighted density sum, and (iii) abundance-weighted mean density. The model estimates the density prediction per year at each fine spatial resolution as follows:

$$\begin{aligned}
 d(s, t) &= n(s, t) \times w(s, t) \\
 &= \exp\{\beta_n^*(t) + \omega_n^*(s) + \xi_{nu}^*(s, u) + \xi_{ny}^*(s, y) + \varepsilon_n^*(s, t) + \zeta_n^*\} \\
 &\quad \times \exp\{\beta_w^*(t) + \omega_w^*(s) + \xi_{wu}^*(s, u) + \xi_{wy}^*(s, y) + \varepsilon_w^*(s, t) + \zeta_w^*\}
 \end{aligned} \tag{5}$$

We use density to calculate the total abundance for the entire domain as the area-weighted sum of density $d(s, t)$ predicted at a fine spatial resolution:

$$I(t) = \sum_{s=1}^{n_s} a(s)d(s, t) \tag{6}$$

where n_s is the number of fine-scale predictions and a_s is the spatial area associated with each prediction.

See the ‘**Annexe 4**’ for more details on the model, its implementation and results. Parameters are estimated using release 3.7.1 of the Vector Autoregressive Spatio-Temporal package, which is publicly available online (<https://github.com/James-Thorson/VAST>) and runs within the R statistical environment (R Core Team, 2019).

3.2.4.2 Wavelet analysis

Wavelet analysis is a standard tool for analyzing time-series data and was employed to analyze the relationship between the global and local abundance time series. Wavelet analysis involves the decomposition of a time series in a time-frequency space, enabling the identification of dominant periodic components and how these components vary over time (Torrence and Compo, 1998). There are several considerations in choosing a wavelet, for example, real versus complex wavelets, continuous or discrete wavelets, orthogonal versus redundant decompositions. Briefly, the continuous wavelets often yield a redundant decomposition (the information extracted from a given scale band slightly overlaps that extracted from neighbouring scales), but they are more robust to noise as compared with other decomposition schemes. The continuous wavelet transform is based on the convolution product between the time series and a mathematical function called 'wavelet', defined as follows:

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \tag{7}$$

where a is the scale parameter related to the frequency and τ is the translation parameter related to time position. In this study, we used the Morlet wavelet, a continuous and complex wavelet adapted to wavelike signals that allows extracting time-dependent amplitude and whose scales are related to frequencies in a simple way.

The Morlet wavelet is defined as:

$$\psi(t) = \pi^{1/4} e^{-i2\pi jv} e^{1/2(t^2)} \quad (8)$$

The wavelet transform is then defined as a convolution integral of the time series with the wavelet function:

$$W_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt = \int x(t) \Psi^*(a, \tau) dt \quad (9)$$

Where* indicates the complex conjugate. The relative importance of frequencies for each time step can be represented in the time/frequency plane to form the wavelet power spectrum. The wavelet spectrum is defined as:

$$S_x(a, \tau) = |W_x(a, \tau)|^2 \quad (10)$$

The wavelet analysis can be used in a bivariate (known as Cross-wavelet coherence). Cross-wavelet coherence and phased analyses represent cross-correlations normalized to the power of a single process and are thus not biased by the power of any single series (Grinsted et al., 2004). The cross-spectrum that quantifies the local covariance of two time series (x and y) is defined as:

$$W_{xy}(f, \tau) = W_x(f, \tau) W_y(f, \tau) \quad (11)$$

Then the wavelet coherency between the two time series is defined as:

$$R_{xy}(f, \tau) = \frac{|W_{xy}(f, \tau)|^2}{|W_x(f, \tau)|^2 |W_y(f, \tau)|^2} \quad (12)$$

3.2.4.3 Multispatial convergent cross mapping

Convergent cross mapping has recently been introduced as a practical numerical approach for (i) identifying causal relationships in ecological time series, particularly systems not covered by the Granger method, such as non-separable systems, (ii) identifying weakly coupled variables, and (iii) interactions among species from the effects of shared driving variables (Sugihara et al., 2012). Clark *et al.* (2015) showed that the convergent cross mapping method might be limited in short time series and suggested an improved spatial convergent cross-mapping version. This latter method has been applied in this study to infer a causal relationship between the global and local tuna resources of yellowfin tuna.

First, a simplex projection, an application of Takens' theorem (Sugihara and May, 1990) to test the predictive ability of variables, is estimated. The simplex projection is used to predict the dynamics of a process that is part of a larger system by using information from multiple lagged observations of that single process. A classical simplex projection uses a single long time series, which means that most observations have many corresponding historical observations and many lagged time steps that can be used to make predictions and estimates. In the multispatial approach proposed by Clark *et al.* (2015), they instead leverage information from much shorter time series by drawing samples from the pool of all spatially replicated observations. They then look across these samples to find observations with similar historical dynamics and use a weighted average of those observations to estimate expected dynamics for subsequent steps. Based on these estimates, it is possible to characterize how well the dynamics of a putative forcing process are described by the dynamics of a suspected

response process and assess their causal relatedness. The multispatial convergent cross mapping algorithm proceeds in five steps (Clark et al., 2015) to test for significant causal relationships between two candidate processes. It starts by determining the best embedding dimension for the analysis and ends by testing whether the predictions (represented by ρ) indicate a significant causal relationship.

As analysed in this paper, causality does not mean that the variable that causes entirely generates the variable caused. We agree to define this causality as a cause and effect influence, i.e. the dynamics of the caused variable is directly influenced to some extent by a shock exerted on the causing variable. The convergent cross mapping tests for causation (Y causes X) by measuring the extent to which the historical record of Y values can reliably estimate states of X (Sugihara et al., 2012).

All statistical analyses were conducted with R 4.2. (R Core Team, 2019) and the R packages seasonal (Sax and Eddelbuettel, 2018), VAST (Thorson, 2019), biwavelet (Gouhier et al., 2019), WaveletComp (Roesch and Schmidbauer, 2018) and multispatial CCM (Clark, 2014).

3.3 Results

3.3.1 Cross wavelet coherence results

The cross-correlation between the global and local quarterly abundance indices is not significantly different from zero at lag 0 (for even lags), but conversely there are significant cross-correlations at odd lags: positive at lag 1 and lag -3, and negative at lag 3 and lag -1 (Figure 3.2). The positive correlation between the two variables at lag 1 depicts the one-quarter lag between the two peaks of abundance of these two variables (Annexe 4: Figure S4.6 and Figure S4.7).

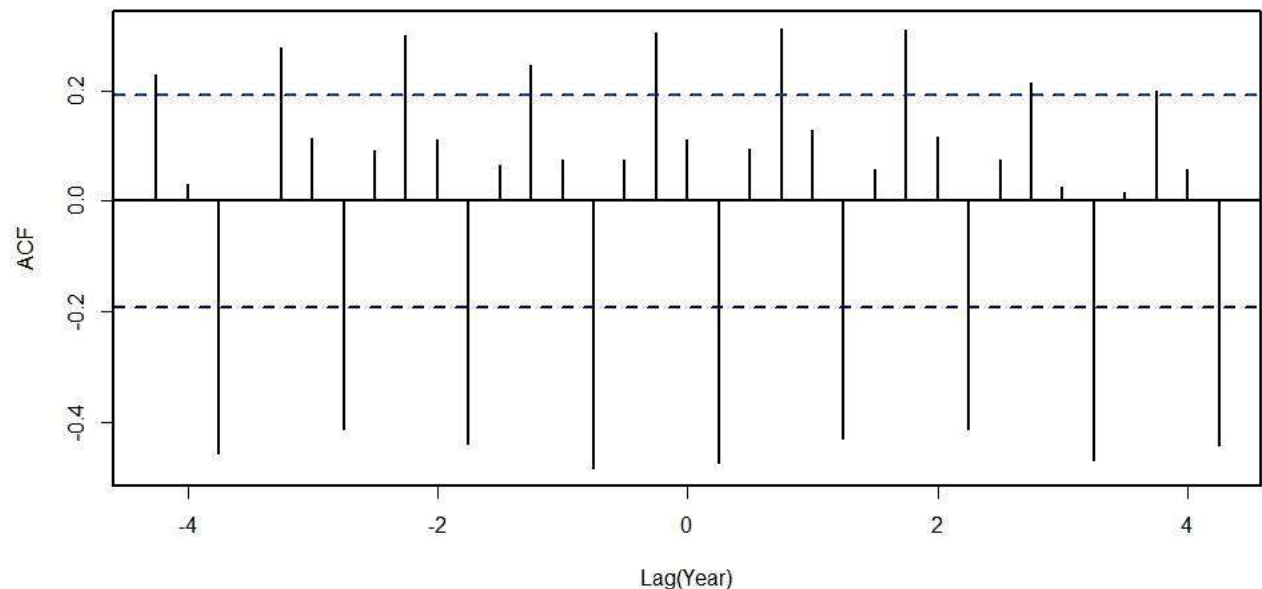


Figure 3.2: Cross-correlation between the quarterly global abundance index (Guéry et al., 2020) and the quarterly local abundance index of the Atlantic yellowfin tuna. The dashed lines indicate the 95% confidence intervals range for significance test.

The cross-wavelet coherence analyses between the global and the local quarterly abundance indices indicates a strong relationship between the two abundance indices (**Figure 3.3**). The wavelet coherence detects common time-localized oscillations between them on the entire period. The arrows in the wavelet plot indicate that the two series are in phase in 1995-2002 and 2008-2017 (**Figure 3.3**), so they move in the same direction in these two periods. The average cross wavelet power indicates large covariance between the time series at all scales around four quarters (1 year) (**Figure 3.4**). The phase observed between these two abundance indices reinforces the patterns observed in their seasonal representation.

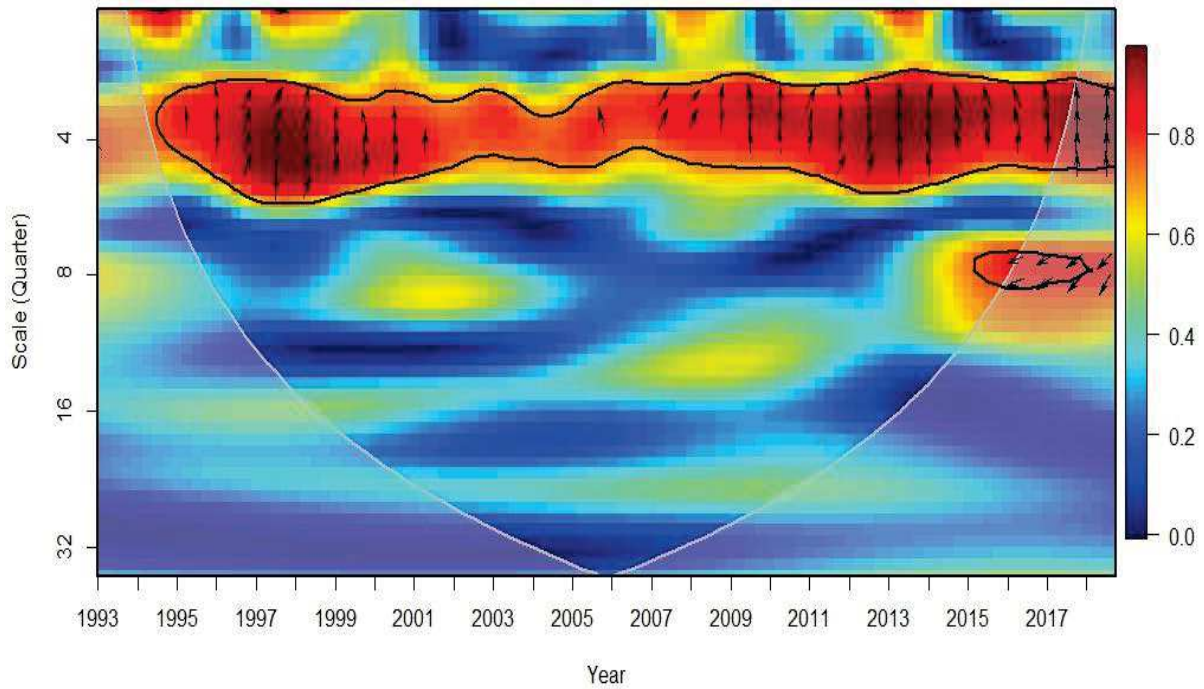


Figure 3.3: Cross-wavelet coherence between quarterly time series of the global abundance index (Guéry et al., 2020) and the local abundance index of the Atlantic yellowfin tuna. The vertical left-hand scale on graph A is expressed in the period (in quarters). The area marked by the white lines indicates the cone of influence (COI) where edge effects become important. The colour gradient, from dark blue to dark red, codes for low- to high-power values.

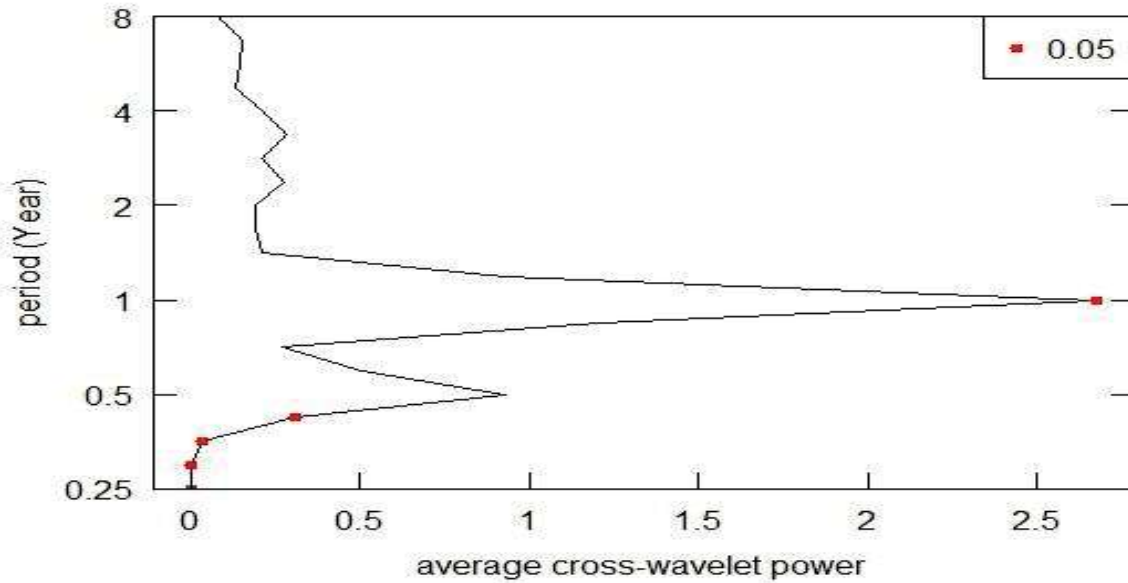


Figure 3.4: Average cross-wavelet power (a) between quarterly time series of the global and the local abundance indices of the Atlantic yellowfin tuna

3.3.2 Convergent cross mapping results

As mentioned in the Methods section, convergent cross mapping is used to identify the causation (causal relationship) between both abundance indices, assuming that the corresponding time series data belong to the same dynamic system.

Applying the convergent cross mapping starts by identifying the maximum embedding of each variable. The optimal embed found in this analysis is estimated at 4 for the global abundance index and 5 for the local abundance index (**Figure 3.5**). This suggests that the state of the global scale resources is significantly causally influencing the abundance index at the local scale while in contrast the local scale does not impact the global scale (**Figure 3.6**).

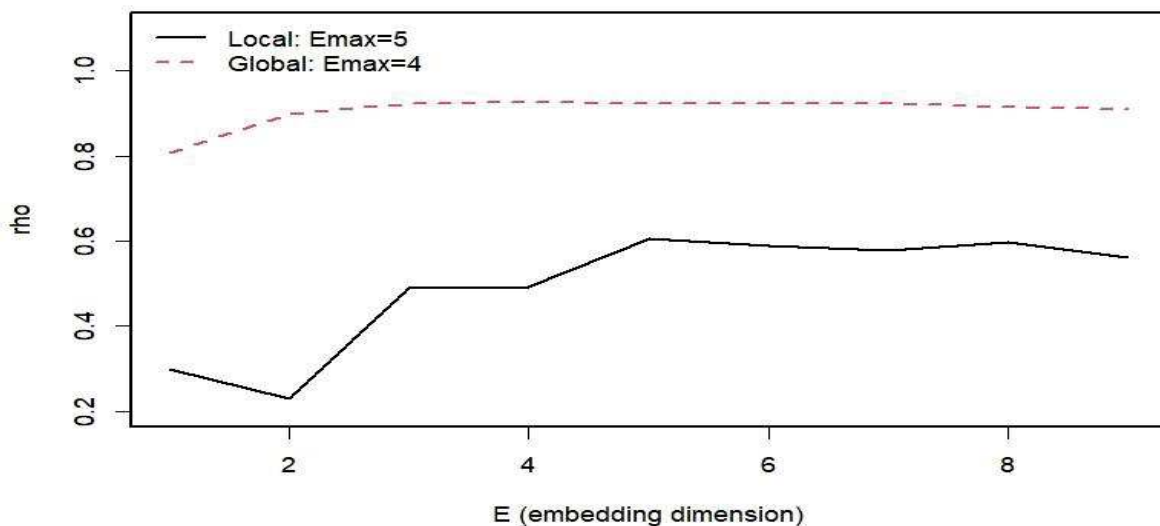


Figure 3.5: Predictability (ρ) as a function of embedding dimension. Emax represent the optimal embedding dimension

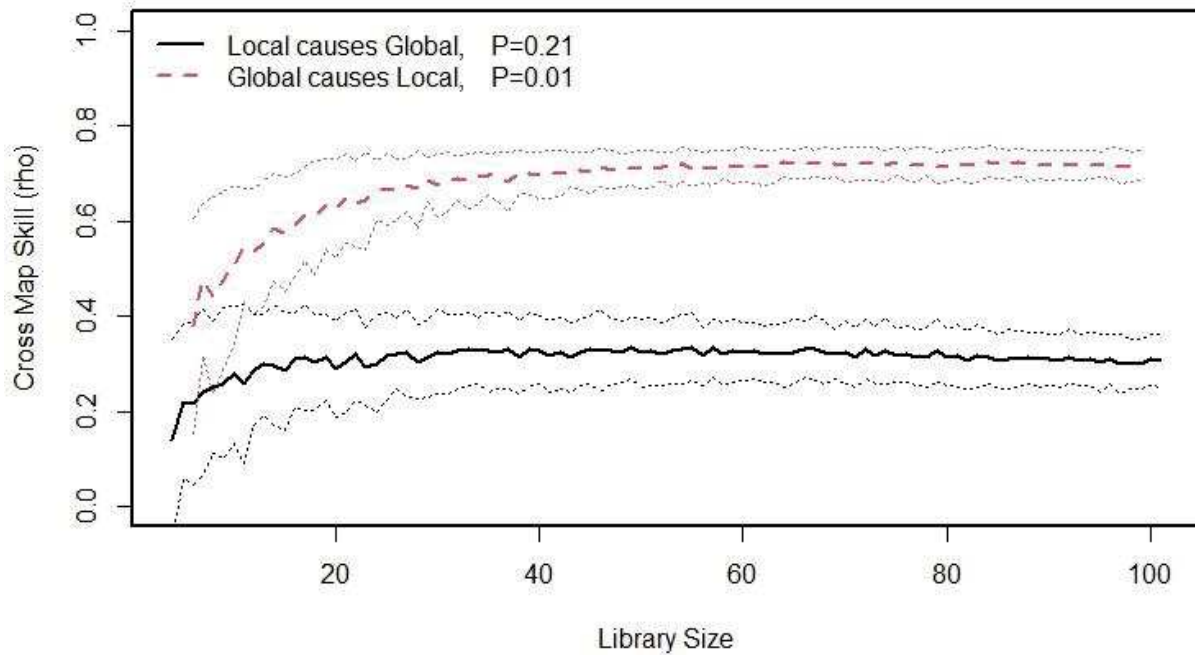


Figure 3.6: Convergent cross mapping between the global and the local abundance index of the Atlantic yellowfin tuna. The figure presents the predictability (ρ) as a function of L for “local causes global” and “global causes local”

3.4 Discussion

This paper analyses the causation (causal relationship) between changes in time of the abundance of the Atlantic yellowfin tuna stock and its local component in the EEZ of Côte d’Ivoire. Our results showed no evidence of an impact of the level of exploitation of yellowfin in the EEZ of Côte d’Ivoire on the global stock. This result is not so trivial as a large harvest on a few age classes (e.g. spawners) in a reduced area might affect the whole stock but there is no evidence of this in our study; conversely, the abundance of the local resources depends on the stock status. This means that the local resource dynamics is explained to some extent by the global stock dynamics. Causality as analysed in this paper is not the strict sense (X causes Y , then the realisation or fate of Y is almost totally generated by X), which is not obvious to observe and model in the analysis of ecological phenomena. Most ecological phenomena are the result of several combinations of factors, both strong and weak influences, which interact to produce a result that can be observed by all. However, scientific communities have agreed to develop and accept methods that can analyse cause and effect relationships that differ in meaning from the strict causal relationship defined above. Causality in the sense of convergent cross-mapping is based on the intuition that X causes Y , if part of the history of values of X can reliably estimate the states of Y . The results of the causality analysis as evaluated in this paper show that the local resource is not only dependent on the global resource. It means that possible shocks (negative: overexploitation, stock collapse, etc. or positive: stock rebuilding following the application of good management policies) occurring at the global level would affect the local resource in the Ivorian EEZ.

In addition, we identified a significant positive association between the global and the local abundance indices in 1993-2002 and 2008-2017 with a periodicity of about one year. The abundance of the global stock has a regular (annual) peak in the first quarter of the year, followed by a progressive decline in the following quarters. In contrast, the abundance of the local resources has its annual peak in the second quarter of the year, followed by a progressive

decline in the following quarters. Our results at the local scale are consistent with Akia *et al.* (2021) using the monthly abundance index. The general observation made at the level of the global stock can be explained by the biology of the yellowfin stock in the Atlantic Ocean. Several studies have shown that an important population of mature tuna generally congregates in the first quarter of the year in the Gulf of Guinea for spawning (Albaret, 1977; Kitchens, 2017). This phenomenon generates an important abundance followed by an increase in the catchability of mature yellowfin on free schools in this area which concentrates most of the catches of yellowfin in the Atlantic Ocean by purse seiners (see **Figure S4.8** in **Annexe 4**). Fonteneau *et al.* (2017), while studying the exploitation of large yellowfin tuna caught on free school concentrations during the 2013 spawning season, highlighted a sort of cyclic pathway that would link the zones of latitude covering the local study area (see **Figure S4.9** in **Annexe 4**).

In addition, the convergent cross mapping does not allow modelling fully all the factors external to the studied system-couple likely to affect it, as it is the case of the Granger causality method, which is not appropriate for the analysis of systems with non-linear and interdependent dynamics like the ecological phenomena. To this end, Sugihara *et al.* (2012) have shown that the convergent cross mapping considers the interdependencies and can differ strong correlation and other strong dynamic interactions between systems and the actual meaning of the causalities that may exist between them. Nakayama *et al.* (2018) demonstrated this assertion in their analysis of the climate change and interspecific interactions driving species alternations between anchovy and sardine, which present strongly correlated dynamics between both these small pelagic species but whose nature is generated by the temperature that causes the dynamics of each variable in the coupled-system of anchovy and sardine. Following the work of Sugihara *et al.* (2012), Monster *et al.* (2017) analyzed the effect of variables external to the subsystem formed by the pair of analyzed variables. Their work showed that stronger external forcing on the subsystem or one of the variables in the system (correlation or causality between the external variable and the variables involved) leads to higher correlations between the observed data in one variable and the estimates obtained from the calculations based on the other variable. They found no evidence that this external forcing disturbs the convergent cross mapping results. The analyses in this paper are based on several working assumptions and choices that deserve to be mentioned. The global abundance estimate is technically different from the local abundance for which we used Thorson's VAST package. However, since we wanted to represent the global stock status, we deliberately selected a validated index used to assess the Atlantic yellowfin tuna stock, comparable to the local abundance index in terms of selectivity and fishing techniques. Several fleets and gear types exploit the tuna resources of the Ivorian EEZ and the Atlantic Ocean stock, but our study was limited to the French and Spanish purse seiners. This choice guarantees the consistency of the results due to the better quality and availability of the data, but interpretations may be affected by the selectivity of the gear. It is important to keep in mind these factors in the conclusions of this research.

The causal analysis in this paper is based on the context of glocalization. The concept of glocal management has been applied to several fields, including sociology (Giulianotti and Robertson, 2007), economics (Pollifroni, 2006), geography (Cabus and Hess, 2000), environment on climate change issues (Crowley, 1998), agriculture (Kawamura, 2020), education (Lanford, 2016), etc. In the marketing context, glocalization means creating products or services for the global market by adapting them to local cultures (Blatter, 2013). Due to spatial disparities, local particularities (environmental conditions, level of exploitation, etc.) and the regional nature of their management, it is essential that coastal countries promote

glocalized management approaches for their tuna resources. This implies however that in addition to the local and global knowledge available, there is a need to assess the nature of the interactions between the global stock and the local resources. With these considerations in mind, we can distinguish four types of causal relationships between global and local scales of a phenomenon:

(1) The local is causally influencing the global. In this case, the health of the global stock is, to some extent, a function of the level of exploitation of the local levels. This situation, which is often very rare, presupposes control of local exploitation and may lead to global management decisions aimed at regulating local exploitation. This kind of situation is sometimes at the heart of global decisions such as establishing spatio-temporal moratoria or other local regulation to protect and ensure the rebuilding of the stock status. Moratoria are usually implemented to control fishing effort, improve spawning potential by protecting adults during spawning season, or protect juveniles from depletion during recruitment (Gulland, 1977).

When the level of exploitation of a local area or adjacent areas has a proven capacity to impact the status of the global stock, the local area is included in the regulation of fishing activities by RFMOs, as it was the case of the inclusion of several EEZs of countries bordering the African coast in the establishment of the ICCAT FAD moratorium area.

(2) The global is causally influencing the local. This means that the local resources are dependent on the level of exploitation at the global scale. In such a case, they would be impacted by decreases in abundance at the global level due to periods of over-exploitation. Therefore, a glocalized management approach for local tuna resources cannot be complete without reference to fluctuations in the state of the global stock. In such situations, the management objectives at the global scale must include maximizing the local countries' benefits to avoid disengagement from cooperation objectives. The best example is the case of the coastal countries in the western and central Pacific oceans. This region accounts for 60% of the world's annual tuna production (Harley et al., 2014), has large EEZs and fisheries, and is of greater economic importance than the Atlantic Ocean coastal countries. However, the coastal countries in this region face difficulties implementing sustainable tuna stocks on a global (traditional) scale. This (global) management inefficiency is due to Pacific Island member states' divergent political and economic interests (Hanich et al., 2010). As a result, there are three levels of a management agreement for tuna fisheries in this area: national, sub-regional and regional (Hampton, 2010). The Pacific Islands Forum Fisheries Agency (FFA) members prioritized national fisheries management for the different fisheries operating in their EEZs (Hampton, 2010). However, some FFA members have formed groups to develop coordinated management measures at the sub-regional level. The first, known as the Parties to the Nauru Agreement (PNA), envisions ecologically sustainable fisheries, tightly controlled and managed through PNA cooperation, generating diverse maximum economic and social benefits. It is clear from these examples that the best tuna fisheries management must seek to achieve global management objectives and maximizing local profit. Miller *et al.* (2014) explores the extent to which a sub-regional (with most local decisions) and an RFMO interacts in managing regional tuna fisheries by examining the interplay between the regional Western and Central Pacific Fisheries Commission (global scale) and the Parties to the Nauru Agreement (local scale). They conclude from their analysis that unilateral management at the global or sub-regional level cannot effectively manage the tuna fisheries in this area. However, the combined work of the PNA and the WCPFC may represent a testing ground for a functional multilateralism based on shared resources and utilizing both regional and sub-regional governance platforms.

(3) The lack of causality between the local and the global. The management of local resources under this hypothesis is independent of the level of exploitation of the state of the stocks at the global scale. Therefore, it would be more focused, for example, on managing the local level of exploitation of the resource concerning the environmental conditions observed at the same spatial scale and regulating the local fishing effort.

Finally (4) a bidirectional causality between the local and the global is a combination of the first two cases.

In view of the results of this study and its implications, we recommend a glocalized management approach summarised in 4 axes:

1. Involvement of members through active contributions to global management
2. Taking into account the negative externalities of global management on the local benefit of coastal countries through the establishment of a stabilization fund to ensure economic compensation
3. Promotion of equitable exchanges of local information, knowledge and experience
4. Support (Economic and intellectual) countries whose natural conditions and assets are favourable for realizing local research of global interest.

3.5 Conclusion

It is essential to remember that tuna fishing has two dimensions of different scales: global in terms of how stocks are managed and local regarding their temporary belonging to a coastal State's EEZ. The global management by RFMOs prioritized in the 1982 United Nations Convention on the Law of the Sea can be reinforced by components aimed at optimizing coastal countries' benefit from their local resources. In return, optimizing the local benefit of coastal states would promote their active involvement and participation in the programmes of fisheries management organizations. This active involvement would ensure that research and knowledge on tuna resources are advanced by collecting and sharing good quality data, knowledge, and local experience. The advancement of research and knowledge will facilitate good decision-making to ensure sustainable and profitable exploitation of these resources. Our paper does not call into question the current management of tuna fisheries, but proposes guidelines to optimize this management by ensuring the maximization of coastal benefits derived from their local resources. All of these proposals can be summarized as the promotion of glocalized management approaches to tuna fisheries. This requires additional consensus-building efforts and a higher level of commitment from coastal countries. Furthermore, it requires case studies such as those conducted in this study to evaluate the state of local resources and their degrees of dependence with the global stock.

Inter-chapitre

Le chapitre suivant trouve sa justification dans les conclusions du chapitre 3. En effet, l’analyse de la causalité entre le global et le local visant à apporter un complément de connaissances locales aux décisions de gestion proposées par l’ICCAT, il est de ce fait très important que les représentants des instances locales puissent s’impliquer et contribuer de manière significative aux recherches d’envergures globales coordonnées par cette ORGP. Afin de montrer comment les chercheurs des pays côtiers peuvent s’impliquer activement et utilement dans le processus d’évaluation des stocks partagés, ce chapitre met en avant de manière concrète une approche de gestion ‘glocalisée’ des thons par une implication significative aux programmes de recherche menés à des échelles globales avec, si possible, une mise en avant des spécificités locales du programme. On y trouve deux contributions à l’analyse des données de marquage du programme ‘AOTTP’ organisé par l’ICCAT. En effet, le port d’Abidjan, principal port de débarquement des flottes de senneurs dans l’Atlantique est un point focal de ce programme de marquage en matière de recaptures et de report des poissons marqués et recapturés. Son fonctionnement par rapport à la collecte d’informations scientifiques a pu y être analysé, particulièrement le niveau des incertitudes liées à la collecte des données. L’analyse des flux d’informations vise à présenter des estimations sur les incertitudes liées aux données de marquage à l’échelle globale du programme AOTTP.

Ce chapitre est composé de deux parties qui sont des travaux présentés au symposium de l’AOTTP (Janvier 2021) et soumis à *Fisheries research* pour le compte de l’édition spéciale dédiée aux travaux réalisés dans le cadre de l’AOTTP.

Chapitre 4 : Un préalable à une approche de gestion ‘glocalisée’ des thons

“Quand plusieurs sont d'accord sur un point, quoiqu'ils aient peu de force, ils peuvent faire de grandes choses. — Un lionceau fut tué, dit-on, par une troupe de fourmis rassemblées.”

Proverbe tibétain, Le trésor des belles paroles tibétaines (1858).

Partie 1: Estimating tag-reporting rates for Atlantic tropical tuna fleets using coincidental tag return and tag seeding experiment data

Akia S^{1,2,3*}., Amandé M²., and Gaertner D^{1,3}.

1) MARBEC, Univ Montpellier, CNRS, Ifremer, IRD, Sète, France

2) Centre de Recherches Océanologiques (CRO), Abidjan, Côte d'Ivoire

3) Institut de Recherche pour le Développement (IRD), UMR MARBEC, Av. Jean Monnet, CS 30171, Sète Cedex 34203, France

*) Corresponding author at: UMR MARBEC, Avenue Jean Monnet CS 30171, Sète, CEDEX 34203, France. E-mail address: sosthene.akia@ird.fr (S. AKIA)

Abstract

One of the most important biases to consider in tagging capture-recapture data for stock assessment studies is the proportion of reported tags among the actual recaptures, i.e., the tag-reporting rate. In this study, we used the model developed by Kimura (1976) and adapted in a Bayesian framework by Carruthers et al. (2015) to estimate the reporting rates for multiple fleets using coincidental tagging data and catch data disaggregated by species, school-type (Fish Aggregating Device and Free Swimming Schools), location and time. The method was applied on these datasets and tag seeding experiments conducted during the Atlantic Ocean Tropical Tuna Tagging Program (AOTTP) conducted by the ICCAT (International Commission for the Conservation of Atlantic Tunas). Tag seeding consists of secretly planting tags in fishers' catches by observers onboard fishing vessels to verify that the tag is found during later stages (landing, processing, etc.). Reporting rates were estimated for thirteen (13) Atlantic Ocean tuna fleets. Our results showed that the tag-reporting rate for the Atlantic Ocean fisheries components was as large as 84.70% (80.58% – 84.75%) for the European Union purse seiner (Spain and France) fleet but decreased to 22.83% (15.26% - 31.24%) for several surface fleets (bait boats and other purse seiners).

Keywords: Tagging reporting rate, tag seeding, tropical tuna, Tagging data, Atlantic Ocean.

4.1 Introduction

Tuna tagging programs remain valuable sources of information for research on these migratory species. Since the "Rio de Janeiro conference" (in 1966), ICCAT has been responsible for coordinating research on Atlantic tuna and the regional management of its fisheries (Carroz and Roche, 1967). As part of this mission, ICCAT has implemented several tagging programs in the Atlantic Ocean over the years. However, most of these programs were limited to one species, and for practical reasons, they were not carried out on an Atlantic Ocean basin-wide. The long-awaited project of an Atlantic Ocean basin-scale tagging program started in June 2016 under the "Atlantic Ocean Tropical Tuna Tagging Program (AOTTP)". The AOTTP objective is to improve the estimation - derived from capture-recapture data - of stock assessment's key parameters, namely growth, natural mortality, fishing mortality, migrations, and stock structure. From 26 June 2016 to 28 December 2020, 120.679 fish were tagged using conventional, internal electronic and chemical (OTC) tags. As of 29 July 2021, 17669 tags have been recovered, implying an empirical recapture rate (assuming 100% reporting) of 14.64%. The main target species of AOTTP were the three principal tropical tunas (skipjack, *Katsuwonus pelamis*; yellowfin, *Thunnus albacares* and bigeye, *Thunnus obesus*). Assessing exploitation and mortality rates with AOTTP's tagging data requires a good estimate of the proportion of recaptured tags that are returned: the tag-reporting rate (Hillary et al., 2008). However, the rate of fisher underreporting is usually unknown.

Several methods have been used to estimate the tag-reporting rate. Some include the use of tagging data alone, angler or port surveys, high reward tagging, and observer programs in multi-component fisheries with a 100% reporting rate in one component (Pollock et al., 2002, 2001). However, these methods assume spatio-temporal invariance of the reporting rate and 100% reporting of all fish recovered from a portion of the fishery, which can be considered extreme assumptions (Berger et al., 2014). On the other hand, the tag seeding experiments estimate tag reporting rates for the fishery components that conform to the experimental tagging plan (gear, fleet, landing location, Etc.). Tag seeding consists of secretly planting tags in fishers' catches by observers onboard fishing vessels to verify that the tag is found during later stages (landing, processing, etc.) (Hearn et al., 2003). However, sometimes tag seeding is compromised, or seeding experiments cannot be conducted for all fleets operating in the tagging area to infer an overall reporting rate. In such situations, we can proceed another way by defining an observer fleet whose reporting rate is known and better controlled.

The concept of estimating all the fishing operators' reporting rates by knowing one operator's reporting rate, developed initially by Kimura (1976), was extended by Carruthers and McAllister (2010) to a Bayesian estimator that operates on data disaggregated in time, space, and size of the species. This method is divided into three steps: (1) selection of the observer fleet and calculation of the reporting rate associated with this fleet, (2) construction of comparison strata of the observer fleet's catch data and recaptured tags with that from the other fleets and (3) inference of the reporting rate of the other fleets from the reporting rate of the observer fleet. Our observer fleet (in this study) is the European purse seiner fleet (France and Spain flags) operating in the Atlantic Ocean. The other fleets' reporting rate estimation is done by comparing the catches and recaptures made simultaneously in the same strata by these fleets and the observer fleet (coincidental tagging data). Carruthers et al. (2015) used time, space and tuna size factors to construct these strata.

In our case, we based strata construction on time, space and school type factors. School type means an unassociated school (i.e., free school) where large yellowfin tuna dominate, and floating objects, mainly drifting fish aggregative devices (dFAD), attracting skipjack and juvenile bigeye and yellowfin. As the difference between the two fishing methods is obvious, it is essential to consider fleets' fishing strategy to limit such heterogeneities. Therefore, this study estimates the tag-reporting rates of the major surface fleets operating in the Atlantic Ocean that have caught at least thirty (30) tags during the AOTTP program. Small-scale artisanal fleets and longline fleets, which report low recaptures, were not included in the analysis.

4.2 Materials and methods

4.2.1 Theory

As mentioned in the Introduction section, Kimura (1976) developed a method to infer the unknown tag-reporting rate of a commercial fleet from an observer fleet with a known tag-reporting rate. By defining an observer fleet (*obs*) for which we have simultaneously the amount of fish caught (C_{obs}) and the number of tags recovered (T_{obs}) in a given spatio-temporal stratum, the following relationship can be established:

$$\lambda_{com} = \frac{T_{com} C_{obs} \lambda_{obs}}{T_{obs} C_{com}} \quad (1)$$

where T is the number of tags, C is the number of fish caught, and the subscripts *obs* and *com* refer to the data of an observer fleet assumed to have a known reporting rate of λ_{obs} and a commercial fleet with unknown reporting rate λ_{com} .

For the sake of generalization and to be able to use this method to infer the tag-reporting rates of other fleets that do not overlap with the observer fleet in a given spatio-temporal stratum, we can rephrase it in terms of mark rate m (the probability of catching a tag given a fish is caught).

$$m = \frac{T_{obs}}{\lambda_{obs} C_{obs}} = \frac{T_{com}}{\lambda_{com} C_{com}} \quad (2)$$

and therefore:

$$T_{com} = m \lambda_{com} C_{com} \quad (3)$$

Note that where λ_{com} is known, for any strata in which T_{obs} and C_{obs} are reported, m is informed. Any fleet that reports T_{com} and C_{com} the same strata may be assumed to be operating on the same population of marked fish of mark rate m . It follows that these coincidental observations inform the reporting rate of the commercial fleet. If reporting rates can be assumed constant over time and space, this commercial reporting rate will then serve to inform other fleets' reporting rates with coincidental data (even if they do not overlap

directly with the observer fleet). In this way, commercial reporting rates flow from the observer fleet through a network of mark rates and overlapping tag recovery observations. In this study, the observer fleet is composed of French and Spanish purse seine fishery for which there are independent tag seeding data with which to estimate the tag-reporting rate.

The tag-reporting rate of the observer fleet can be quantified from tag seeding data by assuming a binomial probability of reporting a seeded tag as suggest by Carruthers and McAllister (2010):

$$P(R | \lambda_{obs}, S) = \binom{S-1}{R} \lambda_{obs}^R (1 - \lambda_{obs})^{S-R} \quad (4)$$

where S is the number of seeded tags and R is the number of seeded tags that were reported by the observer fleet. For any strata S, the tags reported by a fleet f can be assumed to be distributed according to the negative binomial distribution:

$$P(T | C, \lambda, m) = \prod_f \prod_s \binom{C_{f,s}-1}{T_{f,s}} (\lambda_f m_s)^{T_{f,s}} (1 - (\lambda_f m_s))^{C_{f,s}-T_{f,s}} \quad (5)$$

In this study, a stratum (see "The strata of comparisons" section for more details on strata construction) is a division in time, space and fishing mode (FAD vs free school) for which a population of fish can be assumed to have the same mark rate m. For the commercial fleets, reporting rates were assigned a uninformative beta(1,1) prior. In this analysis, we prescribe the same beta prior for the mark rate of each stratum. Using the Gibbs sampler, we used a Bayesian statistical approach to estimate reporting rates distribution with Markov Chain Monte Carlo (MCMC) simulation. The MCMC was undertaken using R 3.6.3 (R Development Core Team, 2020), the package 'R2WinBUGS' (Sturtz et al., 2005) and WinBUGS 1.4 (Lunn et al., 2000) with three chains of 50 000 iterations and a 'burn-in' of 5000 samples. In addition, the R packages ggcmc (Fernández-i-Marín, 2016) and coda (Plummer et al., 2006) has been used to process the MCMC simulation obtained from WinBUGS and assessing the convergence of the MCMC algorithms.

4.2.2 Presentation and pre-processing of the study data

From 26 June 2016 to 28 December 2020, 120.679 fish (tropical tuna) had been tagged (during AOTTP) using both conventional, electronic and chemical (OTC) tags, of which 41015 (36.53%) were yellowfin, 46989 (41.85%) were skipjack, and 24217 (21.62%) were bigeye. As of 29 July 2021, 17669 tags concerning the three tropical tuna have been recovered, of which 8423 were yellowfin, 3576 were skipjack, and 5021 were bigeye. Data with key information at recapture (gear type and fleet code, date, position) missing were removed from the analysis. According to the flag and fishing gear type, we considered fleets that recaptured at least 30 tags during the AOTTP programs. We split the data treatment

according to gear type: the purse seine catch and recapture, and the other gears catch and recapture data (Only bait boats and handline).

Catch and fishing effort statistics for each species by small area (1x1 degree squares by month for purse seiners, 5x5 degree squares by quarter for bait boats), gear, flag, and month raised to the total landing of Atlantic fishing fleets were extract from the ICCAT website. These datasets were used as the data source to calculate the catch rate m .

Since the purse seine catch and effort statistics of the tropical tuna fishery operating in the Atlantic Ocean are only available through 2019, we selected (for purse seiners) the capture-recapture data that occurred through 31 December 2019. Likewise, since the other fleets' catch and fishing effort data raised to total landings are only available through 2018, we selected (for bait boats and handline) the capture-recapture data that occurred through 31 December 2018. This preprocessing allowed us to obtain 12288 recapture data, representing 72.19% of the initial data.

A tag seeding experiment had been conducted on board some fleets and some unloading locations. Scientific observers or voluntary skippers secretly tagged some tunas before the fish were placed in the vessel's well. The probability of detecting these seeded tags was comparable to those used in an actual tagging operation. After preprocessing the tag-seeding data, we get 338 tags seeded on the French and Spanish purse seiners for the three target tuna species (Yellowfin, Bigeye, and Skipjack).

4.2.3 Definitions of fleets for which reporting rates were estimated

We initially planned to estimate the tag-reporting rate of 15 fleets (fleets that recaptured at least 30 tags during the AOTTP programs) according to the flag and fishing gear type. Unfortunately, two of them (Ivorian artisanal fleets and Brazilian bait boats) did not overlap well with the observer fleet, making it impossible to use this method to estimate their reporting rate (see **Figure S5.1** to **Figure S5.4**, **Annexe 5**). Furthermore, we would have liked to estimate some gears' tag-reporting rate, such as some longlines active in the Atlantic Ocean, but we could not do so. Indeed, sometimes catches are poorly documented, and some are concentrated in small specific areas (e.g., the networks of anchored FADs in the Ivorian EEZ or catches near the coast)). For all of these reasons, it is difficult or impossible to estimate the tag-recovery rate of these fleets using this method. After all the validation and verification steps of the model's hypotheses, we defined 12 fleets (in addition to the Spanish and French fleet). Some of them result from the grouping of several (see **Table 1** for a complete presentation). The "BB_Dakar" and "PS_BB_GHA" concerned the bait boat vessels of Spain, France, and Senegal based in Dakar-Senegal and the purse seiner and bait boat vessels of Ghana, respectively. For Ghanaian fleet (composed of two different gear), the ICCAT tropicals working group (WG) concluded that guidelines and protocols of data treatment and estimation of catch and efforts data, as specified in Chassot et al. (2016), considered bait boat and purse seine in the same fleet. Consequently, we put the two Ghanaian gear together in the same fleet call "PS_BB_GHA" and then estimated a reporting rate for the Ghanaian purse seiner fleet called "PS_GHA" to do sensitivity analysis (because more than 85% of Ghanaian recaptures are from purse seiners, see **Table 2** and **Table 3**).

4.2.4 The strata of comparisons

In the development of the methodology, selecting the observed fleet and estimating its tag-reporting rate using seeding data is followed by the construction of strata to compare the mark (m) rates between the observed fleet and the other fleets. Disaggregating the data into strata in estimating the reporting rate corrects some bias generated by assuming that the reporting rate is homogeneously distributed throughout the study area. Besides, this process significantly reduces the number of overlapping recaptures data used to infer the other fleets' reporting rates. This phase is crucial because it is the basis of the reporting rates estimation with this method. Therefore, it is necessary to construct strata so large that they cannot correct for said biases or so small that they reduce the amount of data useful for analysis. In addition, it is essential to know what spatio-temporal resolution is appropriate for comparing different fleets' return rates. We used the spatio-temporal resolution of the catch and fishing effort data (1x1 degree squares by month for purse seiners, 5x5 degree squares by quarter for bait boats), extracting from the ICCAT website as the best spatio-temporal resolution of strata. Fishing mode (school type), species, and size distribution generate heterogeneity in fleets' catch data study.

Table 4.1: The disaggregation of fishing fleets operating in the Atlantic Ocean for which individual reporting rates were estimated. We defined 12 ‘fleets’ (in addition to the Spanish and French fleet) according to different combinations of flag and gear. In some cases, these ‘fleets’ are grouping multiple flags or gear types; for example, the baitboat of Spain, France, and Senegal based in Dakar and operating off Senegal were aggregated under the term ‘BB_Dakar.’

Flag	Gear	Fleet code	Description
Panama	Purse seiner	PS_PAN	Purse seiner vessels of Panama
Salvador	Purse seiner	PS_SLV	Purse seiner vessels of Salvador
Curaçao	Purse seiner	PS_CUW	Purse seiner vessels of Curaçao
Guatemala	Purse seiner	PS_GTM	Purse seiner vessels of Guatemala
Senegal	Purse seiner	PS_SEN	Purse seiner vessels of Senegal
Cabo Verde	Purse seiner	PS_CPV	Purse seiner vessels of Cabo Verde
Brazil	Handline (HL)	HL_BRA	Handline vessels of Brazil
Ghana	Purse seiner	PS_GHA	Purse seiner (only) vessels of Ghana
Ghana	Purse seiner and Bait Boat	PS_BB_GHA	Purse seiner an Bait boat vessels of Ghana
Spain, France & Senegal	Bait Boat	BB_Dakar	Bait boat vessels of Spain, France and Senegal based in Dakar Senegal
Spain	Bait Boat	BB_SPA_CAN	Bait boat vessels of Spain operating in the Canary Islands
Portugal	Bait Boat	BB_PRT	Bait boat vessels of Portugal operating in Madeira and Azores
Spain & France	Purse seiner	Ref_PS_FR_SPA	Purse seiner vessels of Spain and France

Where possible, we add species and school type (approximate size-structure of the catch data) factors in the strata's construction. Some fleets have a missing value for the school type variable in the database, while others value the school type variable with some fishing operations without assigning the school type. If it was impossible to estimate the proportion of catches of these fleets by school type, we simplified the calculation by removing the school type variable in the strata construction to compare these fleets and the observer fleet. For most cases, the strata constructed are thus of the type: spatio-temporal structure*year*species* school type. Some data in the capture-recapture database have missing information for the school type variable. We used the distribution of catches by school type to distribute these recapture data without school type. Some catch and fishing effort data have missing information for the school type variable; we then considered models without school type. We estimate the tag reporting rates from these strata and test the hypothesis that the tag reporting rate of the observer fleet is higher than those of the other fleets. This condition allows us to validate the choice of the spatio-temporal structure or to use a larger resolution to obtain more coincidence between the data of the fleet under consideration and those of the observer fleet. We proposed two other spatio-temporal structures for the purse seiners and one other structure for the bait boats. The base case model proposed ensures spatio-temporal strata's construction depending on the species and the fishing mode. Situations that require data restructuring, distribution of recaptures without school type information, and simplification of strata construction (strata with catch data without defining school type) were addressed to ensure the estimation of the tag-reporting rate of the 12 fleets. The final models used for the estimation of each tag reporting will be specified in the result section.

Table 4.2: Total nominal catch of fish (tons) and recaptures numbers by fleet, average recapture rate and simple reporting rate for purse seiner. The average recapture rate is the tags recaptured per tons of fish caught. Assuming a single mixed strata, an approximate point estimate of reporting rate can be calculated for the eight purse seiners ('Simple reporting rate estimate') by multiplying their recapture rate by the assumed reporting rate of the observer fleet (84.95%; 290 tags seeded, 247 reported) and dividing this by the recapture rate of the observer fleet.

