

Interreg
Sudoe



GT3 – délivrable E3.1.2 : Rapport technique sur l'application du modèle GEREM

Auteurs principaux : Marie Vanacker, Cédric Briand, Maria Mateo, Hilaire Drouineau



Table des matières

1 Introduction.....	6
2 Paramétrage du modèle GEREM pour application à la zone SUDOE.....	6
2.1 Choix du réseau hydrographique.....	6
2.2 Définition des zones du modèle.....	9
2.2.1 Comparaison des tendances dans les données disponibles.....	10
2.2.2 Définition de zones basées sur l'avis d'experts.....	11
2.3 Paramétrage des séries disponibles.....	17
3 Résultats de la première application du modèle GEREM.....	24
3.1 Recrutement aux différentes échelles.....	24
3.2 Comparaison entre les données observées et simulées par série.....	31
3.2.1 Description d'indicateurs de qualité des ajustements du modèle.....	31
3.2.2 Estimation absolue.....	33
3.2.3 Séries de capture commerciales.....	34
3.2.4 Séries avec indice d'abondance relatif.....	35
3.2.5 Comptage aux passes.....	36
4 Discussion.....	38
5 Références.....	40

Index des illustrations

Figure 1 - Carte des réseaux hydrographiques selon la CCM et selon SUDOANG. Le pays correspond ici au pays où se situe l'exutoire des bassins versants (le Tage est par exemple classé intégralement au Portugal). Certains des bassins ont des exutoires servant de frontières entre pays et sont donc placés dans les deux pays.....	9
Figure 2 - Bassins pour lesquels des indices de recrutement sont déjà disponibles (polygones colorés) et bassins pilotes du projet qui devrait apporter des données de recrutement (points colorés).....	10
Figure 3 - Indicateurs environnementaux caractéristiques des bassins versants. Salinité, Chlorophylle a et SST sont calculés comme la moyenne des valeurs dans un buffer de 100 km autour de l'estuaire des bassins versants de la zone d'étude (à gauche). La largeur du plateau est mesurée comme la distance entre l'exutoire et l'isobathe 150 m. Température et précipitation sont les moyennes annuelles dans le bassin pour les zones inférieures à 1000 m d'altitude.....	12
Figure 4 -Exemple de réponses d'un des participants à l'atelier : le participant imagine 5 zones, une au nord qui va jusqu'au nord de l'Adour, puis une sur la mer Cantabrie, une sur la façade ouest de la péninsule ibérique, une au sud-ouest de l'Espagne et une dernière pour la Méditerranée.....	13
Figure 5 - Carte de compromis issue de la méthode Distatis et qui s'interprète comme une ACP. Chaque point correspond à un bassin versant et les points sont d'autant plus proches que les participants les ont classé fréquemment dans une même zone. Les numéros correspondent aux identifiants CCM des bassins. Le groupe de point à droite (forte valeur sur l'axe des abscisses) correspond aux bassins méditerranéens, le groupe de gauche correspond aux bassins atlantiques, avec un gradient nord (valeurs positives sur l'axe 2) – sud (valeurs négatives sur l'axe 2).....	15
Figure 6 - Représentation cartographique de la carte des compromis (Figure 5) : la couleur d'un bassin versant correspond à la valeur de sa coordonnée sur l'axe 1 (à gauche) et l'axe 2 (à droite).	15
Figure 7 - Evolution de l'inertie en fonction du nombre de classes, plus l'ajout d'une classe de traduit par une baisse de l'inertie, plus important est le gain.....	16
Figure 8 - Classification des bassins versants selon le nombre de groupes créés.....	17
Figure 9 - classification des bassins versants selon le nombre de groupes créés.....	21
Figure 10 - Priors construits à partir des avis des experts pour chacun des bassins versants (ligne bleue). Les histogrammes (barres grises) correspondent à la distribution des échantillons tirées dans les lois uniformes entre les bornes min et max de chacun des avis exprimés sur l'estuaire, ils résument donc la diversité des avis exprimés.....	23
Figure 11 - Recrutement dans la zone SUDOE (en tonnes) en échelle log (à gauche) et naturelle (à droite). La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.....	24
Figure 12 - Carte des différentes régions dans la zone SUDOE. Ici, les bassins versants sont attribués selon la position de leurs estuaires.....	25
Figure 13 - Recrutement (en tonnes) par pays (pour la France, la partie Manche, Mer du Nord n'est pas incluse dans la zone d'étude). Le recrutement dans les bassins frontaliers (Bidassoa, Guadiana, Minho) a été inclus dans chacun des pays). La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.....	26

Figure 14 - Recrutement (en tonnes) par zone du modèle GEREM. ATL_F correspond à la partie française du Golfe de Gascogne, CANT à la zone autour de la mer Cantabrie allant du canyon de Cap Breton jusqu'au Cap Finistère, ATL_IB va du Cap Finistère jusqu'à Gibraltar et Med recouvre toute la partie méditerranéenne de la zone (Figure 8). La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.....27

Figure 15 - Recrutement (en tonnes) par UGA. La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.....28

Figure 16 - Recrutement (en tonnes) par UGA quand le paramètre β est fixé à 0.75. La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.....30

Figure 17: Distribution des valeurs d'indice de recrutement en log, prédites par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour chaque série avec des estimations absolues (de gauche à droite et de haut en bas : Adour, Charente, Gironde, Loire, Oria, Seudre, Vilaine).....33

Figure 18: Distribution des valeurs d'indice de recrutement, en log, simulées par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour chaque série de captures commerciales (de gauche à droite et de haut en bas : Adour, Albuferra de Valencia, Ebre, Gironde, Minho, Nalon, Ter).....34

Figure 19: Distribution des valeurs d'indices de recrutement, en log, simulées par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour chaque série avec indice d'abondance relatif (de gauche à droite et de haut en bas : Gironde, Guadalquivir, Loire, Mondego).....35