Fleet code	Catch (tons)	Number of recaptures	Average recapture rate	Simple reporting rate estimate (%)
PS_PAN	41036.5	443	10.79	85.34
PS_SLV	86443.2	554	6.4	50.66
PS_CUW	1100063.4	724	6.57	52
PS_GTM	46883.8	65	1.38	10.96
PS_SEN	113640.7	1975	17.37	137.4
PS_GHA	178580.7	379	2.12	16.77
PS_CPV	37449.3	90	2.40	18.99
Ref_PS_FR_SPA	371491.9	3990	10.74	84.91

Table 4.3: Total nominal catch of fish (tons) and recaptures numbers by fleet, average recapture rate and simple reporting rate for bait boats. The average recapture rate is the tags recaptured per tons of fish caught. Assuming a single mixed strata, an approximate point estimate of reporting rate can be calculated for the five bait boats ('Simple reporting rate estimate') by multiplying their recapture rate by the assumed reporting rate of the observer fleet (84.95%; 290 tags seeded, 247 reported) and dividing this by the recapture rate of the observer fleet.

Fleet code	Catch (tons)	Number of recaptures	Average recapture rate	Simple reporting rate estimate (%)
PS_BB_GHA	227351.4	402	1.76	10.99
BB_Dakar	34127.5	1948	57.08	354.8
BB_SPA_CAN	17524	545	31.09	193.30
BB_PRT	16506.8	335	20.29	126.15
HL_BRA	65634.1	197	3	18.65
Ref_PS_FR_SPA	274012.9	3745	13.66	84.95

4.2.5 Convergence of the MCMC algorithms (Gelman and Rubin's diagnostics tools)

The Markov Chain Monte Carlo (MCMC) algorithms are widely used to fit complicated statistical models in situations where the traditional estimation techniques are challenging to apply. However, it is difficult to determine the algorithm's convergence because it is not a scalar quantity to a point but that distribution to another distribution. Therefore, MCMC diagnostic tools are needed for deciding the convergence of Markov chains to stationarity. There are many MCMC diagnostics tools in the literature, but we will use the Gelman-Rubin diagnostic tools (parameters and plot) in this paper. Gelman and Rubin's (1992) approach to monitoring convergence is based on detecting when the Markov chains have forgotten their starting points by comparing several sequences drawn from different starting points and checking that they are indistinguishable. There are many ways to compare parallel sequences. The most obvious approach is to look at overlaid traceplots and see if the two sequences can be distinguished. A quantitative approach is based on the analysis of variance. Gelman-Rubin measures whether there is a significant difference between the variance within several chains and between several chains by a value called "scale reduction factors." The `gelman.diag` function in the R package `coda` gives the scale reduction factors for each parameter. A factor equal to 1 means that between variance and within-chain variance are equal; larger values mean that there is still a notable difference between chains. Thus, the parameters are suitable when there are below 1.1. The R package `coda`'s `gelman.plot` function shows the development of the scale-reduction over time (chain steps), which is helpful to see whether a low chain reduction is also stable.

4.3 Results

The data structure allowed us to estimate two types of modelling procedure (i.e., omitting catch data without declared school type vs reallocation of the catch with unknown school type based on known proportions by school type) with two types of strata construction in each modelling option. The specification-retained strata by fleet are presented in **Table 4**. Reporting rate estimates in this study are detailed in **Table 3** and illustrated in **Figure 4.1** and **Figure 4.2**. The "gelman.diag" gives us the potential scale reduction factors for each parameter, and the "gelman.plot" gives the development of the potential scale reduction factor over time (chain steps), which is useful to see whether a low chain reduction is also stable (see **Table 5** and **Figure S5.7 in Annexe 5**). All the factors are approximately equal to 1 and less than 1.1. Thus, it ensured that convergence could not be rejected, as Gelman and Rubin (1992) suggested. The posterior estimates of reporting rates vary widely among the different fleets. Based on tag seeding experiment data, the reporting rate of the EU purse seiner fleet was estimated to be 84.72%. The mean reporting rate estimates of the twelve fleets were between 22% and 72%. The Ghanaian fleet composed of bait boats and purse is the lowest reporting rate. The sensitivity analysis confirms no more difference between the reporting rate of purse seiners and purse seiners combined to bait boats and confirmed the necessity to consider these two gear in the same fleet.

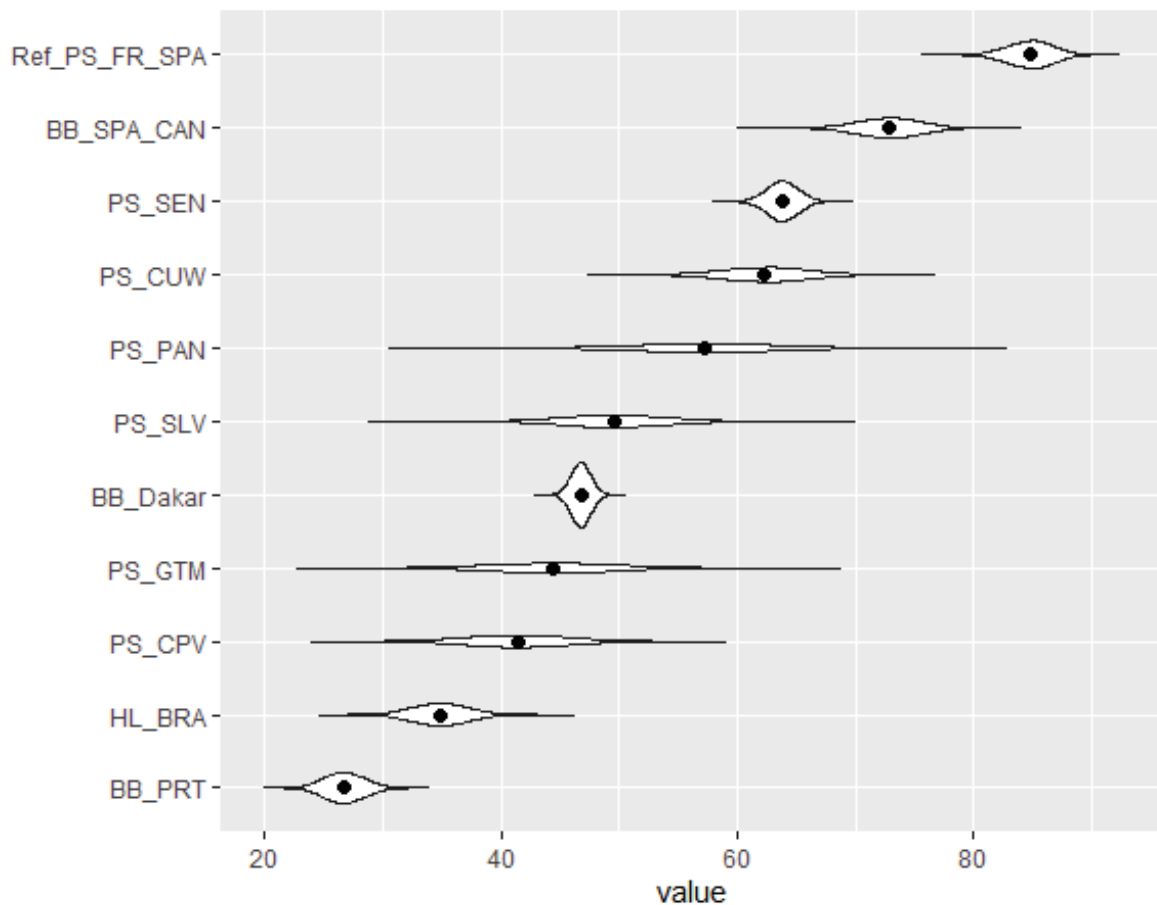


Figure 4.1: MCMC posterior probability and 95% credible intervals for the estimated reporting rates of the 12 fleets (without Ghanaian fleets). The central range depicted by a solid black violin is the 50% probability interval. The most central range is the 95% (97.5 - 2.5%) credible intervals.

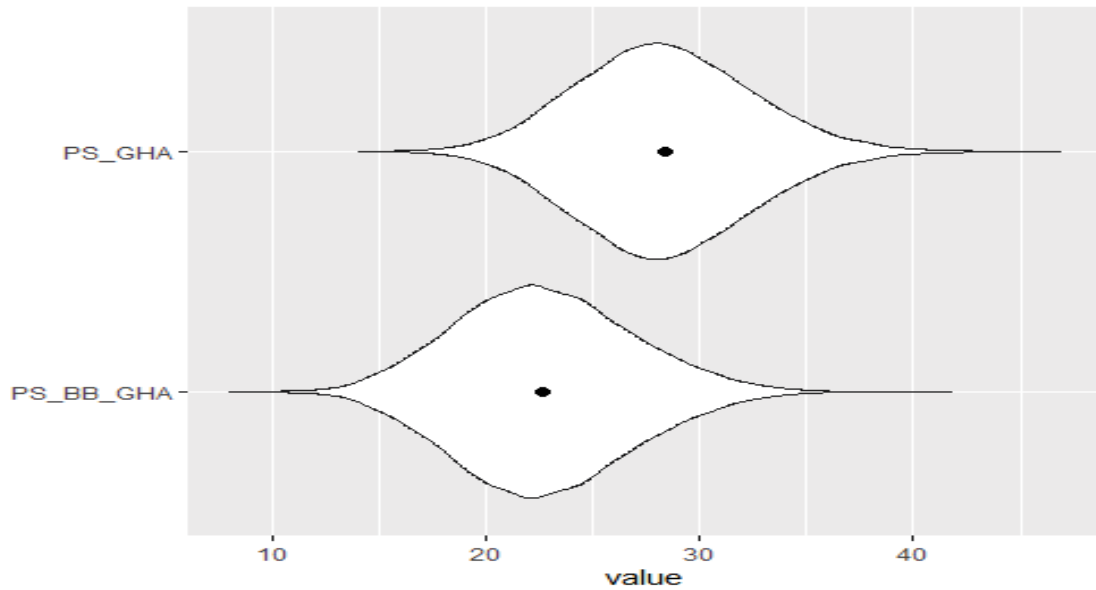


Figure 4.2: MCMC posterior probability and 95% credible intervals for the estimated reporting rates of Ghanaian fleets. The central range depicted by a solid black violin is the 50% probability interval. The most central range is the 95% (97.5 - 2.5%) credible intervals

Table 4.4: Posterior probability distributions (SD mean standard deviation) of Atlantic reporting rates (percentages) and models used in each case.

Fleet code	Models	MCMC posterior probability and credible intervals				
		2.50%	50%	97.50%	Mean	SD
PS_PAN	School-type*specie*year*[1° x Month]	44.93	57.37	69.50	57.29	6.31
PS_SLV	School-type*specie*year*[1° x Month]	40.83	49.62	58.17	49.62	4.39
PS_CUW	School-type*specie*year*[1° x Month]	54.77	62.37	69.39	62.28	3.70
PS_SEN	School-type*specie*year*[5° x Bimonthly]	61.18	63.81	66.42	63.81	1.34
PS_CPV	School-type*specie*year*[10° x Quarter]	33.10	41.34	50.12	41.12	4.36
PS_GTM	School-type*specie*year*[10° x Quarter]	33.91	44.35	55.54	44.49	5.47
BB_Dakar	School-type*specie*year*[5° x Quarter]	45.15	46.76	48.38	46.76	0.82
HL_BRA	Specie*year*[20° x Semester]	30.26	34.87	39.61	34.88	2.37
BB_SPA_CAN	Specie*year*[20° x Semester]	67.49	72.85	77.77	72.79	2.65
BB_PRT	Specie*year*[20° x Semester]	23.49	26.73	30.26	26.77	1.72
PS_GHA	School-type*specie*year*[5° x Bimonthly]	20.77	28.23	36.72	28.35	4.07
PS_BB_GHA	School-type*specie*year*[5° x Quarter]	15.09	22.51	31.11	22.69	4.10
Ref_PS_FR_SPA	Directly obtained from tag seeding data	80.74	84.78	88.39	84.72	1.96

Table 4.5: Gelman-rubin convergence diagnostics (Convergence rule: parameter < 1.1)

Parameters	Point estimate	Upper Confidence interval
PS_PAN	1.001	1.000
PS_SLV	1.000	1.000
PS_CUW	0.999	1.001
PS_SEN	1.000	1.000
PS_CPV	1.000	1.001
PS_GTM	1.000	1.001
BB_Dakar	0.999	1.000
HL_BRA	1.000	1.000
BB_SPA_CAN	1.000	1.001
BB_PRT	1.000	1.001
PS_GHA	1.000	1.000
PS_BB_GHA	0.999	1.000
Ref PS_FR_SPA	1.000	1.001
Multivariate potential scale reduction factor	1.002	

4.4 Discussion

This study aimed to estimate the tag-reporting rate of the main surface fleets catching tropical tunas in the Atlantic Ocean. Based on a theoretical approach proposed by Kimura (1976) combined with a Bayesian method proposed by Carruthers and McAllister (2010), we were able to estimate the tag-reporting rate of twelve fleets. The approach is to infer the tag-recovery rate of other fleets from an observed fleet for which we can have a relatively good estimate of its tag-reporting rate. The observer fleet in this study was the European purse seiner fleet composed of Spanish and French vessels for which the reporting rate was estimated at 84.94% from tag seeding data. Except for the purse seiners from Curacao, the tag reporting rates calculated for the other fleets were lower, including a value of 7.55% for the lowest. A large discrepancy can be observed between flags for the same fishing gear. Baitboats from Canarian island or operating from Dakar (Senegal) exhibited larger reporting rates than small Cap-Verdean baitboats or Portuguese baitboats (from Madeira and Azores). For the purse seiner component, the report rate is low for the Ghanaian fleet and worst for Guatemala and El Salvador. The reporting rate for the purse seiners from Cape Verde and Panama were however larger. The differences observed between the European purse seiners and the same type of vessels from Cape Verde and from these three latino-american countries are surprising as the purse seiners belong to Spanish tuna companies. There is not a clear explanation for this but may be as Cape Verde offers fishing opportunities to fishing vessels from other states, these flags may have a larger proportion of landings in Mindelo (Cape Verde) as well as in Tema/Takoradi (Ghana) than the European fleet mostly landing in Abidjan (Cote d'Ivoire).

It must be stressed that the tag-reporting rate estimated from the tag seeding data was made under the strong assumption that it remained homogeneous for this fleet over the entire study period and spatial extent. Indeed, all the analyses carried out in this study were based on several assumptions: (1) tags are distributed homogeneously over the spatial and temporal scale of comparisons among fleets (i.e. at the resolution of the estimated mark rates "m"); (2) reporting rates remain constant over time, among species and are the same in areas beyond spatio-temporal comparisons; (3) catches are accurately reported (as showed by Carruthers et al., 2014). The results obtained are meaningful only under these assumptions and cannot be interpreted or validated outside of them. However, we are aware that several studies have shown that tag-reporting rates vary over time and space. Therefore, we emphasize the hypothetical nature of this assertion. Hampton (1997) evidenced a spatio-temporal dependence of the reporting rate in a tagging program and Hillary (2008) found that the reporting rate could change from year to year with the example of the Indian ocean EU purse seine fleet whose reporting rate increased from 2004 to 2007. There were not enough tag seeding experiments data during the AOTTP program, which is the basis for a less precise estimate of the observed fleet's tag recovery rate.

Another crucial phase in the modelling is the strata construction. Hearn et al. (1999) identified potential biases in aggregating return rates and catches without considering size classes. We would have liked to address this issue, but the difficulty of having size data available and appropriate for this study did not allow us to look at this aspect. However, we compensated for this by including the school type variable in the construction of the strata. The distribution of catches and recaptures by school type allows us to consider the species' fishing method and size distribution. Today, it is evident that fishing under dFADs (and other apparent structures: oil platforms, anchored FADs, school associated to the tagging vessel, etc.) is different from fishing under free schools. Besides, free schools are dominated by large yellowfin when dFAD schools are mainly composed by juveniles of the three tropical tuna species. Our approach did not incorporate the size distribution, but we considered that the school type variable's introduction meets the size-dependent homogeneity of the species caught by the fleets. It is important to note that the choice of the school type variable, given these assets, has more emphasized the concerns related to the reliability and quality of the catch and recovery data used in this study. The catch data from ICCAT Task 2 are, in most cases, reported by national scientists or estimated by the ICCAT secretariat. These data may contain uncertainties (e.g., misreporting, inadequate sampling, etc.) and present challenges to resolve. Some fleets have unassigned values for the school type variable, and others have some missing value for the school type variable. For all of these reasons, we used an alternative to circumvent this problem, and then we had evaluated the impact of each choice on the variability of our results. It was showed that these modifications did not have a significant impact on the results.

The second challenge of the construction of the strata concerns the spatio-temporal distribution of the data. Previous studies using this method have proposed several structures and compared the difference in results to evaluate the impact of the spatio-temporal structure on the estimates of the tag-reporting rate. We selected a stratum with a semi-annual (January - June and July - December) temporal component and a 20*20-degree spatial component. However, due to the quality of the capture-recapture data we did not analyze other structures in order to test the robustness of the results obtained. The capture-recapture data contained errors in many key covariates of our study, such as species, school type, recapture positions

(latitude and longitude), and dates (month and year). In some cases, we proposed methods to correct these (such as comparing species at release to species at recapture) and removed them from the data used whenever possible. We had to remove recapture data after 2018 to ensure a correct match with the available fishing data. All of this pre-processing resulted in only 64.62% of the original recapture data. This situation may be the basis for a bias that we, unfortunately, cannot control or predict. In addition, we identified five fleets that recaptured tagged tuna during the program. However, their catch data did not cover the other fleets' fishing areas considered in the analysis. Besides, a good part of the fleets operating in the Atlantic did not declare recaptured tags. Consequently, estimating their reporting rate was not possible. Finally, more of the estimates obtained from the AOTTP data are considerably higher than those observed in the Indian Ocean (Carruthers et al., 2015). Indeed, an average of the estimated tag-reporting rates (of the 11 other fleets) weighted by the recaptures yields 42 return tag out of 100 recaptured tags. This value is considerably higher than the 15 return tag out of 100 recaptured tags found in the Indian Ocean

Partie 2: Effects of release conditions on recovery rates of tagged tropical tuna during the AOTTP

Akia S^{1,2,3*}, Amandé M², and Gaertner D^{1,3}.

1) MARBEC, Univ Montpellier, CNRS, Ifremer, IRD, Sète, France

2) Centre de Recherches Océanologiques (CRO), Abidjan, Côte d'Ivoire

3) Institut de Recherche pour le Développement (IRD), UMR MARBEC, Av. Jean Monnet, CS 30171, Sète Cedex 34203, France

*) Corresponding author at: UMR MARBEC, Avenue Jean Monnet CS 30171, Sète, CEDEX 34203, France. E-mail address: sosthene.akia@ird.fr (S. AKIA)

Abstract

Tuna tagging programs are one of the most important and comprehensive sources of data for tuna research. The data from tag-recapture experiments are commonly used for improving the estimation of the key parameters for stock assessment, namely growth, natural mortality, migrations, and stock structure. The condition of the tuna at the release can affect their probability of recapture, thus introduce bias and uncertainty into parameters estimated with release-recapture data. A binary logistic regression model was used to evaluate which explanatory variables, including area, the time of tagging, the tagger identity, the fish condition on release, the tagging school type, the tagging vessel, the tag type, the species, and the size at release, significantly influenced recovery rates in the case of the AOTTP program. To reduce the number of parameters to estimate, the explanatory variables were preprocessed with a Weight Of Evidence (WOE) binning algorithm before using them in the model. The results of the model were used to estimate a proxy of optimal release conditions. A tagging failure rate was calculated by considering the difference in the recapture rate between tagging performed under optimal conditions and those performed under less optimal conditions. The average value of the tagging failure rate estimate for the AOTTP is 11.12% disaggregated into 17.77% for SKJ, 5.68% for YFT and 7% for BET.

Keywords: Tagging failure rate, tagging program, tagger effect, tagging release conditions, tag recovery rate.

4.5 Introduction

Tuna tagging programs are one of the most essential and comprehensive sources of data for better understanding tuna population dynamics. Tagging consists of manipulating and releasing the tagged fish in the best possible condition to optimize their survival although some of them will die just after the tagging operation, die naturally or lost their tag. Consequently the number of recaptures will always be less than the number of fish released. Natural and fishing mortality are some key parameter of tuna stock assessments, so it is essential to separate these two components of mortality from all other noisy factors induced by the tagging program itself. The factors that can severely bias mortality and exploitation rate estimates are tag shedding, emigration, non-reporting (linked to the awareness-raising effort made in the landing ports among the fishers dockers for reporting the recoveries to the local scientists), the degree of geographical overlap between the fishing grounds and the stock of fish tagged (Kohler and Turner, 2001), the tagging release conditions (tagging failure) (Skomal, 2007), the tagging-induced mortality (e.g. predation) (Jolley and Irby, 1979) and the tag mixing assumptions (Kolody and Hoyle, 2015).

The tagging sampling plan of a large tuna tagging program is designed as much as possible to extract the maximum information on the biology and on the response of the species analyzed to the exploitation pattern from the capture-recapture dataset. To achieve this goal different factors are taken into account: the spatial and temporal structure of fishing activities, the school type at release and different characteristics of the fish (species, size at release). However, in practice due to the vagaries of the tagging surveys (bait availability, tagging agreements in the EEZ, weather conditions, etc.) the initial conditions of tagging can be affected and consequently, the probability of the recapture between species and size may be affected. Sometimes, a spatio-temporal standardization of the tagging data allows for correcting a part of the bias caused by the unbalanced tagging surveys. In these analyses, the tagging event and the species length are used as a fixed factor, so estimates of other effects are unaffected by the circumstances shared by all fish at a release event. In addition to these voluntarily defined conditions, other incidental situations may affect the probability of recapture of tagged fish. Several studies have highlighted the effects of these release conditions on the probability of recapturing a tagged fish. For example, Hoyle et al. (2015) found differences in recovery rate between species and tuna size at release, among taggers and tagging assistants, fish conditions at released and tagging station for the Indian Ocean Regional Tuna Tagging Programme (IO-RTTP) and the Pacific Tuna Tagging Programme (PTTP). A lower probability of recapture associated with some covariates, termed "tagging failure", can generate biases in fishing mortality estimates, fishery interaction rates, and tuna movements. Therefore, estimation of tagging failure is significant and unavoidable for the use of tagging data.

The aim of this study is to use statistical models to correct the AOTTP capture-recapture data for potential biases associated with tuna release conditions and to provide estimates of effective releases that can be integrated in stock assessment models. Consequently, it focused on (1) an analysis of the tagging conditions effect on the tag recovery rate, (2) the selection of the best parameters to define the optimal conditions of tagging experiments, (3) an analysis of the difference between tag recovery rate predicted in optimal condition and thus in less

optimal conditions, and (4) an estimation of the tagging failure rate for the tropical tuna species targeted by the AOTTP program.

4.6 Materials and methods

4.6.1 The data under analysis

The data comes from the ICCAT's AOTTP program. Tagging dates ranged from 26 June 2016 to 30 April 2020, and recoveries date from 29 June 2016 to 06 October 2020. Only individuals released before 01 May 2020 were included in these analyses, as recovery rates of the more recent tag recoveries may be biased due to associated data recovery delays. The database contains 111985 tropical tuna releases, including 24216 Bigeye (BET), 46961 Skipjack (SKJ), and 40808 Yellowfin (YFT). Several filters were applied to reduce the potential for confounding and bias in the interpretation of the results. These included removing events (daily output for tagging operations) with less than 15 tunas and removing the taggers that tagged less than 100 tunas during the program. The presentation of the variables used in this analysis is below:

Event: a session of continuous tagging on one day at one location.

Tagger: the identity of the person applying the tag. It contains their experience and ability.

Fish condition: Fish condition at release operation was classified into the unknown (U), perfect (no visual damage) (P), moderate (superficial damage) (M) and severe (could affect survival) (S) damage.

Vessel: the codes of the fleets used for the tagging operation during AOTTP

Tag type: The different types of tags used during the program. They are conventional tag, double conventional tag, and chemical or internal archival or pop up tag.

Length: the length of fish at release.

Species: this analysis concern Bigeye (BET), Yellowfin (YFT), and Skipjack (SKJ).

School type: it concern fishing operation mode (FAD, free school, Oil rig) during release operation.

The presentation of the database can be found in **Table 4.5**.

4.6.2 Variable selection and pre-processing

The methodology is similar to Hoyle et al. (2015) and Berger *et al.* (2014). All statistical analyses were conducted using R version 3.6.3 (R Development Core Team, 2020). First, we use a generalized linear model assuming a Bernoulli response (0 = no recovery, 1 = recovery) to analyze the effect of release conditions on the recovery rate. Two essential issues consider the variable analysis and variable reduction when discussing binary logistic regression for

prediction purposes. The variable analysis investigates the relationship between the variables tested for predictive ability and the dependent variable to be predicted.

Table 4.6: Percentage of tags per category for each variable included in the analyses.

Variable	Parameters	Proportion (%)
Fish condition	Unknown	0.011
	Perfect	99.50
	Moderate damage	0.457
	Severe damage	0.032
Tag type	Conventional tag	74.33
	Double conventional tag	17.87
	Chemical or Archival or pop up tag	7.80
School type	Anchors FAD (ANF)	7.52
	Atmospheric buoys (ATM)	2.05
	Baitboat associated school (BAS)	16.62
	Drifting FAD (DRF)	26.93
	Free school (FSC)	35.75
	Seamounts (SMO)	10.41
	Oil rig (OIL)	0.67
	Others (LOG, unknow,...)	0.05
Species	Yellowfin	36.44
	Skipjack	41.94
	Bigeye	21.62
Taggers	Number of levels	101
Vessel	Number of levels	66
Event	Number of levels	1400
Length at release (FL)	Range	[18 ; 187] cm

Variable reduction narrows many variables that are candidates for inclusion in the model to a smaller number that can be more easily analyzed with the multivariate statistical techniques used. We used Pearson's chi-square test and value of information (IV) for variable analysis and weight of evidence (WOE) binning for variable reduction for this analysis. Weight-of-Evidence binning is a technique for binning both continuous and categorical independent variables to provide the most robust bifurcation of the data against the dependent variable. This technique can be executed across all independent variables using the R `woebin` function in the package `scorecard` (Xie, 2020). Information value and chi-square test were performed to make a selection of the candidate explanatory variables. According to Siddiqi (2005), variables that do not meet the thresholds for information value (IV) (< 0.02 by default) cannot be used in the logistic model. Once the WOE bins (i.e., the result of binning) are established for all desired independent variables, we used only the selected variables and WOE binning of each variable's results as explanatory factors for the model. After the WOE binning we obtain new continuous variables (`VAR_woe`) with less modalities, and as a consequence with less parameters to estimate in the regression model.

4.6.3 Statistical analyses

The response variable (y_i) is a binary type variable (1: recovered, 0: not recovered for fish i), and the model is written as follows:

$$y_i \sim \text{Bernoulli}(p_i)$$

$$\log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{VAR}_{1_woe_i} + \dots + \beta_k \text{VAR}_{k_woe_i} \quad (1)$$

Where $\beta_{1\dots k}$ indicates the coefficient of each variable (VAR) at the observed level for fish i and $\text{VAR}_{1\dots k}$ the selected variables after variables selection and pre-processing. The original dataset was divided into training and validation datasets, representing 70% and 30% of the data respectively, to evaluate the model (binary GLM for classification) performance. This lead to derive the model accuracy (proportion of correct predictions) and the kappa coefficient (a reliability index) (Cohen, 1968) on the validation dataset. Finally, sensitivity (true positive rate), specificity (true negative rate), precision (positive predictive value) were derived from the confusion matrix.

We estimated the optimal tagging conditions which can be characterized by a fish released by the best taggers, by the best Vessels and the school type with the relative highest return rates. Using the GLM results, the predicted probability of recovery for each fish released and those under optimal conditions was calculated using the model coefficients to each fish and the specified 'optimal' condition for each variable. These probabilities were converted to a binary response by applying the threshold given by the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve. The variable Event was not set to an 'optimal' condition to preserve this variable's influence because it is related to spatial fishing dynamics that are explicitly dealt within the tuna stock assessment. Similarly, the length at release and the species identification of the observed releases were also preserved because the effect of each species-length combination on recovery rates is characterized in the stock assessment model itself through selectivity parameters.

The recovery prediction under optimal conditions is as follows:

$$\mu_i^{opt} = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_1 \text{Lenght}_{woe_i} + \beta_2 \text{Species}_{woe_i} + \beta_3 \text{VAR}_{3_{woe_{opt}}} + \dots + \beta_{k*} \text{VAR}_{k*_{woe_{opt}}}) \quad (2)$$

The recovery prediction under real (less optimal) conditions is as follows:

$$\mu_i^{obs} = \text{logit}^{-1}(\beta_0 + \beta_1 \text{Lenght}_{woe_i} + \beta_2 \text{Species}_{woe_i} + \beta_3 \text{VAR}_{3_{woe_i}} + \dots + \beta_{k*} \text{VAR}_{k*_{woe_i}}) \quad (3)$$

Predictions calculations were carried out in program R (2019) using the predict.glm function. The tagging failure rate can then be calculated as the difference of the predictions of return rate for the 'optimal' and real conditions after correcting the value of the predictions with the GLM performance parameters (Positive predictive value) to filter the noise generated by the model.

$$\text{Tagging_Failure} = \frac{(\text{recovery on optimal cond}^\circ - \text{recovery on observe cond}^\circ) * 100}{\text{Total released}} \quad (4)$$

Tagging failure was estimated for the overall AOTTP and for each tropical tuna species. The analysis ends with an estimate of each variable's contribution to the explanation of the tagging failure rate. It is done by calculating the ratio of the number of recaptures predicted between real and optimal conditions by varying the selected variables one by one.

4.7 Results

4.7.1 Variable selection and pre-processing results

The variable selection step removed two candidate variables from the analysis: the fish condition at release and the tag type (**Table 4.6**). In addition, the number of modalities of the

Table 4.7: Pearson's chi-square test and Information value of all the explanatory variables. The asterisks (*) mean that the parameter is significant

Variable	Information value	Chi.square	Chi2 p-value	Selected
Tagging_Vessel	0.984*	10288*	0	Yes
Event	1.68*	20843*	0	Yes
Tagger	1.08*	11719*	0	Yes
Schooltype	0.49*	6600*	0	Yes
Species	0.306*	3884*	0	Yes
Length at release	0.209*	Not tested	0	Yes
Fish_condition	0	4.1	0.251	No
Tag_type	0.006	80*	0	No

The results (for categorical variables with less than ten modalities) of the preprocessing using the WOE binning procedure are shown in Fig. 1. The clearest trend is visualized by the evolution of the WOE of the variable length at release which indicates that the tag-recovery rate is an increasing function of the tuna's length. While SKJ is clearly the lowest WOE of the species variable, the difference ratio of the tag-recovery rate (the WOE) is quite similar for every modality of the fish condition at release.

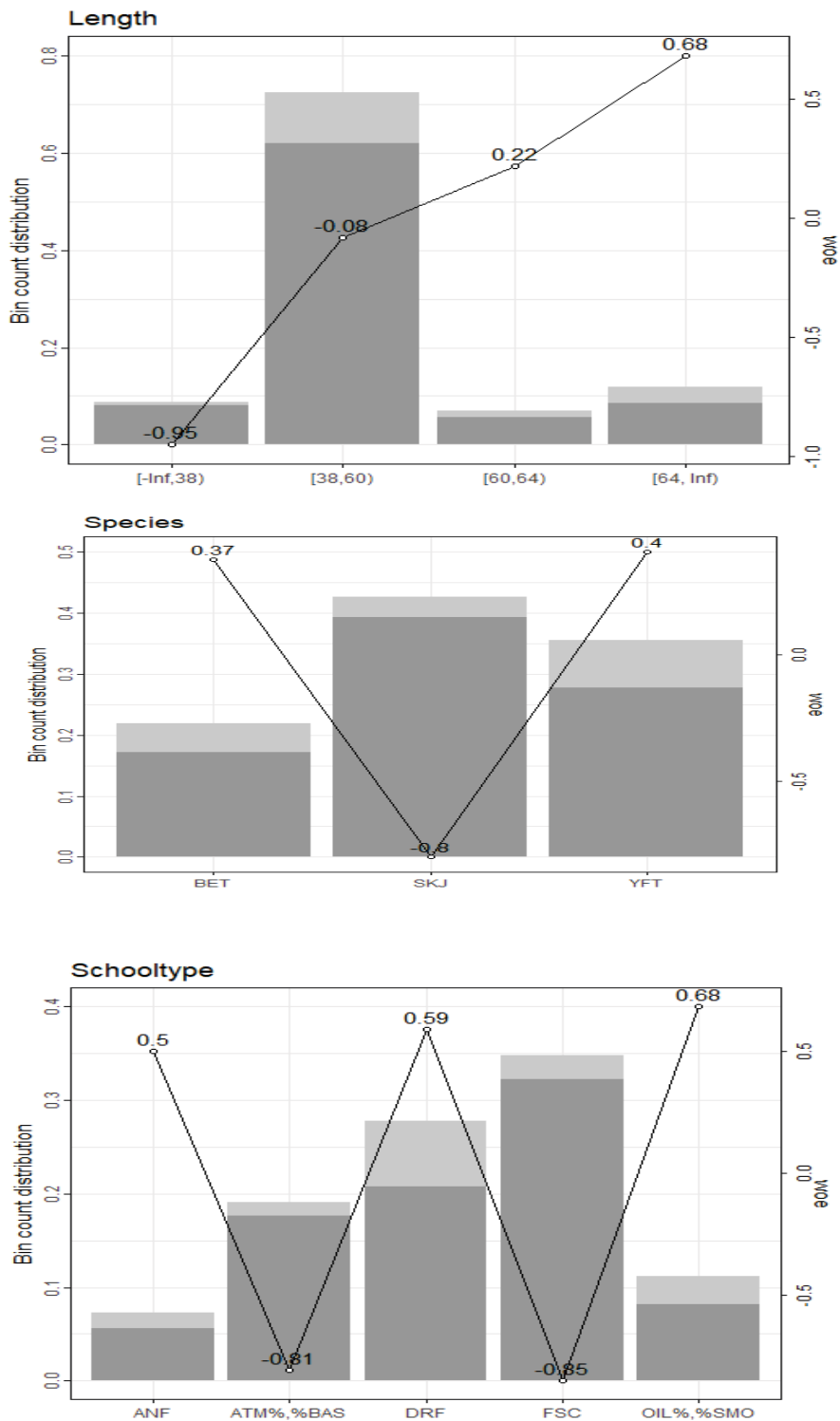


Figure 4.3: WOE binning results for the continuous variable length and the categorical variables.

4.7.2 GLM results

The GLM model with the woe binning variables results can characterize the optimal conditions of tagged tuna release during the AOTTP program. The conditions for which the tag discovery rate is higher are defined by releases made by vessels and taggers whose code identification (ID) is given in **Table 4.7** and releases made on oil ring platforms and seamounts.

Table 4.8: Summary of the optimal release conditions of tagged tuna during AOTTP

Optimal conditions	Value
VesselID	163; 862 and 863
Tagger	195; 341; 342; 343; 344; 348; 536; 914; 915; 916; 917; 918; 923; 924
Schooltype	OIL and SMO

The selected model reaches its maximum value of accuracy of its classification power (fish status: recovered or not recovered) at the probability threshold of 0.129 (**Figure 4.3**) with a precision of 0.258. The equivalent Area Under the ROC Curve (AUC) value at this equilibrium is estimated at 0.76, and the specificity (True Negative Rate), and sensitivity (True Positive Rate) at 0.529 and 0.887, respectively (**Figure 4.3**).

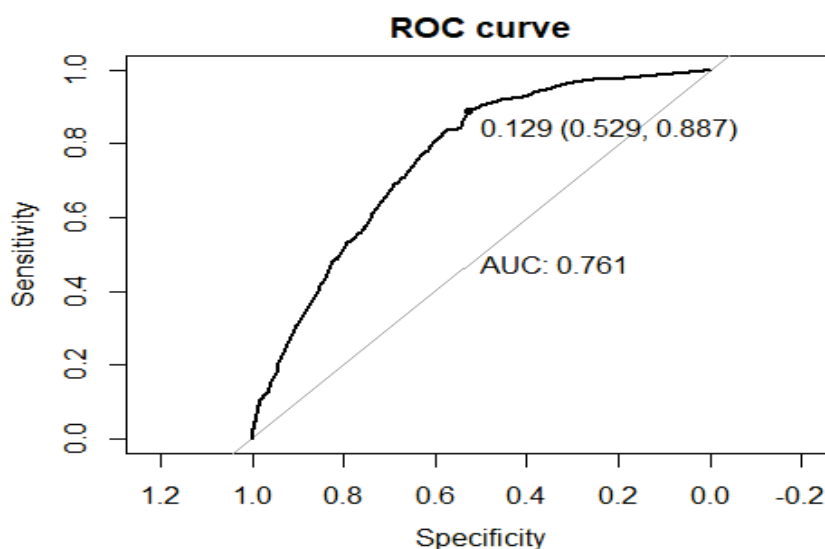


Figure 4.4: The ROC curve of the binary logistic regression and the associated AUC for the binary recapture GLM.

4.7.3 Tagging failure rates

The contribution of each variable to the variability in tagging failure rate differed considerably. The vessel factor has the highest negative impact on the tag recovery rate. The variability of the tagging

vessels used during the AOTTP contributed to a tagging success ratio between the less optimal and optimal conditions of 83.45%. Formulated differently this means that the less optimal vessels contributed to generate a tagging failure rate evaluated at 16.55% compared to the optimal vessels. For the school type variable, which has the second-highest impact, the contribution to the tagging failure rate of its less optimal modalities is estimated at 9.43%. The tagger, the fish condition at release, and the tagger type made quite a small contribution to the overall tagging failure rate. Indeed, most fish were released in the supposedly "good" categories (**Table 4.5**). Besides, the tagger's effect could be generally integrated into the vessel effect because, in the case of the AOTTP program, sometimes the tagger involved vessel-based tagging teams. It has been observed in **Table 4.8**, where optimal conditions associate the best taggers with the best vessels. The vessel variable summarizes almost all the differences between tagging teams, unlike the tagger variable, which is difficult to define within a vessel's tagging team.

Table 4.9: The ratio between the predicted number of recapture in real conditions and the expected number of recaptures when the parameter is optimal (for each factor). In each case, only the variables concerned values vary between observed and optimal conditions; the other variables remain at their observed level.

Factor	Ratio observe/optimal release conditions	%conditons effects
Vessel	83.45	16.55
Tagger	98.03	1.97
Fish condition	1	0
Tag type	98.96	1.04
School type	90.57	9.43

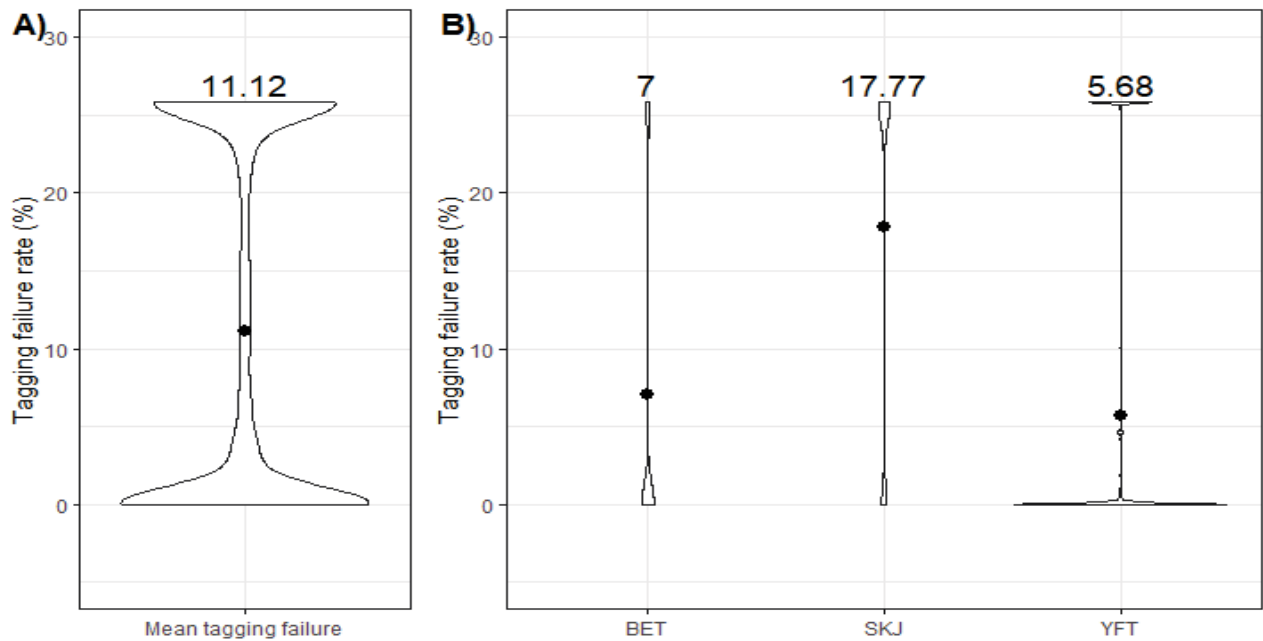


Figure 4.5: Overall distribution and mean (dashes) tagging failure rates for the AOTTP capture-recapture data. Figure A concern the overall mean, and figure B is about the disaggregation per species.

The mean tagging failure rate, which assumes that all effects are combined and interactive, was estimated at 11.12% for the three (3) tuna species combined. Disaggregation by species yields an estimated mean tagging failure rate of 5.68%, 7%, and 17.77% for yellowfin, bigeye, and skipjack respectively (**Figure 4.4**).

4.8 Discussion

We showed that different factors at release significantly impact the probability of recovery of a tag in the AOTTP program. Significant differences in the relative ratio of tag-recovery rates between optimal tagging conditions and less optimal conditions for the factors: tagging vessel, tagging school type and tagger were evidenced, resulting in significant overall tagging failure rates. Our study revealed that the tagging vessel was the most crucial factor in estimating the tagging failure rate. Underlying factors that may have contributed to the variability among tagging vessels include the tagging strategy, the fleet and the gear used, the tagging agreements made with the tagging teams, and the tagging teams treatment of fish. In the context of the AOTTP, it can reasonably be assumed that the tagger variable can validly be included in the tagging vessel variable. Indeed, in many situations, the tagger variable was used to describe the vessel's tagging team. Thus, there was not specifically an identified tagger and an assistant team in these cases. Our plan to distinguish these two variables was to test this hypothesis and see which aggregation level is more meaningful (tagger or vessel). Consequently, we interpreted the effect of these two variables jointly by aggregating them into the tagging vessel and associated taggers (and assistants) variable. The effect of the tagging vessel on recovery rate was showed by Ellis et al. (2008) who indicated that tag return rates were highest for fish caught by longliners and drift trammel nets, slightly lower for trawl and lowest for gillnet fisheries. Hoyle et al. (2015) suggested that the choices about which fish to tag and which to discard, inconsistencies in recording of covariates on fish conditions at release, variation in speed of handling and tagging, and differences in treatment of the fish while handling or tagging are factors that may have contributed to the variation of recovery rate among taggers and assistants. Indeed, some teams with many less experienced taggers may tend to report fewer injured or mistagged fish before releasing to maintain their participation in the program. This may be the explanation of the very large percentage of tagged fish reported as released in perfect condition (99.95%, **Table 4.5**).

Hoyle et al. (2015) sums this aspect up well when they say that different taggers and assistants inevitably make different choices about the levels of damage and signs of distress that should be recorded or disqualify a fish tagging, and these decisions are difficult to standardize. Our analysis revealed that the fish condition at released has an insignificant impact on the tag-recovery rate and consequently on the tagging failure rate. Several studies have shown that bad conditions (e.g. injured, pushing the tag too far into the fish, placing the tag incorrectly, or taking longer to insert the tag) of fish at release had a significant negative effect on the survival rate of the fish, affecting their probability of being recovered (e.g. Cooke and Philipp, 2004; Danylchuk et al., 2007; Sumpton et al., 2008)). Beverton et al., (1959) found that the tuna recovery rate of fish released in good condition was three times greater than those with extensively damaged. For all of these reasons we conclude that our results are largely influenced by the declaring choices of the tagging teams rather than by the reality of fish condition at release. In addition to conditions related to the fish's state at release, some

external conditions to the fish have been reviewed in the literature, such as the environmental factors. Indeed, a high ambient temperature at the tagging time could negatively affect the tagging failure rate (Arlinghaus et al., 2007; Gale et al., 2013). These factors associated with the time between the capture and the fish's release more affect the tuna survival (Dempson et al., 1998). The combination of high ambient temperature and a long time between capture and tuna release could be a significant source of post-release mortality, as tuna are highly oxygen-dependent. It has been shown in the literature that this impact is dependent on the biological characteristics of the fish (species, sex, size) as they have different levels of oxygen tolerance (Brill et al., 2005a), do not react in the same way during tagging and after release (Barrett and Connor, 1962). Unfortunately, these variables could not be measured in the AOTTP, hence, we could not analyze their impact.

Most of these factors responsible for a large part of the tagging failures can be better controlled by optimizing the tagging teams' quality. This goal can be achieved through taggers and assistants training (outside of tagging sessions), emphasizing detailed reporting of the fish's condition at release and consideration of the environment factor (e.g. temperature) before starting a tagging operation. Furthermore, we observed a significant difference in return rates depending on the tagging platform (school type). Given the heterogeneity of objectives sought in the tagging programs' design, it would be interesting to analyze the fishing activity around the tagging platforms (school type). Variation in the degree of mobility of tuna, according to the school type at release, is now obvious. Thus, the mobility of an individual from one school type to another one in a relatively short time at liberty can explain in part the variability in their recovery rate. As far as we know, there are no specific studies that explain this variability, but this likely impact their catchability and aggregation time of tuna around the every school type. Several other aspects affecting the tag recovery rate are not directly related to the fish's release conditions but can be amplified by the level of release conditions. One of them that is well known and well studied in the literature is the post-tagging depredation. Cooke and Philipp (2004) found that the short-term (24h) post-release mortality of bonefish could be as high as 40% and was dependent on the abundance of predators in the area of the tagging event. Predation is a natural occurrence and an important mediator of community interactions in aquatic ecosystems (Kerfoot and Sih, 1987). Animals released in poor condition are at an elevated risk of predation until they recover from capture-caused exhaustion (Raby et al., 2014). Brouwer et al (2006) suggested that severe injuries can increase predation risk if they alter the fish's morphology significantly enough to detract from swimming performance, while Parsons and Eggleston (2005) showed that it occurs when injuries hinder their defensive capabilities. Fish exhaustive anaerobic and air exposure (out of the water) can increase predation rate in addition to injury. The physiological disturbances of fish during tagging can lead to fish released with loss of equilibrium and increase their vulnerability to predation (Danylchuk et al., 2007). We found a particular disparity in return rates depending on the event variable, which presented the highest information value parameter with a marked disparity (including after the clustering of these modalities). Release event embedding the spatial heterogeneity of fishing catch data, while species and size are part of a tagging program's target objective, we used them as fixed-parameter to standardize the data before estimating tagging failure rate.

Our study showed that the effect of the tag type variable on the tag-recovery rate was not significant. However, from the WOE binning results we observed that the tag-recovery rate is slightly higher for tuna tagged with conventional tags and slightly lower for tuna tagged with electronic internal tags or with the injection of antibiotic oxytetracycline (OTC). These minor effects result in an estimated average tagging failure rate of 1.04%. In addition, the tag

recovery rate of tuna that received two conventional tags is slightly lower to those that received one conventional tag and slightly high to those that received electronic internal tags or injection of OTC. This tag type's effect was weak, but this is consistent with several studies and seems predictable. Double tagging causes additional stress and is likely to create additional damage to the fish and increase the fish's time out of the water. Double tagging provides an additional probability of tag retention, but its adverse post-tagging effects are higher than inserting a single conventional tag. At least for electronic internal tags, the result observed is intuitive since the tagging procedure requires the fish's operation which increases the time out of the water and may cause physical damage and associated risk of infection. The use of electronic internal tags has been suspected to affect the fish's condition at release and to be a basis for premature tag loss and increased predation, thus an increased tagging failure rate (Jepsen et al., 2015; Monaghan Jr, 1993).

As mentioned in the result section, we obtained an overall tagging failure rate of 11.12% for the AOTTP tagging dataset but the tagging failure rate varies considerably between species; skipjack being the tropical tuna species depicting the highest tagging failure rate. This appears to be consistent with the physiology and biology of skipjack which is often extremely hardy during the tagging operation (Hallier, 2004) and might be expected to deplete their oxygen reserves quickly and accumulate lactic acid, while small yellowfin are relatively easy to handle, and bigeye is the best 'behaved' of the three species on the tagging cradle (Hoyle et al., 2015). The tagging failure rates estimates of this study are considerably different from those of Hoyle et al. (2015) in the Indian ocean. For example, in this analysis, the tagging failure rate for SKJ is higher than the other species, but Hoyle et al. (2015) found the contrary. In addition, the tagging failure rates are lower than those they found. This difference may be explained by the disparity in the difference between release conditions in the two tagging programs or the method of estimation of the tagging failure rate. Indeed, Hoyle considered tagging failure rate as the ratio between real conditions and optimal conditions, but we considered the difference between the recovery rate in optimal conditions and the recovery rate in real conditions.