Figure 20: Distribution des valeurs d'indice de recrutement, en log, prédites par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour la série VacG, comptage aux passes (Vaccarès).....36

Index des tableaux

Tableau 1 - Comparaison de la couche hydrographique SUDOANG par rapport aux données de la CCM. Le pays correspond ici au pays où se situe l'exutoire des bassins versants (le Tage est par exemple classé intégralement au Portugal).....	8
Tableau 2 - Résumés des données et paramétrages des séries pour l'application du modèle.....	19
Tableau 3 - Résultats des indicateurs RSR, NSE, PBIAS et des corrélations de Spearman (p-value < 0.05*, < 0.01**, < 0.001***) entre les données observées et les données simulées par le modèle GEREM.....	37

1 Introduction

L'objet de ce rapport est de montrer comment le modèle GEREM a été appliqué à la zone SUDOE dans le cadre de projet, ainsi que de présenter les premiers résultats aux différentes échelles d'intérêt. Le modèle en lui-même est détaillé dans différents articles scientifiques et rapports (Bornarel, 2016; Drouineau *et al.*, 2016; Bornarel *et al.*, 2018) dans lesquels le lecteur pourra trouver les équations et hypothèses du modèle. Des éléments sur le processus de recrutement en lien avec le modèle, ainsi que les données qui seront utilisées et la zone d'étude, sont discutées dans un délivrable précédent (Drouineau, 2019). Nous invitons notamment le lecteur à lire la section introduction de ce précédent rapport pour les éléments de connaissance écologique de base facilitant la compréhension de ce rapport.

Si le but de ce rapport est de présenter l'application et les premiers résultats du modèle GEREM à la zone SUDOE, le projet est encore à un an de son terme et donc tous les éléments ne sont pas nécessairement définitifs. Toutefois, la démarche et le paramétrage devraient être proches de la version finale.

Pour rappel, l'objectif de ce GT est d'appliquer le modèle GEREM à la zone SUDOE afin d'obtenir une estimation du recrutement à trois échelles spatiales : échelle SUDOE, des sous-zones/régions, et l'échelle des bassins versants. Pour cela, il convient dans un premier temps de définir les sous-régions (échelle intermédiaire) qui doivent être homogènes d'un point de vue du recrutement (les bassins de la zone doivent avoir des tendances temporelles similaires et des densités comparables), et pour lesquels on dispose de séries de recrutement observées. Il faut par ailleurs paramétrer certains éléments relatifs aux séries de données dont on dispose (les assigner à un bassin versant, à une zone du modèle, définir leurs types et assigner un prior sur le facteur d'échelle). Tous ces paramétrages font l'objet de la première partie du rapport. La seconde partie présentera les tous premiers résultats de l'application de GEREM à la zone.

2 Paramétrage du modèle GEREM pour application à la zone SUDOE

2.1 Choix du réseau hydrographique

Pour appliquer le modèle GEREM, il faut disposer d'information sur les bassins versants, qui constituent la plus fine échelle spatiale du modèle. Les informations minimales sont :

- la localisation des bassins versants, notamment de leurs exutoires, qui permettront de classer les bassins entre zones du modèle

- la surface des bassins versants, paramètres qui permet la répartition des civelles entre bassins d'une même zone.

En outre, le contour général des bassins versants, et le tracé des rivières peut faciliter la représentation graphique des résultats, ce qui pourrait être valorisé dans l'application shiny.

Lors de l'application à large échelle, Bornarel et al. (2018) s'étaient appuyés sur la CCM (Vogt and Foisneau, 2007), une base de données décrivant les caractéristiques des réseaux hydrographiques à l'échelle européenne, se basant notamment sur un modèle numérique de terrain. Cette base présente le gros avantage de fournir des données homogènes à très large échelle. Lors de l'application en France, Drouineau et al. (2016) avaient, eux, utilisé le RHT (Pella *et al.*, 2012), un réseau hydrographique théorique, assez similaire sur le principe à la CCM, mais basé sur un modèle numérique de terrain à plus fine échelle, et fournissant en plus de nombreuses caractéristiques sur le réseau hydrographique. Cette meilleure résolution et les attributs hydrographiques font qu'il a été décidé au sein des GT1, 2 et 4 de s'appuyer sur le RHT, en France, et sur des couches similaires en Espagne et Portugal, provenant de la directive Inspire, que l'on peut retrouver dans l'atlas produit par le projet (Mateo *et al.*, 2020). En utilisant ces trois réseaux hydrographiques, ils ont construit un réseau hydrographique à l'échelle des trois pays, qui présente toutes les caractéristiques nécessaires à l'application de GEREM et dispose de la meilleure résolution spatiale disponible. Il a donc été décidé d'utiliser cette couche plutôt que la CCM, ce qui permet en plus une homogénéité des données de base entre les différents GT du projet.

La comparaison du réseau CCM et du réseau SUDOANG montre que la plus fine résolution spatiale permet une plus fine subdivision des réseaux pour les trois pays (Tableau 1, Figure 1).

Tableau 1 - Comparaison de la couche hydrographique SUDOANG par rapport aux données de la CCM. Le pays correspond ici au pays où se situe l'exutoire des bassins versants (le Tage est par exemple classé intégralement au Portugal).