4.9 Conclusion

This paper analyzed the effects of release conditions on recovery rates of tagged Atlantic tropical tuna during the AOTTP. It highlights the importance of better accounting for the effects of tagging conditions on tag recovery rates and, if possible, to better increase the reliability of tagging data by improving release conditions. Our analyses allowed us to estimate the effects of tagging conditions such as the school type, the tagger, the fish condition at release, the tagging vessel, and the tag type and infer an overall tagging failure rate of 11.12%. Due to the biology of the species, these factors affect both the tagging failure rate due to release conditions and the predation rate due to the condition of the fish after release. The tagging failure rate estimation aims to remove part of the bias in the tagging data by readjusting the number of releases by the rate of failed releases (Berger et al., 2014). Our results can be incorporated into the stock assessment models to remove as much bias as possible from the data and ensure a reasonable estimate of the majority of the tuna's biological parameters. While it is impossible to correct for every tagging event, considering an average rate (at least disaggregated by species) would be an excellent compromise to consider this factor in the stock assessment models. In this study, we obtained a higher tagging failure rate for skipjack (17.77%) than for bigeye (7%) and yellowfin (5.68%). These analyses confirm the need to monitor the evolution of tag recovery rates during a tagging program and possibly

balance tagging plans according to less optimal tagging conditions to reduce the failure rate. It would be interesting to analyze tag return rates as the tagging program progresses to challenge vessels and taggers with questionable results.

Discussion générale

“Mieux vaut prendre le changement par la main avant qu'il ne nous prenne par la gorge.”
Winston Churchill

5.1 Préambule

La convention des nations unies sur le droit de la mer a d'une part conférée aux pays côtiers la souveraineté sur les ressources marines présentes dans leur zone économique exclusive et favorisé d'autre part la gestion des thons à l'échelle régionale des bassins océaniques à cause de leur nature hautement migratrice. Les tentatives d'optimisation des résultats de gestion globale sans une intégration de la prise en compte optimale du profit local n'ont pas forcément permis de trouver le meilleur équilibre entre le global et le local dont la finalité est l'exploitation profitable et durable des ressources thonières. Notre démarche a consisté à mener une réflexion sur les approches méthodologiques qui permettraient de favoriser une approche de gestion qui tient aussi bien compte de l'optimisation de la gestion globale que de la maximisation du profit local que peuvent tirer les pays côtiers : une approche de gestion « glocalisée ».

Comme évoqué à diverses reprises dans ce manuscrit de thèse, cette approche nécessite une meilleure connaissance des deux dimensions (globale et locale) du système observé et une compréhension des interactions possibles entre celles-ci. Conscient du fait que les particularités de la dimension locale et son interaction avec la dimension globale des stocks peuvent varier d'une ZEE à une autre, nous avons analysé à titre d'exemple dans cette étude, le cas des ressources thonières ivoiriennes et les stocks de thon à l'échelle de l'Océan Atlantique en discutant et en confrontant les résultats obtenus à diverses situations rencontrées dans les océans du globe. Les évaluations de stocks et la production d'indicateurs de pêche étant déjà réalisées par les organisations régionales de gestion des pêches (ORGP) pour la dimension globale, nous nous sommes fixés pour objectif de mieux comprendre le phénomène dans sa dimension locale et d'analyser ses interactions avec la dimension globale.

Cette étude ne présente pas de manière intégrale les différents types d'interactions entre ressources thonières locales et leur stock global car elle n'aborde que les ressources locales de la ZEE ivoirienne. Toutefois, les approches et méthodes utilisées rendent cette étude transférable à d'autres systèmes similaires (ressource locale - stock global) dans d'autres ZEE afin d'anticiper sur les situations auxquelles l'on pourrait être confronté. La démarche utilisée et les résultats obtenus peuvent servir d'exemples pour la mise en place d'une gestion glocalisée à l'échelle de l'océan Atlantique et vraisemblablement à l'échelle du globe.

Nous proposons dans ce chapitre Discussions et Conclusion, une récapitulative critique des principaux résultats obtenus dans cette thèse, une présentation de ses limites éventuelles, des formulations de recommandations visant à favoriser une gestion glocalisée des thons et une présentation de perspectives visant à améliorer ou à compléter les résultats de cette étude à travers de nouveaux questionnements de recherche.

5.2 Les principaux résultats obtenus

5.2.1 Estimation et caractérisation de l'abondance des ressources locales

L'évolution des indices d'abondance, estimés à l'aide du modèle spatio-temporel saisonnier (VAST) dans la ZEE de la Côte d'Ivoire, montre une baisse sur toute la période d'étude avec un regain de croissance au cours de ces dernières années. Seule l'abondance des gros

albacores capturés en bancs libres a présenté une tendance légèrement à la hausse de 2000 à 2019. En outre, les analyses ont mis en évidence l'existence de deux saisons d'abondance marquées des ressources thonières locales: la première composée de gros albacores capturés en bancs libres se situe entre les mois de mars et de mai et la deuxième composée de listaos capturés sous DCP se situe entre août et novembre. Enfin, l'utilisation des tendances de certaines variables environnementales caractérisant les conditions locales de la ZEE ivoirienne a permis d'établir visuellement une certaine similitude entre leur dynamique et celle de certains indices d'abondance, montrant ainsi la nécessité d'analyser minutieusement la relation qui pourrait exister entre elles. Pour extraire l'abondance locale nous avons favorisé des modèles spatio-temporels qui connaissent une expansion ces dernières années. Le caractère assez sophistiqué de ce genre de modèles n'en fait pas des méthodes sans imperfections. Ces modèles sont aussi sujets aux difficultés rencontrées dans l'estimation de l'abondance des ressources thonières à l'aide de données des captures et d'efforts de pêcheries commerciales. En effet, l'implémentation de tels modèles nécessite de faire des choix subjectifs de structures spatiales et temporelles et ne permet pas de prendre en compte l'ensemble des facteurs qui pourraient expliquer les disparités de capturabilité. Enfin, nous sommes conscients du fait que la relation entre l'abondance réelle et les indices d'abondance estimés à partir des données de captures par unités d'efforts de flottilles commerciales n'est pas linéaire (Maury et al., 2001). Nous avons aussi la possibilité d'utiliser des méthodes standards de décomposition de séries chronologiques pour l'extraction des tendances de long terme et des variations saisonnières de l'abondance des ressources locales. Toutefois, nous avons privilégié une approche qui tient compte du caractère non linéaire et non stationnaire de ces séries temporelles. La méthode proposée n'est pas la seule utilisable dans de telles situations, mais elle permet d'obtenir des résultats relativement meilleurs aux méthodes standards.

5.2.2 La relation entre l'abondance locale et les conditions environnementales locales

Le premier chapitre ayant jeté les bases d'une éventuelle relation entre les fluctuations d'abondance des thons et les conditions environnementales locales, nous avons abordé l'analyse de l'impact des facteurs environnementaux sur la ressource locale dans le deuxième chapitre de la thèse. Les résultats obtenus montrent que la ZEE ivoirienne est caractérisée par une forte saisonnalité des conditions environnementales, favorisant l'existence de quatre saisons différentes qui justifie le caractère bimodal (sur une année) de certaines variables environnementales sélectionnées. Il ressort des différentes analyses en ondelettes que ce caractère saisonnier contenu dans les signaux environnementaux se transmet aux indices d'abondance traduisant une dépendance intra-annuelle de ces derniers aux conditions du milieu local. Afin de ne pas nous restreindre à une simple mise en relation entre les variables environnementales et les indices d'abondance, nous avons abordé les implications possibles de cette dépendance à la lumière de l'étude de la dynamique de la phénologie de migration d'une des composantes de la ressource thonière locale : les gros albacores capturés en bancs libres. Il ressort que les fluctuations de la température de surface de la mer influencent la date d'arrivée et la durée du séjour (à travers la date de départ) des thons dans la ZEE de la Côte d'Ivoire. L'une des limites de cette partie réside dans son caractère purement descriptif et exploratoire. Il aurait été intéressant de mesurer l'impact des variations des conditions

environnementales sur la fluctuation des indices d'abondance et de prédire ainsi l'effet de futurs changements climatiques sur les ressources locales. Notre volonté était de renforcer l'étude pour aboutir à de telles fins, mais le nombre important de paramètres à considérer, d'hypothèses de base à supposer etc., ne nous a pas permis d'aborder la question sous cet angle. Nous espérons que des études spécifiques s'y pencheront et permettront de mieux maîtriser les mécanismes environnementaux qui influencent les variations de l'abondance locale (ou la capturabilité) afin de les intégrer dans la planification d'une approche de gestion écosystémique des thonidés.

5.2.3 La relation de cause à effet entre le global et le local

Le chapitre 3 a abordé le cœur de cette thèse à travers une étude de cas analysant la relation de cause à effet entre le stock de gros albacores de l'océan Atlantique capturés en bancs libres et sa composante locale dans la ZEE ivoirienne, sous l'angle de la glocalisation. Notre analyse, spécifiquement basée sur l'utilisation de la cartographie croisée, ou « convergent cross mapping », a révélé que le stock global influence causalement la ressource locale mais pas l'inverse. En d'autres termes, l'abondance de la ressource locale dépend de l'état du stock de l'océan Atlantique; à l'inverse il n'y a pas d'évidence que le niveau de capture des albacores dans la ZEE de la Côte d'Ivoire ait un effet sur le stock global. Il faut toutefois noter que la causalité dans son acception stricte (X cause Y , alors la réalisation ou le devenir de Y est quasi totalement engendré par X) n'est pas évidente à observer et à modéliser dans l'analyse de phénomènes écologiques. En effet, la majorité des phénomènes écologiques résultent de plusieurs combinaisons de facteurs, tantôt à fortes influences tantôt à faibles influences, qui interagissent entre elles pour produire un résultat observable. Il est donc difficile d'analyser un système composé de deux phénomènes et prétendre que l'un cause strictement l'autre. Pour pallier ce problème et arriver à analyser de manière singulière l'effet d'un ou de plusieurs facteurs du système causal sur un phénomène observé, la communauté scientifique s'est accordée pour concevoir des méthodes susceptibles d'analyser des relations de cause à effet dont le sens diffère de la relation causale stricte définie plus haut. Le formalisme de la notion de causalité (non stricte) trouve son origine en physique, notamment dans les travaux d'Isaac Newton sur la force motrice (cause) et le changement de mouvement (effet) (Newton, 1687). Selon Newton, la notion de causalité traduit un principe d'après lequel si un phénomène est la cause d'un autre phénomène, nommé "effet", alors ce dernier ne peut pas précéder la cause. Granger (1969) a repris cette notion dans un formalisme basé sur l'analyse des relations dynamiques entre séries chronologiques. Selon sa conception, une série temporelle X causerait une autre série temporelle Y lorsque la connaissance du passé de X entraîne une prévision de Y distincte de celle fondée uniquement sur le passé de Y . La causalité au sens de Granger a connu un grand succès même si elle a été sujette à plusieurs controverses parmi les scientifiques, notamment les économistes. Néanmoins son application strictement réservée aux variables stochastiques ne lui a pas permis d'être adoptée dans les domaines où l'on est généralement confrontés à des séries temporelles issues de systèmes dynamiques non séparables, faiblement connectés et non stationnaires (tels qu'en écologie). Sugihara et ses collaborateurs (Deyle and Sugihara, 2011; Sugihara et al., 2012) ont proposé un nouveau concept de causalité basée sur la théorie de la reconstruction non linéaire de l'espace état et indiquant que les points proches sur le collecteur d'une variable (cause) peuvent être utilisés pour estimer les points proches sur le collecteur d'une autre variable

(effet). Cette nouvelle approche prend en compte les aspects des limites de la méthode de Granger précédemment mentionnés. La causalité au sens de la cartographie croisée convergente se base sur l'intuition selon laquelle X cause Y, si une partie de l'historique des valeurs de X peut estimer de manière fiable les états de Y.

Cette présentation de la conception de la notion de causalité considérée dans cette thèse est faite à dessein afin de mieux situer le contexte dans lequel l'on se tient et le sens des résultats qui sont obtenus. Nous nous accordons donc à dire que la ressource locale ne dépend pas uniquement de la ressource globale, mais que d'éventuels chocs (négatifs : la surexploitation, l'effondrement de stock, etc. ou positifs : la reconstruction de stock suite à l'application de bonnes politiques de gestion) survenant au niveau global se répercuteraient dans une certaine mesure sur la ressource locale de la ZEE ivoirienne. Les résultats liant le local au global dans cette étude ne sont pas applicables à d'autres zones locales, mais les méthodes utilisées peuvent être transférables afin de permettre de situer le contexte à d'autres ZEE et propager les approches de gestion de type glocalisée.

L'une des limites de ce chapitre est son impossibilité à situer la nature de l'influence du global sur le local. En d'autres termes, quel est le mécanisme par lequel le stock influence la ressource locale ? et quelles peuvent être éventuellement la part de transmission d'un choc au niveau global sur le niveau local ? Ce sont des questions qui, si elles trouvent des réponses, pourraient permettre de mieux orienter les politiques de gestion des pêches. Par ailleurs, leur réponse nécessiterait des études globales intégrant l'ensemble du système pêche et des facteurs susceptibles de l'impacter ainsi que des simulations de chocs sur le stock global en y associant des simulations de réponses de politiques de gestion du stock. Pour résumer, cela permettrait de mesurer la répercussion des chocs qui affectent le niveau global sur la ressource locale.

5.2.4 Un préalable à une approche de gestion glocalisée

La convention des nations unies sur le droit de la mer (UNCLOS) stipule en son article 64 que l'Etat côtier et les autres Etats dont les ressortissants se livrent dans la région à la pêche de grands migrateurs coopèrent directement ou par l'intermédiaire des organisations internationales appropriées, afin d'assurer la conservation des espèces en cause et de promouvoir l'exploitation optimale de ces espèces dans l'ensemble de la région, aussi bien dans la zone économique exclusive qu'au-delà de celle-ci (United Nations, 1994). La participation active de l'ensemble des parties contractantes (CPC) constituant l'organisation régionale de gestion des pêches (ORGP) est une condition nécessaire pour la réussite de la gestion des stocks partagés de grands poissons migrateurs. De ce fait, une gestion glocalisée englobant aussi bien les aspects globaux que locaux nécessiterait une participation active de l'ensemble des états côtiers. Cette participation peut être fonction des particularités locales mieux identifiables au niveau local par chaque état côtier. La coopération effective facilite le partage de données, d'informations et ou de technologie de lutte contre la pêche illicite, non déclarée et non réglementée (INDNR) afin de favoriser de meilleures prise de décisions de gestion au niveau régional. La participation effective de l'ensemble des Etats côtiers favorise une équité de contributions qu'elles soient intellectuelles, financières ou politiques. Ainsi, chaque pays côtier saura militer en faveur des décisions qui pourraient lui permettre de maximiser le profit qu'il tire de ses ressources locales sans forcément bafouer les décisions

prises au niveau global. Cela permettrait aussi à chaque pays de se reconnaître dans les décisions actées au niveau global et de mesurer leur portée régionale sur sa ressource locale.

Le dernier chapitre de cette thèse a été le cadre idéal pour nous de mettre en pratique cette recommandation selon laquelle les pays côtiers et les pays pêcheurs devraient contribuer de manière active aux travaux menés par les Commissions thonnières internationales à l'échelle globale en mettant en avant les expériences vécues à l'échelle locale. Pour construire ce chapitre, nous nous sommes intéressés au récent programme de marquage AOTTP de l'ICCAT. Les expériences des marquages réalisées dans la ZEE ivoirienne et des recaptures déclarées au niveau du port d'Abidjan ont favorisé notre intérêt pour l'analyse des incertitudes liées aux données de marquage-recapture de ce programme. La première contribution (non incluse dans ce manuscrit) a révélé des incertitudes sur les déclarations des dates et les positions des recaptures des poissons marqués et recapturés par les senneurs lorsque les marques étaient récupérées dans des cuves multi-calées (Akia et al., 2019). Les deux autres papiers soumis à *Fisheries research* pour le compte de l'édition spéciale dédiée aux travaux réalisés dans le cadre de l'AOTTP ont permis d'estimer des taux de report des marques de certaines flottes opérant dans l'océan Atlantique à partir d'opérations de faux-marquages (« tag-seeding ») et d'analyser l'effet des conditions de marquage sur le taux de recapture des thons marqués. Ce fut l'occasion de se confronter aux données de marquage et de mesurer toute leur portée pour la gestion des pêches au niveau global et les connaissances considérables que leur analyse pourrait révéler sur la structure des ressources thonnières locales de la ZEE ivoirienne. Cet exercice supplémentaire à la question centrale de la thèse a permis de comprendre l'importance de la coopération et la nécessité d'une participation active de l'ensemble des états côtiers aux travaux menés à l'échelle des stocks.

5.3 Quelques recommandations de gestion des pêches de thons

5.3.1 Quel compromis entre l'optimisation de la gestion globale et celui du profit local

Le caractère hautement migratoire des thons nécessite une gestion harmonisée des pays et engins de pêche exploitant ces espèces. Les communautés scientifiques et politiques ont montré leur compréhension de cette nécessité en favorisant leur gestion à l'échelle régionale à travers la mise en place des ORGPs. (1) Favoriser une gestion des pêches à l'échelle locale (au niveau des ZEE) en laissant libre accès aux eaux internationales pourrait causer un effondrement des stocks car les pays les mieux équipés technologiquement pourraient s'adonner à toutes sortes de prélèvements sans contrainte. Cette hypothèse de gestion peut mettre en péril la soutenabilité des activités thonnières et c'est pour l'éviter que les pays ont décidé de coopérer et de créer des organisations régionales de gestion des pêches. (2) Favoriser une gestion locale des pêches (au niveau des ZEE) et ne gérer que les ressources des eaux internationales au sein des ORGPs pourraient déstabiliser la structure des stocks. En effet, au cours de leur migration, les thons traversent les ZEE où certaines espèces peuvent même s'y reproduire. (3) Gérer la composante internationale des stocks en laissant une libre exploitation des thons au niveau des pays côtiers ferait des ZEE des pièges à prélèvement qui pourrait modifier l'équilibre de gestion obtenu au niveau des eaux internationales et impacter négativement l'effet des décisions de gestion globale. Des trois cas de figure cités plus haut, il

ressort qu'une gestion des stocks de thons devra nécessairement intégrer la dimension globale. Les études sur la distribution des thons ont montré que ces derniers développent des préférences spatiales (dû aux conditions environnementales) en fonction de leur niveau de maturité (Chapman et al., 2012, 2011; Crespo-Neto et al., 2021). La disparité spatiale des thons en fonction de leur niveau de maturité peut être à la base de décisions globales affectant l'exploitation locale en vue de protéger des populations de thons pour maintenir l'équilibre du stock global (les moratoires d'une pratique de pêche ou les aires marines protégées par exemple). On peut assister dans ce cas de figure à une optimisation des objectifs de gestion du stock global au détriment d'une réduction des profits locaux. Les ZEE dont les conditions environnementales sont favorables à un stade de vie (juvéniles, reproducteurs) du stock global qui est sujet à une réglementation de gestion sont de ce fait pénalisées afin de garantir la stabilité et le bon état du stock global. L'atteinte des objectifs au niveau global défavorise la maximisation du profit local et sans une bonne contrepartie pour les pays côtiers, l'intérêt local prend le dessus sur l'intérêt général et ces derniers se voient tentés de se désolidariser des objectifs de la coopération internationale. C'est le cas de la majorité des pays côtiers de l'océan Pacifique occidental et central, où l'on dénote trois niveaux d'accord de gestion des pêcheries de thons: le niveau national, le niveau sous régional et le niveau régional (Hampton, 2010).

Cette région qui représente 60 % de la production mondiale annuelle de thons (Harley et al., 2014) est confrontée à des difficultés pour appliquer une gestion durable des stocks de thons à l'échelle globale (traditionnelle) comme c'est le cas dans les autres océans. Cette inefficacité de gestion est due aux intérêts politiques et économiques divergents des états membres des îles du Pacifique (Hanich et al., 2010). Les pays membres de l'agence des pêches du Forum des îles du Pacifique (FFA¹⁴) disposent de plans nationaux de gestion des pêches qui fournissent des lignes directrices pour les niveaux de captures et/ou d'efforts pour les différentes pêcheries opérant dans leurs ZEE (Hampton, 2010). Ce choix de gestion est la résultante de l'importance économique que représente la pêche pour ces pays et leur volonté de maximiser leur profit local. En effet, l'exploitation des ressources thonières génère d'importantes retombées économiques pour la majorité de ces territoires grâce à la vente des droits d'accès à la pêche et aux bénéfices et emplois générés par les industries de la pêche et de la transformation du poisson (Bell et al., 2015; Gillett et al., 2001; Gillett and Lightfoot, 2001).

Certains membres de la FFA se sont réunis en groupes pour élaborer des mesures de gestion coordonnées au niveau sous régional. Le premier connu sous le nom des 'Parties à l'Accord de Nauru' (PAN¹⁵) regroupe huit états côtiers situés près de l'équateur et dans les ZEE desquels près de la moitié des captures de thons de l'océan Pacifique occidental et central est effectuée. La vision des PAN est d'avoir des pêches écologiquement durables, étroitement contrôlées et gérées par la coopération et générant divers avantages économiques et sociaux maximaux pour les pays membres¹⁶. Les choix de coopération de ces pays côtiers pour lesquels les ressources thonières sont d'un grand intérêt économique et politique sont dans la majeure partie des cas inspirés d'une volonté d'optimiser leur profit local. Ce cas de figure est

¹⁴ Cook Islands, Federated States of Micronesia, Fiji, Kiribati, Marshall Islands, Nauru, Niue, Palau, Papua New Guinea, Samoa, Solomon Islands, Tokelau, Tonga, Tuvalu and Vanuatu.

¹⁵ Federated States of Micronesia, Kiribati, Marshall Islands, Nauru, Palau, Papua New Guinea, Solomon Islands, Tuvalu

¹⁶ Cf le site internet de l'institution : <https://www.pnatuna.com/content/about-pna>

différent dans l'océan Atlantique en raison notamment du fait que ses ZEE sont généralement très petites par rapport à celles du Pacifique Central et Ouest. Toutefois ils dénotent des possibles désolidarisations qui peuvent arriver quand le profit local des pays côtiers n'est pas aussi prioritaire que l'objectif général des ORGPs. Il ressort de ces exemples que trouver un compromis entre l'atteinte des objectifs de gestion globaux et la maximisation du profit local est difficile voire impossible sans une approche de gestion qui prévoit des mesures de compensation visant à inciter les pays côtiers à suivre les décisions globales sans se soucier d'un quelconque impact sur leur profit local.

Miller *et al.* (2014) ont exploré les possibles interactions de gestion entre une organisation sous régionale (avec la plupart des prises de décisions qui sont locales) et une ORGP en examinant le cas de la Commission régionale des pêches du Pacifique occidental et central (échelle globale) et les parties à l'accord de Nauru (échelle locale). Ils ont conclu à la suite de leur étude que la gestion unilatérale au niveau global ou sous régional ne permet pas de gérer efficacement les thons dans cette zone. Toutefois, une approche de gestion qui combine les contributions de ces dimensions globale et locale pourrait être le meilleur compromis pour la gestion des espèces migratoires telles que les thons dans cette zone de l'océan mondial.

5.3.2 Vers une gestion glocalisée des pêches

Notre proposition de gestion glocalisée des thons se résume en quatre axes : (i) une implication des membres à travers des contributions actives à la gestion globale ; (ii) une prise en compte des externalités négatives de la gestion globale sur le profit local des pays côtiers à travers la mise en place d'une caisse de stabilisation pour assurer les compensations économiques ; (iii) une promotion d'échanges équitables d'informations, de connaissances et d'expériences locales et (iv) un soutien économique et intellectuel aux pays dont les conditions naturelles et les atouts sont favorables à la réalisation de recherches locales d'un grand intérêt pour le global.

L'implication effective des membres des ORGPs à travers des contributions actives à la gestion globale a été abordée au point 5 de la partie dénommée « un préalable à une approche de gestion glocalisée ». Les différentes analyses qui y sont menées montrent que l'approche de gestion glocalisée ne peut se baser que sur une volonté sincère pour les pays côtiers de participer activement et équitablement aux travaux globaux et à la soumission de données de qualité.

La prise en compte des externalités négatives est au cœur de l'approche de gestion glocalisée. En effet, c'est l'unique moyen de promouvoir des mesures de gestion globale en assurant un minimum de contrepartie économique aux pays côtiers dont les décisions de gestion ou le niveau d'exploitation du stock global impactent l'état des ressources locales. L'ensemble des situations relevant de cette proposition peut être regroupé en deux grandes catégories, à savoir (i) la prise d'une décision de gestion nécessitant la privation totale ou partielle de l'exploitation de ressources locales et (ii) la ressource locale dont l'état est fortement impacté par le niveau d'exploitation du stock global. Le premier cas de figure est légitime et devrait être automatique. En effet, l'on devrait considérer le choix de respecter des décisions globales par les pays côtiers comme un sacrifice desdits pays côtiers pour le bien-être et la stabilité du stock global. Le profit qu'ils pourraient tirer de l'exploitation de leurs ressources se verra

impacté et seule une compensation économique pourrait inciter ces derniers à respecter les décisions sans tenter de les violer. Les ORGPs pourraient estimer le coût d'opportunité du respect de leurs décisions de gestion par les pays côtiers et les motiver à continuer de respecter ces décisions qui dans la majeure partie des cas ont un impact sur leur profit local. Le deuxième cas de figure n'est pas si évident et facilement mesurable. Toutefois, les ORGPs pourraient trouver un moyen de compenser financièrement la perte de profit au niveau local engendrée par le niveau d'exploitation au niveau global. Les pays côtiers devraient apporter des preuves factuelles et scientifiques de l'impact du niveau d'exploitation global sur la dynamique de leurs ressources tout comme les ORGPs fondent leurs décisions globales (comme dans le cadre de la mise en place des moratoires) sur des travaux scientifiques. L'ensemble de ces compensations incitatives a pour but de s'assurer de l'atteinte des objectifs globaux tout en assurant une optimisation du profit local des pays côtiers. Le financement de ces compensations pourrait provenir de participations équitables des pays membres ou d'autres amendes prélevées par les ORGPs.

L'encouragement d'échanges équitables est très important pour une coopération, dans la mesure où elle fait avancer l'ensemble de la communauté scientifique vers un but commun. Elle réduit les disparités entre les états membres et permet d'obtenir une force collective importante. Les échanges pourraient concerner, en plus du partage de données, le partage de savoirs locaux et surtout le partage de technologies, dont des outils de lutte contre la pêche illicite (INDNR) qui relève généralement de la compétence du pays côtier mais dont les effets néfastes impactent les analyses et les décisions de gestion des ORGPs. Certains échanges sont déjà prônés par les ORGPs, mais une mise en place d'un parfait climat de partage et d'échanges équitables entre pays membres des ORGPs devrait améliorer l'existant et favoriser la mise en place effective de politiques de gestion glocalisée des pêches.

Enfin, notre dernière proposition relève de la dynamisation (par le global) des recherches de type local qui sont d'un grand intérêt pour la gestion au niveau global. Certains pays riverains ont des atouts (grands ports de débarquement, possibilité d'effectuer des prélèvements biologiques, etc.) qui facilitent l'élaboration et la réalisation de recherches dont les résultats seraient d'un grand intérêt pour la gestion des pêches au niveau des ORGPs. Parmi ces pays, certains ne mettent pas toujours en avant la recherche scientifique ou n'ont pas les moyens économiques et intellectuels de la faire. Une dynamisation de la recherche scientifique à leur niveau pourrait améliorer les connaissances sur les stocks et optimiser les prises de décisions de gestion globale des ORGPs. Un soutien économique et intellectuel à ces pays pourrait dans un premier temps dynamiser la recherche à leur niveau et un appui à moyen terme des ORGPs devrait faciliter sa pérennisation.

Si ces conditions sont réunies et que les pays côtiers trouvent un intérêt (en matière d'optimisation de leur profit local) à la gestion globale, il ne devrait pas avoir de raisons pour que ces derniers ne s'impliquent pas activement dans la coopération et ne planifient pas en complément à la gestion globale des approches de gestion glocalisée de leurs ressources locales.

5.3.3 Nouvelles questions de recherche

Les résultats de cette thèse ont soulevé des interrogations qui pourraient améliorer les connaissances sur les thons afin de mieux déployer cette approche de type cause à effet. Ils pourraient aussi améliorer considérablement les acquis en matière de promotion de gestion glocalisée des pêches et favoriser l'atteinte de l'objectif de l'exploitation profitable et durable des thons. Nous présentons ci-dessous l'ensemble de ces questions.

- i. Quel impact un choc global pourrait avoir sur la ressource locale dans un contexte où le global impacte le local?
- ii. Comment séparer et quantifier l'impact des facteurs internes et externes sur la ressource locale dans un contexte où le global impacte le local?
- iii. Comment mesurer les externalités négatives afin de proposer des compensations aux pays côtiers qui sont impactés par des mesures de gestion globales ou par les conséquences directes que peut avoir l'état d'exploitation du stock (par exemple dans le cas de surexploitation) sur les pêcheries locales ou sur l'octroi de licences de pêche ?

5.4 Conclusion

En conclusion, il importe de retenir que la double dimension globale: de par leur mode de gestion et locale : de par leur appartenance temporaire à une ZEE d'un Etat côtier des ressources thonières rend sous-optimale une gestion unilatérale (globale ou locale) de ces derniers. La gestion globale priorisée à la convention des Nations unies sur le droit de la mer en 1982 peut être renforcée par des composantes visant à optimiser le profit que tire les pays côtiers de leurs ressources locales. En contrepartie, l'optimisation du profit local des états côtiers favoriserait leur implication et participation active aux programmes des organisations de gestion des pêches. Cette implication active assurerait une avancée considérable de la recherche et des connaissances sur les ressources thonières à travers la collecte et le partage de données de bonne qualité, de connaissances et d'expériences locales. L'avancée de la recherche et des connaissances favoriserait la prise de bonnes décisions afin d'assurer une exploitation durable et profitable de ces ressources.

Nos travaux ne remettent pas en question le mode de gestion actuel des pêcheries thonières, mais ils proposent des voies et moyens pour optimiser cette gestion tout en assurant aux pays côtiers une maximisation du profit qu'ils peuvent tirer de leurs ressources locales. L'ensemble de ces propositions peut se résumer à la mise en place d'une stratégie de priorisation de moyens favorisant une gestion glocalisée des pêcheries thonières. Cette démarche demande des efforts de consensus supplémentaires et un niveau d'engagement plus élevé de la part des pays côtiers. En outre, elle exige des études de cas comme celles menées dans cette thèse afin de situer l'état des ressources locales et leur degré de dépendance avec le stock global.

Nous avons fait des choix de données, de méthodes, émis des hypothèses de travail et interprétés nos résultats sur la base de nos acquis de connaissances. Dans cette thèse, nous nous sommes limités aux données de la pêcherie des senneurs Français et Espagnols à cause de leur disponibilité et leur relative bonne qualité dans la ZEE ivoirienne. Un regard plus vaste à travers l'étude de l'ensemble des pêcheries existantes aussi bien dans la ZEE ivoirienne que dans le reste de l'océan Atlantique aurait pu donner un sens plus complet aux résultats, mais il nous semble essentiel de rester sur la priorité de notre problématique ; à savoir analyser les interactions entre les thons d'un stock global et la ressource locale d'une ZEE afin de planifier une approche de gestion glocalisée des pêches. Nous réitérons qu'aborder la gestion des pêches de thons sous l'angle de la glocalisation pourrait améliorer les conditions de gestion des ORGPs et faciliter l'atteinte de leurs objectifs tout en assurant l'optimisation du profit local de leurs membres.

Annexes

Annexe 1

S1: Online supplementary material for ‘Seasonal and interannual variability in abundance of the main tropical tuna in the EEZ of Côte d’Ivoire (2000-2019)’

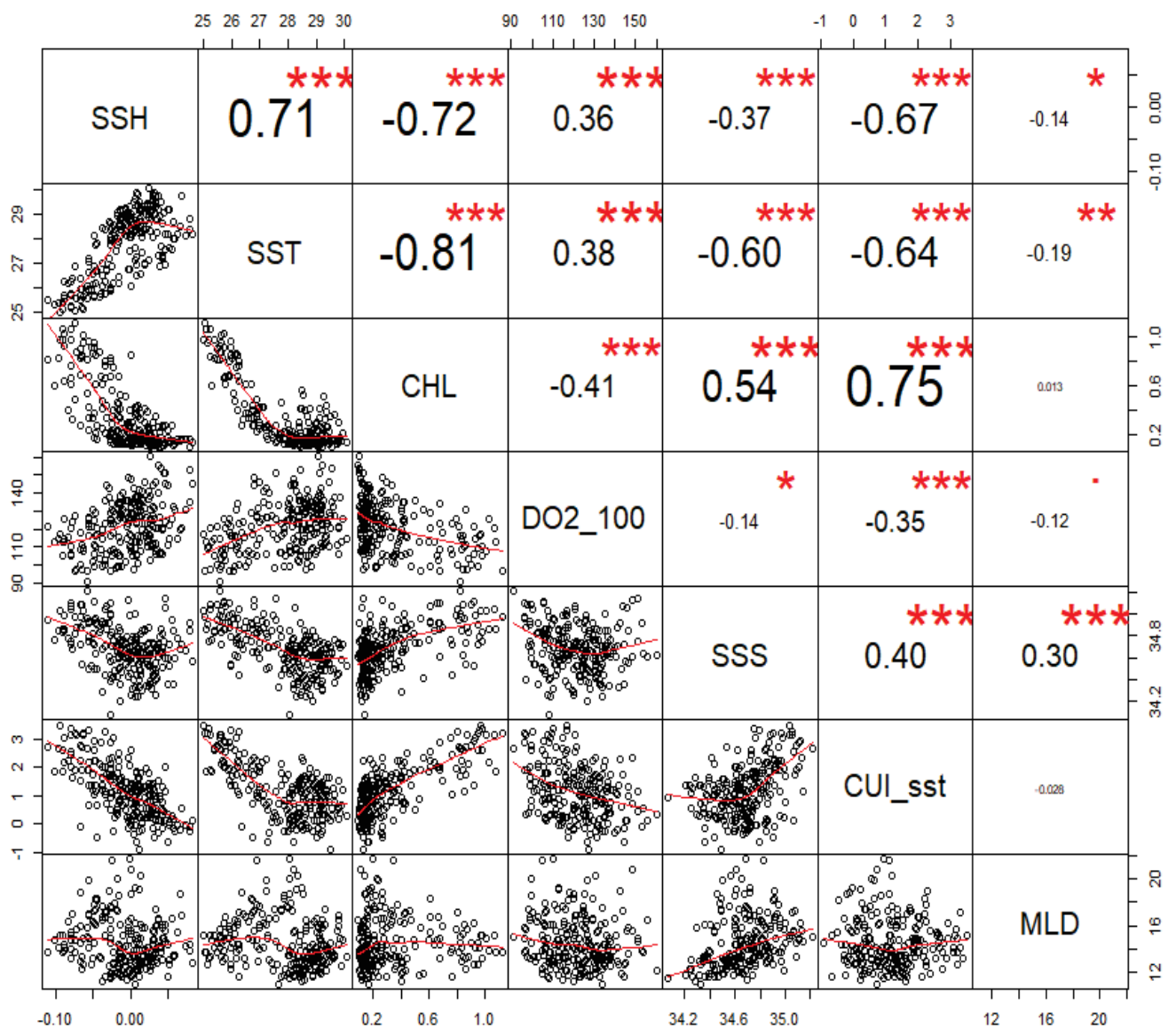


Figure S1.1: Cross-correlation matrix of the environmental variables included in this study.

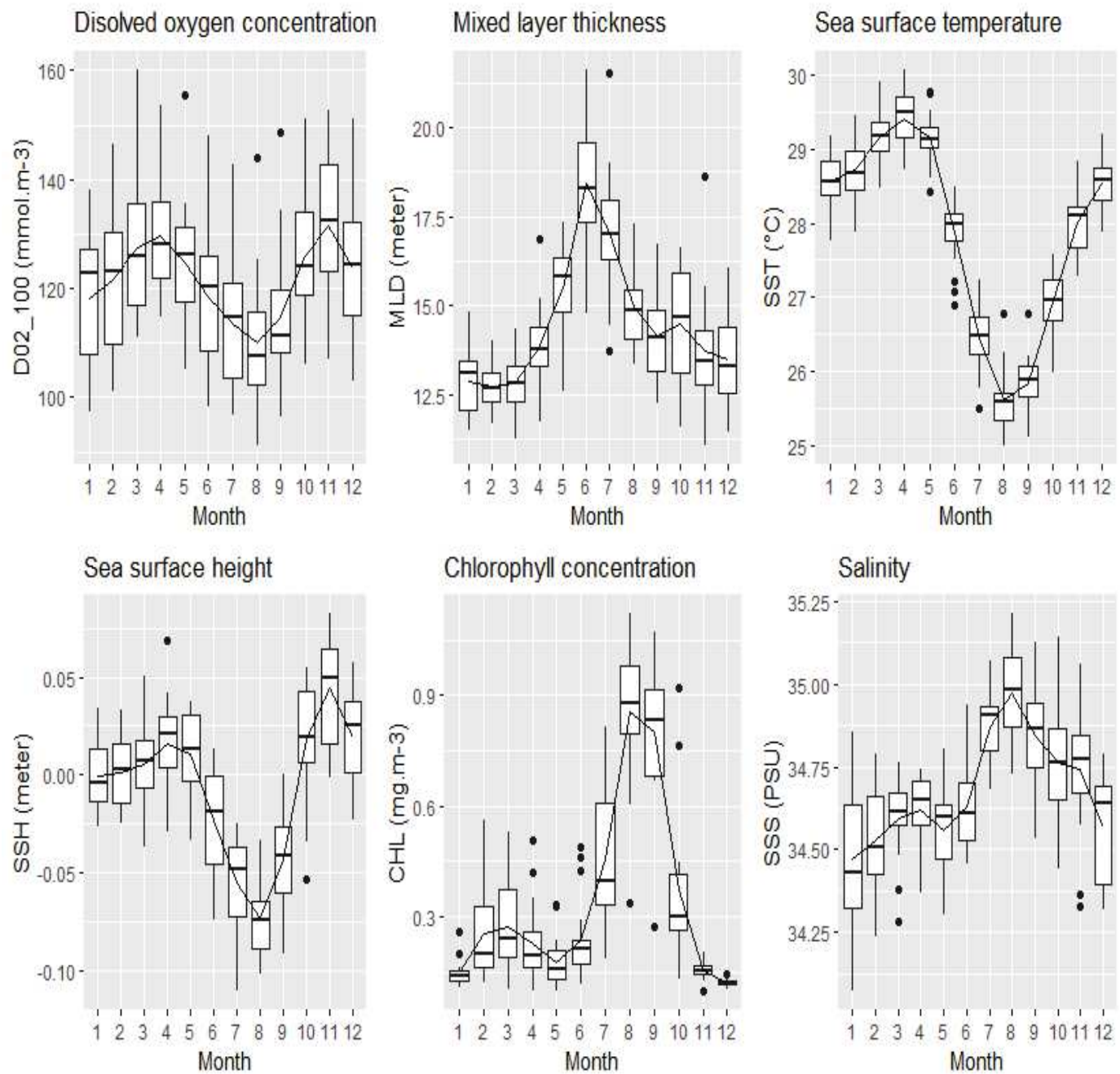


Figure S1.2: Seasonal variation of the environmental variables included in this study.

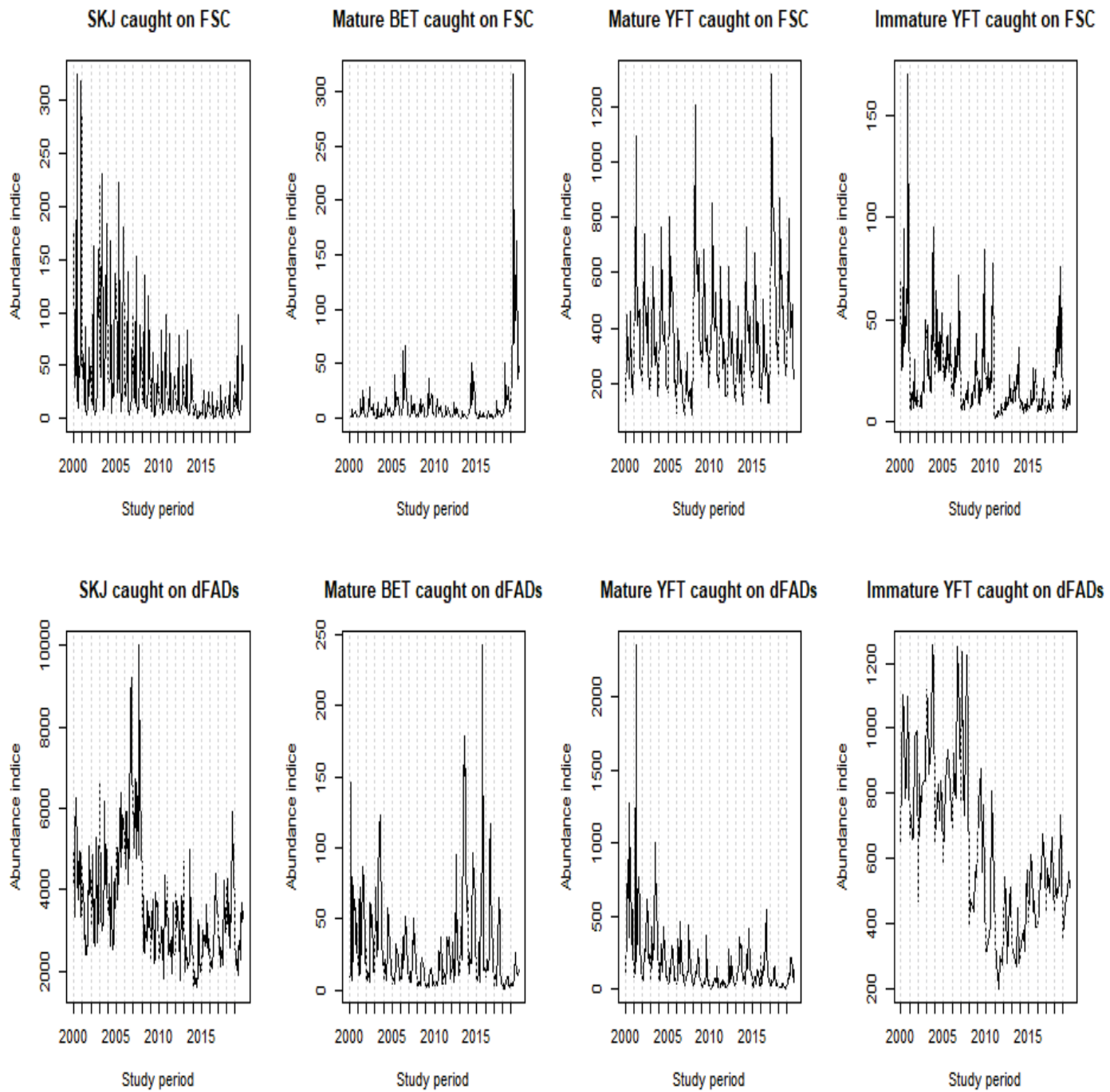


Figure S1.3: Monthly abundance indices of the eight categories of tropicals tuna analyzed in this study.

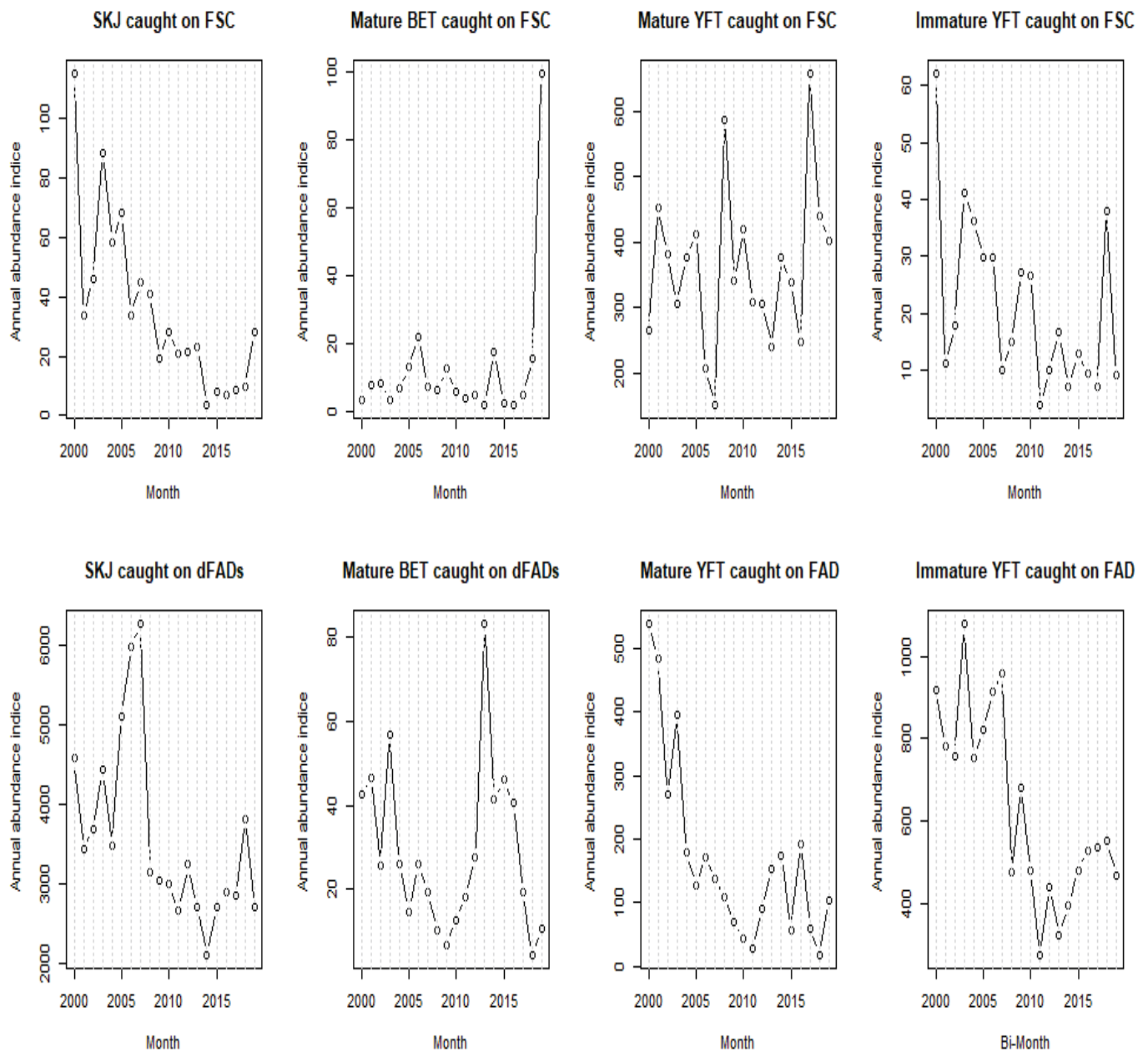


Figure S1.4: Annual abundance indices of the eight categories of tropicals tuna analyzed in this study. Abundance indices are expressed in tons per km² per searching hour (tons/h.km²) for catches on FSC, and in tons per km² per set (tonnes/set.km²) for catches on FAD. It is a simple sum of the monthly abundance indices resulting from the seasonal spatio-temporal model.