	CCM	SUDOANG
TOTAL		
Nombre de bassins versants	1 314	2 582
Surface des bassins versants	955 361 km ²	953 268 km ²
FRANCE		
Nombre de bassins versants	292	431
Surface des bassins versants	383 817 km ²	378 816 km ²
ESPAGNE		
Nombre de bassins versants	862	1 732
Surface des bassins versants	294 386 km ²	272 633 km ²
PORTUGAL		
Nombre de bassins versants	160	419
Surface des bassins versants	277 159 km ²	294 158 km ²

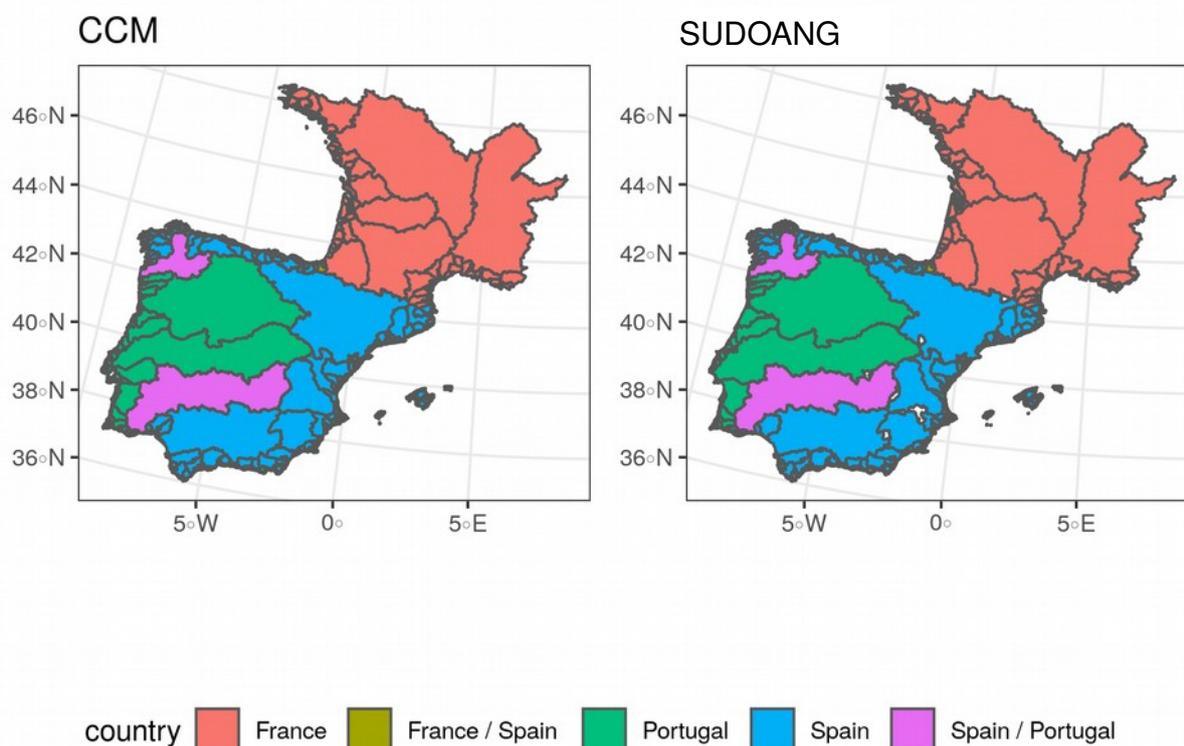


Figure 1 - Carte des réseaux hydrographiques selon la CCM et selon SUDOANG. Le pays correspond ici au pays où se situe l'exutoire des bassins versants (le Tage est par exemple classé intégralement au Portugal). Certains des bassins ont des exutoires servant de frontières entre pays et sont donc placés dans les deux pays.

2.2 Définition des zones du modèle

Une des premières étapes de l'application du modèle GEREM consiste à définir les zones du modèle. Pour rappel, ces zones doivent répondre à différents critères (Drouineau *et al.*, 2016):

- les bassins versants d'une même zone doivent présenter la même tendance temporelle de recrutement
- la quantité de civelles arrivant dans un bassin versant d'une zone doit pouvoir être extrapolée à partir d'un autre bassin versant comme une simple fonction de leurs surfaces respectives
- il faut disposer dans chaque zone d'au moins un bassin versant (idéalement plusieurs) pour lequel on dispose d'estimations du recrutement absolu ou de données liées au recrutement

absolu par un coefficient de proportionnalité sur lequel on peut faire des hypothèses (taux d'exploitation, efficacité de piège etc.) (Bornarel *et al.*, 2018)

Un inventaire des données disponibles a fait l'objet d'un premier rapport technique (Drouineau, 2019). Il mettait en évidence une bonne couverture du nord de la zone, bien que la plupart des séries françaises se soient arrêtées en 2009, mais un manque de couverture au sud ouest de la zone et, dans une certaine mesure, sur la côte méditerranéenne (Figure 2).

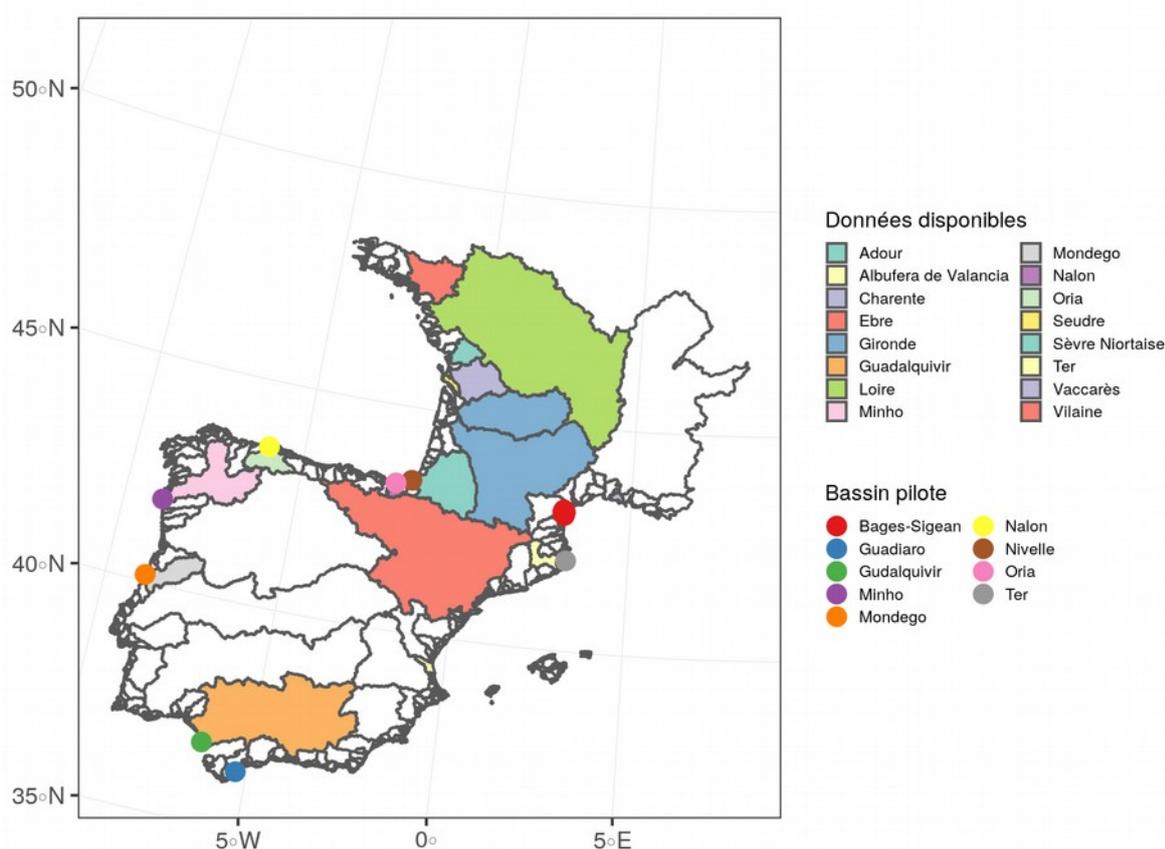


Figure 2 - Bassins pour lesquels des indices de recrutement sont déjà disponibles (polygones colorés) et bassins pilotes du projet qui devrait apporter des données de recrutement (points colorés).

2.2.1 Comparaison des tendances dans les données disponibles

Du fait de l'hypothèse d'homogénéité des tendances au sein des bassins d'une même zone, il est intéressant d'explorer si, au sein des données disponibles, on observe ou pas des similarités de

tendances. La méthode dite Dynamic Factor Analysis (DFA (Zuur *et al.*, 2003)) vise justement à trouver les tendances communes au sein d'un ensemble de séries chronologiques, pour en résumer les tendances sous-jacentes en un certain nombre de tendances communes. Une analyse a donc été réalisée sur notre jeu de données et présentée dans un précédent rapport technique (Drouineau, 2019). La DFA a permis plusieurs conclusions :

- tout d'abord les séries de recrutement disponibles peuvent se résumer avec un nombre limité de tendances (le meilleur résultat d'un point de vue statistique était atteint avec deux tendances) ce qui montre que la plupart des séries présentent des tendances proches. Cela est en phase avec les observations du Working Group on Eel (ICES, 2018)
- quand on dispose de plusieurs séries provenant d'un même bassin versant (typiquement les captures totales et CPUE), elles fournissent en général des signaux similaires. On peut donc, **dans un premier temps**, choisir l'une ou l'autre bien que cette cohérence devra être vérifiée par la suite

Plus généralement, la plupart des séries indiquant des tendances proches, l'hypothèse d'homogénéité des tendances n'est pas le facteur limitant pour la définition des zones de GEREM.

2.2.2 Définition de zones basées sur l'avis d'experts

Comme la plupart des séries présentent des tendances proches, ce sont la disponibilité des données et l'hypothèse d'extrapolation des densités qui sont les plus importantes pour choisir les zones du modèle. Dans un premier temps, nous avons donc analysé les conditions environnementales continentales et marines au large des bassins versants de la zone, susceptibles d'influencer la dérive et la survie des larves, pour voir si cela pouvait faire apparaître des zones homogènes. Ces données sont présentées en détail dans un rapport précédent (Drouineau, 2019). On y mettait en évidence que la zone nord Golfe de Gascogne est marquée par des températures fraîches, des SST faibles, un large plateau et une plus grosse concentration en chlorophylle. Le sud du Golfe de Gascogne et le nord de la Péninsule Ibérique sont marqués par des SST plus douces, mais surtout par un plateau étroit et une faible concentration en Chlorophylle. L'ouest de la Péninsule Ibérique ressort par une concentration un peu plus forte en Chlorophylle. Température et SST augmentent en allant vers le Sud-Ouest de la Péninsule Ibérique, les précipitations baissant dans le même temps. La Méditerranée apparaît plus homogène avec de fortes températures et SST, une forte salinité et de faibles niveaux de chlorophylle.