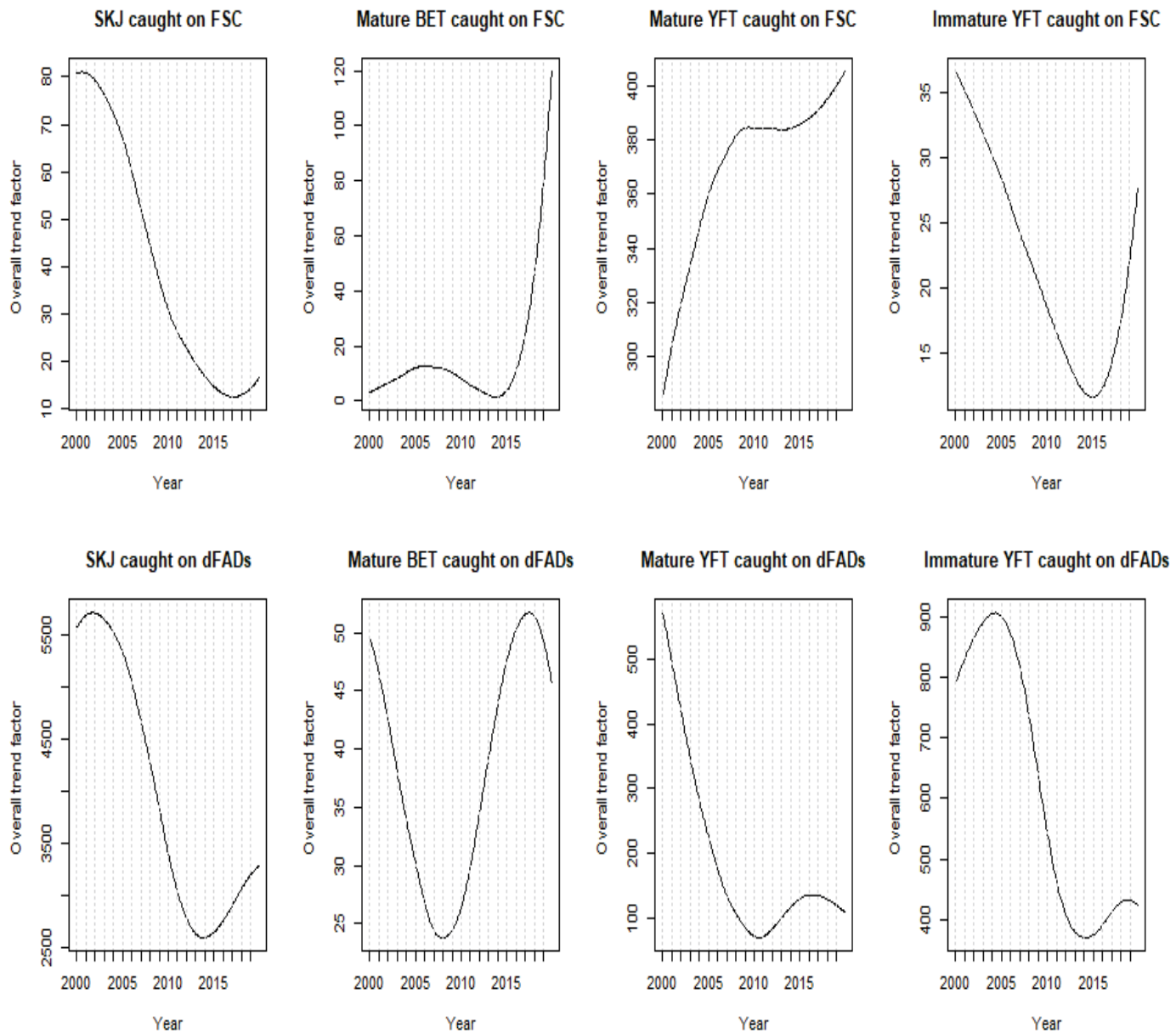


Figure S1.5: Interannual variations of abundance indices over the study period. This global trends come from the decomposition of the abundance indices using the CEEMDAN algorithm.

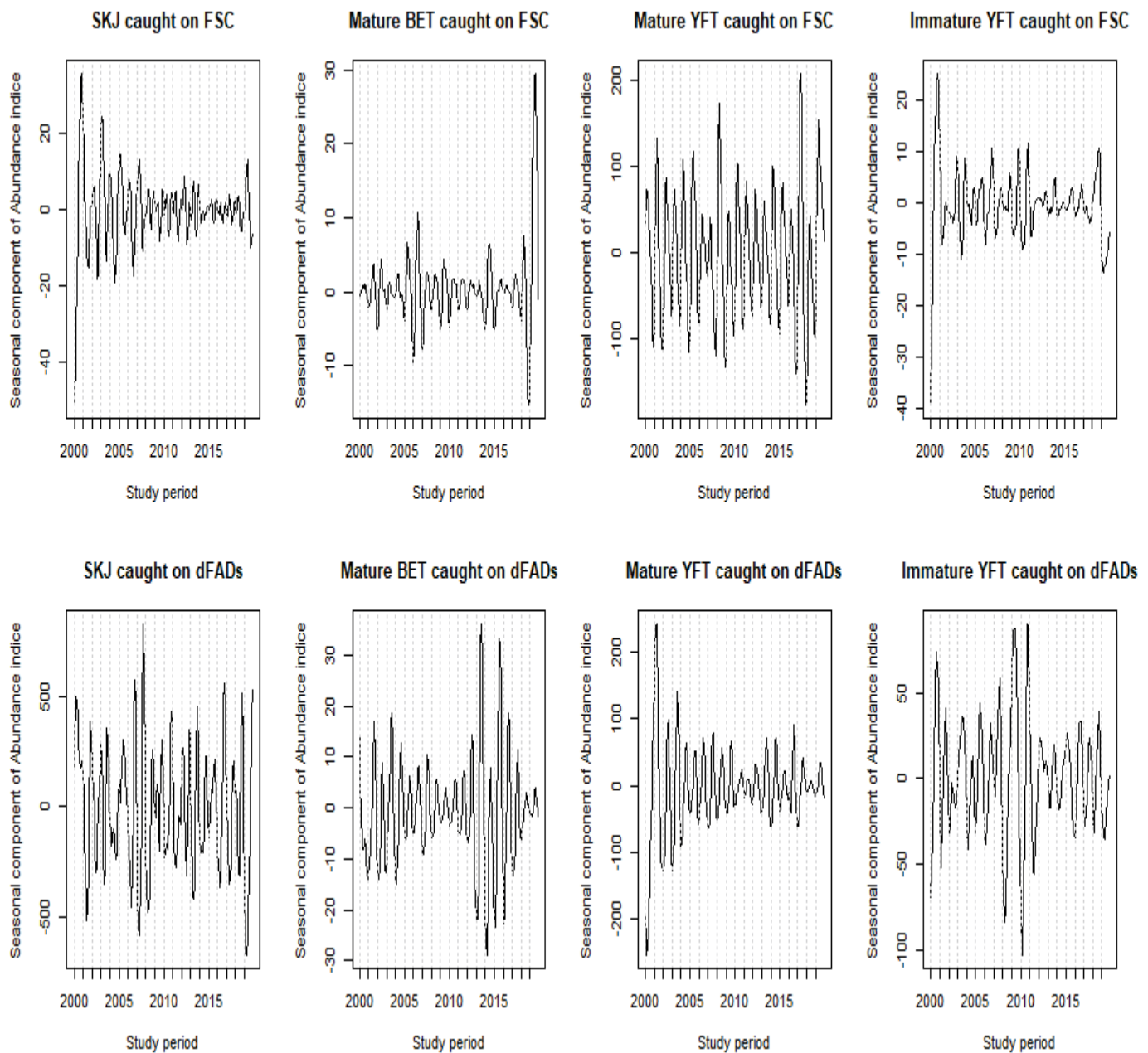


Figure S1.6: Seasonal component of the abundance indices of the eight categories of tropicals tuna analyzed in this study.

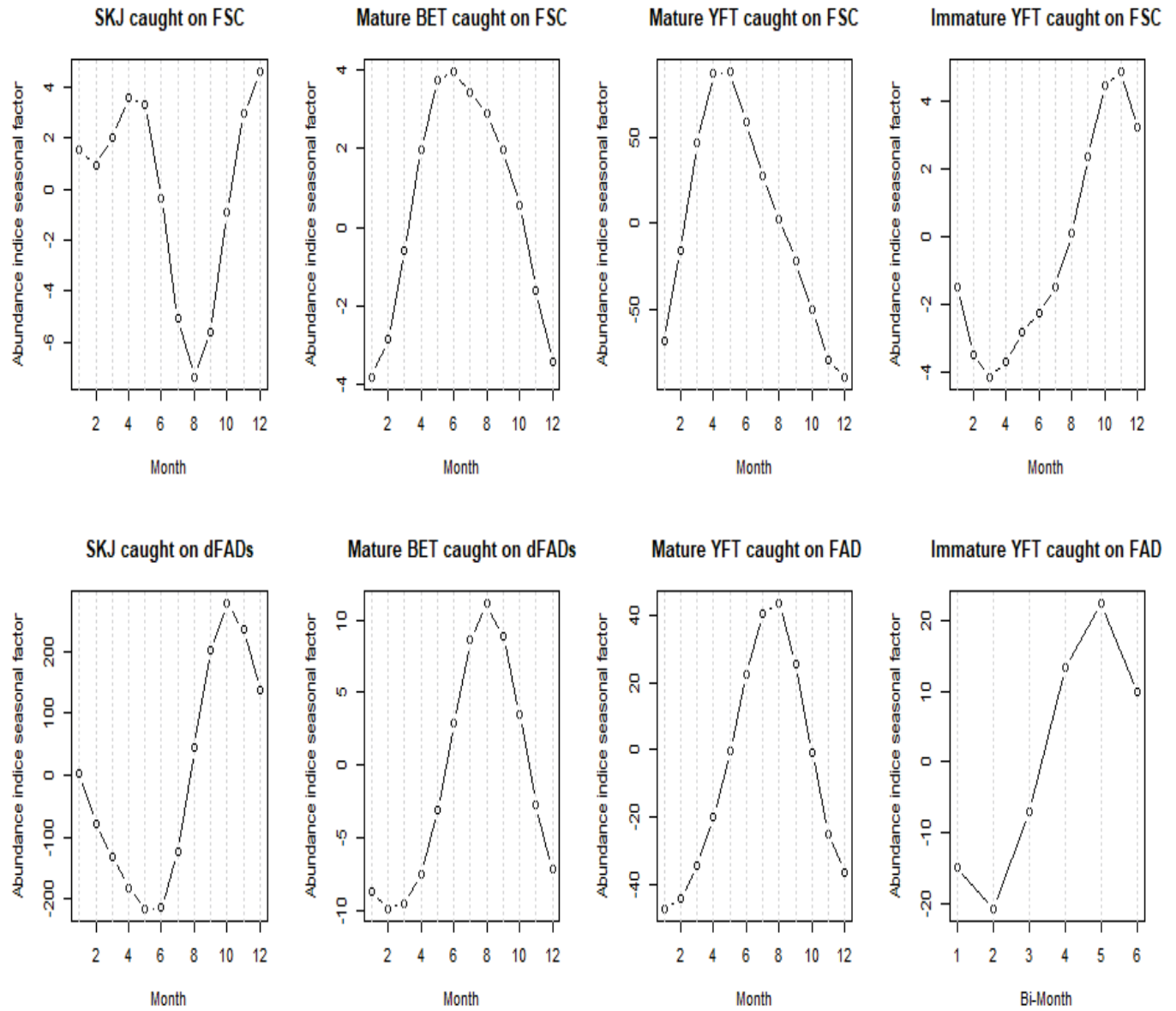
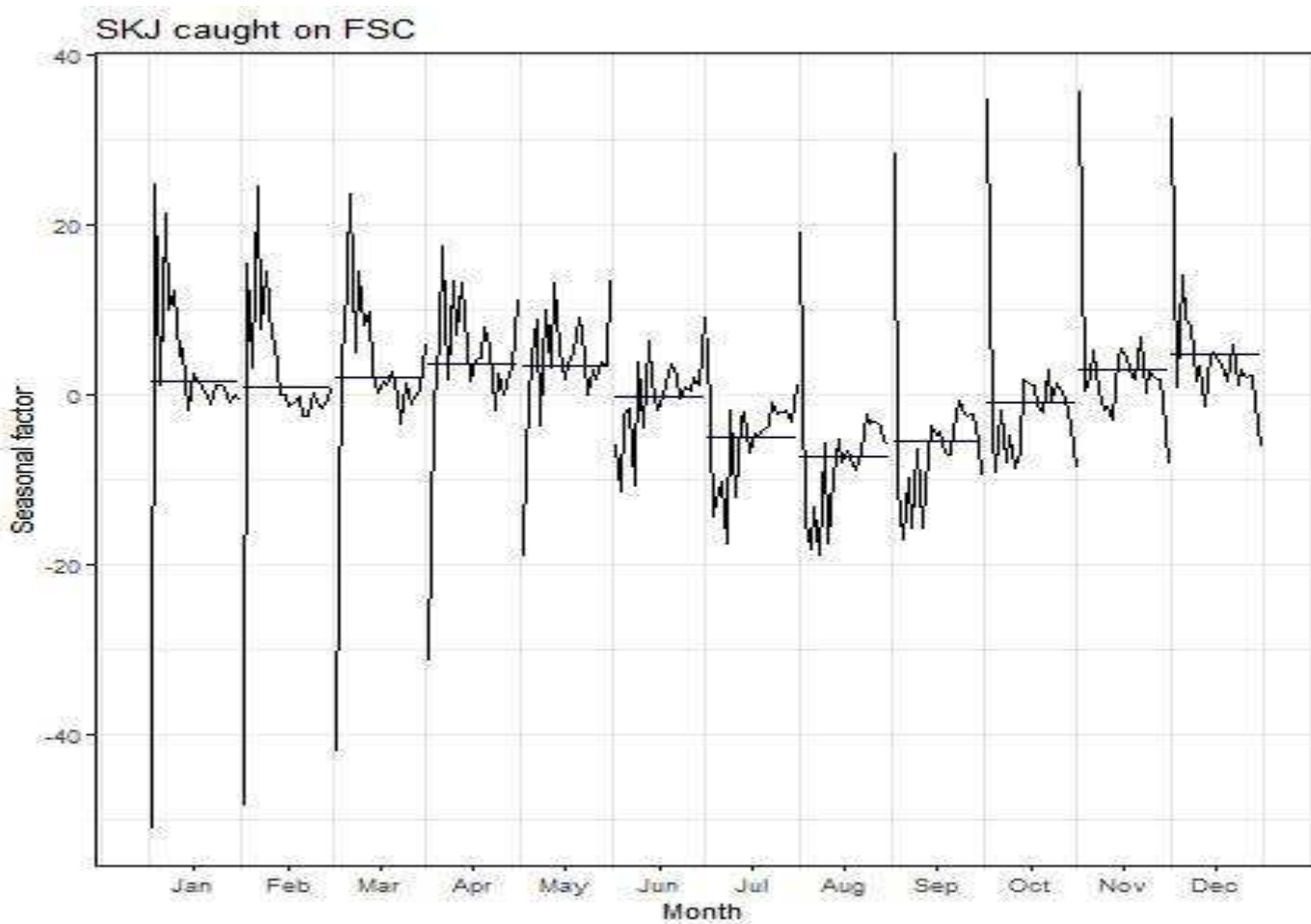
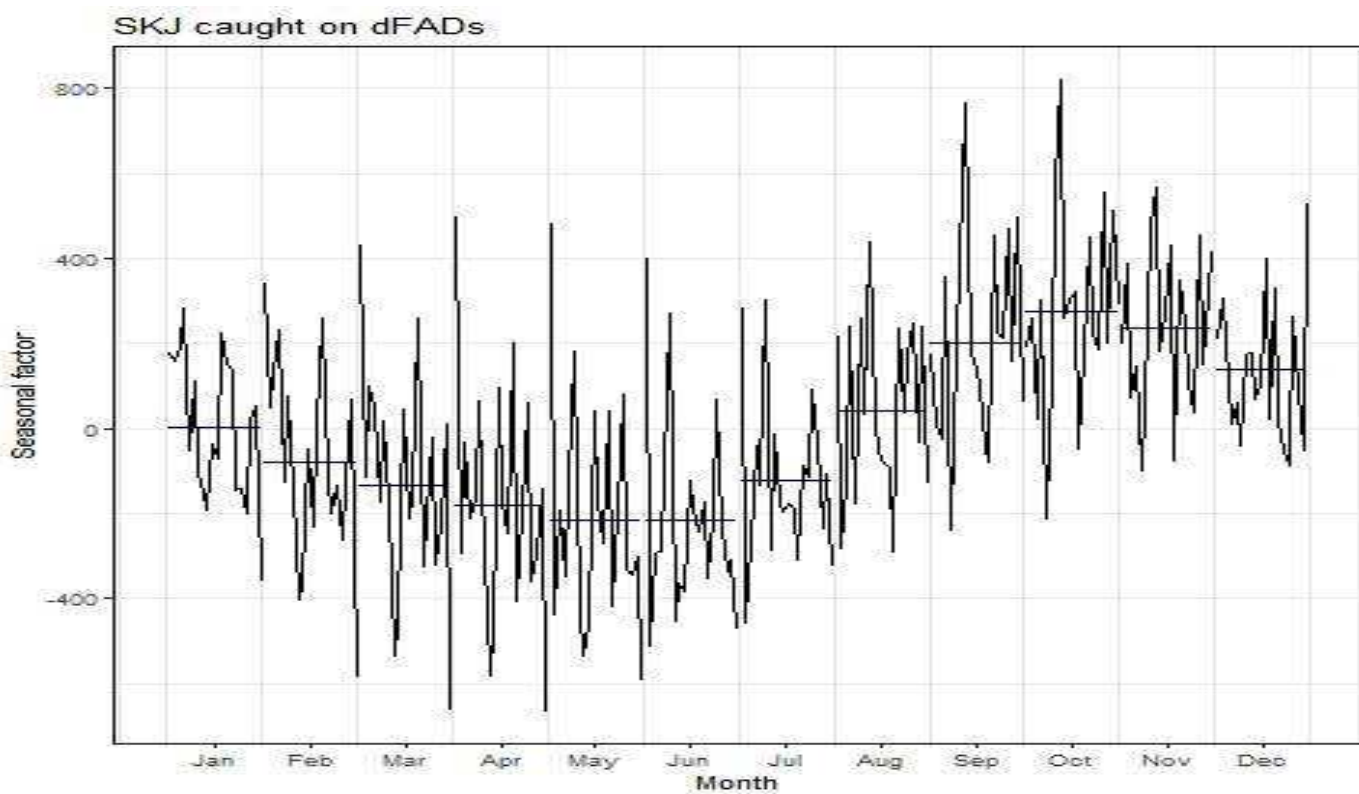
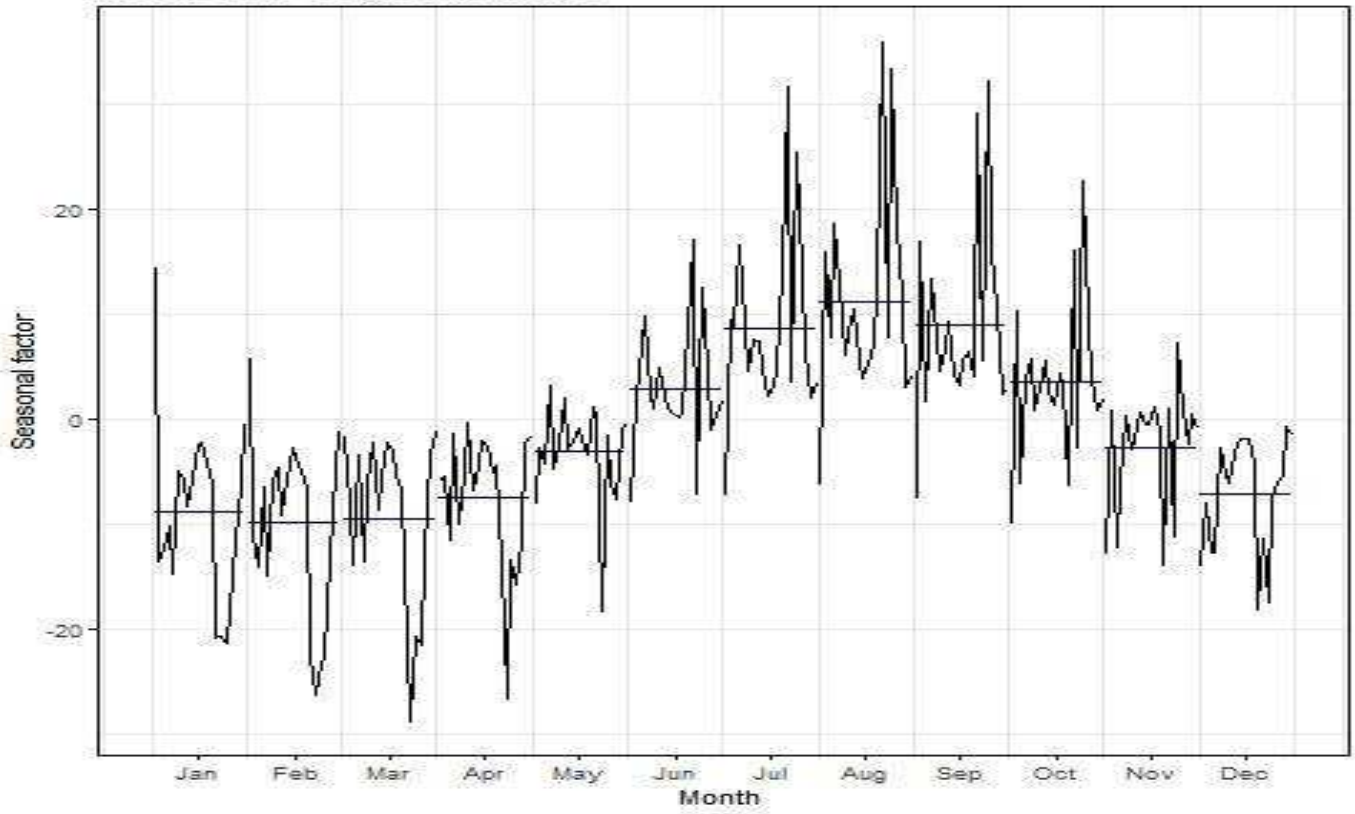


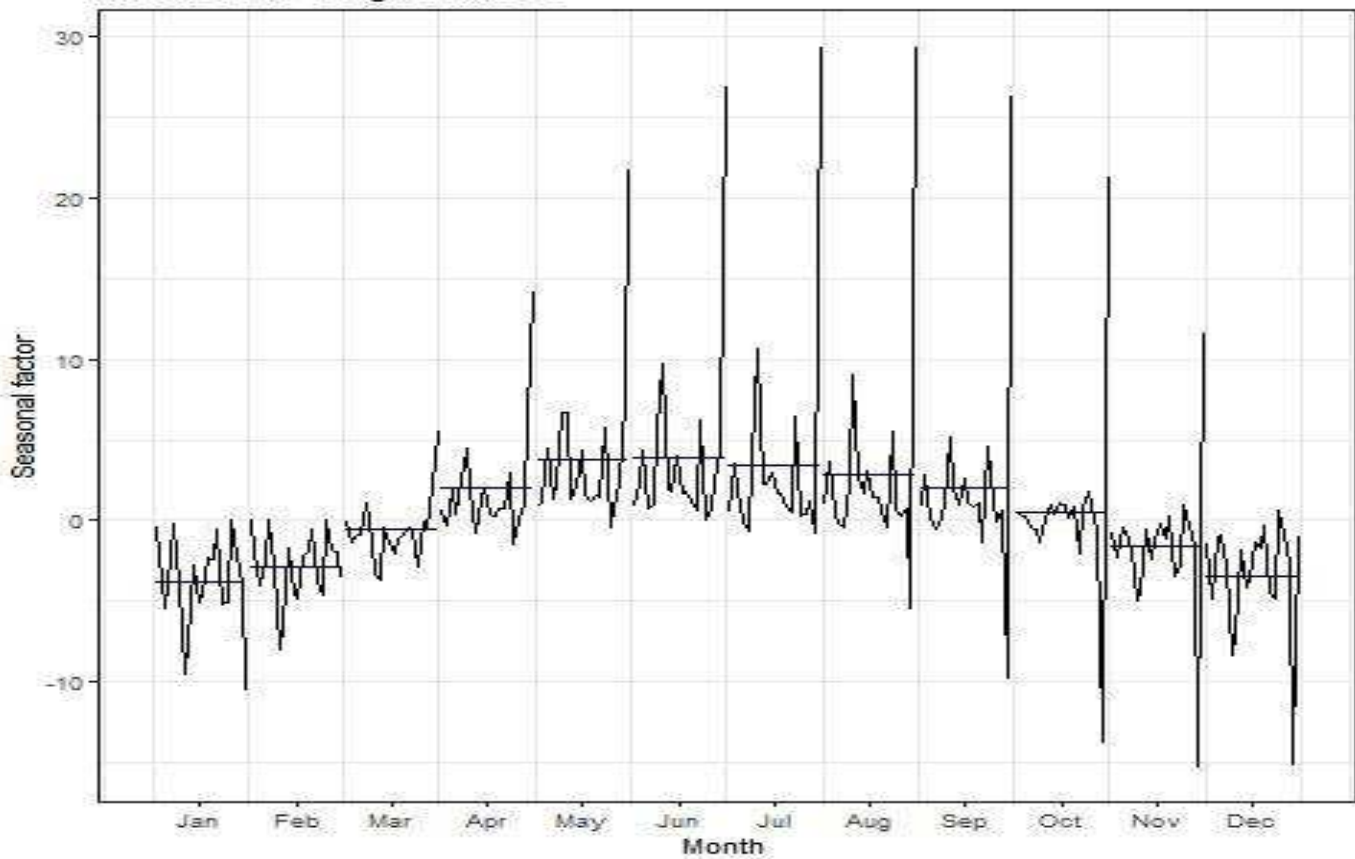
Figure S1.7: Mean average seasonal variations of abundance indices for the eight categories of tropicals tuna study analyzed in this study (over the study period). There are seasonal factors that is why they could have a negative values.

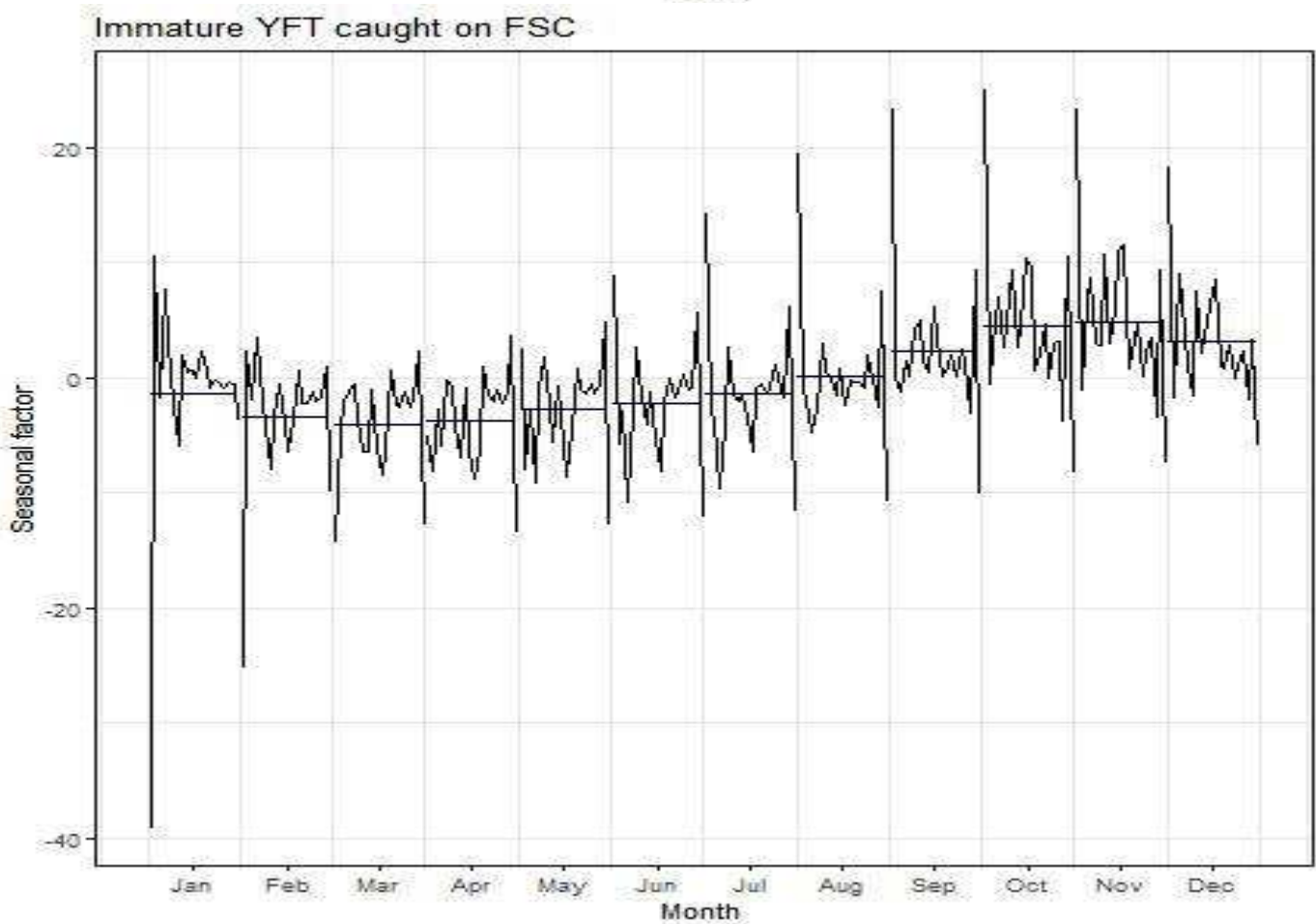
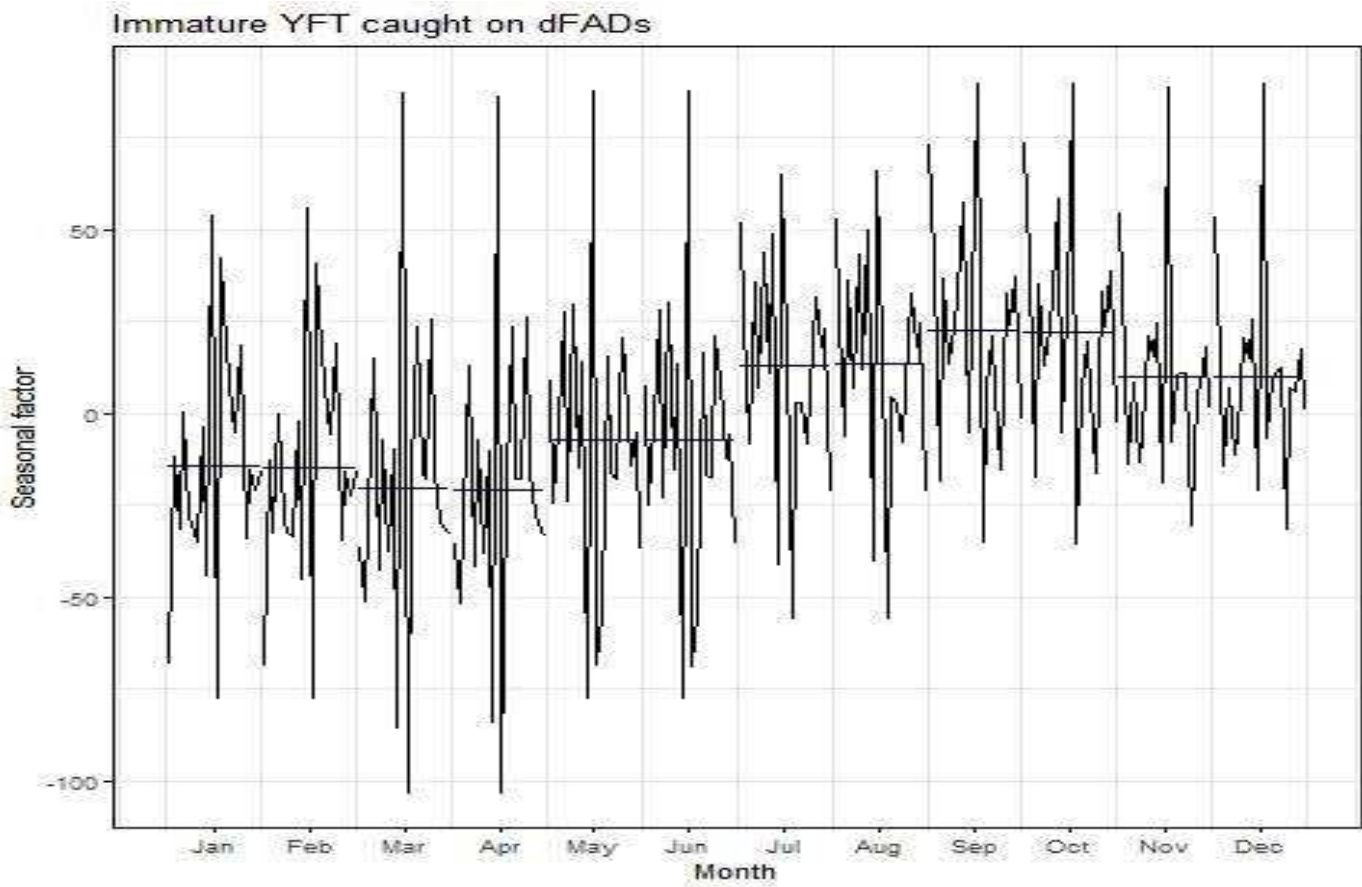


Mature BET caught on dFADs



Mature BET caught on FSC





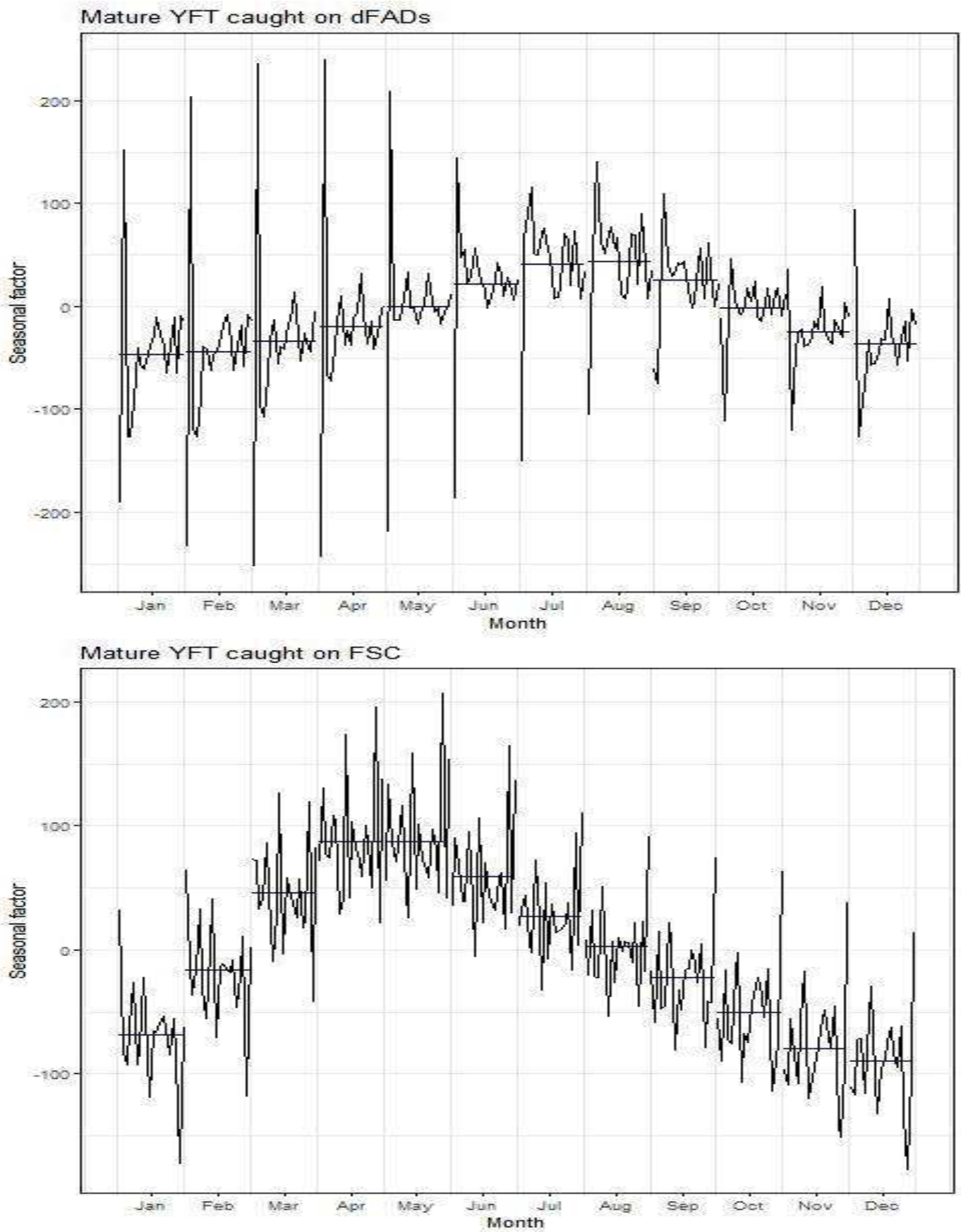


Figure S1.8: Interannual variations in seasonal abundance indices over the study period. The comment is the same for the 8 figures.

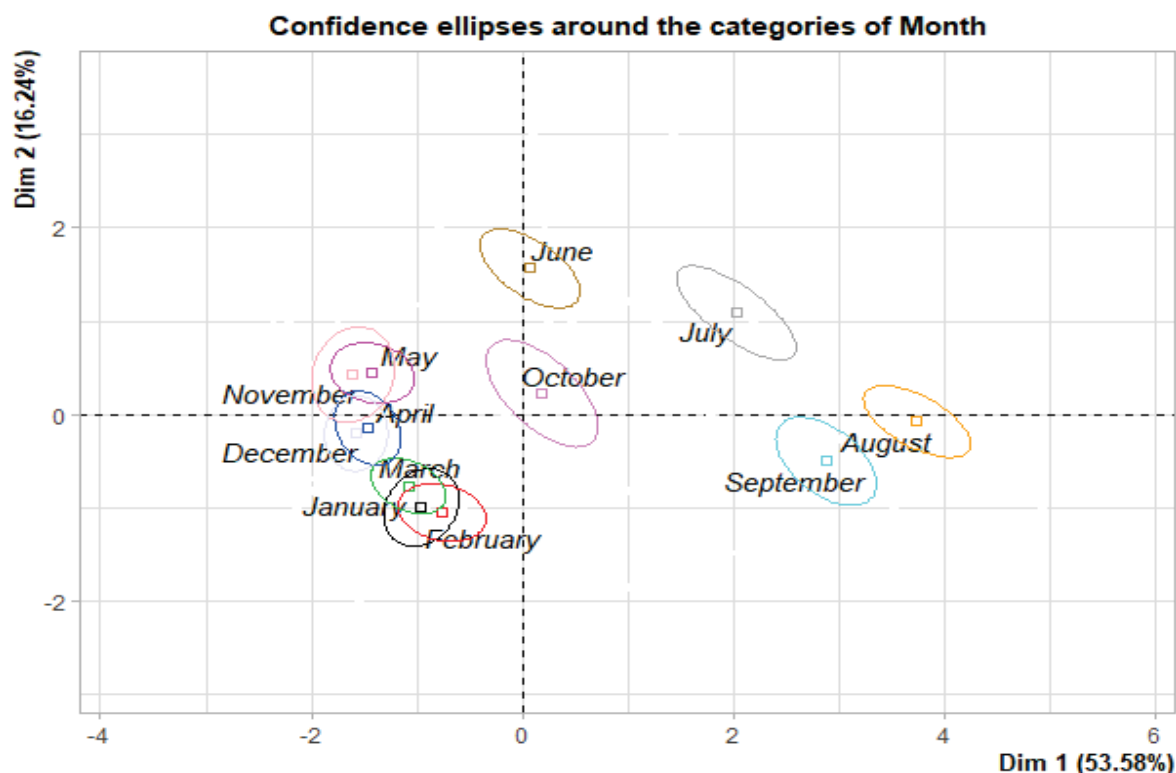


Figure S1.9: Ordination diagram of the principal component analysis (first and second principal components) showing variability of environmental conditions in the Côte d'Ivoire EEZ. The diagram shows the average projection of the months (used as a qualitative supplementary variables) in the plane defined by the first two axes.

Table S1.1: Fisheries agreement concluded between the EU and Côte d'Ivoire from 1997 to date. The data were collected on the website <https://ec.europa.eu/fisheries/cfp/international/agreements> and were synthesized by period.

Period	Reference tonnage (Tonnes/year)	Tuna seiners	Surface longliners	others like seiners	Other like longliners	Vessels total
1997 - 2000	8500	39	14	7	3	63
2000 – 2003	8500					71
2004 – 2007	8400	34	11	3	0	48
2007 – 2013	7000	25	15	0	0	40
2013 – 2018	6500	28	10	0	0	38
2018 - 2024	5500	28	8	0	0	36

Annexe 2

S2: Online supplementary material for ‘Seasonal and interannual variability in abundance of the main tropical tuna in the EEZ of Côte d’Ivoire (2000-2019)’

Akia S., Amandé M., Pascual P. and Gaertner D.

MODELS STRUCTURE AND OTHERS RESULTS

We chose to present a summarized version of the seasonal spatio-temporal model developed by Thorson *et al.* (2020a) in the paper. In addition, we presented only the abundance indices estimated using this method without giving the full set of estimated parameters, model implementation and model outputs. In this section, we will present the complete structure of the model as detailed in Thorson *et al.* (2020a), the implementation of the model (choice of parameters and estimation using the r packages VAST and FishStatsUtils) as well as the set of model outputs. We will also show the results of CEEMDAN decomposition. In order to present the method in its entirety without any intention of plagiarism, we would like to inform you that the presentation of the methods will be almost identical to that of the authors in order to ensure a good understanding when reading this paper.

1 Seasonal spatio-temporal (VAST) model structure

The Seasonal spatio-temporal model developed by Thorson represents spatial variation in population density, and how density changes both among years (interannual variation) and within years (seasonal variation). The commercial fisheries catch and effort data used in this kind of analysis concern field-sampling of sets i records the biomass (Tons) or abundance (numbers) b_i encountered by the i th sets, occurring at location s_i (within a fixed and pre-defined spatial domain), year y_i (between a minimum and maximum year $y \in \{y_{\min}, \dots, y_{\max}\}$), and season u_i (among an ordered set of intervals occurring within a year, $u_i \in \{u_1, \dots, u_U\}$). These seasons could be quarters (winter, spring, summer, fall), months (January-December), weeks (1-52), or any intervals defined within a year (whether having even or uneven spacing and duration). In this notation, the combination of year y_i and season u_i is sufficient to define the time of a given sample and the term t to describe this combination, $t \in \{y_{\min}u_1, y_{\min}u_2, \dots, y_{\max}u_U\}$, where seasons and years are ordered such that $t + 1$ is the year-season combination occurring immediately after t and $t - 1$ is the year-season combination preceding t . This model has reasonable performance even when data are entirely unavailable for one or more combinations of year and season. That is why estimates in year-season t are shrunk towards predicted density in adjacent year-seasons ($t - 1$ and $t + 1$), as well as towards estimated density in other seasons for a given year (other u for a given y) and density in other years for a given season (other y for a given u). This specification implies that the model will include a “main effect” for season and year, as well as an autocorrelated “interaction” of season and year.

The implementation of these criteria has been done by using a Poisson-link delta model (Thorson, 2018) that specifies a probability distribution for random variable B , corresponding

to the likelihood of response variable b_i for each sample (set) i , $\Pr(B = b_i)$. This Poisson-link delta model includes the probability p_i that sample i encounters a given species [i.e. $\Pr(B > 0)$], and also the expected measurement r_i given that the species is encountered, $\Pr(B | B > 0)$:

$$\Pr(B = b_i) = \begin{cases} 1 - p_i & \text{if } B = 0 \\ p_i \times g\{B | r_i, \sigma_m^2\} & \text{if } B > 0 \end{cases}$$

where we specify a lognormal distribution for the distribution of positive catches. This Poisson-link delta model predicts encounter probability p_i and positive catch rate r_i by modelling two log-linked linear predictors, $\log(n_i)$ and $\log(w_i)$ for each sample i ; n_i and w_i are then transformed to yield P_i and r_i :

$$p_i = 1 - \exp(-a_1 \times n_i), \quad r_i = \frac{a_i \times n_i}{p_i} \times w_i$$

where a_i is the area-swept offset for sample i . This model structure is designed such that expected density d_i is the product of encounter probability and positive catch rate and also the product of transformed linear predictors (i.e. $d_i = p_i r_i = n_i w_i$). When the response variable b_i is in units biomass, these predictors can be interpreted as numbers-density n_i (with units numbers per area) and average weights w_i (with units biomass per number). Alternatively, if the response variable is in units numbers, n_i (with units numbers per area) and w_i (with dimensionless units) describe a parametric link between expected encounter probability and expected numbers given an encounter, but they are not specifically interpretable as describing numbers-density and biomass per number. In both interpretations, n_i always enters via the product $a_i \times n_i$ such that n_i is expressed as density.

The Poisson-link delta model is useful relative to other delta models because both linear predictors use a log-link function, so that all effects are additive in their impact on predicted log-density. Specifically, we specify that:

$$\begin{aligned} \log(n_i) &= \underbrace{\beta_n^*(t_i)}_{\text{Year-season intercept}} + \underbrace{\omega_n^*(s_i)}_{\text{Spatial main effect}} + \underbrace{\xi_{nu}^*(s_i, u_i)}_{\text{Season spatial effect}} + \underbrace{\xi_{ny}^*(s_i, y_i)}_{\text{Year spatial effect}} + \underbrace{\varepsilon_{nu}^*(s_i, t_i)}_{\text{Year-season spatial effect}} + \underbrace{\zeta_n^*(i)}_{\text{Catchability covariates}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \log(w_i) &= \underbrace{\beta_w^*(t_i)}_{\text{Year-season intercept}} + \underbrace{\omega_w^*(s_i)}_{\text{Spatial main effect}} + \underbrace{\xi_{wu}^*(s_i, u_i)}_{\text{Season spatial effect}} + \underbrace{\xi_{wy}^*(s_i, y_i)}_{\text{Year spatial effect}} + \underbrace{\varepsilon_{wu}^*(s_i, t_i)}_{\text{Year-season spatial effect}} + \underbrace{\zeta_w^*(i)}_{\text{Catchability covariates}} \end{aligned}$$

Where the other linear predictor w_i is defined identically except that the subscript n is replaced by w for all coefficients. In applications with limited information (either due to low sample sizes or small variance), the variance of one or more of these terms may be estimated near zero such that the corresponding term is then dropped from the model. Specifying an additive structure in log-space for both variables (n_i and w_i) simplifies interpretation of estimated terms where $\omega_n^*(s_1) = 0.1$ indicates that $n(s_1, t)$ is expected to be 10% higher at location s_1 than at location s_1 where $\omega_n^*(s_2) = 0$. We also hypothesize that this additive

structure in log-space will be more parsimonious than a conventional delta model, although testing this is an empirical question for future reserch. Spatial terms are estimated using a predictive-proces framework (Banerjee et al., 2008), such that we estimate the value of each spatial variable at a set of “knots”, where the number of knots n_x is specified by the user in a balance between computational speed and spatial resolution. In the case of spatial variation, we specify a Gaussian Markov random field for vector ω_n^* containing the value of the spatial variable $\omega_n(s)$ at each knot s :

$$\omega_n \sim MVN(\mathbf{0}, \sigma_{n\omega}^2 \mathbf{R}_n)$$

where \mathbf{R}_n is the correlation matrix and $\sigma_{n\omega}^2$ is the pointwise variance such that $\sigma_{n\omega}^2 \mathbf{R}_n$ is the spatial covariance. We then project from the values ω_n at knots to the values ω_n^* at the location of available data. The correlation matrix, in turn, is cakulated based on a vector of distance $d(s_1, s_2)$ between any pair of locations s_1 and s_2 , and we use a sparse precision matrix that approximates a Matérn correlation function :

$$\mathbf{R}_n(s_1, s_1) = \frac{1}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)} \times (\kappa_n \mathbf{d}(s_1, s_2) \mathbf{H})^\nu \times K_\nu(\kappa_n \mathbf{d}(s_1, s_2) \mathbf{H})$$

where we estimate a linear transformation \mathbf{H} involving estimated parameters (representing geometric anisotropy) and decorrelation rate κ_n . Given the value of a spatial variable at each knot, the value at any given location s within spatial domain Ω is then calculated using bilinear interpolation, using a projection matrix calculated by the R package R-INLA (Lindgren, 2012). Season and year main spatial effects are specified similarly, except the probability of $\xi_{nu}(u)$ is calculated independently for every season u and the probability of $\xi_{ny}(y)$ is calculated independently for every year y . However, the year-season interaction $\varepsilon_n(s, t)$ is autocorrelated across the ordered year-season index t :

$$\varepsilon_n(s, t) \sim \begin{cases} MVN(\mathbf{0}, \mathbf{Q}^{-1}) & \text{if } t = t_{min} \\ MVN(\rho_{n\varepsilon} \varepsilon_n(s, t-1), \mathbf{Q}^{-1}) & \text{if } t > t_{min} \end{cases}$$

where the degree of autocorrelation $\rho_{n\varepsilon}$ in spatio-temporal variation $\varepsilon_n(s, t)$ is also estimated. We here assume that the decorrelation-rate parameters κ_n and κ_w are identical for spatial and spatio-temporal components and different between the two linear predictors n and w . Similarly, intercepts $\beta_n(t)$ are specified such that they can be interpolated for season–year combinations without any data using information from adjacent season–years, other years of the same season, or other seasons of the same year. This is again accomplished by including season and year main effects, and an autocorrelated interaction of season and year:

$$\beta_n^*(t) = \mu_\beta + \beta_{nu}(u) + \beta_{ny}(y) + \beta_{nt}(t)$$

where μ_β is the average intercept across all seasons and years, $\beta_{nu}(u)$ captures differences in expected intercept among seasons u , $\beta_{ny}(y)$ captures differences in expected intercepts among years y , and $\beta_{nt}(t)$ represents an autocorrelated season-year interaction:

$$\beta_{nt}(t) \sim \begin{cases} N(0, \sigma_{n\beta}^2) & \text{if } t = t_{min} \\ N(\rho_{n\beta} \beta_{nt}(t-1), \sigma_{n\beta}^2) & \text{if } t > t_{min} \end{cases}$$

and where the magnitude of autocorrelation is again estimated from available data. We ensure identifiability for μ_β , $\beta_{nu}(u)$, and $\beta_{ny}(y)$ by imposing a corner constraint on the season and year effects (i.e. $\beta_{nu}(u) = 0$ and $\beta_{ny}(y) = 0$ for the first season and year y). This corner constraint is necessary for intercepts but not spatial terms because the season and year intercepts are treated as fixed effects, while the season and year spatial terms are treated as random effects. We note that this model structure imposes no constraints on the expected “shape” of seasonal variation; that is the model can capture unimodal or multimodal distribution of abundance across seasons within a year.