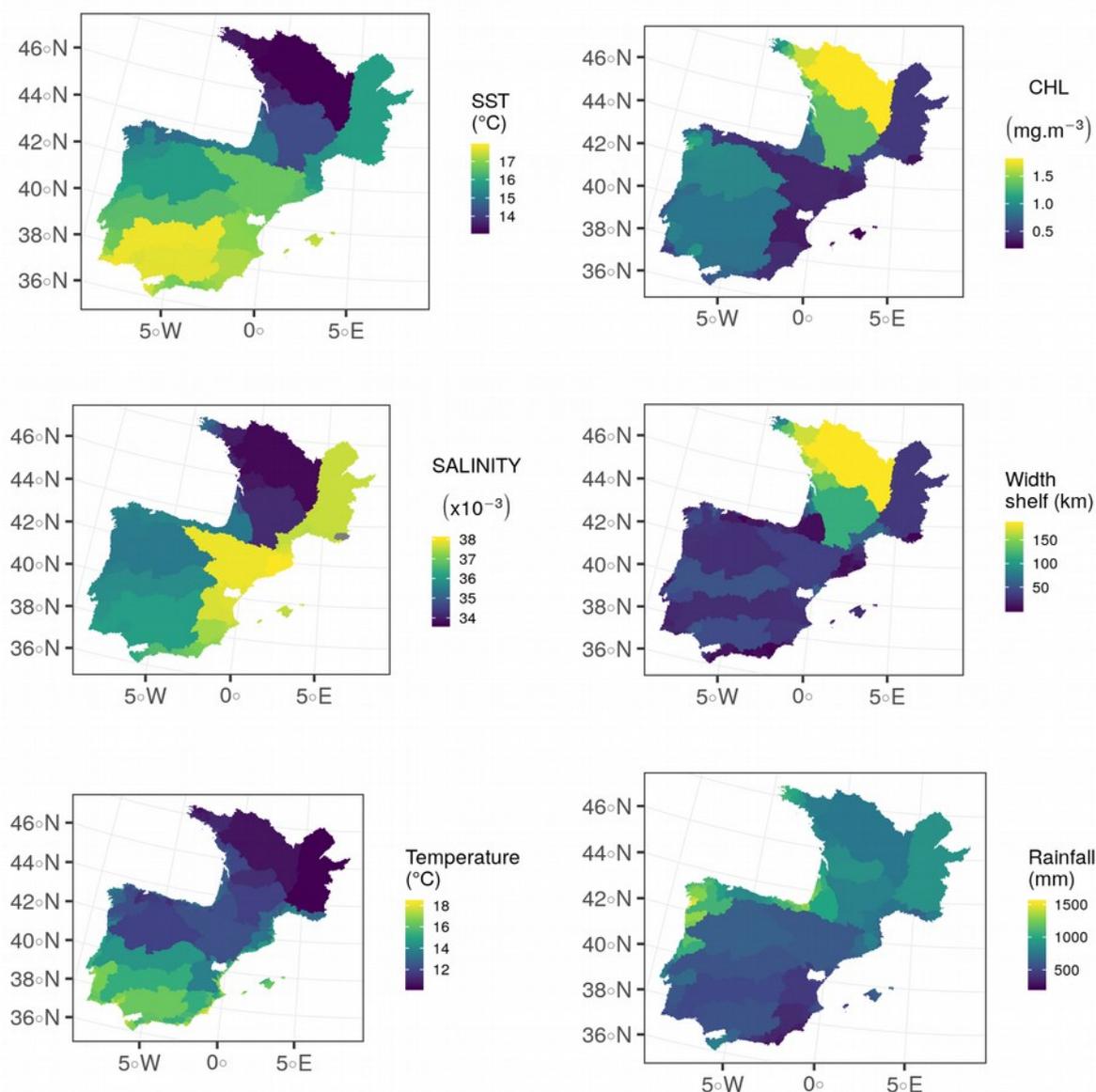


Figure 3 - Indicateurs environnementaux caractéristiques des bassins versants. Salinité, Chlorophylle a et SST sont calculés comme la moyenne des valeurs dans un buffer de 100 km autour de l'estuaire des bassins versants de la zone d'étude (à gauche). La largeur du plateau est mesurée comme la distance entre l'exutoire et l'isobathe 150 m. Température et précipitation sont les moyennes annuelles dans le bassin pour les zones inférieures à 1000 m d'altitude.

Pour valider le choix des zones, nous avons réalisé une enquête au cours de la réunion de lancement du projet à Lisbonne. Ainsi, après avoir présenté le modèle et les hypothèses sous-jacentes, il a été demandé aux participants de dessiner sur une carte les zones qu'ils imaginaient les plus

cohérentes étant données leurs connaissances de l'anguille, de la zone SUDOE et des contraintes de données disponibles (Figure 4).

Name:

Organization:

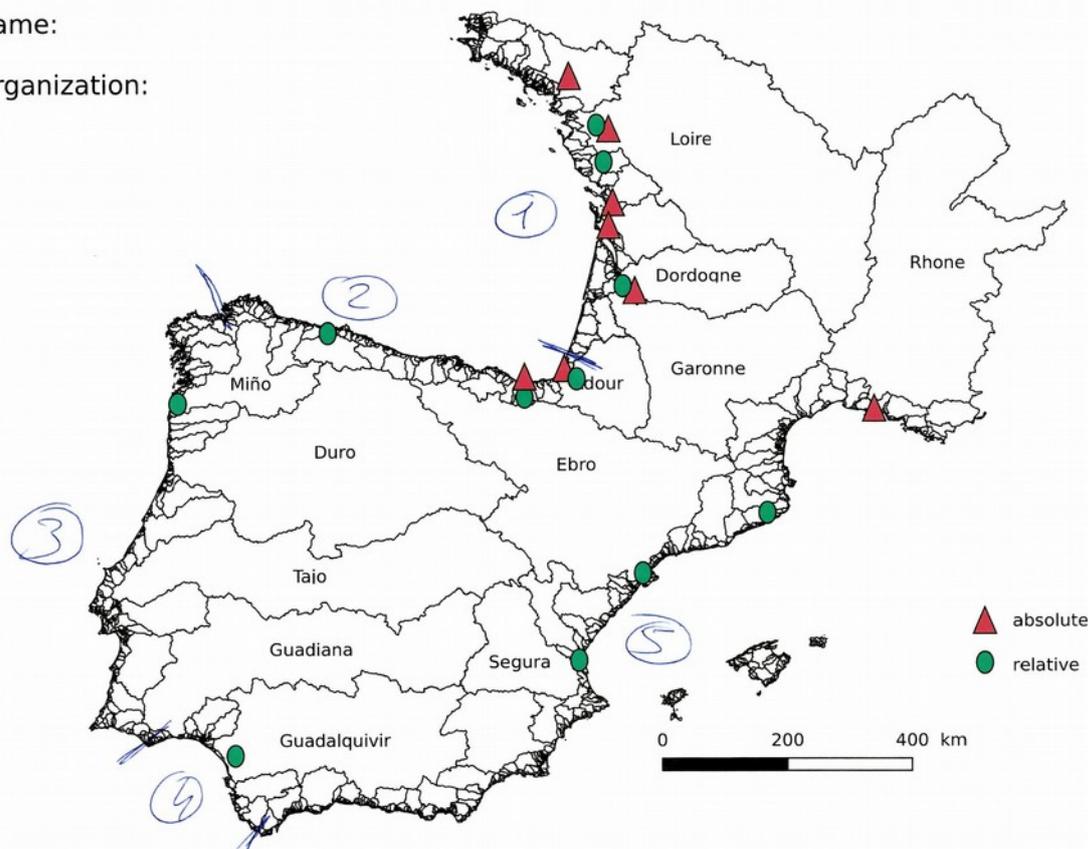


Figure 4 -Exemple de réponses d'un des participants à l'atelier : le participant imagine 5 zones, une au nord qui va jusqu'au nord de l'Adour, puis une sur la mer Cantabrie, une sur la façade ouest de la péninsule ibérique, une au sud-ouest de l'Espagne et une dernière pour la Méditerranée.

Au total, 21 personnes ont participé produisant 24 cartes (un participant pouvait proposer plusieurs cartes). Ces participants ont proposé entre 2 (Atlantique versus Méditerranée) et 9 zones au maximum.

Pour chaque carte, une matrice de distance a été créée. Cette matrice carrée comporte autant de lignes et de colonnes qu'il y a de bassins versants dans la zone étudiée, et une case c_{ij} vaut 1 si la personne a placé les bassins i et j dans la même zone (à noter que, par définition $c_{i,i}$ vaut 1, et que la matrice est symétrique), constituant ainsi 24 matrices de similarités « traduisant » les regroupements

de bassins versants effectués par les participants. Pour traiter ces matrices, nous avons utilisé la méthode distatis (Abdi *et al.*, 2005). Cette méthode provient de la sensométrie, domaine pour lequel des juges sont souvent amenés à regrouper des produits par similarité (un exemple sur la bière est présenté ici (Abdi *et al.*, 2007)). Le principe consiste à traduire les matrices de similarité (ou matrice de co-occurrence) issues des classifications en autant de matrices de distances, qui permettent, par des techniques de positionnement multidimensionnel, de trouver des « cartes de compromis » dont l'interprétation est similaire à ceux d'une analyse en composantes principales, et qui permettent de visualiser la classification « compromis » entre les différents avis. Cette carte montre l'émergence de trois groupes (Figure 5), avec un groupe méditerranéen, un groupe nord-atlantique et un groupe sud-atlantique (Figure 6).

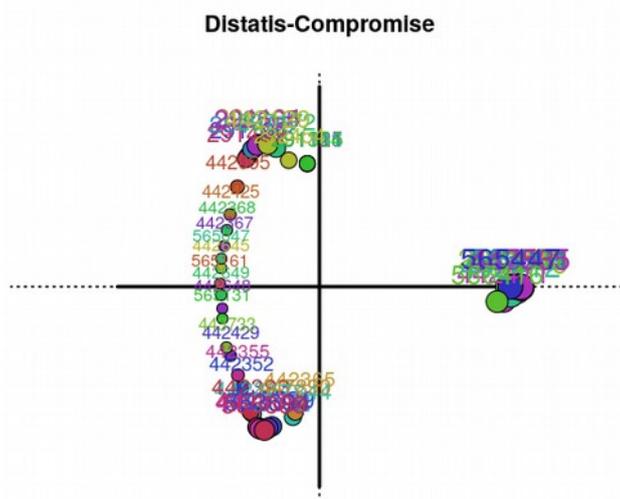


Figure 5 - Carte de compromis issue de la méthode Distatis et qui s'interprète comme une ACP. Chaque point correspond à un bassin versant et les points sont d'autant plus proches que les participants les ont classé fréquemment dans une même zone. Les numéros correspondent aux identifiants CCM des bassins. Le groupe de point à droite (forte valeur sur l'axe des abscisses) correspond aux bassins méditerranéens, le groupe de gauche correspond aux bassins atlantiques, avec un gradient nord (valeurs positives sur l'axe 2) – sud (valeurs négatives sur l'axe 2).

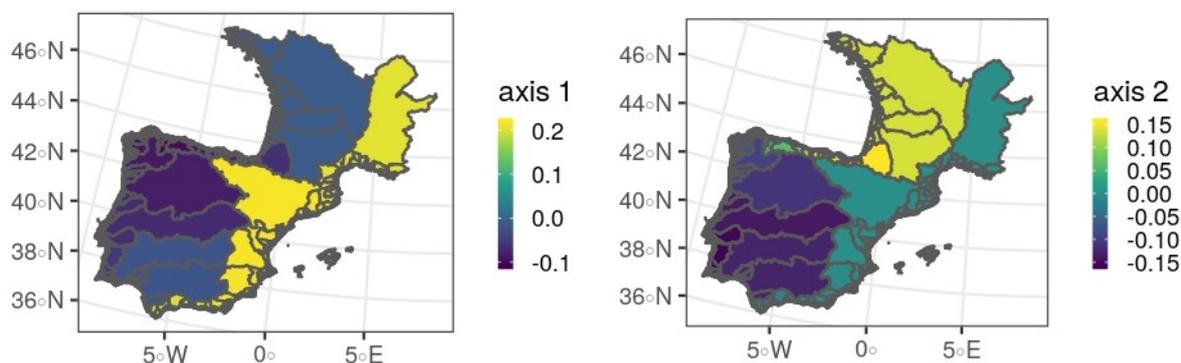


Figure 6 - Représentation cartographique de la carte des compromis (Figure 5) : la couleur d'un bassin versant correspond à la valeur de sa coordonnée sur l'axe 1 (à gauche) et l'axe 2 (à droite).

Comme pour les ACP, il est ensuite possible de faire une classification hiérarchique ascendante pour finaliser les groupes et choisir un nombre optimal de groupes. Cette classification a été faite en utilisant les coordonnées des bassins versants sur les deux premiers axes de la carte de compromis.

L'évolution de l'inertie en fonction du nombre de groupes montre que, d'après les avis exprimés, les meilleurs compromis comportent de 3 à 5 groupes (Figure 7).

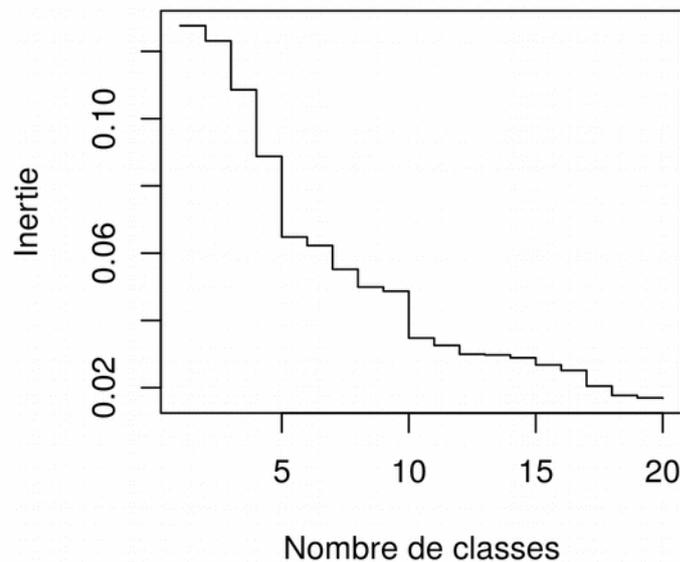


Figure 7 - Evolution de l'inertie en fonction du nombre de classes, plus l'ajout d'une classe de traduit par une baisse de l'inertie, plus important est le gain.

Les classifications résultantes sont très cohérentes avec les données environnementales (Figure 3 - Figure 8). La classification à 5 zones est celle qui serait le plus cohérente avec les données environnementales, faisant ressortir la zone sud-ouest de l'Espagne qui reçoit le courant des Açores et est une zone plus chaude. Toutefois, nous ne disposerions alors que de la série Guadalquivir pour cette zone, série relative (campagne scientifique) qui ne court que sur une dizaine d'années. Le modèle GEREM utilisera donc 4 zones (le passage de 3 à 4 zones consiste à la séparation de la mer Cantabrie du reste du golfe de Gascogne, la séparation se faisant au niveau du gouffre de Cap Breton) qui semblent le meilleur compromis entre disponibilité des données, avis des experts et données environnementales.