VAST estimates fixed effects while approximating their marginal likelihood using the Laplace approximation (Skaug and Fournier, 2006). The Laplace approximation is implemented in turn using R package TMB (Kristensen et al., 2016), and computational efficiency is improved using automatic differentiation (Fournier et al., 2012) and the SPDE approximation to spatial correlation matrices (and associated projection matrices) from R-INLA (Lindgren and Rue, 2015). Standard errors are calculated using a generalization of the delta method (Kass and Steffey, 1989), and standard errors are available for predictions of local density after estimating all fixed and random effects:

$$\begin{aligned} d(s, t) &= n(s, t) \times w(s, t) \\ &= \exp\{\beta_n^*(t) + \omega_n^*(s) + \xi_{nu}^*(s, u) + \xi_{ny}^*(s, y) + \varepsilon_n^*(s, t)\} \\ &\quad \times \exp\{\beta_w^*(t) + \omega_w^*(s) + \xi_{wu}^*(s, u) + \xi_{wy}^*(s, y) + \varepsilon_w^*(s, t)\} \end{aligned}$$

where density can then be visualized or further processed to yield derived statistics. For example, total abundance is calculated as the area-weighted sum of density $d(s, t)$ predicted at a fine spatial resolution:

$$I(t) = \sum_{s=1}^{n_s} a(s)d(s, t)$$

where n_s is the number of fine-scale predictions and $a(s)$ is the spatial area associated with each prediction.

2 Seasonal spatio-temporal (VAST) model specifications

We define a 625 (25*25) km² as spatial area of each fine scale, lead to a 594 fines scales were density prediction has been done. We make the choice to use fine scales prediction than knots aggregation, but we define 30 knots to meet the 1*1 square degree of fisheries data. Using 30 knots did not converge the model for skipjack caught on dFADs. Thus, we increased the grid size and re-estimated the model as we went along. This allowed us to obtain a convergence with six knots for this category.

We used month as seasonal dimension for each model expect for immature yellowfin tuna caught on dFADs ; for wich we considered bimonthly as seasonal dimension. We used Flag (2 modalities) and carrying capacity (4 modalities) as catcability co-variables in this model.

The parameters, diagnostics and derives quantities of each model can be see on the next section. Catchability covariates are captured by the $\lambda_i(k)_p$ parameter in the model. Fin below the definition of each $\lambda_i(k)_p$:

$\lambda_i(k)_4$ is the catchability effect of Spanish vessels relative to the effect of French vessels (as reference) ;

$\lambda_i(k)_6$ is the catchability effect of vessels with tonnage between 601 and 800 tons relative to the effect of vessels with tonnage between 401 and 600 tons (as reference) ;

$\lambda_i(k)_7$ is the catchability effect of vessels with tonnage between 801 and 1200 tons relative to the effect of vessels with tonnage between 401 and 600 tons (as reference) and

$\lambda_i(k)_8$ is the catchability effect of vessels with tonnage greater than 1200 tons relative to the effect of vessels with tonnage between 401 and 600 tons (as reference).

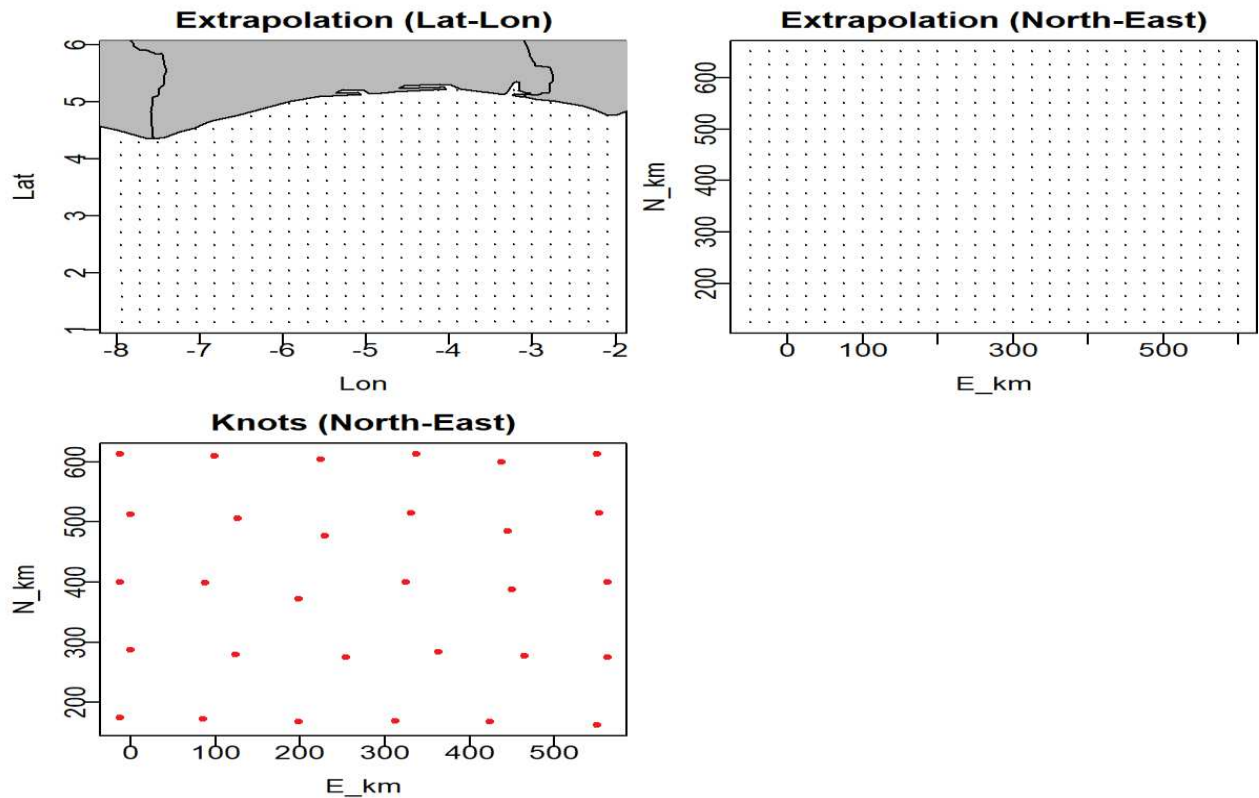


Figure S2.10: Visualization of spatial structure used to approximate spatial variation in each case-study (except for SKJ caught on dFADs), after projecting Latitude/Longitude to UTM coordinates measured in eastings (x-axis) and northings (y-axis). The red circles show the location of 30 interior knots where this number was chosen a priori and knots were then allocated using a k-means algorithm in proportion to available sampling data. Black points represent the extrapolation-grid used when approximating the integral across the survey domain.

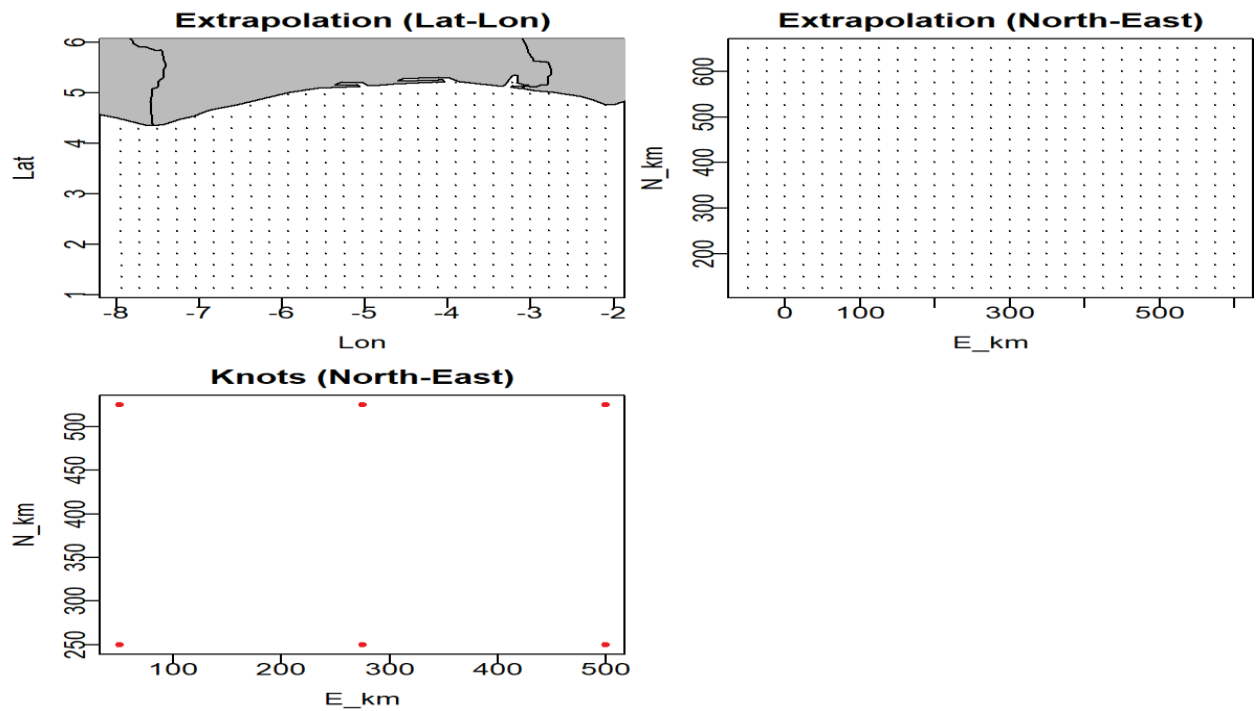


Figure S2.11: Visualization of spatial structure used to approximate spatial variation in the case of Skipjack caught on dFADs.

3 Seasonal spatio-temporal (VAST) model results

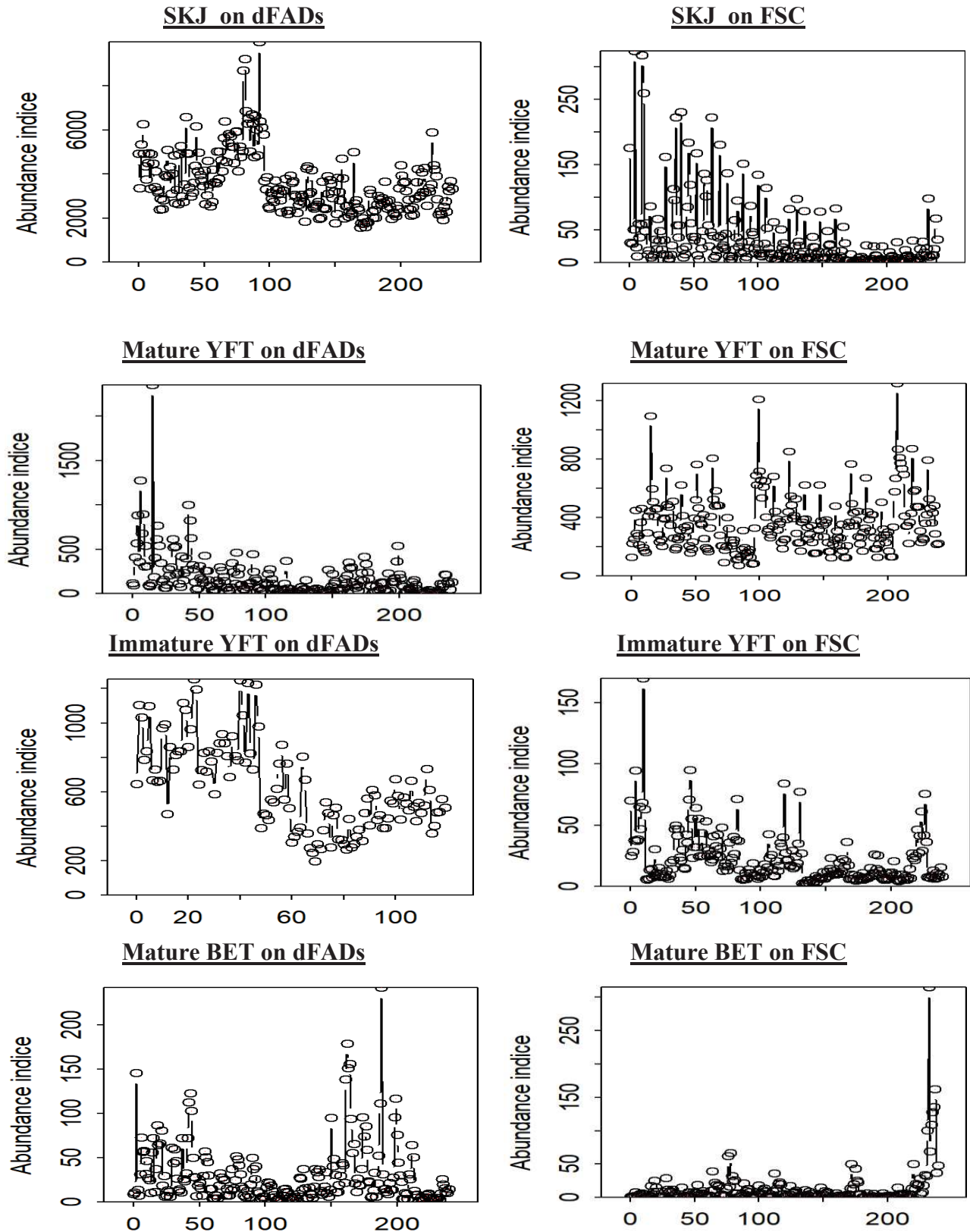


Figure S2.12: The estimate abundance index of the eight categories of tropicals tuna analyzed in this study. Each showing bias-corrected maximum likelihood estimate (circles) and +/- one standard error for each month (20*12 month=240 ; 20*6= 120 in the case of immature yellowfin tuna caught on dFADs).

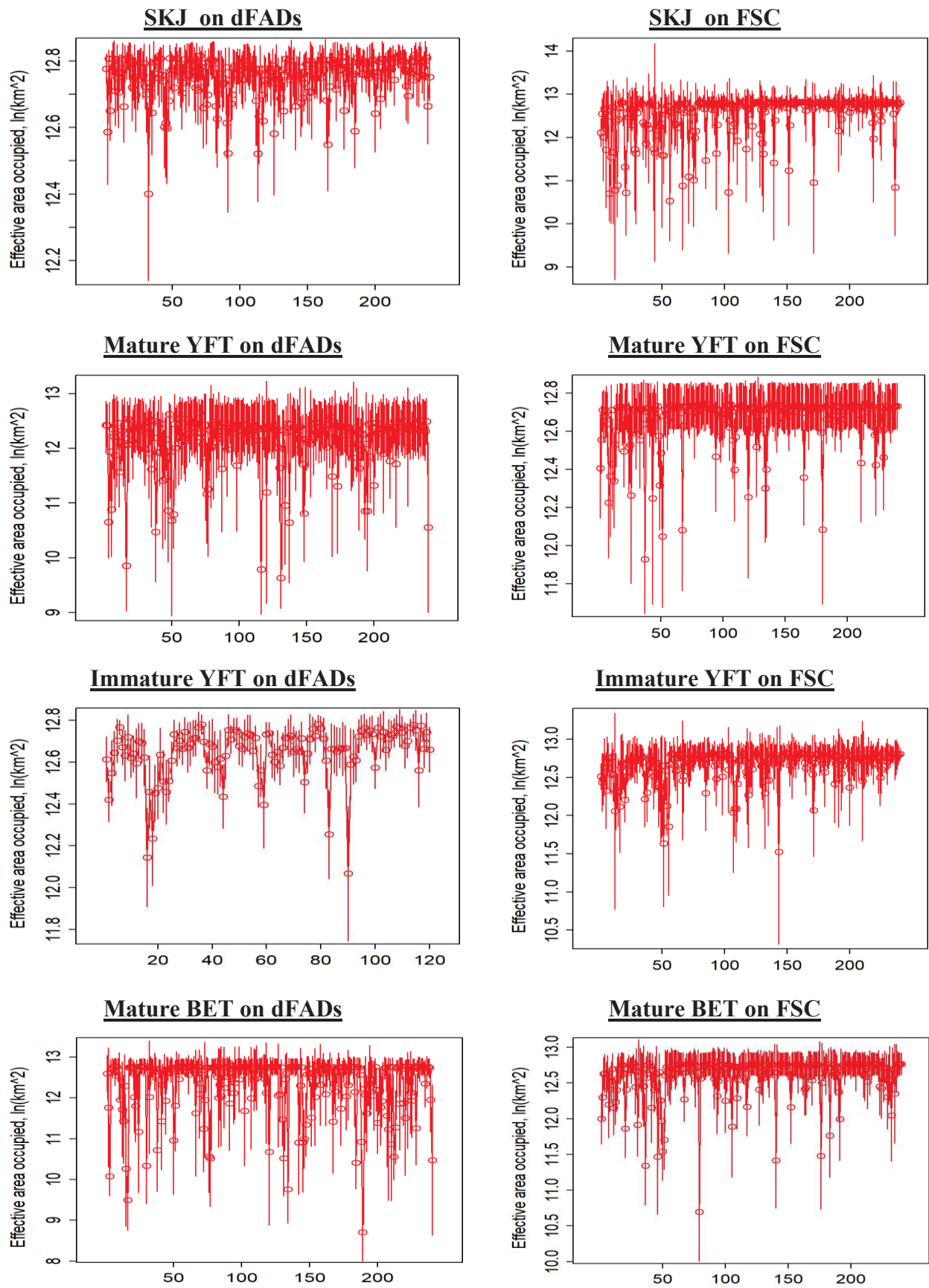


Figure S2.13: The estimate effective area occupied (representing area needed to contain the population at average biomass-density) of the eight categories of tropicals tuna analyzed in this study.

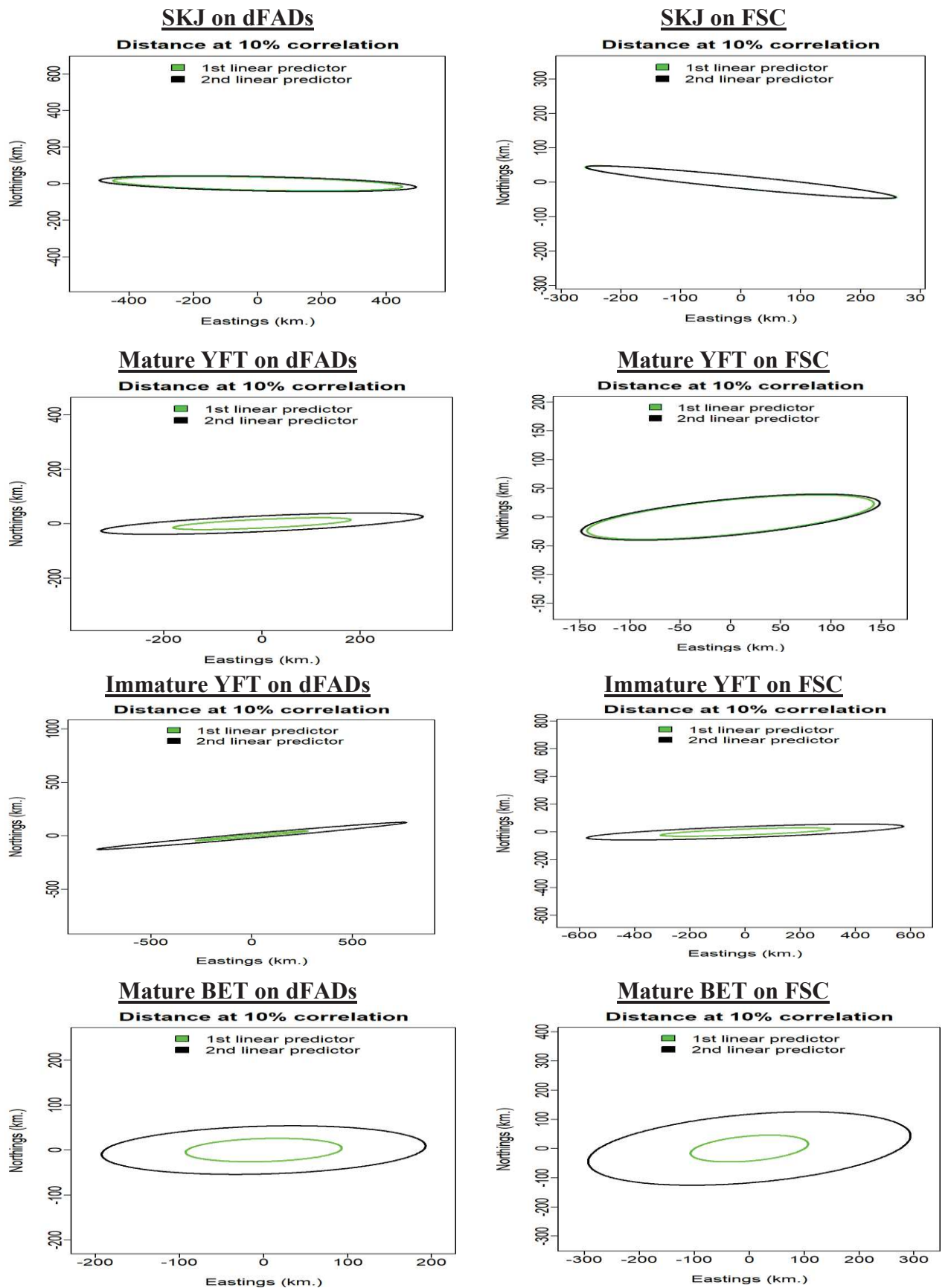


Figure S2.14: Ellipses representing estimates of geometric anisotropy for each species (green line: spatial variation in encounter probability; black line: spatial variation in positive catch rate). They represent the decorrelation distance for different directions.

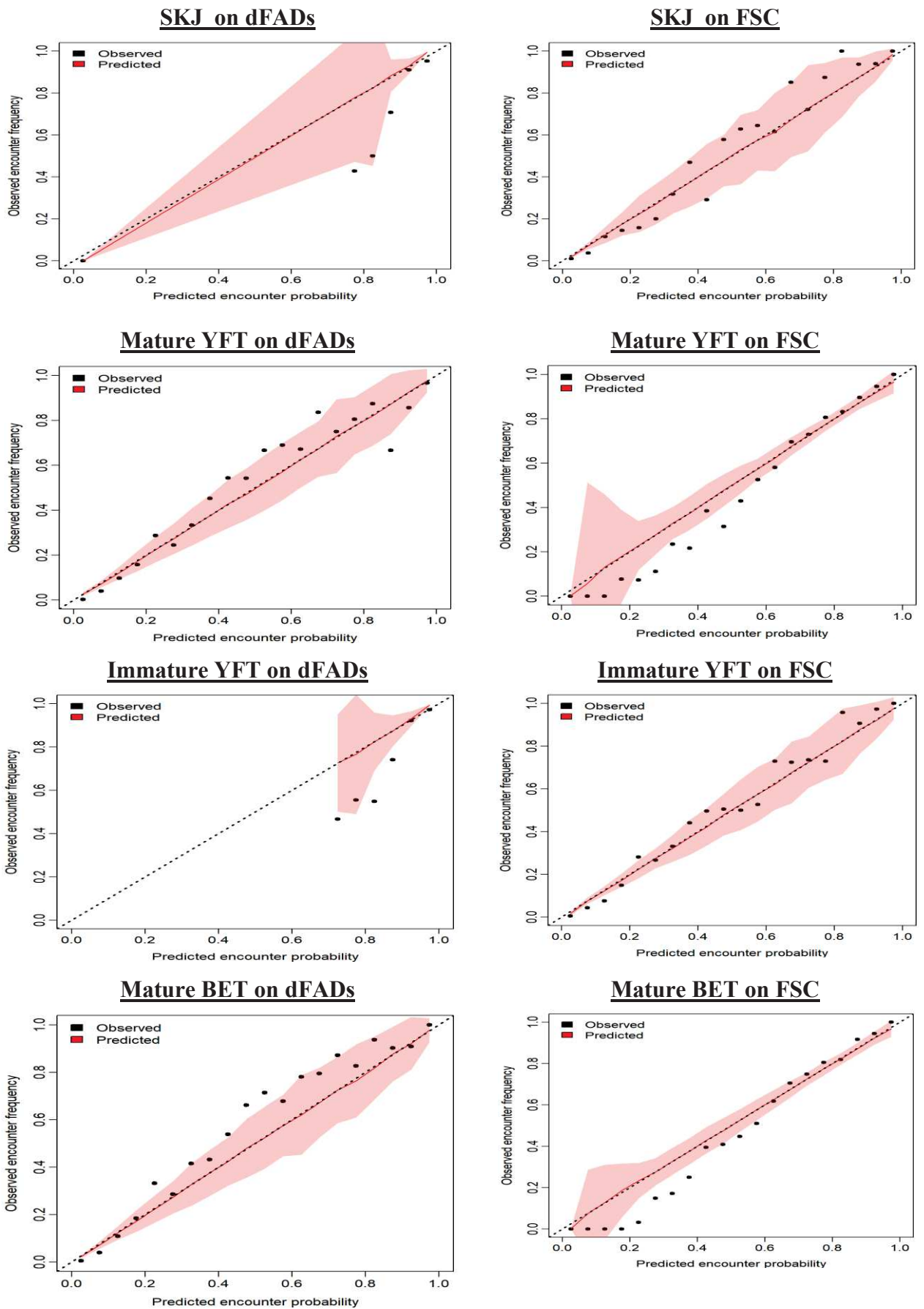


Figure S2.15: Expectedated probability and observed frequency of encounter for “encounter probability” component of the eight categories of tropicals tuna analyzed in this study

Table S2.0: List of estimated parameters (and associated symbols) governing spatial and temporal variance (listing estimate “Est.” and standard error “SE”) each case study application; this corresponds to all estimated fixed effects except intercepts μ_β , $\beta_{nu}(u)$, and $\beta_{ny}(y)$.

	Symbol	SKJ caught on dFADs		SKJ caught on FSC	
		Est	S.E.	Est	S.E.
Parameter # 1 in H	--	1.26	0.38	1.31	0.46
Parameter # 2 in H	--	-0.12	0.42	-0.58	0.74
SD for spatial variation in n	$\sigma_{n\omega}$	0.01	0.20	-1.2e-6	0.25
SD for spatial season–year interaction in n	$\sigma_{n\varepsilon}$	-0.55	0.28	-3.36	0.69
Natural log. for decorrelation rate in n	$\ln(\kappa_n)$	-3.80	0.57	-3.19	0.24
SD for intercept season–year interaction in n	$\sigma_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in n	$\rho_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in n	$\rho_{n\varepsilon}$	--		0.4	0.11
Natural log. for SD in spatial season and year effects in n	$\ln(\sigma_{n\xi})$	-1.89	0.91	6.61e-3	0.66
SD for spatial variation in w	$\sigma_{w\omega}$	0.26	0.09	3.5e-8	0.36
SD for spatial season–year interaction in w	$\sigma_{w\varepsilon}$	0.81	0.22	1.76	0.44
Natural log. for decorrelation rate in w	$\ln(\kappa_w)$	-3.89	0.31	-3.19	0.31
SD for intercept season–year interaction in w	$\sigma_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in w	$\rho_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in w	$\rho_{w\varepsilon}$	0.24	0.09	0.27	0.19
Natural log. for SD in spatial season and year effects in w	$\ln(\sigma_{w\xi})$	--		--	
Natural log. for SD of measurement error	$\ln(\sigma_m)$	-0.31	0.01	-0.12	0.03
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_4$	-0.04	0.12	0.50	0.14
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_6$	0.19	0.12	-0.6	0.15
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_7$	1.82	280	-0.6	0.16
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_8$	0.09	0.10	-1.05	0.49
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_4$	0.10	0.12	0.31	0.15
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_6$	0.05	0.12	0.60	0.17
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_7$	-1.59	280	0.77	0.18
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_8$	0.05	0.10	1.06	0.4

Parameters listed as “--” correspond to terms that are dropped due to the corresponding variance approaching zero. The linear transformation H governing geometric anisotropy involves estimating two parameters which are listed first in the table (Parameter # 1 in H and Parameter # 2 in H).

Table S2.2: List of estimated parameters (and associated symbols) governing spatial and temporal variance (listing estimate “Est.” and standard error “SE”) each case study application; this corresponds to all estimated fixed effects except intercepts μ_β , $\beta_{nu}(u)$, and $\beta_{ny}(y)$.

	Symbol	Mature BET caught on dFADs		Mature BET caught on FSC	
		Est	S.E.	Est	S.E.
Parameter # 1 in H	--	0.64	0.28	0.45	0.27
Parameter # 2 in H	--	0.074	0.34	0.17	0.25
SD for spatial variation in n	$\sigma_{n\omega}$	1.5e-7	0.12	0.57	0.15
SD for spatial season–year interaction in n	$\sigma_{n\varepsilon}$	-3.5	0.35	1.28	0.24
Natural log. for decorrelation rate in n	$\ln(\kappa_n)$	-2.85	0.14	-3.17	0.24
SD for intercept season–year interaction in n	$\sigma_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in n	$\rho_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in n	$\rho_{n\varepsilon}$	-0.20	0.55	0.27	0.15
Natural log. for SD in spatial season and year effects in n	$\ln(\sigma_{n\xi})$	-9.25	3600	-9.33	1600
SD for spatial variation in w	$\sigma_{w\omega}$	0.52	0.18	-2.6e-6	0.13
SD for spatial season–year interaction in w	$\sigma_{w\varepsilon}$	-1.68	0.33	-1.105	0.11
Natural log. for decorrelation rate in w	$\ln(\kappa_w)$	-3.57	0.27	-4.1	0.00
SD for intercept season–year interaction in w	$\sigma_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in w	$\rho_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in w	$\rho_{w\varepsilon}$	-0.25	0.27	0.35	0.097
Natural log. for SD in spatial season and year effects in w	$\ln(\sigma_{w\xi})$	--		-	
Natural log. for SD of measurement error	$\ln(\sigma_m)$	-0.24	0.038	-0.095	0.011
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_4$	-0.57	0.12	-0.031	0.053
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_6$	0.016	0.15	0.0014	0.064
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_7$	-0.22	0.14	-0.084	0.066
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_8$	0.55	0.42	-5.44	0.22
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_4$	0.27	0.14	-0.14	0.057
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_6$	0.11	0.19	0.15	0.069
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_7$	0.41	0.2	0.25	0.068
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_8$	0.105	0.48	1.03	0.26

Parameters listed as “--” correspond to terms that are dropped due to the corresponding variance approaching zero. The linear transformation H governing geometric anisotropy involves estimating two parameters which are listed first in the table (Parameter # 1 in H and Parameter # 2 in H).

Table S2.3: List of estimated parameters (and associated symbols) governing spatial and temporal variance (listing estimate “Est.” and standard error “SE”) each case study application; this corresponds to all estimated fixed effects except intercepts μ_β , $\beta_{nu}(u)$, and $\beta_{ny}(y)$.

	Symbol	Mature YFT caught on dFADs		Mature YFT caught on FSC	
		Est	S.E.	Est	S.E.
Parameter # 1 in H	--	1.21	0.34	0.76	0.47
Parameter # 2 in H	--	0.248	0.46	0.29	0.49
SD for spatial variation in n	$\sigma_{n\omega}$	-1.7e-7	0.15	0.62	0.17
SD for spatial season–year interaction in n	$\sigma_{n\epsilon}$	3.44	0.41	1.23	0.26
Natural log. for decorrelation rate in n	$\ln(\kappa_n)$	-2.94	0.14	-3.14	0.27
SD for intercept season–year interaction in n	$\sigma_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in n	$\rho_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in n	$\rho_{n\epsilon}$	-0.14	0.22	0.04	0.18
Natural log. for SD in spatial season and year effects in n	$\ln(\sigma_{n\xi})$	-9.1	2840	-8.26	1194
SD for spatial variation in w	$\sigma_{w\omega}$	1.26	0.35	0.33	0.15
SD for spatial season–year interaction in w	$\sigma_{w\epsilon}$	-1.26	0.42	1.29	0.24
Natural log. for decorrelation rate in w	$\ln(\kappa_w)$	-3.53	0.32	-3.18	0.23
SD for intercept season–year interaction in w	$\sigma_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in w	$\rho_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in w	$\rho_{w\epsilon}$	-0.69	1.17	0.313	0.17
Natural log. for SD in spatial season and year effects in w	$\ln(\sigma_{w\xi})$	--		--	
Natural log. for SD of measurement error	$\ln(\sigma_m)$	-0.16	0.036	-0.19	0.012
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_4$	-0.5	0.12	-0.09	0.054
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_6$	-0.17	0.14	-7.4 e-3	0.066
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_7$	-0.26	0.13	-0.071	0.067
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_8$	0.61	0.43	-0.43	0.20
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_4$	0.079	0.14	0.15	0.052
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_6$	0.092	0.18	0.18	0.064
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_7$	0.37	0.17	0.30	0.064
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_8$	-0.012	0.48	0.23	0.19

Parameters listed as “--” correspond to terms that are dropped due to the corresponding variance approaching zero. The linear transformation H governing geometric anisotropy involves estimating two parameters which are listed first in the table (Parameter # 1 in H and Parameter # 2 in H).

Table S2.4: List of estimated parameters (and associated symbols) governing spatial and temporal variance (listing estimate “Est.” and standard error “SE”) each case study application; this corresponds to all estimated fixed effects except intercepts μ_β , $\beta_{nu}(u)$, and $\beta_{ny}(y)$.

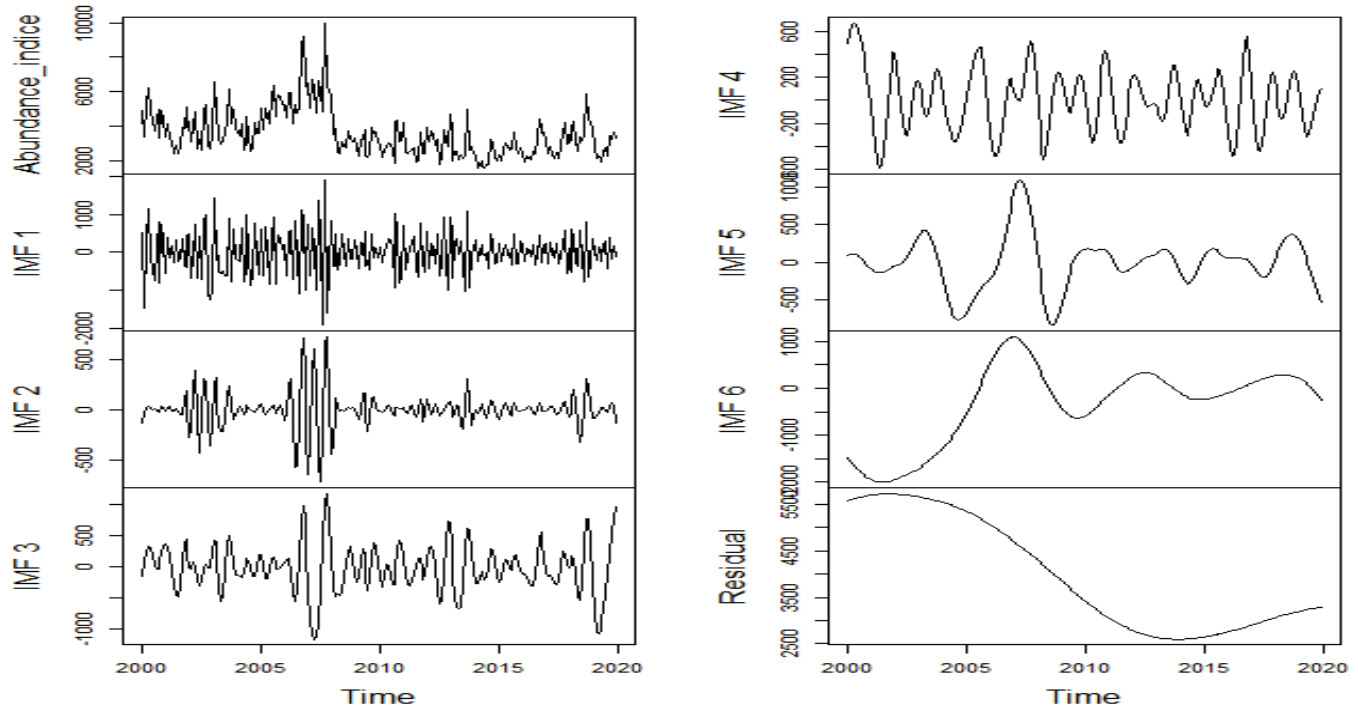
	Symbol	Immature YFT caught on dFADs		Immature YFT caught on FSC	
		Est	S.E.	Est	S.E.
Parameter # 1 in H	--	1.74	0.36	1.33	0.58
Parameter # 2 in H	--	0.90	0.65	0.25	0.97
SD for spatial variation in n	$\sigma_{n\omega}$	--		-0.47	0.75
SD for spatial season–year interaction in n	$\sigma_{n\varepsilon}$	0.81	0.17	-2.66	0.69
Natural log. for decorrelation rate in n	$\ln(\kappa_n)$	-2.83	0.27	-3.35	0.28
SD for intercept season–year interaction in n	$\sigma_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in n	$\rho_{n\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in n	$\rho_{n\varepsilon}$	-0.18	0.29	0.47	0.11
Natural log. for SD in spatial season and year effects in n	$\ln(\sigma_{n\xi})$	-10.39	59034	0.14	0.41
SD for spatial variation in w	$\sigma_{w\omega}$	-0.36	0.09	6.5e-9	0.21
SD for spatial season–year interaction in w	$\sigma_{w\varepsilon}$	-0.70	0.13	1.27	0.45
Natural log. for decorrelation rate in w	$\ln(\kappa_w)$	-3.85	0.21	-3.97	0.43
SD for intercept season–year interaction in w	$\sigma_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for intercepts in w	$\rho_{w\beta}$	--		--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in w	$\rho_{w\varepsilon}$	0.39	0.079	0.43	0.27
Natural log. for SD in spatial season and year effects in w	$\ln(\sigma_{w\xi})$	--		--	
Natural log. for SD of measurement error	$\ln(\sigma_m)$	-0.31	0.01	-0.046	0.024
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_4$	0.31	0.10	0.67	0.09
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_6$	0.06	0.10	-0.802	0.11
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_7$	0.36	0.11	-0.56	0.10
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_8$	1.73	75	-2.66	0.29
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_4$	-0.17	0.101	-0.080	0.10
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_6$	-0.025	0.109	0.18	0.13
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_7$	-0.11	0.11	0.43	0.13
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_8$	-1.53	75	1.05	0.31

Parameters listed as “--” correspond to terms that are dropped due to the corresponding variance approaching zero. The linear transformation H governing geometric anisotropy involves estimating two parameters which are listed first in the table (Parameter # 1 in H and Parameter # 2 in H).

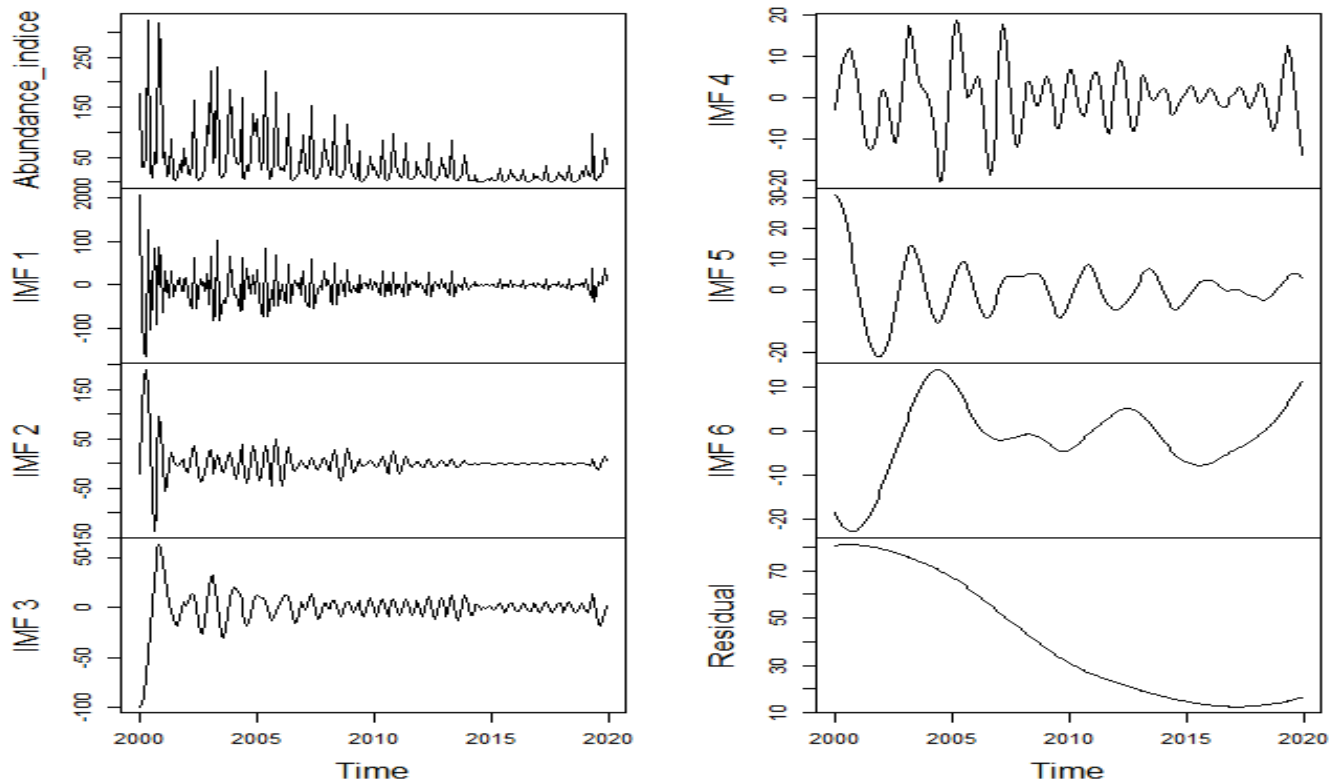
4 CEEMDAN decomposition results

The next figures show the results of the decomposition of the abundance indices in intrinsic mode functions (IMFs).

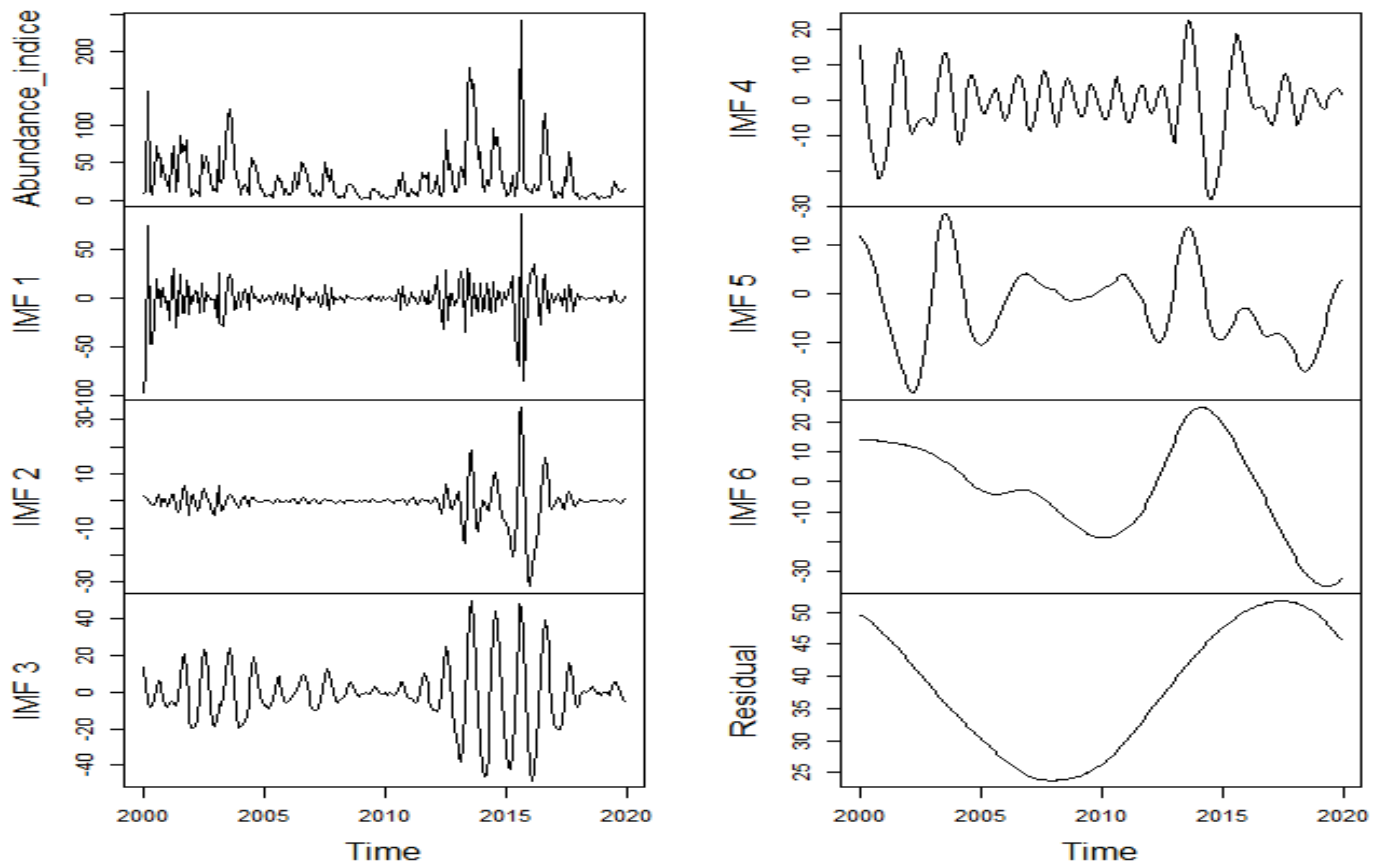
Skipjack caught on dFADs



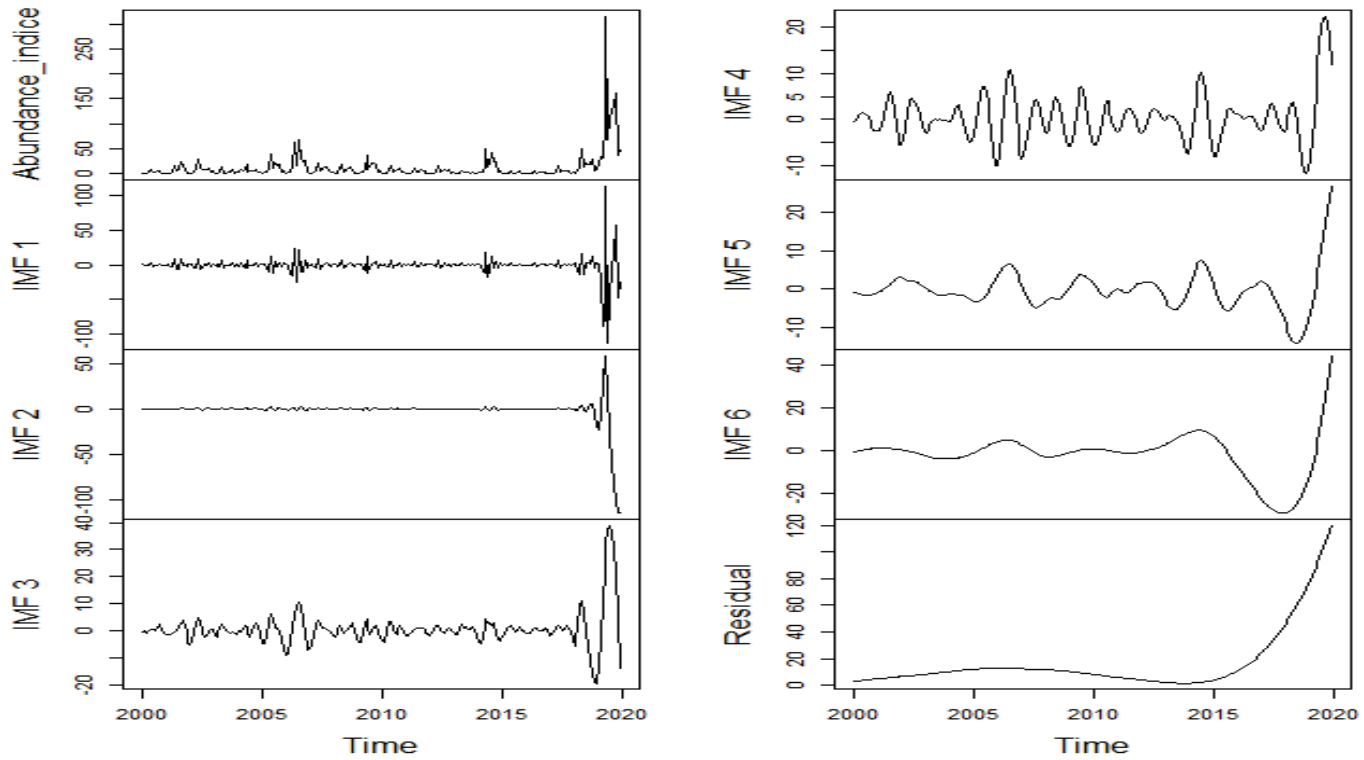
Skipjack caught on FSC



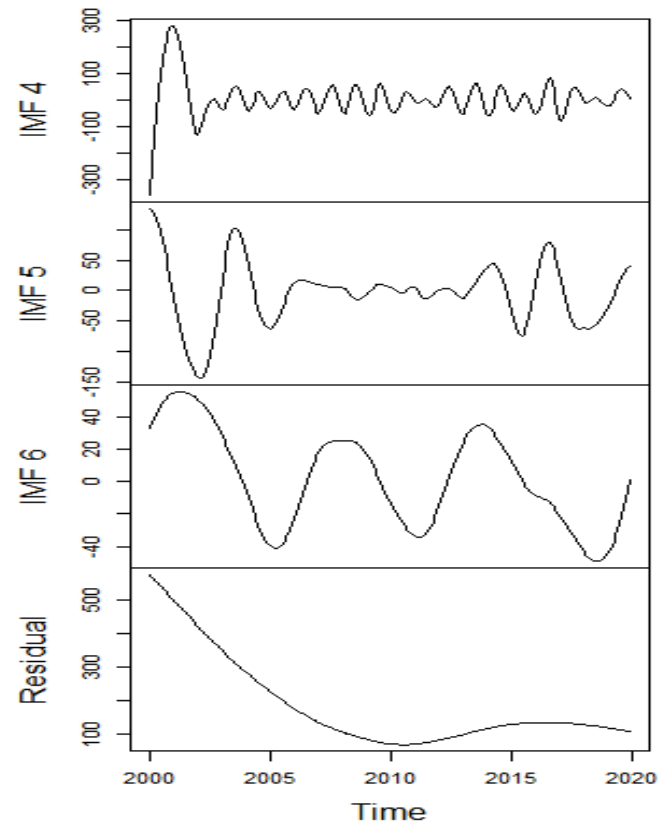
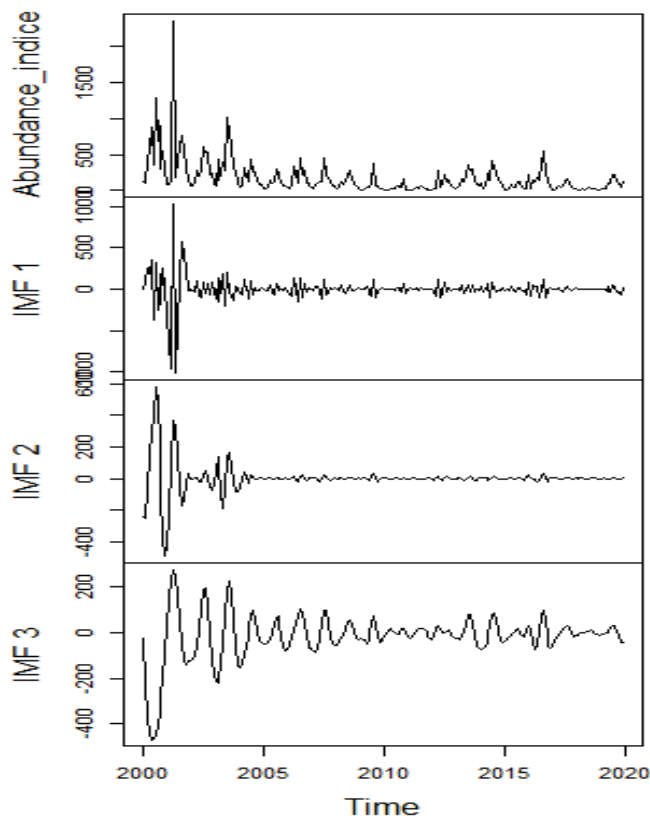
Mature bigeye caught on dFADs



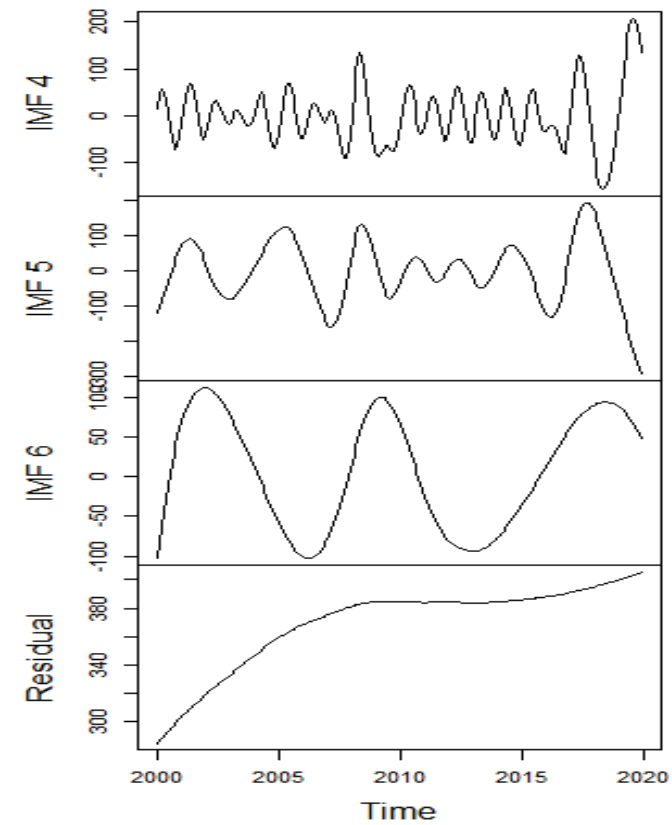
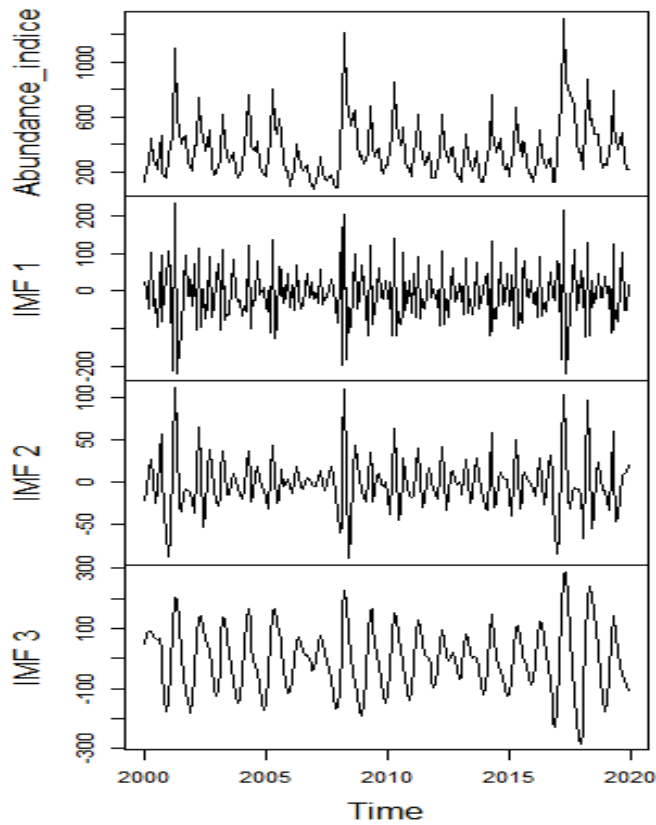
Mature bigeye caught on FSC



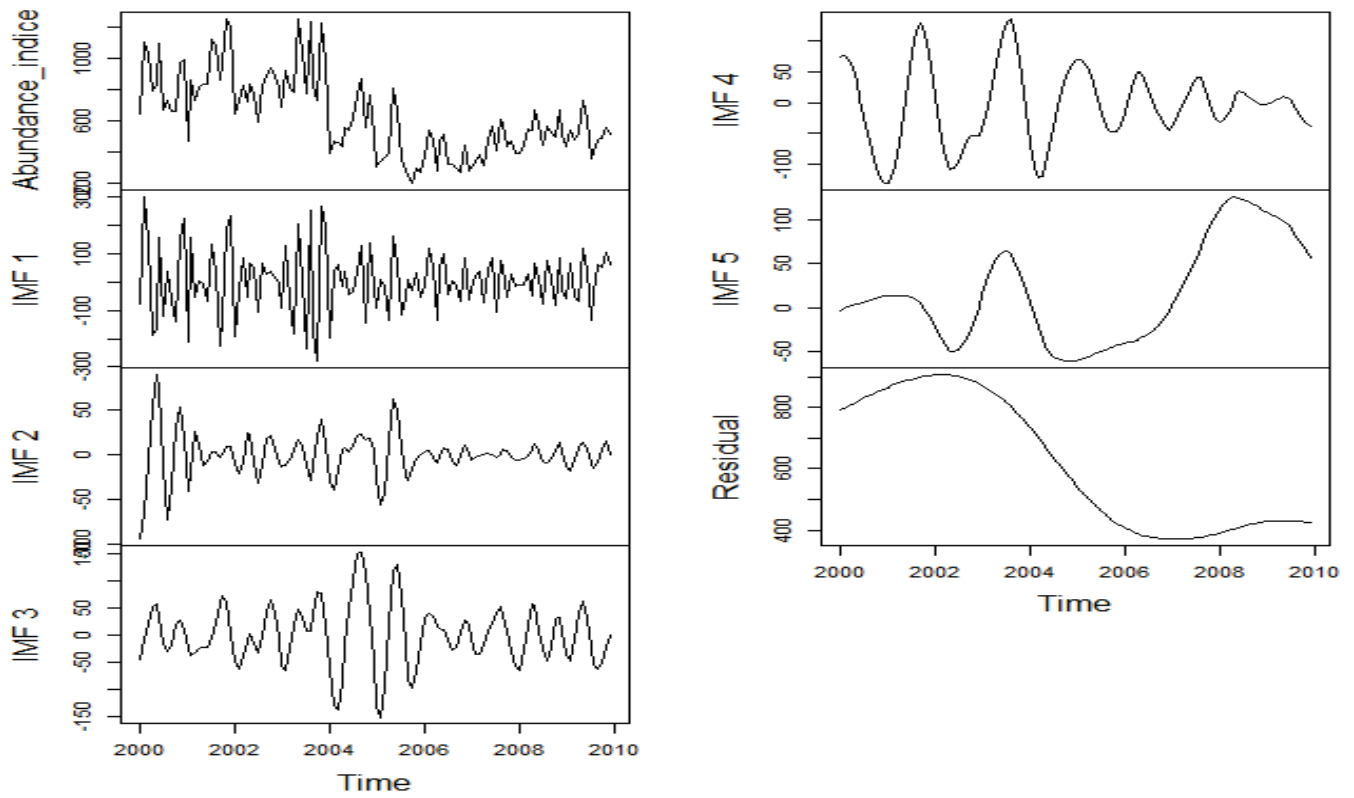
Mature yellowfin caught on dFADs



Mature yellowfin caught on FSC



Immature yellowfin caught on dFADs



Immature yellowfin tuna on FSC

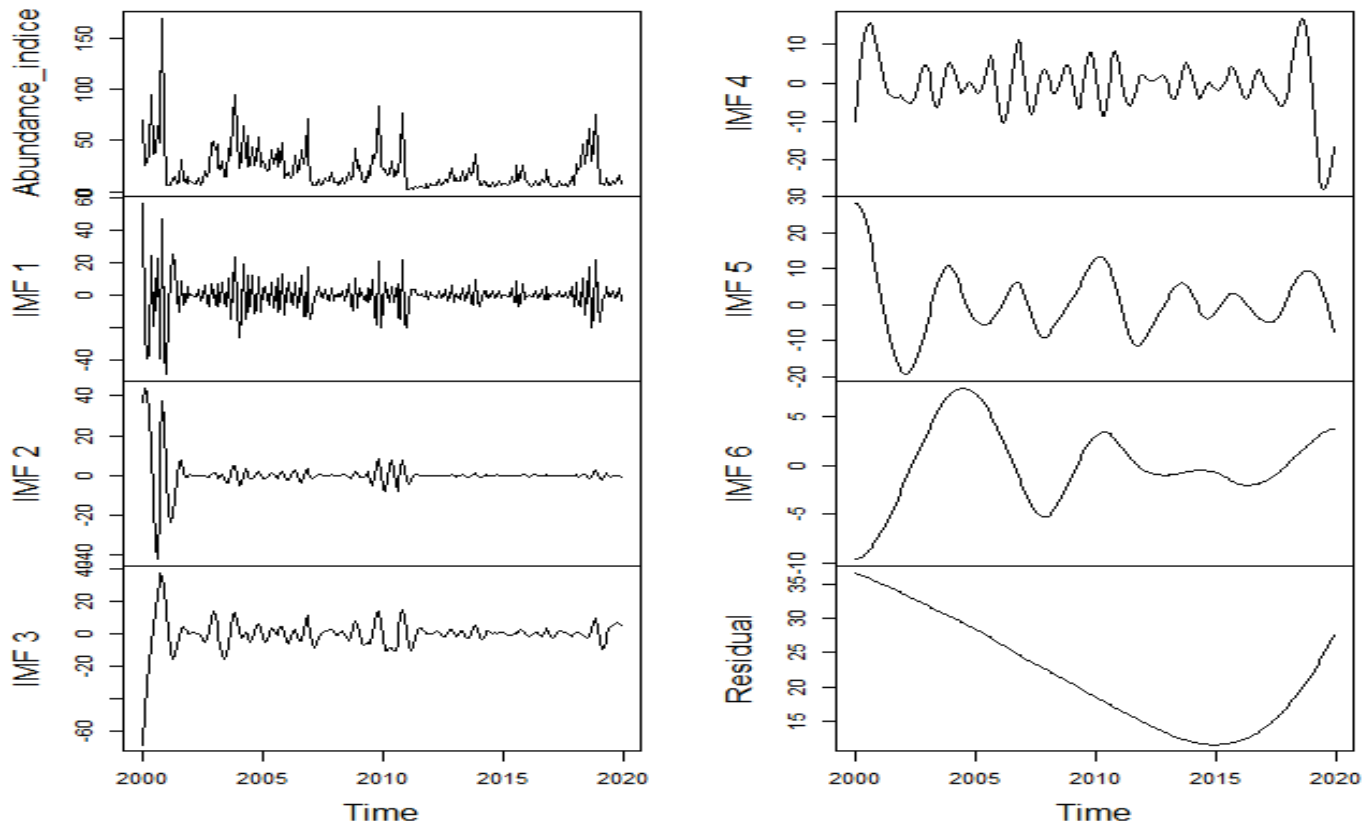
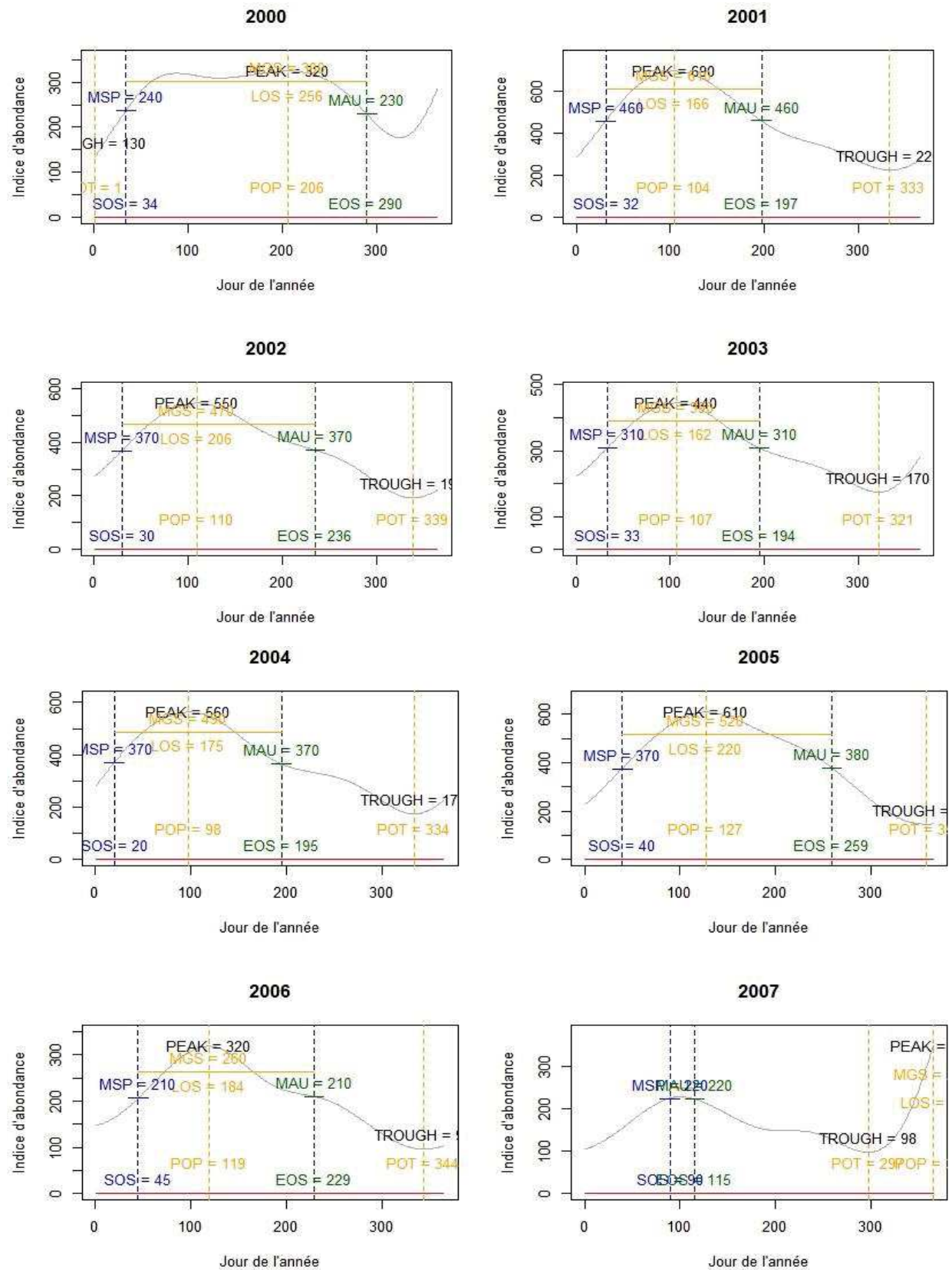
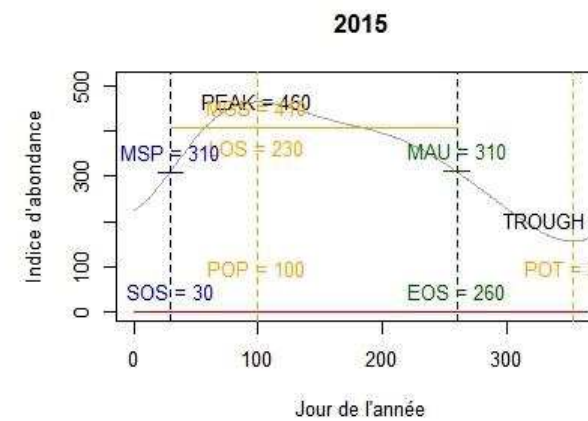
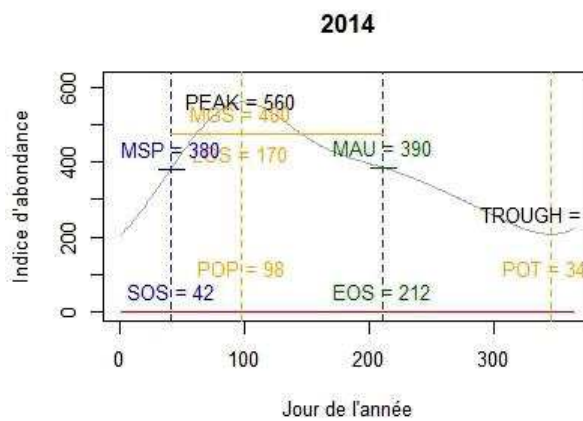
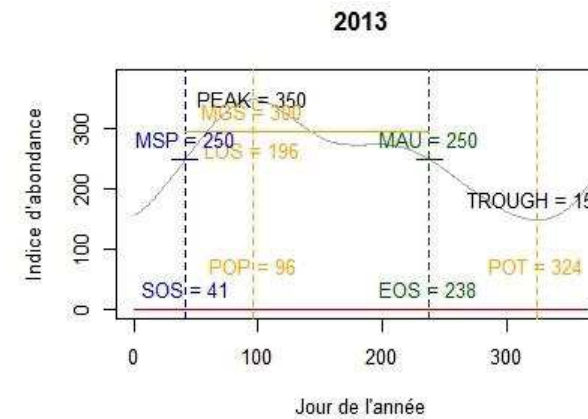
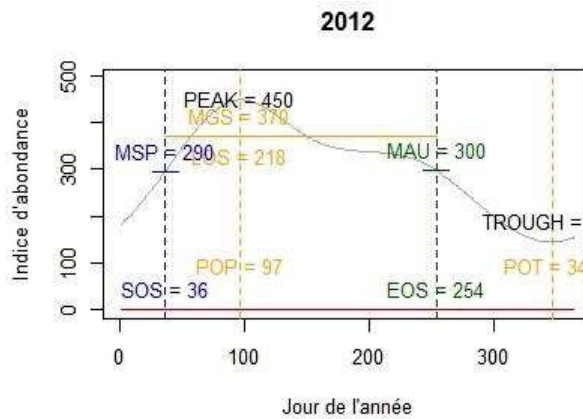
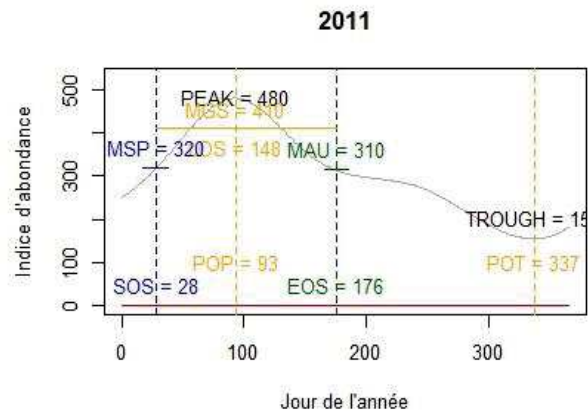
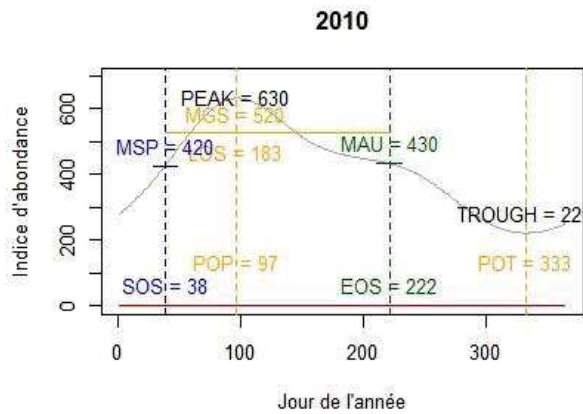
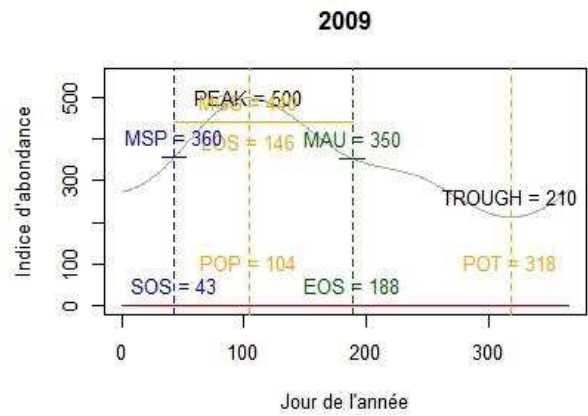
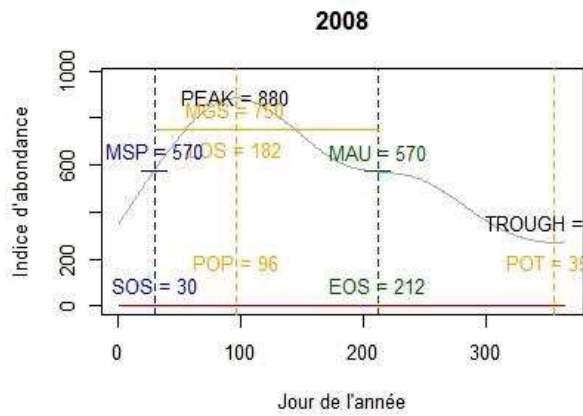


Figure S2.16: CEEMDAN decomposition of the abundance indices into intrinsic mode functions and residual. The comment is the same for the 8 figures.

Annexe 3:

Estimation des paramètres de la phénologie de migration des albacores matures capturés en bancs libres par la ZEE de la Côte d'Ivoire.





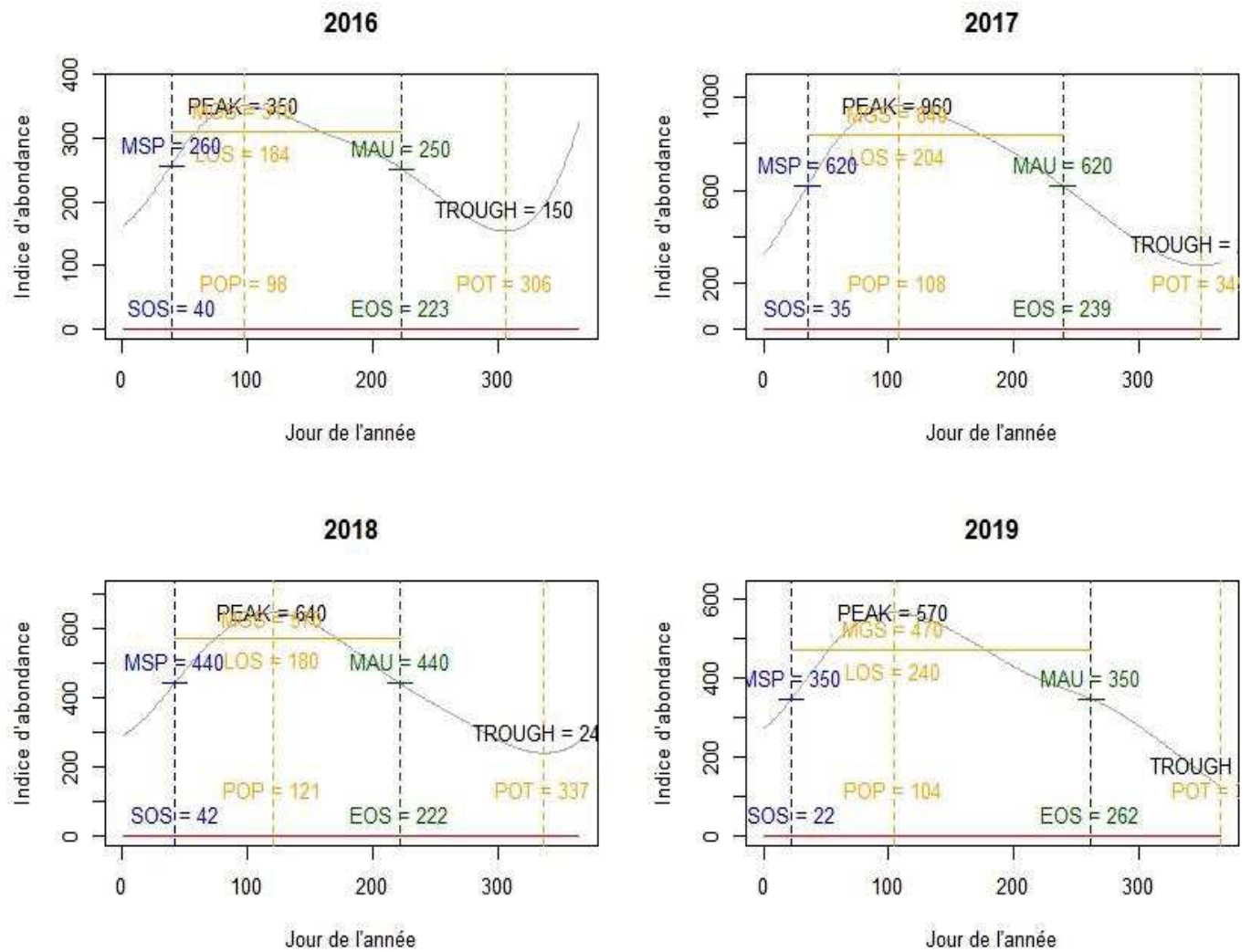
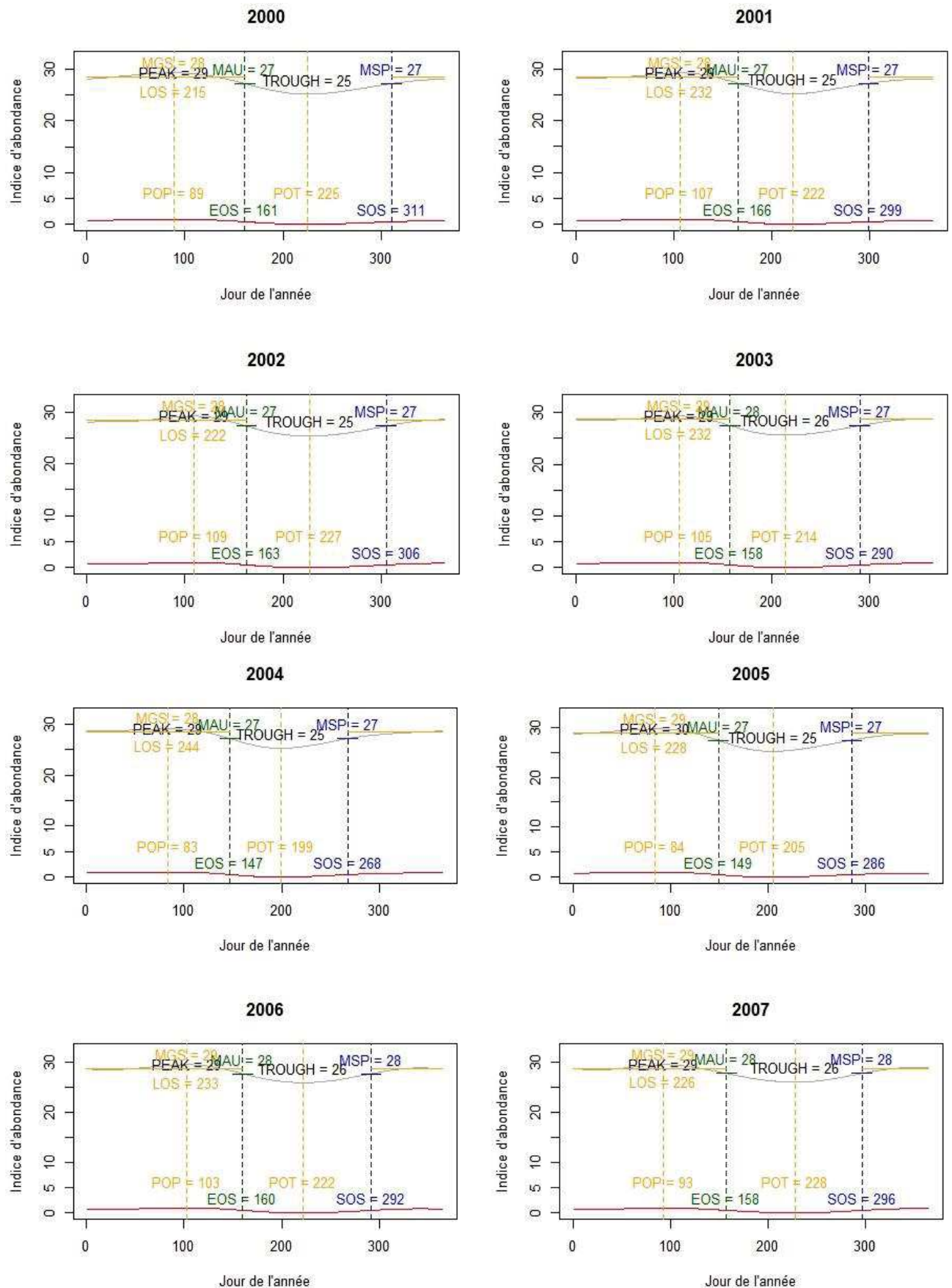
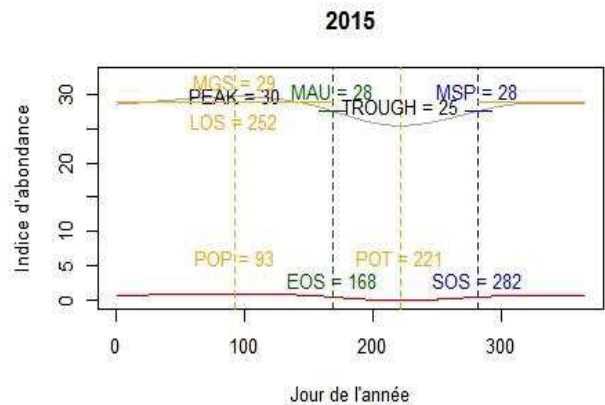
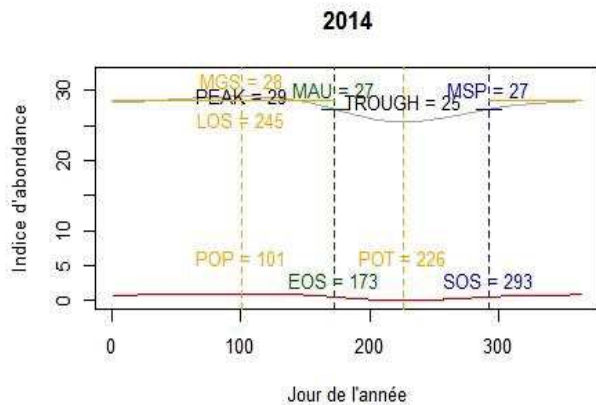
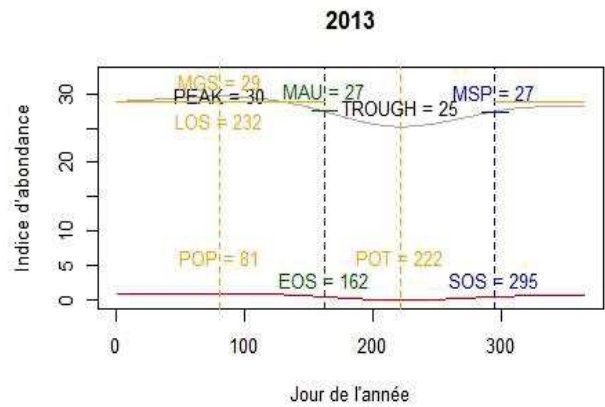
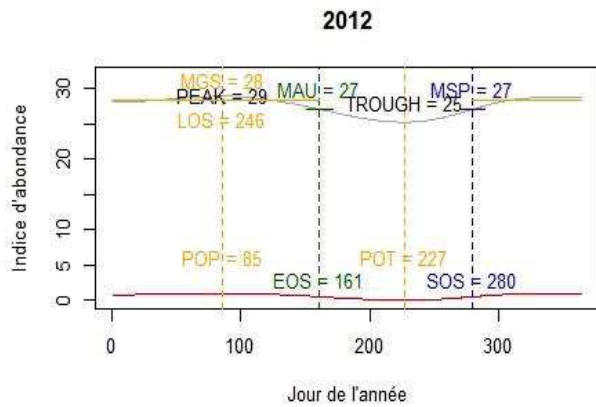
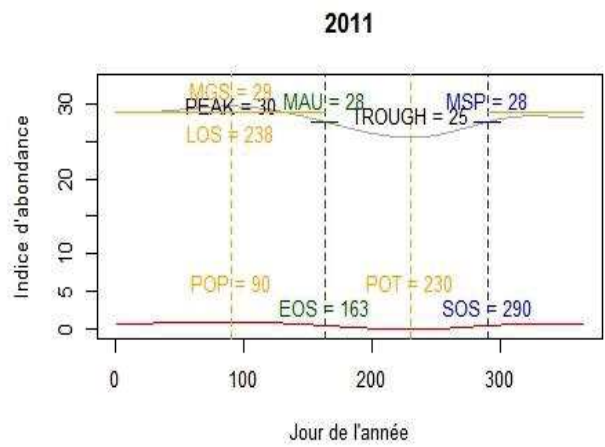
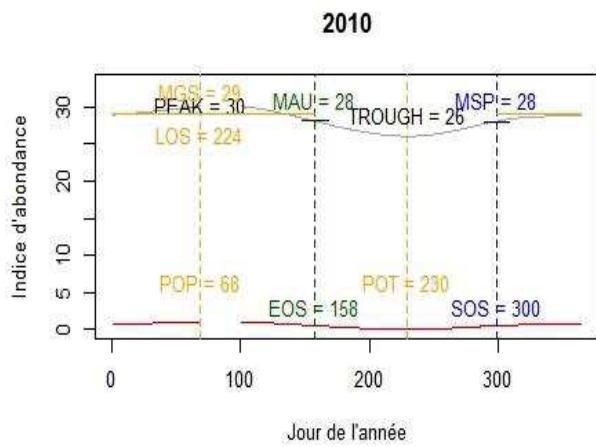
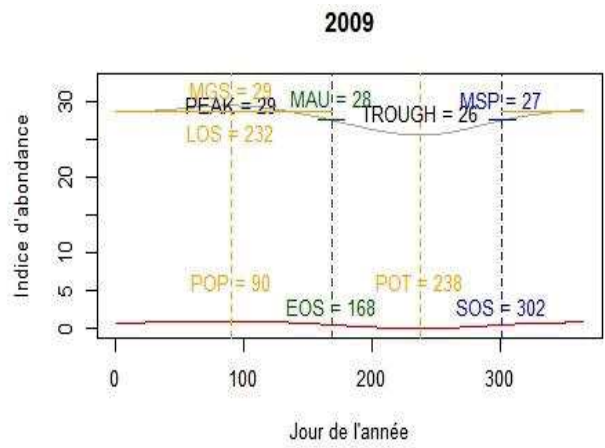
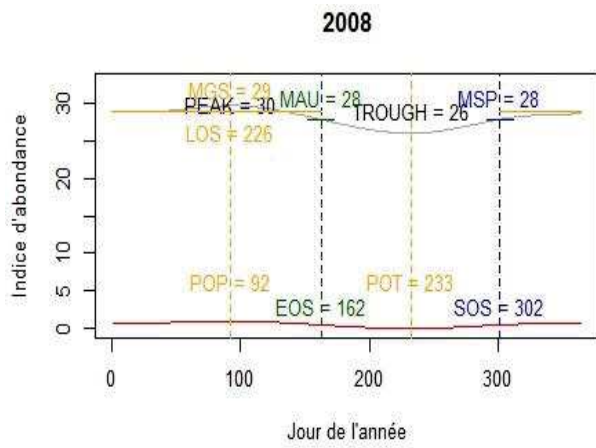


Figure S3.1: Estimation des paramètres de la phénologie de migration des albacores matures capturés en bancs libres par la ZEE de la Côte d'Ivoire (2000-2019).

Estimation des paramètres de la phénologie des fluctuations de la température locale dans la ZEE de la Côte d'Ivoire.





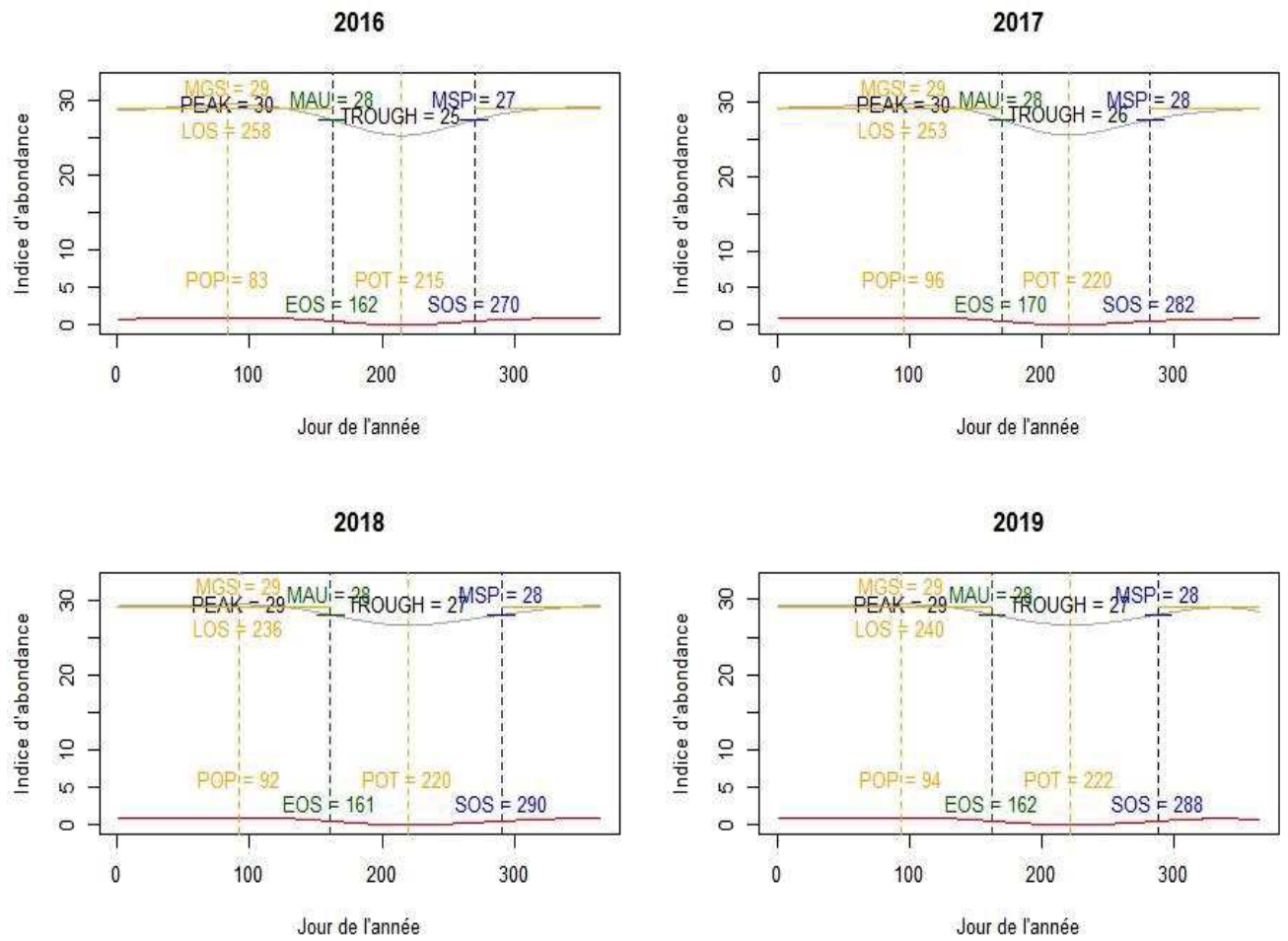


Figure S3.2: Estimation des paramètres de la phénologie des fluctuations de la température locale dans la ZEE de la Côte d'Ivoire (2000-2019).

Annexe 4

S4: Inferring relationship between the Atlantic Yellowfin tuna stock and its local resources in the EEZ of Côte d'Ivoire using convergent cross mapping

Supplementary information

We chose to present a summarized version of the seasonal spatio-temporal model developed by Thorson *et al.* (2020) in the paper. In addition, we presented only the abundance indices estimated using this method without giving the full set of estimated parameters, model implementation and model outputs. In this section, we will present the complete structure of the model as detailed in Thorson *et al.* (2020), the implementation of the model (choice of parameters and estimation using the R packages VAST and FishStatsUtils) as well as the set of model outputs.

1. *Seasonal spatio-temporal (VAST) model specifications*

We define a 625 (25*25) km² as a spatial area of each fine scale, leading to a 594 fine scales where density prediction has been done. We make the choice to use fine scales prediction rather than knots aggregation, but we define 30 knots to meet the 1*1 square degree of tuna RFMOs fisheries data. We used quarter as seasonal dimension to meet the dimension of the global abundance index (used by Guéry *et al.*, 2020). We used Flag (2 modalities) and carrying capacity (4 modalities) as catchability covariates in this model.

The parameters, diagnostics and derived quantities of the model can be seen in the next section. Catchability covariates are captured by the $\lambda_i(k)_p$ parameter in the model. Find below the definition of each $\lambda_i(k)_p$:

$\lambda_i(k)_4$ is the catchability effect of Spanish vessels relative to the effect of French vessels (as reference);

$\lambda_i(k)_6$ is the catchability effect of vessels with tonnage between 601 and 800 tons relative to the effect of vessels with tonnage between 401 and 600 tons (as reference) ;

$\lambda_i(k)_7$ is the catchability effect of vessels with tonnage between 801 and 1200 tons relative to the effect of vessels with tonnage between 401 and 600 tons (as reference) and

$\lambda_i(k)_8$ is the catchability effect of vessels with tonnage greater than 1200 tons relative to the effect of vessels with tonnage between 401 and 600 tons (as reference).

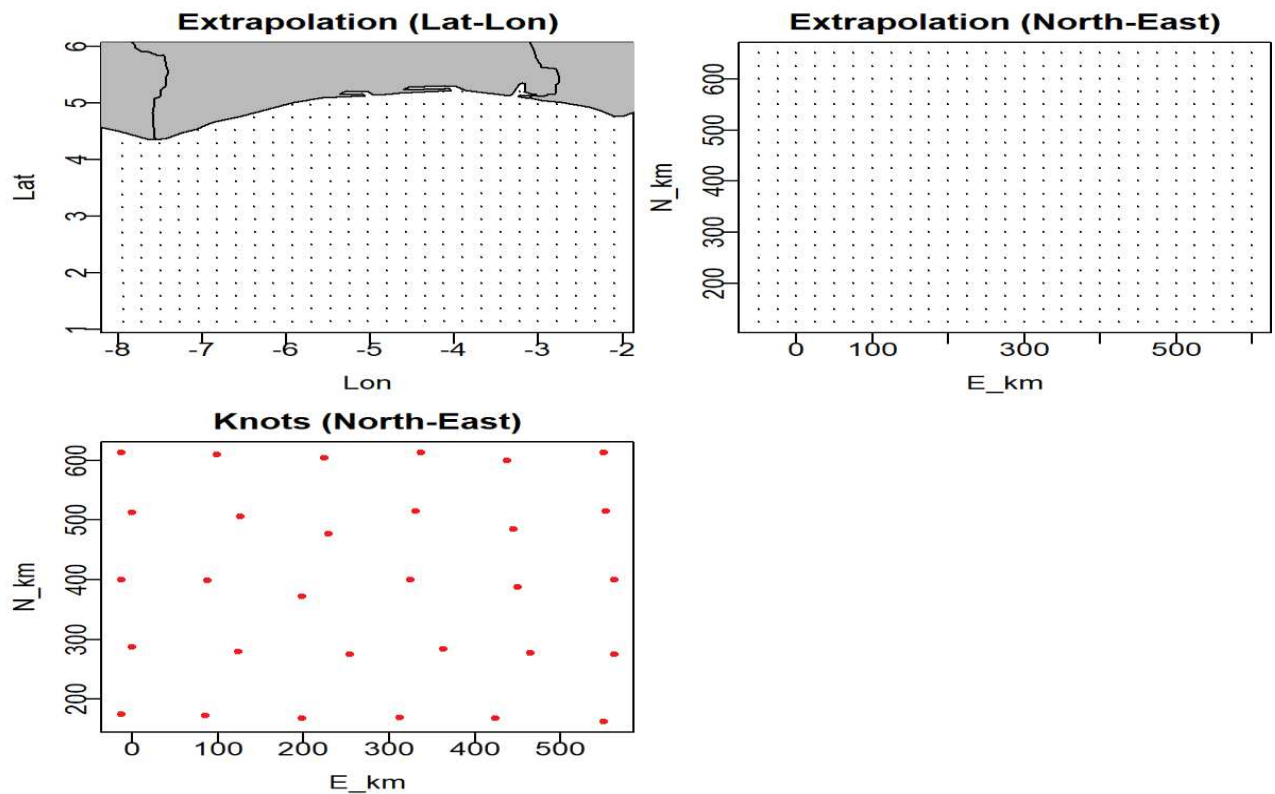


Figure S4.1. Visualization of spatial structure used to approximate spatial variation in each case-study (after projecting Latitude/Longitude to UTM coordinates measured in eastings (x-axis) and northings (y-axis)). The red circles show the location of 30 interior knots where this number was chosen a priori and knots were then allocated using a k-means algorithm in proportion to available sampling data. Black points represent the extrapolation-grid used when approximating the integral across the survey domain.

2. *Seasonal spatio-temporal (VAST) model results*

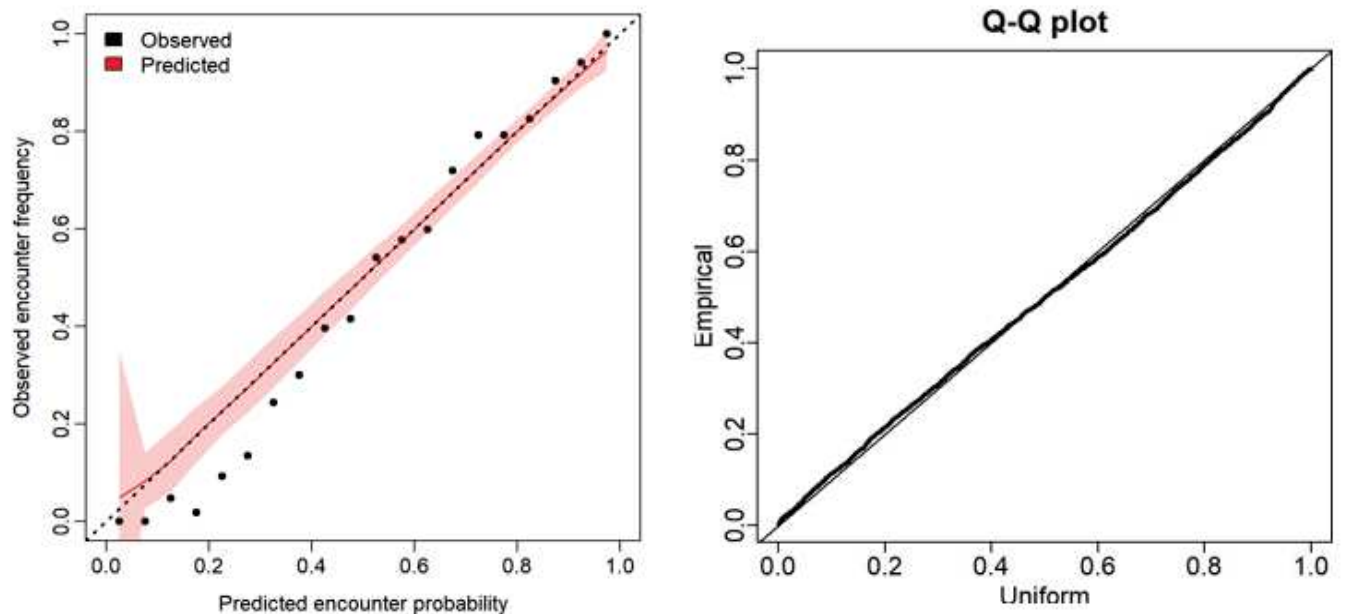
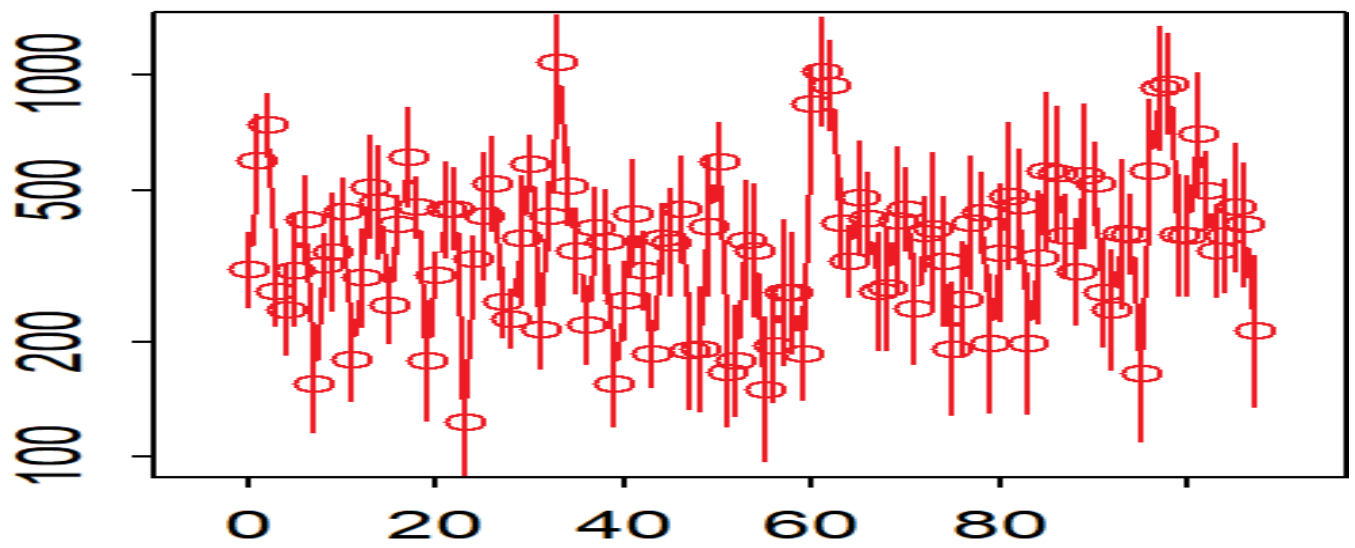
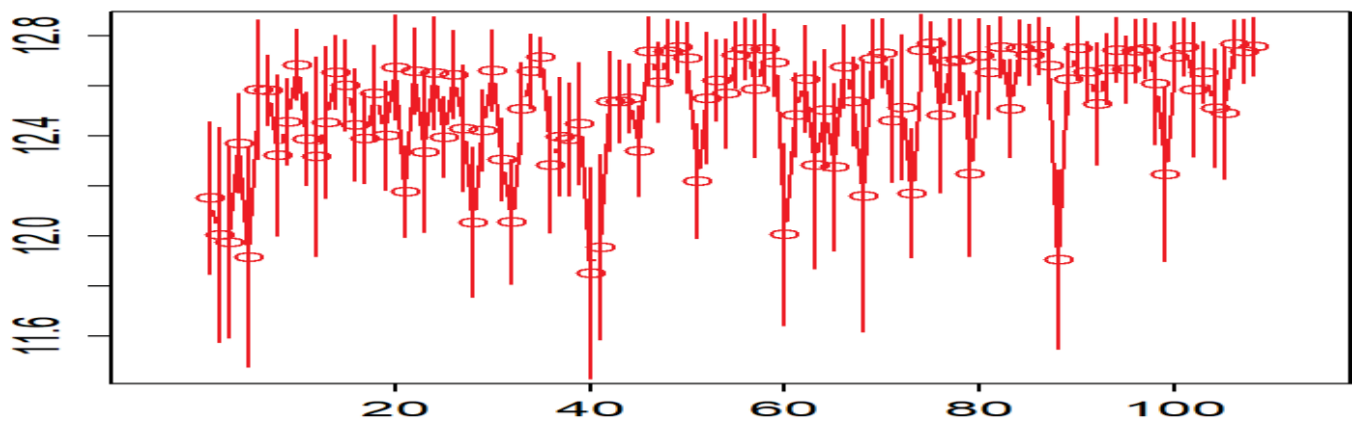


Figure S4.2: Expected probability and observed frequency of encounter for “encounter probability” component and QQplot of mature yellowfin resources in the EEZ of Côte d’Ivoire.

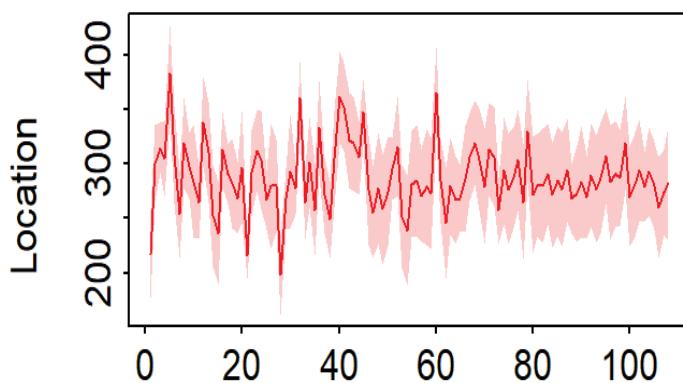
A)



B)



C)



D)

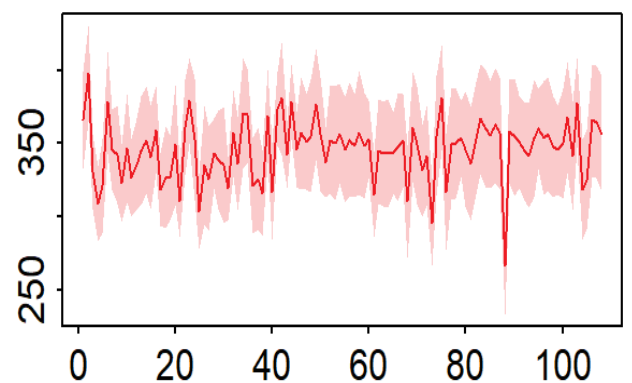


Figure S4.3: Abundance index (A; representing total biomass in the chosen spatial domain, in metric tons), effective area occupied (B; representing area needed to contain the population at average biomass-density, in km²), and northward (C) - eastward (D) center-of-gravity (C and D; representing centroid of the population) each showing bias-corrected maximum likelihood estimate (circles) and +/- one standard error (whisker) for each quarter of mature yellowfin resources in the EEZ of Côte d'Ivoire data 1993-2019 (26*4 quarter=104).

Table S4.1: List of estimated parameters (and associated symbols) governing spatial and temporal variance (listing estimate “Est.” and standard error “SE”) in each case study application; this corresponds to all estimated fixed effects except intercepts $\mu_\beta, \beta_{nu}(u)$, and $\beta_{ny}(y)$.

	Symbol	Local abundance index	
		Est	S.E.
Parameter # 1 in H	--	1.94	1.58
Parameter # 2 in H	--	5.21	8.33
SD for spatial variation in n	$\sigma_{n\omega}$	-2.2	1.86
SD for spatial season–year interaction in n	$\sigma_{n\varepsilon}$	-5.36	4.38
Natural log. for decorrelation rate in n	$\ln(\kappa_n)$	-1.65	0.84
SD for intercept season–year interaction in n	$\sigma_{n\beta}$	--	
Autocorrelation for intercepts in n	$\rho_{n\beta}$	--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in n	$\rho_{n\varepsilon}$	0.105	0.14
Natural log. for SD in spatial season and year effects in n	$\ln(\sigma_{n\xi})$	-0.7	3.54
SD for spatial variation in w	$\sigma_{w\omega}$	2.2e-9	1.13
SD for spatial season–year interaction in w	$\sigma_{w\varepsilon}$	2.5	1.96
Natural log. for decorrelation rate in w	$\ln(\kappa_w)$	-2.54	0.79
SD for intercept season–year interaction in w	$\sigma_{w\beta}$	--	
Autocorrelation for intercepts in w	$\rho_{w\beta}$	--	
Autocorrelation for spatial season–year interaction in w	$\rho_{w\varepsilon}$	-0.012	0.17
Natural log. for SD in spatial season and year effects in w	$\ln(\sigma_{w\xi})$	--	
Natural log. for SD of measurement error	$\ln(\sigma_m)$	-0.17	0.01
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_4$	-0.10	0.05
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_6$	-0.005	0.06
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_7$	0.056	0.06
Impact of catchability covariates on 1st linear predictor	$\lambda_1(k)_8$	-0.355	0.05
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_4$	0.15	0.06
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_6$	0.13	0.06
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_7$	0.25	0.06
Impact of catchability covariates on 2nd linear predictor	$\lambda_2(k)_8$	0.08	0.19

Parameters listed as “--” correspond to terms that are dropped due to the corresponding variance approaching zero. The linear transformation H governing geometric anisotropy involves estimating two parameters which are listed first in the table (Parameter # 1 in H and Parameter # 2 in H).

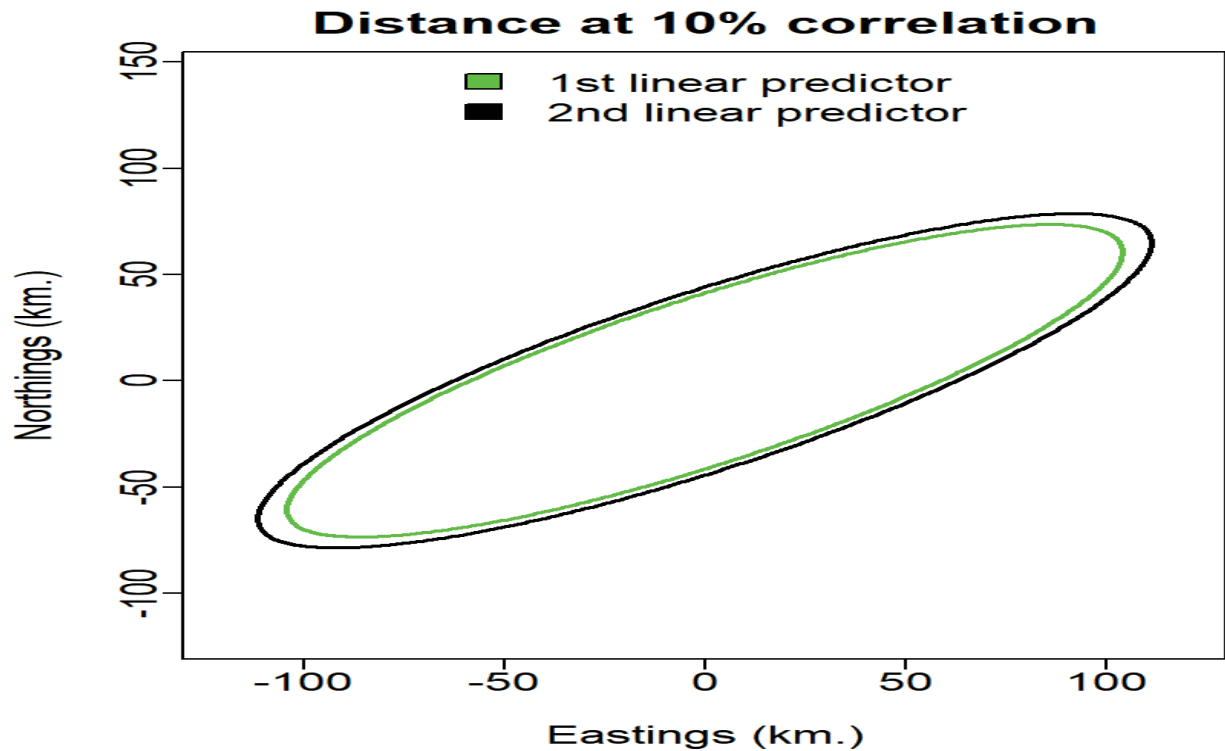


Figure S4.4: Ellipses representing estimates of geometric anisotropy for each species (green line: spatial variation in encounter probability; black line: spatial variation in positive catch rate). They represent the decorrelation distance for different directions.

3. *Analysis of abundance indices and catch data between the global and the local scale*

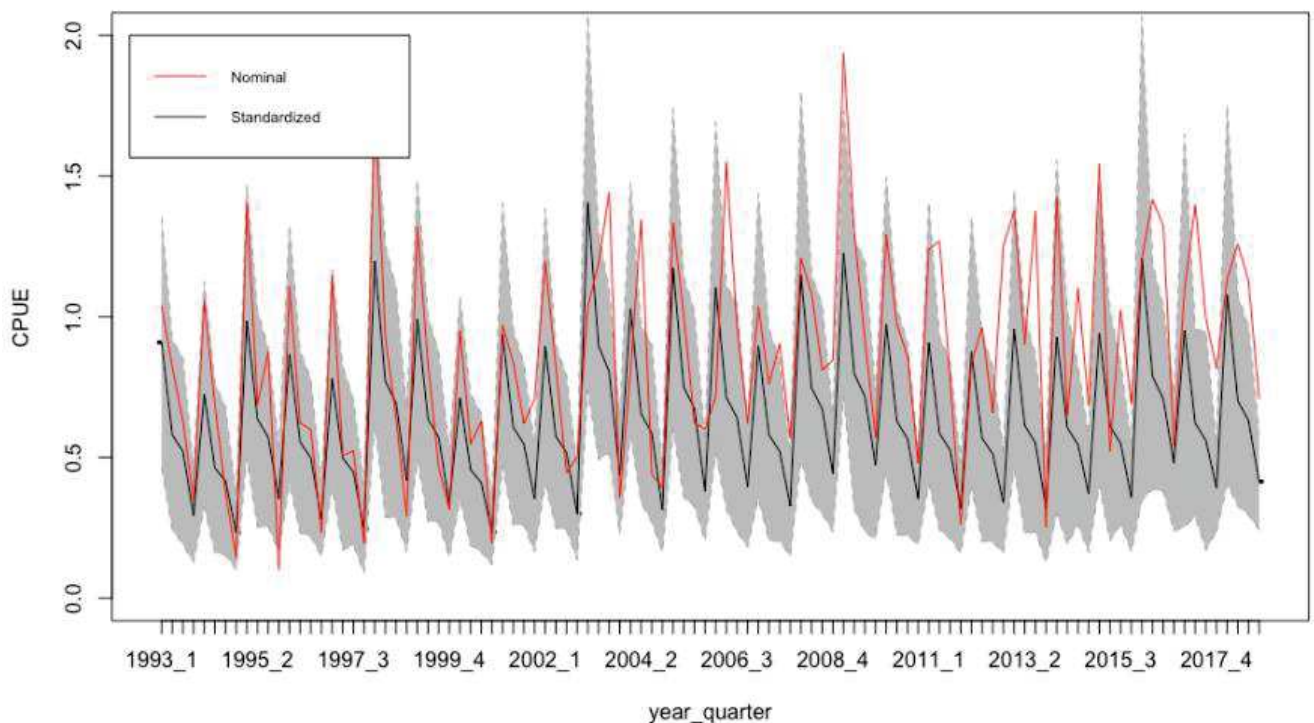


Figure S4.5: Standardised CPUE (i.e., abundance index) for free school sets of mature yellowfin tuna (black line), with 97.5 CIs (grey) and compared to nominal CPUE (red). Time series are on a quarter basis (from Guéry *et al.*, 2020).

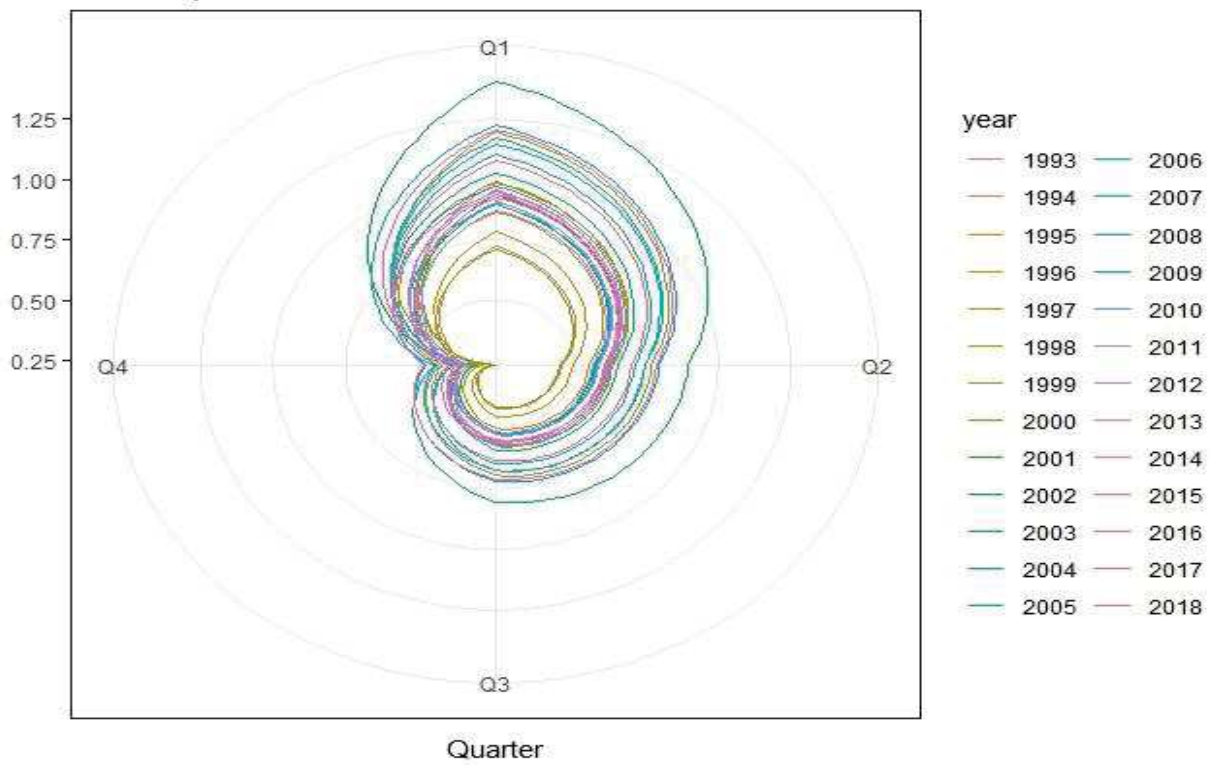


Figure S4.6: Polar seasonal plot of quarterly abundance index of mature yellowfin stock of the Atlantic Ocean

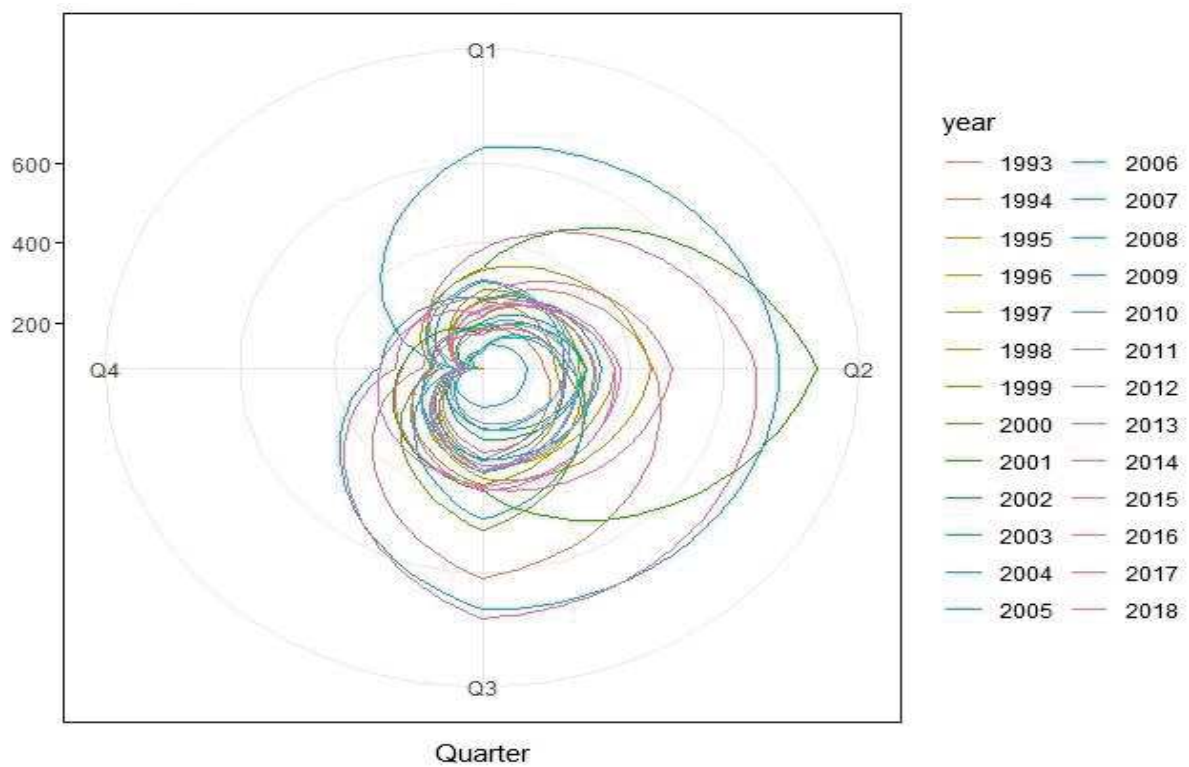


Figure S4.7: Polar seasonal plot of quarterly abundance index of mature yellowfin resources in the EEZ of Côte d'Ivoire.

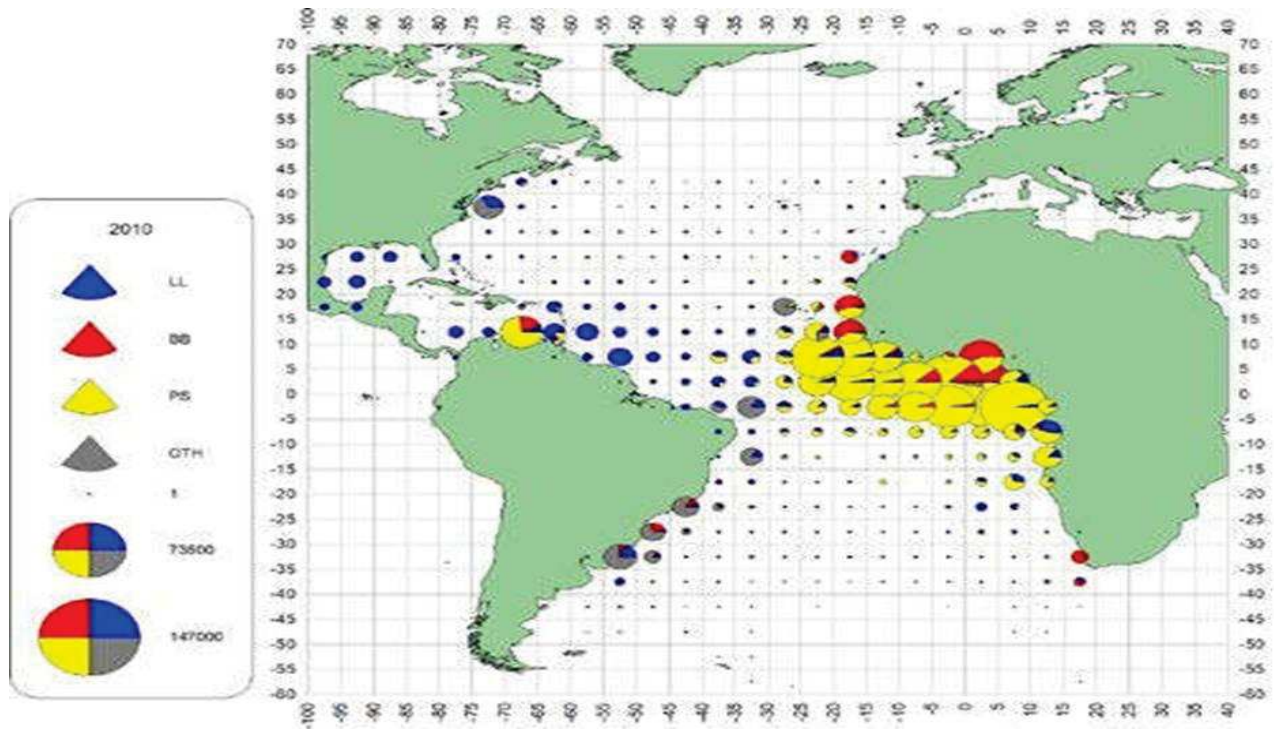


Figure S4.8: Geographical distribution of yellowfin tuna total catches by major gears in the Atlantic Ocean (ICCAT zone) from 2010 to 2016 (Source: ICCAT, 2019).

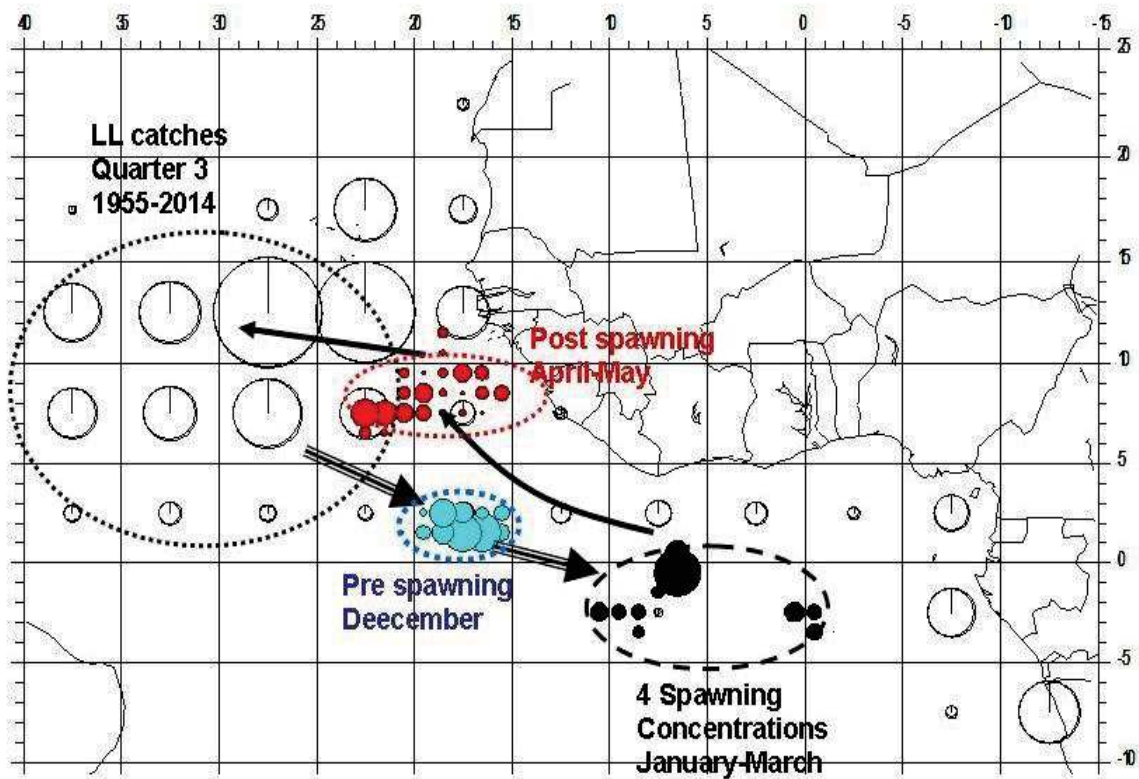


Figure S4.9: Overview of a hypothetical spawning migration pattern of adult yellowfin, from the north central Atlantic Ocean in summer, to the Gulf of Guinea before, during and after each 1st quarter (from Fonteneau *et al.*, 2017).

Abundance indices per year-quarter

Year	Quarter	Local abundance index			Global abundance index		
		Estimate abundance index	SE CPUE	SD	Estimate abundance index	SD_log	SD_mt
1993	1	310.077	0.226	55.219	0.909	0.198	10.546
1993	2	597.119	0.279	125.661	0.581	0.151	6.230
1993	3	739.318	0.191	117.281	0.522	0.148	6.433
1993	4	271.779	0.210	45.393	0.293	0.074	3.205
1994	1	242.625	0.268	48.859	0.725	0.179	9.952
1994	2	308.461	0.335	73.906	0.463	0.134	5.867
1994	3	418.575	0.267	84.278	0.416	0.118	4.432
1994	4	155.367	0.288	33.387	0.233	0.058	2.503
1995	1	318.268	0.189	48.602	0.985	0.217	11.168
1995	2	344.308	0.353	85.634	0.636	0.172	7.593
1995	3	439.505	0.206	72.092	0.572	0.142	5.694
1995	4	180.566	0.254	34.334	0.353	0.083	3.702
1996	1	294.752	0.298	64.361	0.868	0.205	10.778
1996	2	509.263	0.309	114.328	0.555	0.144	6.458
1996	3	465.623	0.341	112.705	0.499	0.125	4.974
1996	4	249.581	0.229	44.151	0.282	0.060	2.651
1997	1	405.797	0.180	59.709	0.782	0.173	8.609
1997	2	610.031	0.296	132.009	0.499	0.146	6.163
1997	3	451.470	0.184	67.019	0.448	0.115	4.013
1997	4	179.388	0.362	45.342	0.246	0.069	2.582
1998	1	300.191	0.140	36.307	1.197	0.258	12.176
1998	2	444.291	0.288	92.858	0.771	0.216	8.762
1998	3	446.522	0.246	84.747	0.694	0.183	6.498
1998	4	123.717	0.320	28.561	0.419	0.114	4.548
1999	1	331.293	0.136	38.949	0.992	0.222	9.915
1999	2	427.697	0.386	113.202	0.637	0.163	6.017
1999	3	520.187	0.287	109.424	0.573	0.135	5.029
1999	4	254.434	0.214	43.001	0.335	0.084	3.156
2000	1	230.565	0.178	33.689	0.712	0.161	7.244
2000	2	374.973	0.374	96.167	0.457	0.120	4.653
2000	3	586.969	0.171	84.256	0.410	0.110	4.300
2000	4	215.751	0.236	40.602	0.236	0.052	1.900
2001	1	427.050	0.210	70.596	0.937	0.209	9.179
2001	2	1081.012	0.284	225.765	0.608	0.155	5.562
2001	3	513.659	0.236	92.979	0.547	0.128	5.487
2001	4	346.624	0.257	66.818	0.353	0.084	3.307
2002	1	222.460	0.237	40.993	0.896	0.218	9.281
2002	2	399.414	0.243	74.885	0.575	0.146	5.713
2002	3	367.560	0.315	83.829	0.517	0.122	4.452
2002	4	155.449	0.253	30.729	0.300	0.073	2.764

Annexes

2003	1	257.402	0.236	48.544	1.407	0.297	12.809
2003	2	434.797	0.325	100.422	0.897	0.181	6.538
2003	3	309.031	0.237	56.677	0.805	0.129	4.591
2003	4	187.063	0.202	30.109	0.437	0.094	3.334
2004	1	375.718	0.203	62.059	1.029	0.200	8.254
2004	2	364.684	0.324	83.935	0.654	0.140	4.876
2004	3	446.238	0.320	103.171	0.587	0.141	4.879
2004	4	190.004	0.353	47.015	0.313	0.067	2.215
2005	1	191.797	0.374	50.381	1.173	0.254	8.575
2005	2	401.186	0.420	116.078	0.750	0.176	4.806
2005	3	593.603	0.236	109.923	0.674	0.155	4.694
2005	4	167.239	0.329	39.586	0.380	0.078	2.304
2006	1	178.424	0.334	43.267	1.105	0.262	7.979
2006	2	370.516	0.357	94.107	0.713	0.177	4.927
2006	3	347.844	0.398	96.629	0.642	0.181	4.697
2006	4	150.327	0.436	45.126	0.396	0.096	2.594
2007	1	196.412	0.344	48.749	0.897	0.242	7.086
2007	2	270.319	0.440	81.196	0.580	0.168	4.992
2007	3	269.084	0.365	68.996	0.522	0.142	4.364
2007	4	187.141	0.282	40.595	0.328	0.080	2.197
2008	1	837.896	0.238	152.020	1.149	0.292	9.458
2008	2	1021.520	0.329	236.017	0.747	0.179	5.807
2008	3	937.807	0.272	188.338	0.672	0.166	5.487
2008	4	410.752	0.273	83.671	0.442	0.092	3.053
2009	1	324.879	0.216	56.522	1.226	0.226	7.916
2009	2	477.224	0.341	116.052	0.797	0.215	7.739
2009	3	422.074	0.279	88.214	0.718	0.215	8.988
2009	4	271.712	0.356	70.435	0.473	0.117	4.239
2010	1	276.615	0.374	72.674	0.973	0.234	9.281
2010	2	417.168	0.442	126.236	0.630	0.181	7.129
2010	3	446.049	0.253	88.541	0.566	0.153	5.690
2010	4	244.819	0.337	60.328	0.353	0.072	2.552
2011	1	384.479	0.225	69.775	0.908	0.224	7.671
2011	2	396.039	0.457	123.473	0.586	0.154	5.716
2011	3	325.966	0.391	88.464	0.527	0.140	5.096
2011	4	192.209	0.400	54.713	0.320	0.072	2.452
2012	1	258.387	0.349	63.915	0.874	0.215	8.080
2012	2	411.316	0.399	113.264	0.569	0.164	6.012
2012	3	435.831	0.243	83.315	0.512	0.140	4.433
2012	4	198.332	0.417	56.624	0.340	0.080	2.482
2013	1	343.258	0.415	98.656	0.957	0.221	7.195
2013	2	482.850	0.439	145.154	0.614	0.172	6.060
2013	3	453.960	0.342	114.486	0.552	0.141	3.461
2013	4	198.399	0.427	58.738	0.320	0.087	2.592
2014	1	333.000	0.401	92.887	0.928	0.280	8.450

Annexes

2014	2	559.267	0.474	180.078	0.606	0.185	5.972
2014	3	553.021	0.405	155.084	0.545	0.126	3.810
2014	4	380.238	0.249	75.892	0.371	0.093	2.557
2015	1	305.218	0.321	71.389	0.942	0.240	8.214
2015	2	545.340	0.436	161.054	0.612	0.182	6.281
2015	3	518.842	0.250	99.036	0.550	0.129	4.233
2015	4	269.090	0.328	63.386	0.359	0.087	2.563
2016	1	243.661	0.362	62.584	1.207	0.384	12.531
2016	2	384.160	0.450	117.525	0.788	0.179	5.816
2016	3	383.548	0.243	72.862	0.709	0.147	4.685
2016	4	165.898	0.413	47.172	0.481	0.108	3.197
2017	1	559.519	0.432	165.736	0.951	0.312	9.999
2017	2	925.531	0.372	248.705	0.622	0.148	4.621
2017	3	948.924	0.306	218.093	0.560	0.173	3.859
2017	4	381.238	0.364	99.415	0.392	0.069	2.249
2018	1	379.746	0.360	95.030	1.079	0.301	8.601
2018	2	702.095	0.369	181.070	0.701	0.167	5.569
2018	3	498.403	0.238	92.260	0.631	0.150	3.775
2018	4	347.145	0.281	72.018	0.414	0.077	2.185

Annexe 5

S5: Online supplementary material for ‘Estimating tag-reporting rates for Atlantic tropical tuna fleets using coincidental tag return and tag seeding experiment data’

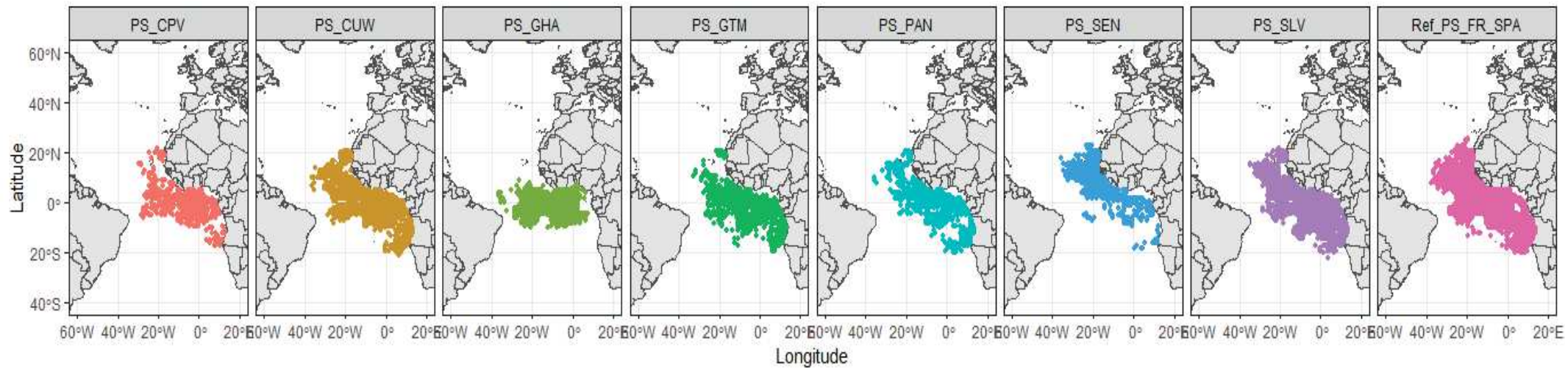


Figure S5.1: Geographic distribution of the three major tropical tunas (BET, YFT, SKJ) accumulated catch by purse seine fleets (July 2016 – December 2019).

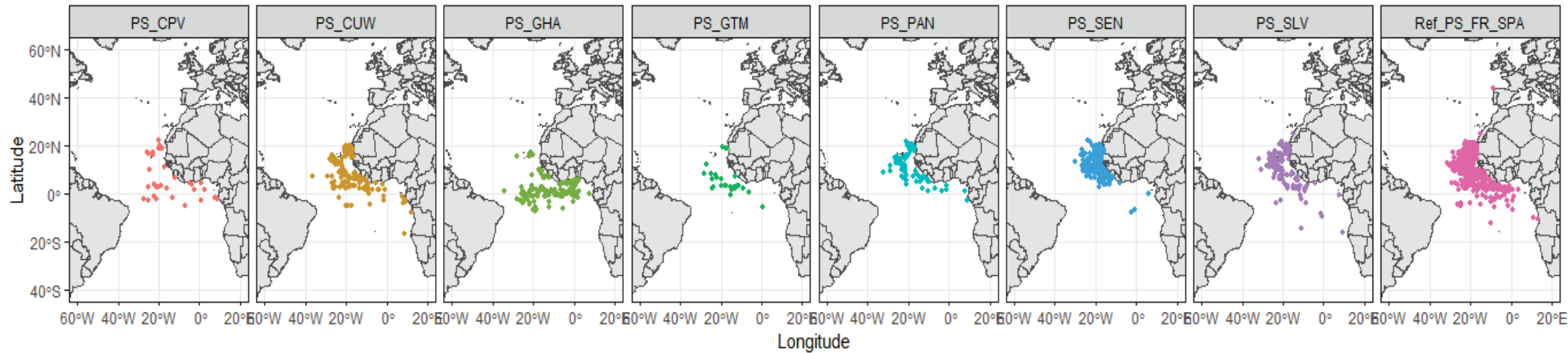


Figure S5.2: Spatial distribution of tropical tuna recaptured by purse seine during the ICCAT-AOTTP program between July 2016 and 31 December 2019

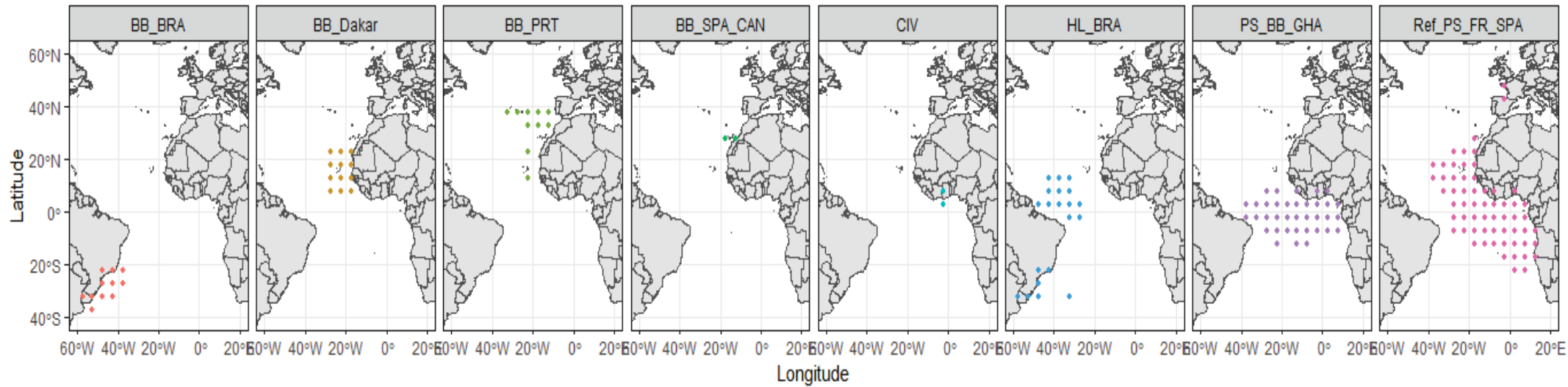


Figure S5.3: Geographic distribution of the three major tropical tunas (BET, YFT, SKJ) accumulated catch by bait boat fleets (July 2016 – December 2018).

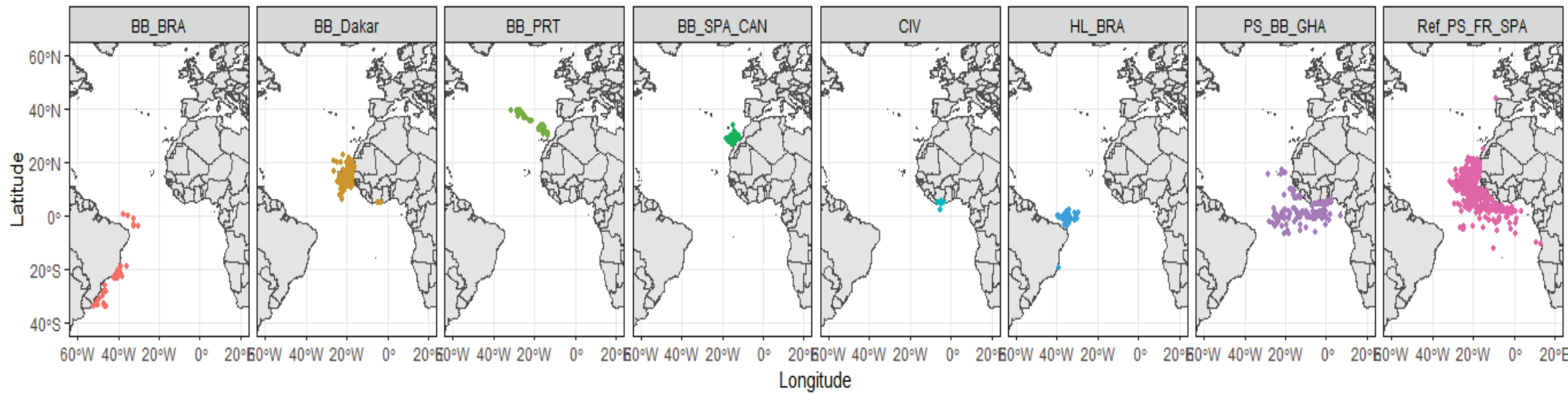


Figure S5.4: Spatial distribution of tropical tuna recaptured by bait boats during the ICCAT-AOTTP program between July 2016 and 31 December 2018

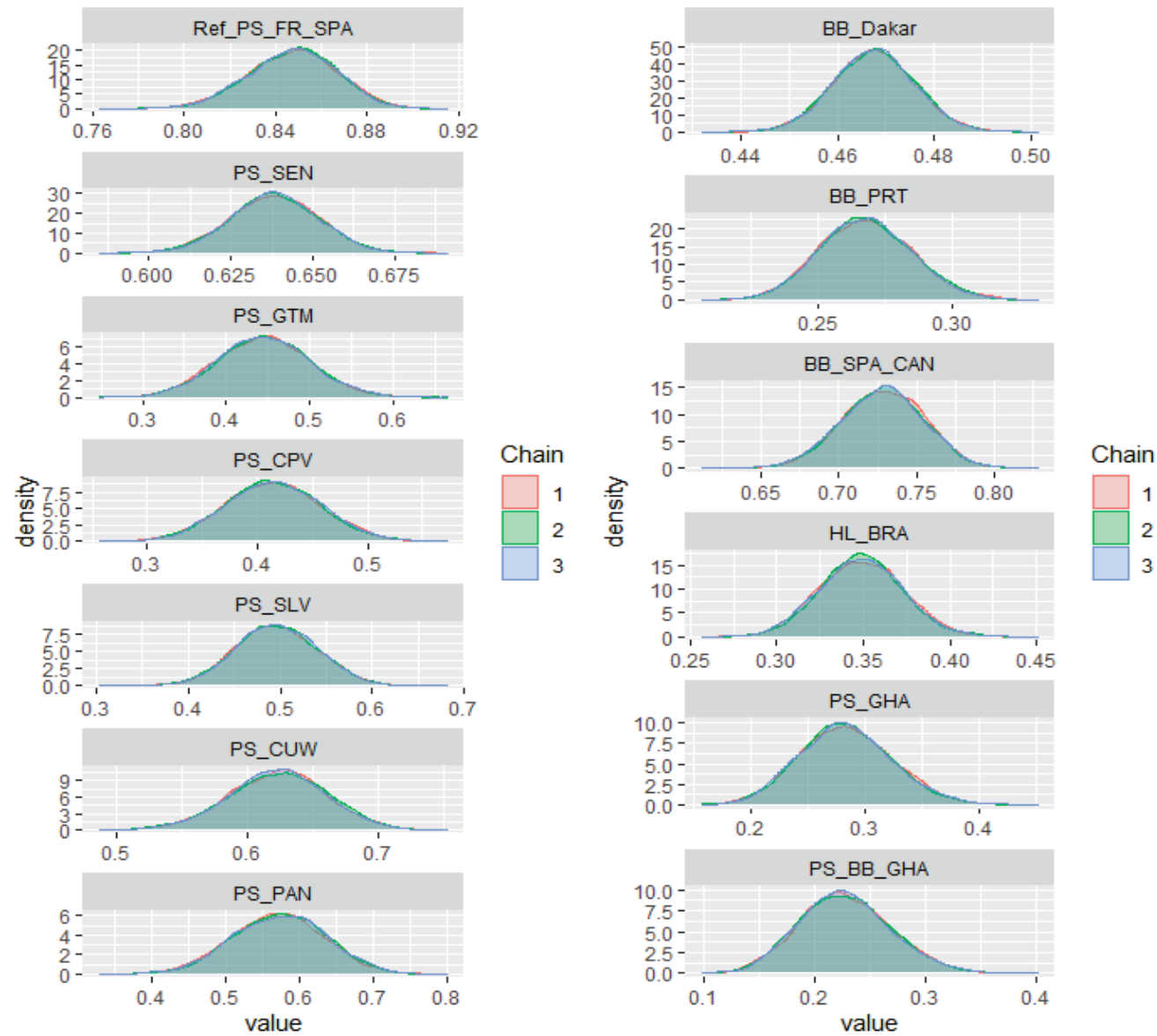


Figure S5.5: Density plot of the three MCMC chains for each reporting rate estimate

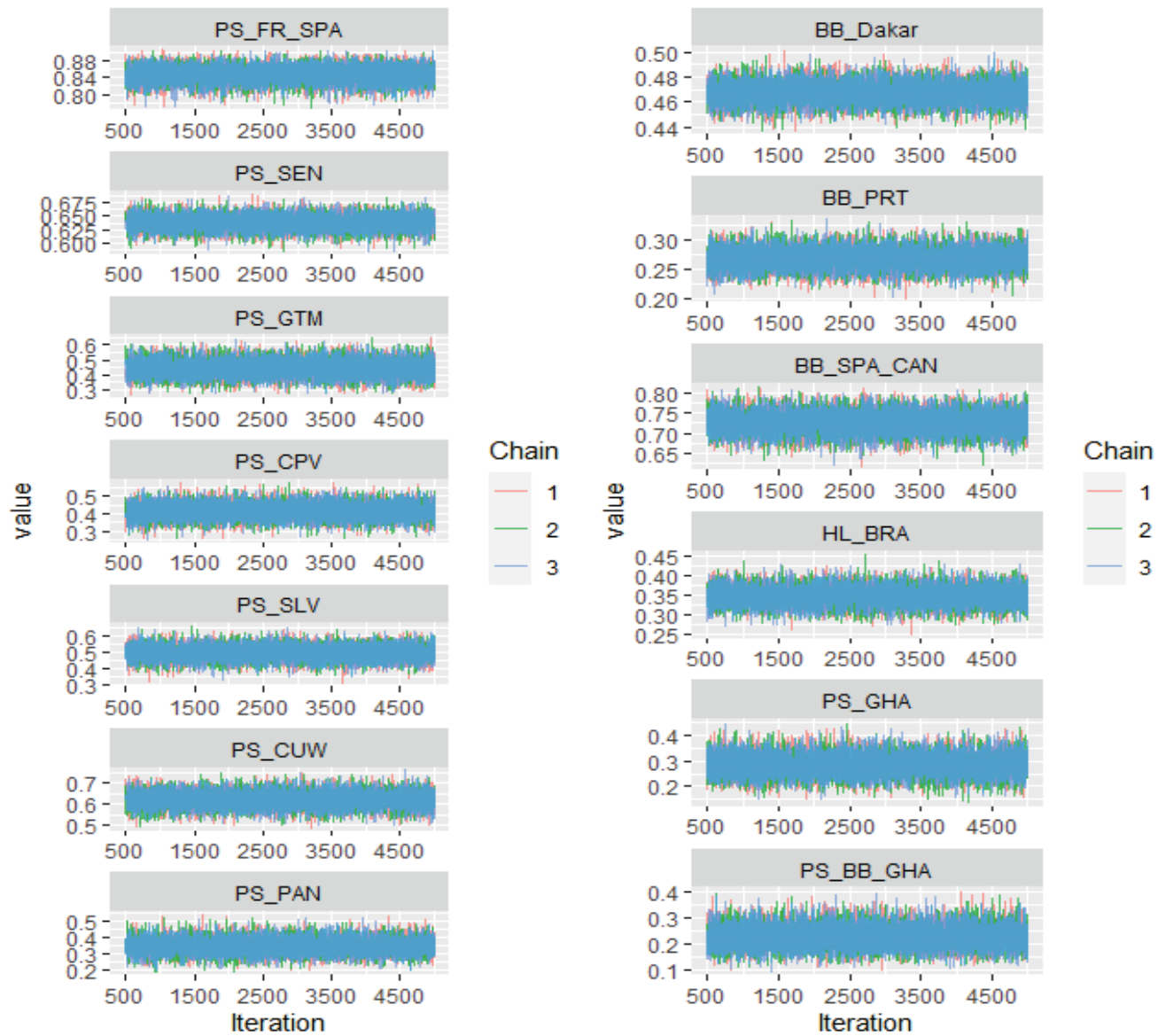


Figure S5.6 : The progression of the three MCMC chains for each reporting rate estimate

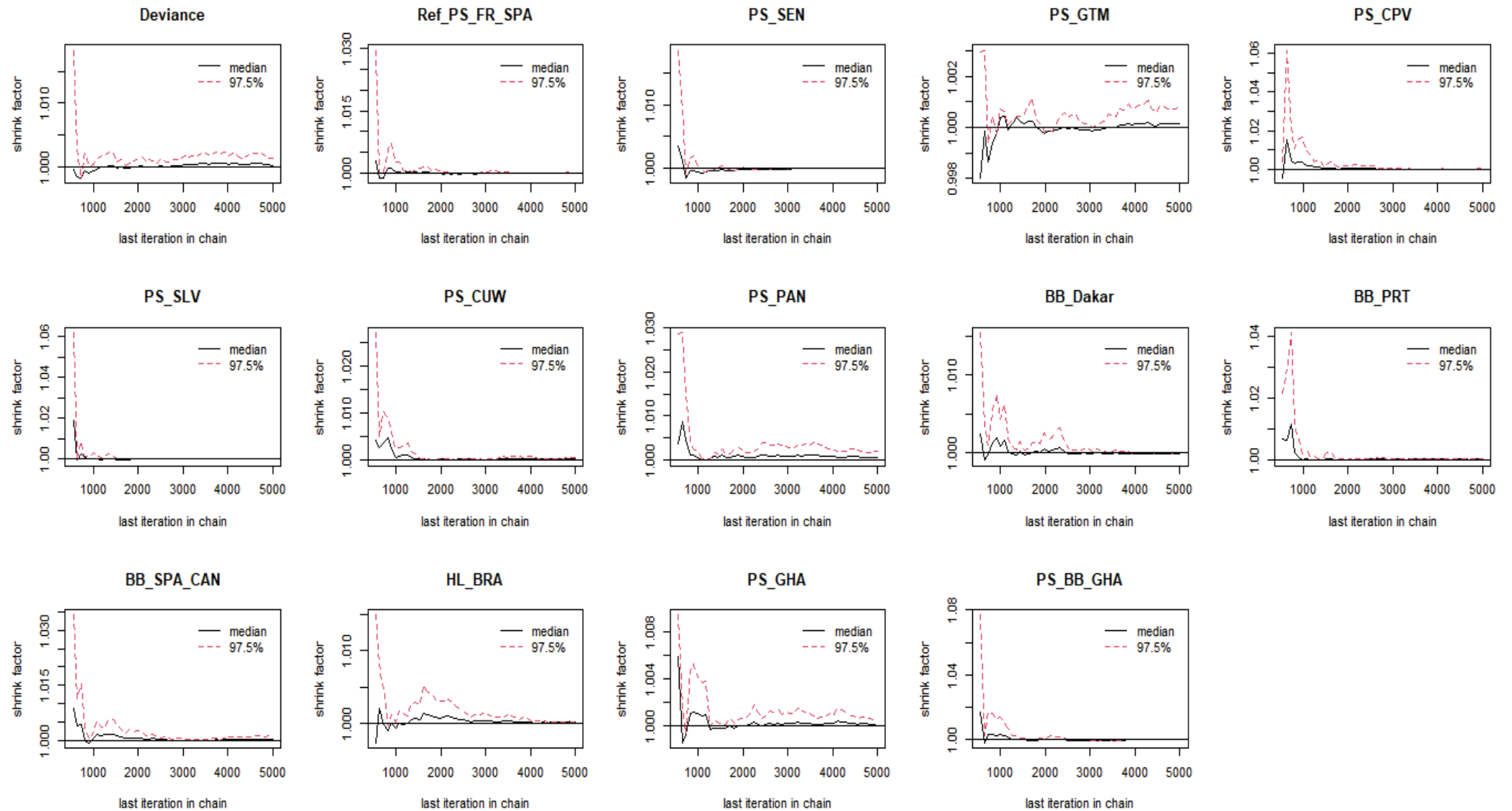


Figure S5.7 : Gelman plot showing evolution of the diagnostic gelaman-rubin statistic of 13 fleets' reporting rates estimates.

Red dotted line is 97.5% confidence interval. Median values below 1.1 signal convergence

Références

- Akia, S., Amandé, M., Gaertner, D., 2019. How much tags recovered onboard purse-seiners from multi-sets wells can impact the estimation of the growth and movements parameters? *Fish. Res.* 75, 2233–2246.
- Akia, S., Amandé, M., Pascual, P., Gaertner, D., 2021. Seasonal and inter-annual variability in abundance of the main tropical tunas in the EEZ of Côte d’Ivoire (2000-2019). *Fish. Res.* 243, 106053. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106053>
- Albaret, J.-J., 1977. La reproduction de l’albacore (*Thunnus albacares*) dans le golfe de Guinée. O.R.S.T.O..M. série Oceanogr.
- Albeare, S.M., 2009. Comparisons of Boosted Regression Tree, GLM And GAM Performance In The Standardization Of Yellowfin Tuna Catch-Rate Data From The Gulf Of Mexico Online Fishery. Thesis.
- Amon Kothias, J., Bard, F., 1993. Les ressources thonières de Côte d’Ivoire 323–352.
- Andriamahefazafy, M., 2020. The politics of sustaining tuna, fisheries and livelihoods in the Western Indian Ocean.
- Arlinghaus, R., Cooke, S.J., Lyman, J., Policansky, D., Schwab, A., Suski, C., Sutton, S.G., Thorstad, E.B., 2007. Understanding the complexity of catch-and-release in recreational fishing: an integrative synthesis of global knowledge from historical, ethical, social, and biological perspectives. *Rev. Fish. Sci.* 15, 75–167.
- Arrizabalaga, H., Dufour, F., Kell, L., Merino, G., Ibaibarriaga, L., Chust, G., Irigoien, X., Santiago, J., Murua, H., Fraile, I., Chifflet, M., Goikoetxea, N., Sagarminaga, Y., Aumont, O., Bopp, L., Herrera, M., Marc Fromentin, J., Bonhomeau, S., 2015. Global habitat preferences of commercially valuable tuna. *Deep. Res. Part II Top. Stud. Oceanogr.* 113, 102–112. <https://doi.org/10.1016/j.dsr2.2014.07.001>
- Banerjee, S., Gelfand, A.E., Finley, A.O., Sang, H., 2008. Gaussian predictive process models for large spatial data sets. *J. R. Stat. Soc. Ser. B (Statistical Methodol.* 70, 825–848.
- Bard, F.-X., Cayré, P., Diouf, T., 1988. Les migrations, in: *Ressources, Pêche et Biologie Des Thonidés Tropicaux de l’Atlantique Centre-Est*, Document Technique Sur Les Pêches - FAO. FAO, Rome, pp. 111–156.
- Barkley, R.A., Neill, W.H., Gooding, R.M., 1978. Skipjack tuna, *Katsuwonus pelamis*, habitat based on temperature and oxygen requirements. *Fish. Bull* 76, 653–662.
- Barrett, I., Connor, A.R., 1962. Blood lactate in yellowfin tuna, *Neothunnus macropterus*, and skipjack, *Katsuwonus pelamis*, following capture and tagging. *Inter-American Trop. Tuna Comm. Bull.* 6, 231–280.
- Bell, J.D., Bell, J.D., Allain, V., Allison, E.H., Andréfouët, S., Andrew, N.L., Batty, M.J., Blanc, M., Dambacher, J.M., Hampton, J., Hanich, Q., Harley, S., Lorrain, A., McCoy, M., Mcturk, N., Nicol, S., Pilling, G., Point, D., Sharp, M.K., Vivili, P., Williams, P., 2015. Diversifying the use of tuna to improve food security and public health in Pacific Island countries and territories Diversifying the use of tuna to improve food security and public health in Pacific Island countries and territories. *Mar. Policy* 51, 584–591. <https://doi.org/10.1016/j.marpol.2014.10.005>

- Benazzouz, A., Mordane, S., Orbi, A., Chagdali, M., Hilmi, K., Atillah, A., Lluís Pelegrí, J., Hervé, D., 2014. An improved coastal upwelling index from sea surface temperature using satellite-based approach - The case of the Canary Current upwelling system. *Cont. Shelf Res.* <https://doi.org/10.1016/j.csr.2014.03.012>
- Berger, A., McKechnie, S., Abascal, F., Kumasi, B., Usu, T., Nicol, S., 2014. Analysis of tagging data for the 2014 tropical tuna assessments: data quality rules, tagger effects, and reporting rates. Inf. Pap. SA-IP-06, West. Cent. Pacific Fish. Comm. Sci. Committee, Tenth Regul. Sess. Majuro, Repub. Marshall Islands.
- Beverton, R.J.H., Gulland, J.A., Margetts, A.R., 1959. Whiting tagging: how the tag return rate is affected by the condition of fish when tagged. *ICES J. Mar. Sci.* 25, 53–57.
- Binet, D., 1976. Contribution à l'écologie de quelques taxons du zooplancton de Côte d'Ivoire. 2-Doliolles, Salpes, Appendiculaires. *Doc. Sci. Cent. Rech. Océanographiques, Abidjan* 7, 45–61.
- Blatter, J., 2013. Glocalization. *Encyclopædia Britannica*.
- Borregaard, M.K., Rahbek, C., 2010. Causality of the relationship between geographic distribution and species abundance. *Q. Rev. Biol.* 85, 3–25.
- Boyce, D.G., Tittensor, D.P., Worm, B., 2008. Effects of temperature on global patterns of tuna and billfish richness. *Mar. Ecol. Prog. Ser.* 355, 267–276.
- Bretherton, C., Vogler, J., 2008. The European Union as a sustainable development actor: the case of external fisheries policy. *Eur. Integr.* 30, 401–417.
- Brill, R.W., 1994. A review of temperature and oxygen tolerance studies of tunas pertinent to fisheries oceanography, movement models and stock assessments. *Fish. Oceanogr.* <https://doi.org/10.1111/j.1365-2419.1994.tb00098.x>
- Brill, R.W., Bigelow, K.A., Musyl, M.K., Fritches, K.A., Warrant, E.J., 2005a. Bigeye tuna (*Thunnus obesus*) behavior and physiology and their relevance to stock assessments and fishery biology. *Col. Vol. Sci. Pap. ICCAT* 57, 142–161.
- Brill, R.W., Bigelow, K.A., Musyl, M.K., Fritches, K.A., Warrant, E.J., 2005b. Bigeye Tuna (*Thunnus Obesus*) Behavior and Physiology and Their Relevance To Stock Assessments and Fishery Biology 57, 142–161.
- Brill, R.W., Block, B.A., Boggs, C.H., Bigelow, K.A., Freund, E. V, Marcinek, D.J., 1999. Horizontal movements and depth distribution of large adult yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) near the Hawaiian Islands, recorded using ultrasonic telemetry: implications for the physiological ecology of pelagic fishes. *Mar. Biol.* 133, 395–408.
- Brouwer, S.L., Groeneveld, J.C., Blows, B., 2006. The effects of appendage loss on growth of South African west coast rock lobster *Jasus lalandii*. *Fish. Res.* 78, 236–242.
- Cabus, P., Hess, M., 2000. Regional politics and economic patterns: 'glocalisation' and the network enterprise. *Belgeo. Rev. belge géographie* 79–102.
- Campbell, R.A., 2004. CPUE standardisation and the construction of indices of stock abundance in a spatially varying fishery using general linear models. *Fish. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.026>
- Carroz, J.E., Roche, A.G., 1967. The Proposed International Commission for the

- Conservation of Atlantic Tunas. *Am. J. Int. Law.* <https://doi.org/10.2307/2197462>
- Carruthers, T., Fonteneau, A., Hallier, J.P., 2015. Reprint of “Estimating tag reporting rates for tropical tuna fleets of the Indian Ocean.” *Fish. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2014.07.002>
- Carruthers, T R, McAllister, M., 2010. Estimating reporting rates using coincidental tag recaptures. *J. Aquat. Living Resour.* 23, 343–352.
- Carruthers, Thomas R., McAllister, M.K., 2010. Quantifying tag reporting rates for Atlantic tuna fleets using coincidental tag returns. *Aquat. Living Resour.* 23, 343–352. <https://doi.org/10.1051/alr/2010023>
- Cayré, P., 1987. L’oxygène dissous et la répartition des thons dans l’Océan Atlantique.
- Chapman, B.B., Brönmark, C., Nilsson, J.-Å., Hansson, L.-A., 2011. The ecology and evolution of partial migration. *Oikos* 120, 1764–1775.
- Chapman, B.B., Hulthén, K., Brodersen, J., Nilsson, P.A., Skov, C., Hansson, L.-A., Brönmark, C., 2012. Partial migration in fishes: causes and consequences. *J. Fish Biol.* 81, 456–478.
- Clark, A., 2014. multispatialCCM: Multispatial Convergent Cross Mapping.
- Clark, A.T., Ye, H., Isbell, F., Deyle, E.R., Cowles, J., Tilman, G.D., Sugihara, G., 2015. Spatial convergent cross mapping to detect causal relationships from short time series. *Ecology* 96, 1174–1181.
- Cofrepeche, Poseidon, M.& N., 2012. Évaluation ex-post du protocole de l’accord de partenariat dans le domaine de la pêche entre l’Union européenne et la Côte d’Ivoire (Contrat cadre MARE/2011/01-Lot 3, contrat spécifique 2).
- Cohen, J., 1968. Weighted kappa: nominal scale agreement provision for scaled disagreement or partial credit. *Psychol. Bull.* 70, 213.
- Colebatch, H.K., Larmour, P., 1993. *Market, Bureaucracy, and Community: A Student’s Guide to Organisation.* Pluto Press.
- Collette, B.B., Nauen, C.E., 1983. *Scombrids of the world: an annotated and illustrated catalogue of tunas, mackerels, bonitos, and related species known to date.* v. 2.
- Cooke, S.J., Philipp, D.P., 2004. Behavior and mortality of caught-and-released bonefish (*Albula* spp.) in Bahamian waters with implications for a sustainable recreational fishery. *Biol. Conserv.* 118, 599–607.
- Crespo-Neto, O., Díaz-Delgado, E., Acosta-Pachón, T.A., Martínez-Rincón, R.O., 2021. Spatial segregation by size of billfishes bycaught by the tuna purse-seine fishery in the Eastern Pacific Ocean. *Fish. Res.* 241, 106001. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106001>
- Crowley, K., 1998. ‘Glocalisation’and ecological modernity: Challenges for local environmental governance in Australia. *Local Environ.* 3, 91–97.
- Cury, P., Roy, C., 1987. Upwelling et pêche des espèces pélagiques côtières de Côte-d’Ivoire: une approche globale. *Oceanol. acta* 10, 347–357.
- Danylchuk, S.E., Danylchuk, A.J., Cooke, S.J., Goldberg, T.L., Koppelman, J., Philipp, D.P.,

2007. Effects of recreational angling on the post-release behavior and predation of bonefish (*Albula vulpes*): the role of equilibrium status at the time of release. *J. Exp. Mar. Bio. Ecol.* 346, 127–133.
- Dempson, J.B., Reddin, D.G., O’Connell, M.F., 1998. To what extent does catch and release contribute to mortality in Atlantic salmon? *Fisheries and Oceans*.
- Deyle, E.R., Sugihara, G., 2011. Generalized theorems for nonlinear state space reconstruction. *PLoS One* 6, e18295.
- Druon, J.-N., Chassot, E., Murua, H., Lopez, J., 2017. Skipjack tuna availability for purse seine fisheries is driven by suitable feeding habitat dynamics in the Atlantic and Indian Oceans. *Front. Mar. Sci.* 4, 315.
- Dueri, S., Bopp, L., Maury, O., 2014. Projecting the impacts of climate change on skipjack tuna abundance and spatial distribution. *Glob. Chang. Biol.* 20, 742–753.
- Dufour, F., 2010. Meta-analyse des effets de l’environnement sur la dynamique des stocks de thonidés. Université de Pau et des Pays de l’Adour.
- Dufour, F., Arrizabalaga, H., Irigoien, X., Santiago, J., 2010. Climate impacts on albacore and bluefin tunas migrations phenology and spatial distribution. *Prog. Oceanogr.* 86, 283–290.
- Duparc, A., Depetris, M., Floch, L., Cauquil, P., Bach, P., Lebranchu, J., 2020. (T3) SOFTWARE A redesign for the T3 code 22, 1–5.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.3878125>.Changes
- Ellis, J.R., Burt, G.J., Cox, L.P.N., Kulka, D.W., Payne, A.I.L., 2008. The status and management of thornback ray *Raja clavata* in the south-western North Sea. *ICES C*.
- Failler, P., El Ayoubi, H., Konan, A., 2014. Industrie des pêches et de l’aquaculture en Côte d’Ivoire.
- Fernández-i-Marín, X., 2016. ggmcmc: Analysis of MCMC samples and Bayesian inference. *J. Stat. Softw.* 70, 1–20.
- Fonteneau, A., Alayón, P.J.P., Marsac, F., 2017. Exploitation of large yellowfin tuna caught in free schools concentrations during the 2013 spawning season (December 2012-May 2013). *Collect. Vol. Sci. Pap. ICCAT* 73, 868–882.
- Fonteneau, A., Gaertner, D., Nordstrom, V., 1999. An overview of problems in the CPUE-abundance relationship for the tropical purse seine fisheries. *Collect. Vol. Sci. Pap. ICCAT* 49, 259–276.
- Fonteneau, A., Lucas, V., Tewkai, E., Delgado, A., Demarcq, H., 2008. Mesoscale exploitation of a major tuna concentration in the Indian Ocean. *Aquat. Living Resour.* 21, 109–121.
- Forkel, M., Wutzler, T., 2015. Greenbrown-land surface phenology and trend analysis. A package for the R software. Version 2, 2004–2015.
- Forsbergh, E.D., 1980. Synopsis of biological data on the skipjack tuna. *Katsuwonus pelamis* (linnaeus, 1758) in the pacific ocean. *INTER-AMERICAN Trop. TUNA Comm.* 296.
- Fournier, D.A., Skaug, H.J., Ancheta, J., Ianelli, J., Magnusson, A., Maunder, M.N., Nielsen, A., Sibert, J., 2012. AD Model Builder: using automatic differentiation for statistical

- inference of highly parameterized complex nonlinear models. *Optim. Methods Softw.* 27, 233–249.
- Fromentin, J.-M., Reygondeau, G., Bonhommeau, S., Beaugrand, G., 2014. Oceanographic changes and exploitation drive the spatio-temporal dynamics of Atlantic bluefin tuna (*Thunnus thynnus*). *Fish. Oceanogr.* 23, 147–156.
- Gale, M.K., Hinch, S.G., Donaldson, M.R., 2013. The role of temperature in the capture and release of fish. *Fish Fish.* 14, 1–33.
- Gelman, A., Rubin, D.B., others, 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Stat. Sci.* 7, 457–472.
- Gillett, R., Lightfoot, C., 2001. The contribution of fisheries to the economies of Pacific Island countries.
- Gillett, R., McCoy, M., Rodwell, L., Tamate, J., others, 2001. Tuna: a key economic resource in the Pacific Islands. A report prepared for the Asian Development Bank and the Forum fisheries agency., in: *Tuna: A Key Economic Resource in the Pacific Islands. A Report Prepared for the Asian Development Bank and the Forum Fisheries Agency.*
- Gilman, E., Suuronen, P., Chaloupka, M., 2017. Discards in global tuna fisheries. *Mar. Ecol. Prog. Ser.* 582, 231–252.
- Giulianotti, R., Robertson, R., 2007. Forms of glocalization: Globalization and the migration strategies of Scottish football fans in North America. *Sociology* 41, 133–152.
- Gordon, H.S., 1954. The economic theory of a common-property resource: the fishery, in: *Classic Papers in Natural Resource Economics.* Springer, pp. 178–203.
- Gouhier, T.C., Grinsted, A., Simko, V., 2019. R package {biwavelet}: Conduct Univariate and Bivariate Wavelet Analyses.
- Graham, J.B., Dickson, K.A., 2004. Tuna comparative physiology. *J. Exp. Biol.* <https://doi.org/10.1242/jeb.01267>
- Granger, C.W.J., 1969. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econom. J. Econom. Soc.* 424–438.
- Grinsted, A., Moore, J.C., Jevrejeva, S., 2004. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Process. Geophys.* 11, 561–566.
- Grotius, H., 1609. *Mare liberum.*
- Guéry, L., Kaplan, D., Deslias, C., Marsac, F., Abascal, F., Pascual, P., Gaertner, D., 2020. Accounting for fishing days without a fishing set in the cpue standardisation of yellowfin tuna in free schools for the eu purse seine fleet operating in the eastern atlantic ocean during the 1993-2018 period. *Collect. Vol. Sci. Pap. ICCAT* 76, 294–320.
- Gulland, J.A., 1980. Some problems of the management of shared stocks. *FAO Fish. Tech. Pap. (FAO).* no. 206.
- Gulland, J.A., 1977. *Fish Population Dynamics,* John Wiley & Sons. New York.
- Hallier, J., 2004. Indian Ocean Tuna Commission Tuna Tagging Manual in Tropical Tuna. *Iotc-Wppt INF02,* 1–55.

- Hallier, J.P., Gaertner, D., 2008. Drifting fish aggregation devices could act as an ecological trap for tropical tuna species. *Mar. Ecol. Prog. Ser.* <https://doi.org/10.3354/meps07180>
- Hampton, J., 2010. Tuna fisheries status and management in the western and central Pacific Ocean. *Ocean. Fish. Program. New Caledonia* 23.
- Hampton, J., 2000. Natural mortality rates in tropical tunas: Size really does matter. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 57, 1002–1010. <https://doi.org/10.1139/f99-287>
- Hampton, J., 1997. Estimates of tag-reporting and tag-shedding rates in a large-scale tuna tagging experiment in the western tropical Pacific Ocean. *Fish. Bull.* 95, 68–79.
- Hanich, Q., Tsamenyi, M., Parris, H., 2010. Sovereignty and cooperation in regional Pacific tuna fisheries management: Politics, economics, conservation and the vessel day scheme. *Aust. J. Marit. & Ocean Aff.* 2, 2–15. <https://doi.org/10.1080/18366503.2010.10815650>
- Harley, S., Hampton, J., Davies, N., Hampton, J., Mckechnie, S., 2014. Stock assessment of bigeye tuna in the western and central Pacific Ocean Majuro , Republic of the Marshall Islands.
- Hastie, T., Tibshirani, R., 1987. Generalized additive models: Some applications. *J. Am. Stat. Assoc.* <https://doi.org/10.1080/01621459.1987.10478440>
- Hearn, W.S., Hoenig, J.M., Pollock, K.H., Hepworth, D.A., 2003. Tag Reporting Rate Estimation: 3. Use of Planted Tags in One Component of a Multiple-Component Fishery. *North Am. J. Fish. Manag.* [https://doi.org/10.1577/1548-8675\(2003\)023<0066:trreuo>2.0.co;2](https://doi.org/10.1577/1548-8675(2003)023<0066:trreuo>2.0.co;2)
- Hearn, W.S., Polacheck, T., Pollock, K.H., Whitelaw, W., 1999. Estimation of tag reporting rates in agestructured multicomponent fisheries where one component has observers. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 56, 1255–1265.
- Hilborn, R., Walters, C.J., 1992. Stock and recruitment, in: *Quantitative Fisheries Stock Assessment*. Springer, pp. 241–296.
- Hillary, R.M., 2008. Reporting rate analyses for recaptures from Seychelles port for yellowfin , bigeye and skipjack tuna.
- Hillary, R.M., Million, J., Anganuzzi, A., Areso, J.J., De Pesca, O.E., 2008. Tag shedding and reporting rate estimates for Indian Ocean tuna using double-tagging and tag-seeding experiments.
- Howes, E.L., Birchenough, S., Lincoln, S., 2018. Effects of Climate Change on Ocean Fisheries Relevant to the Pacific Islands. *PACIFIC Mar. Clim. Chang. Rep. CARD Sci. Rev.*
- Hoyle, S.D., Leroy, B.M., Nicol, S.J., Hampton, W.J., 2015. Covariates of release mortality and tag loss in large-scale tuna tagging experiments. *Fish. Res.* 163, 106–118.
- Huang, N., Shen, Z., Long, S., Wu, M., Shih ..., H., 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary. *Proc. Math.*
- Husson, F., 2008. FactoMineR: An R Package for Multivariate Analysis. <https://doi.org/10.18637/jss.v025.i01>
- Hyndman, R.J., Khandakar, Y., 2008. Automatic time series forecasting: the forecast package for R. *J. Stat. Softw.* 27, 1–22.

- ICCAT, 2019. Report for Biennial Period, 2018-2019, Part II – Vol. 2. Standing Committee on Research and Statistics (SCRS). Madrid, Spain 470.
- ICCAT, 2006. ICCAT Manual. International Commission for the Conservation of Atlantic Tuna. In: ICCAT Publications [on-line]. Updated 2016. Ocean. Mar. Biol. Ann. Rev.
- ISSF, 2021. Status of the World Fisheries for Tuna. Mar 2021. ISSF Tech. Rep. 2021-10 1–120.
- Jepsen, N., Thorstad, E.B., Havn, T., Lucas, M.C., 2015. The use of external electronic tags on fish: An evaluation of tag retention and tagging effects. *Anim. Biotelemetry*. <https://doi.org/10.1186/s40317-015-0086-z>
- Jolley, J.W., Irby, E.W., 1979. Survival of tagged and released Atlantic sailfish (*Istiophorus platypterus*: *Istiophoridae*) determined with acoustical telemetry. *Bull. Mar. Sci.* 29, 155–169.
- Kaiser, H.F., 1960. The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*. *Educ. Psychol. Meas.*
- Kass, R.E., Steffey, D., 1989. Approximate Bayesian inference in conditionally independent hierarchical models (parametric empirical Bayes models). *J. Am. Stat. Assoc.* 84, 717–726.
- Katara, I., Gaertner, D., Marsac, F., Grande, M., Kaplan, D., Agurtzane, U., Lorelei, G., Mathieu, D., Antoine, D., Laurent, F., Jon, L., Francisco, A., 2018. Standardisation of yellowfin tuna CPUE for the EU purse seine fleet operating in the Indian Ocean., 19th Working Party on Tropical Tunas.
- Kawamura, Y., 2020. Glocalization with paradigm shift from fordism to nichism and university social responsibility for sustainable agricultural development in globalizing economy. {IOP} Conf. Ser. Earth Environ. Sci. 575, 12079. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/575/1/012079>
- Kerfoot, W.C., Sih, A., 1987. Predation: direct and indirect impacts on aquatic communities. University Press of New England.
- Kimura, D.K., 1976. Estimating the total number of marked fish present in a catch. *Trans. Am. Fish. Soc.* 105, 664–668.
- Kitchens, L.L., 2017. Origin and population connectivity of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) in the Atlantic Ocean.
- Kohler, N.E., Turner, P.A., 2001. Shark tagging: A review of conventional methods and studies. *Environ. Biol. Fishes*. <https://doi.org/10.1023/A:1007679303082>
- Kolody, D., Hoyle, S., 2015. Evaluation of tag mixing assumptions in western Pacific Ocean skipjack tuna stock assessment models. *Fish. Res.* 163, 127–140. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2014.05.008>
- Korsmeyer, K.E., Dewar, H., Lai, N.C., Graham, J.B., 1996. Tuna aerobic swimming performance: physiological and environmental limits based on oxygen supply and demand. *Comp. Biochem. Physiol. Part B Biochem. Mol. Biol.* 113, 45–56.
- Kristensen, K., Nielsen, A., Berg, C.W., Skaug, H., Bell, B.M., 2016. TMB: Automatic differentiation and laplace approximation. *J. Stat. Softw.* 70.

<https://doi.org/10.18637/jss.v070.i05>

- Lan, K., Lee, M., Lu, H., Shieh, W., Lin, W., Kao, S., 2011. Ocean variations associated with fishing conditions for yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) in the equatorial Atlantic Ocean 68, 1063–1071.
- Lanford, M., 2016. Perceptions of higher education reform in Hong Kong: A glocalisation perspective. *Int. J. Comp. Educ. Dev.*
- Lehodey, P., Alheit, J., Barange, M., Baumgartner, T., Beaugrand, G., Drinkwater, K., Fromentin, J.M., Hare, S.R., Ottersen, G., Perry, R.I., Roy, C., van der Lingen, C.D., Werner, F., 2006. Climate variability, fish, and fisheries. *J. Clim.*
<https://doi.org/10.1175/JCLI3898.1>
- Lieth, H., 1974. Purposes of a phenology book, in: *Phenology and Seasonality Modeling*. Springer, pp. 3–19.
- Lindgren, F., 2012. Continuous domain spatial models in R-INLA. *ISBA Bull.* 19, 14–20.
- Lindgren, F., Rue, H., 2015. Bayesian spatial modelling with R-INLA. *J. Stat. Softw.* 63, 1–25.
- Lunn, D.J., Thomas, A., Best, N., Spiegelhalter, D., 2000. WinBUGS-a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility. *Stat. Comput.* 10, 325–337.
- Luukko, P.J.J., Helske, J., Räsänen, E., 2016. Introducing libeemd: a program package for performing the ensemble empirical mode decomposition. *Comput. Stat.*
<https://doi.org/10.1007/s00180-015-0603-9>
- Lynch, A.J., Varela-Acevedo, E., Taylor, W.W., 2015. The need for decision-support tools for a changing climate: application to inland fisheries management. *Fish. Manag. Ecol.* 22, 14–24.
- MacCall, A.D., 1990. *Dynamic geography of marine fish populations*. Washington Sea Grant Program Seattle, WA.
- Marsac, F., 2017. The Seychelles Tuna Fishery and Climate Change, in: *Climate Change Impacts on Fisheries and Aquaculture*. <https://doi.org/10.1002/9781119154051.ch16>
- Maunder, M.N., Langley, A.D., 2004. Integrating the standardization of catch-per-unit-of-effort into stock assessment models: testing a population dynamics model and using multiple data types. *Fish. Res.* 70, 389–395.
- Maunder, M.N., Punt, A.E., 2004. Standardizing catch and effort data: A review of recent approaches. *Fish. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2004.08.002>
- Maunder, M.N., Thorson, J.T., Xu, H., Oliveros-Ramos, R., Hoyle, S.D., Tremblay-Boyer, L., Lee, H.H., Kai, M., Chang, S.K., Kitakado, T., Albertsen, C.M., Minte-Vera, C. V., Lennert-Cody, C.E., Aires-da-Silva, A.M., Piner, K.R., 2020. The need for spatio-temporal modeling to determine catch-per-unit effort based indices of abundance and associated composition data for inclusion in stock assessment models. *Fish. Res.* 229. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2020.105594>
- Maury, O., Gascuel, D., Marsac, F., Fonteneau, A., De Rosa, A.L., 2001. Hierarchical interpretation of nonlinear relationships linking yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) distribution to the environment in the Atlantic Ocean. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.*

<https://doi.org/10.1139/f00-261>

- Maury, Olivier, Gascuel, D., Marsac, F., Fonteneau, A., Rosa, A.-L. De, 2001. Hierarchical interpretation of nonlinear relationships linking yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) distribution to the environment in the Atlantic Ocean. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* <https://doi.org/10.1139/cjfas-58-3-458>
- McCluney, J.K., Anderson, C.M., Anderson, J.L., 2019. The fishery performance indicators for global tuna fisheries. *Nat Commun.* 10: 1641.
- Ménard, F., Fonteneau, A., Gaertner, D., Nordstrom, V., Stéquert, B., Marchal, E., 2000. Exploitation of small tunas by a purse-seine fishery with fish aggregating devices and their feeding ecology in an eastern tropical Atlantic ecosystem, in: *ICES Journal of Marine Science.* <https://doi.org/10.1006/jmsc.2000.0717>
- Ménard, F., Marsac, F., Bellier, E., Cazelles, B., 2007a. Climatic oscillations and tuna catch rates in the Indian Ocean: A wavelet approach to time series analysis. *Fish. Oceanogr.* <https://doi.org/10.1111/j.1365-2419.2006.00415.x>
- Ménard, F., Marsac, F., Bellier, E., Cazelles, B., 2007b. Climatic oscillations and tuna catch rates in the Indian Ocean: A wavelet approach to time series analysis. *Fish. Oceanogr.* 16, 95–104. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2419.2006.00415.x>
- Mendelsohn, R., Roy, C., 1986. Environmental influences on the French, Ivory-Coast, Senegalese and Moroccan tuna catches in the Gulf of Guinea, in: *Proceedings of the ICCAT Conference on the International Skipjack Year Program.* Edited by EK Symons, PM Miyake, and GT Sakagawa. ICCAT, Madrid. pp. 170–188.
- Miller, Alice M.M., Bush, S.R., Van Zwieten, P.A.M., 2014. Sub-regionalisation of fisheries governance: the case of the Western and Central Pacific Ocean tuna fisheries. *Marit. Stud.* 13. <https://doi.org/10.1186/s40152-014-0017-2>
- Miller, Alice M M, Bush, S.R., Zwieten, P.A.M. Van, 2014. Sub-regionalisation of fisheries governance : the case of the Western and Central Pacific Ocean tuna fisheries 1–20.
- Monaghan Jr, J.P., 1993. Comparison of calcein and tetracycline as chemical markers in summer flounder. *Trans. Am. Fish. Soc.* 122, 298–301.
- Monin, J.A., Amalatchy, J.N.C., Goran, D.K.N., Chris, M.N.C., Kouadio, F.K., Kouadio, C., Nadège, A., Dewals, P., Restrepo, V., 2017. UTILIZATION AND TRADE OF FAUX POISSON LANDED IN ABIDJAN 73, 749–754.
- Mønster, D., Fusaroli, R., Tylén, K., Roepstorff, A., Sherson, J.F., 2017. Causal inference from noisy time-series data—Testing the Convergent Cross-Mapping algorithm in the presence of noise and external influence. *Futur. Gener. Comput. Syst.* 73, 52–62.
- Moreno, G., Dagorn, L., Sancho, G., Itano, D., 2007. Fish behaviour from fishers' knowledge : the case study of tropical tuna around drifting fish aggregating devices (DFADs) 1528, 1517–1528. <https://doi.org/10.1139/F07-113>
- Morlière, A., 1970. Les saisons marines devant Abidjan. *Doc. Sci. Cent. Rech. Océanographiques, Abidjan* 1, 1–15.
- Nakayama, S.-I., Takasuka, A., Ichinokawa, M., Okamura, H., 2018. Climate change and interspecific interactions drive species alternations between anchovy and sardine in the western North Pacific: detection of causality by convergent cross mapping. *Fish.*

- Oceanogr. 27, 312–322.
- Newton, I., 1687. *Philosophiae naturalis principia mathematica*.
- Orensanz, J.M., Parma, A.M., Hall, M.A., 1998. The analysis of concentration and crowding in shellfish research. *Can. Spec. Publ. Fish. Aquat. Sci.* 143–158.
- Pallarés, P., Hallier, J.P., 1997. Analyse du schéma d'échantillonnage multispécifique des thonidés tropicaux. *Rapp. Sci. IEO/ORSTOM, Program.* 95, 37.
- Parris, H., Grafton, R.Q., 2006. Can tuna promote sustainable development in the Pacific? *J. Environ. & Dev.* 15, 269–296.
- Parsons, D.M., Eggleston, D.B., 2005. Indirect effects of recreational fishing on behavior of the spiny lobster *Panulirus argus*. *Mar. Ecol. Prog. Ser.* 303, 235–244.
- Plummer, M., Best, N., Cowles, K., Vines, K., 2006. CODA: convergence diagnosis and output analysis for MCMC. *R news* 6, 7–11.
- Pollifroni, M., 2006. “Accountability and Social Responsibility: the First Empirical Evaluations of a Theoretical Model applied on Italian Public Sector”, in: 42. Ma Conferenza Annuale Della Midwest Business Administration Association (MBAA) “Safeguarding the Public: Responsible Business Practices, Ethical Behavior, and Fraud Prevention”. pp. 19–35.
- Pollock, K.H., Hoenig, J.M., Hearn, W.S., Calingaert, B., 2002. Tag Reporting Rate Estimation: 2. Use of High-Reward Tagging and Observers in Multiple-Component Fisheries. *North Am. J. Fish. Manag.* [https://doi.org/10.1577/1548-8675\(2002\)022<0727:trreu>2.0.co;2](https://doi.org/10.1577/1548-8675(2002)022<0727:trreu>2.0.co;2)
- Pollock, K.H., Hoenig, J.M., Hearn, W.S., Calingaert, B., 2001. Tag Reporting Rate Estimation: 1. An Evaluation of the High-Reward Tagging Method. *North Am. J. Fish. Manag.* [https://doi.org/10.1577/1548-8675\(2001\)021<0521:trrea>2.0.co;2](https://doi.org/10.1577/1548-8675(2001)021<0521:trrea>2.0.co;2)
- Putri, A.R.S., Zainuddin, M., Musbir, M., Mustapha, M.A., Hidayat, R., 2019. Effect of oceanographic conditions on skipjack tuna catches from FAD versus free-swimming school fishing in the Makassar Strait, in: *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. p. 12008.
- R Core Team, 2019. *R: A language and environment for statistical computing*. R Found. Stat. Comput.
- R Development Core Team, 2020. *R Development Core Team, R: a language and environment for statistical computing, R: A Language and Environmental for Estatistical Computing*.
- Raby, G.D., Packer, J.R., Danylchuk, A.J., Cooke, S.J., 2014. The understudied and underappreciated role of predation in the mortality of fish released from fishing gears. *Fish Fish.* 15, 489–505.
- Ravier, C., Fromentin, J.-M., 2001. Long-term fluctuations in the eastern Atlantic and Mediterranean bluefin tuna population. *ICES J. Mar. Sci.* 58, 1299–1317.
- Ricker, W.E., 1940. Relation of “Catch per Unit Effort” to Abundance and Rate of Exploitation. *J. Fish. Res. Board Canada.* <https://doi.org/10.1139/f40-008>
- Roesch, A., Schmidbauer, H., 2018. *WaveletComp: Computational Wavelet Analysis*.

- Romagny, B., Ménard, F., Dewals, P., Gaertner, D., N’Goran, N., 2000. Le “faux-poisson” d’Abidjan et la pêche sous DCP dérivants dans l’Atlantique tropical Est : circuit de commercialisation et rôle socio-économique. *Pêche thonière Dispos. Conc. Poisson. Caribbean-Martinique*, 15-19 Oct 1999 634–652.
- Roudaut, G., 1999. Les relations thons-environnement dans les pêcheries de la zone Sénégal-Mauritanie: rapport de stage.
- Sax, C., Eddelbuettel, D., 2018. Seasonal Adjustment by {X-13ARIMA-SEATS} in {R}. *J. Stat. Softw.* 87, 1–17. <https://doi.org/10.18637/jss.v087.i11>
- Sharp, G.D., 1978. Behavioral and physiological ecology of tunas and their effects on vulnerability to fishing gear. *Physiol. Ecol. tunas* 397–449.
- Siddiqi, N., 2005. Credit Risk Scorecards: Developing And Implementing Intelligent Credit Scoring.
- Skaug, H.J., Fournier, D.A., 2006. Automatic approximation of the marginal likelihood in non-Gaussian hierarchical models. *Comput. Stat. & Data Anal.* 51, 699–709.
- Skomal, G.B., 2007. Evaluating the physiological and physical consequences of capture on post-release survivorship in large pelagic fishes. *Fish. Manag. Ecol.* 14, 81–89.
- Sturtz, S., Ligges, U., Gelman, A., 2005. R2WinBUGS: A Package for Running WinBUGS from R. *J. Stat. Softw.* 12, 1–16.
- Sugihara, G., May, R., Ye, H., Hsieh, C., Deyle, E., Fogarty, M., Munch, S., 2012. Detecting causality in complex ecosystems. *Science (80-.)*. 338, 496–500.
- Sugihara, G., May, R.M., 1990. Nonlinear forecasting as a way of distinguishing chaos from measurement error in time series. *Nature* 344, 734–741.
- Sumpton, W., Mayer, D., Brown, I., Sawynok, B., McLennan, M., Butcher, A., Kirkwood, J., 2008. Investigation of movement and factors influencing post-release survival of line-caught coral reef fish using recreational tag-recapture data. *Fish. Res.* 92, 189–195.
- Sun, C.H.J., Chiang, F.S., Guillotreau, P., Squires, D., Webster, D.G., Owens, M., 2017. Fewer Fish for Higher Profits? Price Response and Economic Incentives in Global Tuna Fisheries Management. *Environ. Resour. Econ.* 66, 749–764. <https://doi.org/10.1007/s10640-015-9971-4>
- Sund, P.N., Blackburn, M., Williams, F., 1981. Tunas and their environment in the Pacific Ocean: a review. *Ocean. Mar. Biol. Ann. Rev* 19, 443–512.
- Thorson, J.T., 2019. Guidance for decisions using the Vector Autoregressive Spatio-Temporal (VAST) package in stock, ecosystem, habitat and climate assessments. *Fish. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2018.10.013>
- Thorson, J.T., 2018. Three problems with the conventional delta-model for biomass sampling data, and a computationally efficient alternative. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* <https://doi.org/10.1139/cjfas-2017-0266>
- Thorson, James T., Adams, C.F., Brooks, E.N., Eisner, L.B., Kimmel, D.G., Legault, C.M., Rogers, L.A., Yasumiishi, E.M., 2020a. Seasonal and interannual variation in spatio-temporal models for index standardization and phenology studies. *ICES J. Mar. Sci.* <https://doi.org/10.1093/icesjms/fsaa074>

- Thorson, James T, Adams, C.F., Brooks, E.N., Eisner, L.B., Kimmel, D.G., Legault, C.M., Rogers, L.A., Yasumiishi, E.M., 2020. Seasonal and interannual variation in spatio-temporal models for index standardization and phenology studies. *ICES J. Mar. Sci.* 77, 1879–1892. <https://doi.org/10.1093/icesjms/fsaa074>
- Thorson, James T., Maunder, M.N., Punt, E., 2020b. The development of spatio-temporal models of fishery catch-per-unit-effort data to derive indices of relative abundance. *Fish. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2020.105611>
- Thorson, J.T., Shelton, A.O., Ward, E.J., Skaug, H.J., 2015. Geostatistical delta-generalized linear mixed models improve precision for estimated abundance indices for West Coast groundfishes. *ICES J. Mar. Sci.* <https://doi.org/10.1093/icesjms/fsu243>
- Torrence, C., Compo, G.P., 1998. A practical guide to wavelet analysis. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 79, 61–78.
- Torres-Irineo, E., Gaertner, D., Chassot, E., Dreyfus-León, M., 2014. Changes in fishing power and fishing strategies driven by new technologies: The case of tropical tuna purse seiners in the eastern Atlantic Ocean. *Fish. Res.* <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2014.02.017>
- Torres, M.E., Colominas, M.A., Schlotthauer, G., Flandrin, P., 2011. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, in: *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings.* <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2011.5947265>
- United Nations, 1995. Conservation and Management of Straddling Fish Stocks and Highly Migratory Fish Stocks Under the Convention on the Law of the Sea, in: *Proceedings of the Annual Meeting (American Society of International Law).* pp. 452–455.
- United Nations, 1994. United Nations Convention on the Law of the Sea (with annexes, final act and procès-verbaux of rectification of the final act dated 3 March 1986 and 26 July 1993). Concluded at Montego Bayon 10 December 1982 1834, 1–51.
- Walters, C., 2003. Folly and fantasy in the analysis of spatial catch rate data. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 60, 1433–1436.
- Welwood, W., 1615. *De dominio maris, iuribusque ad dominium praecipue spectantibus assertio brevis et methodica.*
- Wood, S.N., 2017. Generalized additive models: An introduction with R, second edition, *Generalized Additive Models: An Introduction with R, Second Edition.* <https://doi.org/10.1201/9781315370279>
- Wu, Z., Huang, N.E., 2009. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method. *Adv. Adapt. Data Anal.* <https://doi.org/10.1142/S1793536909000047>
- Xie, S., 2020. scorecard: Credit Risk Scorecard.
- Yang, S., Zhang, Y., Zhang, H., Fan, W., 2015. Comparison and analysis of different model algorithms for CPUE standardization in fishery. *Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions Chinese Soc. Agric. Eng.* <https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2015.21.034>
- Yeeting, A.D., Weikard, H.P., Bailey, M., Ram-Bidesi, V., Bush, S.R., 2018. Stabilising cooperation through pragmatic tolerance: the case of the Parties to the Nauru Agreement

(PNA) tuna fishery. *Reg. Environ. Chang.* 18, 885–897. <https://doi.org/10.1007/s10113-017-1219-0>

Zainuddin, M., Safruddin, Ridwan, M., Putri, A.R.S., Hidayat, R., 2019. The Effect of Oceanographic Factors on Skipjack Tuna Fad vs Free School Catch in The Bone Bay, Indonesia: An Important Step Toward Fishing Management. *J. Ilmu Dan Teknol. Kelaut. Trop.* 11, 123–130.