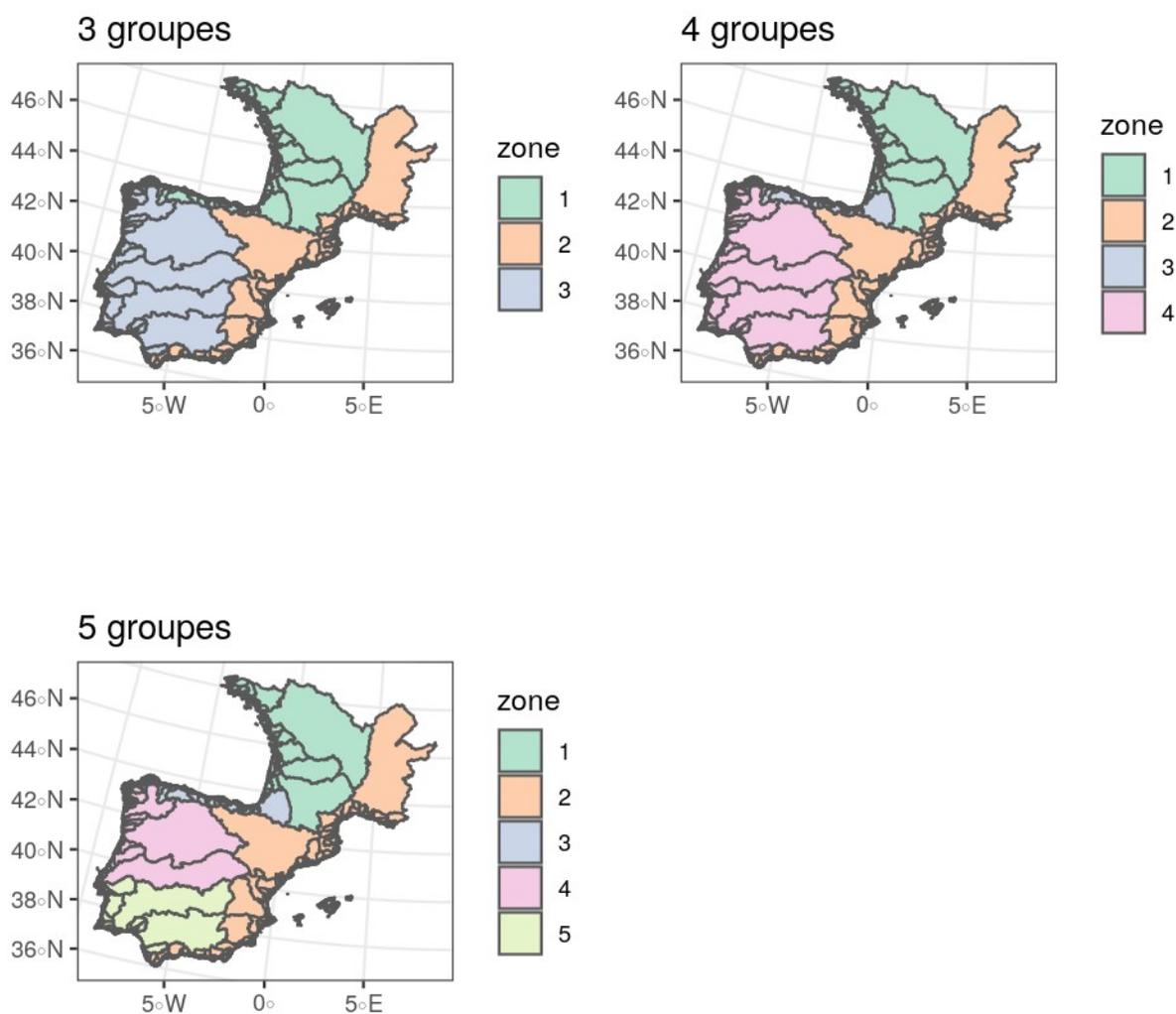


Figure 8 - Classification des bassins versants selon le nombre de groupes créés.

2.3 Paramétrage des séries disponibles

Une fois le bassin hydrographique configuré et les zones définies, il reste à sélectionner les séries à utiliser et à les paramétrer, c'est-à-dire :

- les associer à un bassin versant et donc à une zone du modèle
- définir le type de données correspondant :

- estimation purement relative
- estimation purement absolue
- estimation relative pour laquelle on dispose d'information sur le facteur de proportionnalité (en général, soit une passe sur lequel on peut faire des hypothèses sur la franchissabilité, soit des captures commerciales sur lesquelles on fait des hypothèses sur le taux d'exploitation).

Avec la contrainte déjà évoquée que, dans la mesure du possible, nous ne sélectionnerons qu'une série de recrutement par bassin versant (hors estimations absolues qui viennent en général de méthodes indépendantes), voici un tableau récapitulatif des données qui seront utilisées dans les premières versions du modèle (Tableau 2). Plusieurs choses sont à noter avec la configuration choisie actuellement :

- il y a peu de séries de données en Cantabrie
- il n'y a pas de données absolues dans la zone ATL-IB, le recrutement absolu viendra donc du prior sur les taux d'exploitation du Minho
- il n'y a pas de données absolues dans la zone Med, mais plusieurs séries ont des priors informatifs sur le facteur d'échelle
- seule la série GirSc est encore mise à jour dans la zone ATL-FR

Tableau 2 - Résumés des données et paramétrages des séries pour l'application du modèle.

Zone	Nom bassin	Pays	UGA (abrégée)	Type	Abbréviation	Identifiant dbeel	Surface (km ²)	Années	Prior facteur d'échelle
ATL_F	Adour	France	FR_Adou	captures commerciales	AdTCG	FR118671	16899	1986-2008	Beta(1.26,2.24)
	Adour	France	FR_Adou	absolue	AdGERMA	FR118671	16899	1999-2005	Beta(1.15,2.26)
	Charente	France	FR_Garo	absolue	ChGEMAC	FR100465	500	2007-2008	Beta(1.59,2.4)
	Gironde	France	FR_Garo	captures commerciales	GiTCG	FR105505	80625	1961-1963	Beta(1.37,1.73)
	Gironde	France	FR_Garo	relative	GiScG	FR105505	80625	1965-2008 1992-1997 1999-2019	
	Gironde	France	FR_Garo	absolue	GiGEMAC	FR105505	80625	1999	
	Loire	France	FR_Loir	relative	LoiG	FR214925	117096	1960-2008	Beta(1.92,2.65)
	Loire	France	FR_Loir	absolue	LoGERMA	FR214925	117096	2004-2006	
	Seudre	France	FR_Garo	absolue	SeGEMAC	FR100750	917	2007-2010	Beta(1.5,3)
	Vilaine	France	FR_Bret	absolue	VilG	FR212340	10485	1971-2011 2015	Beta(1.98,2.39)
ATL_IB	Guadalquivir	Espagne	ES_Anda	relative	GuadG	SP109916	56381	1998-2007	
	Minho	Espagne / Portugal	ES_Minh	captures commerciales	MinG	PT32156	17063	1975-2018	
	Mondego	Portugal	PT_Port	relative	MondG	PT5618	6659	1989 2018-2019	
CANT	Nalón	Espagne	ES_Astu	captures commerciales	NaloG	SP234982	4813	1960-2019	
	Oria	Espagne	ES_Basq	absolue	Oria	SP224290	851	2006-2008 2010-2012 2018	
Med	Albuferra de Valencia	Espagne	ES_Vale	captures commerciales	AlbuG	SP324448,SP43994	826	1960-1977 1982-2019	
	Ebro	Espagne	ES_Cata	captures commerciales	EbroG	SP322526	83978	1966-1976 1978-1987 1990-2019	
	Ter	Espagne	ES_Cata	captures commerciales	Ter	SP128132	2990	2011-2012 2014-2015	Beta(1.18,3.08)
	Vaccarès	France	FR_Rhon	piège	VacG	FR21566, FR21461, FR21596, FR21644, FR20922, FR20841, FR21156, FR21664, FR21849, FR22020	839	2004-2019	

Les estimations absolues fournissent une estimation de la quantité exacte de civelles pénétrant dans un bassin versant. Les séries relatives ne fournissent elles aucune information sur la quantité absolue de civelles, mais uniquement sur les variations interannuelles du recrutement. Entre les deux situations, les captures commerciales et les comptages aux passes fournissent, sous certaines conditions, des informations sur les variations interannuelles du recrutement, mais aussi en partie sur le recrutement absolu. En effet, ces séries temporelles fournissent des indices de recrutement, c'est à dire des séries temporelles proportionnelles au recrutement, si les taux d'exploitation (pour les captures commerciales) ou l'efficacité de piégeage (pour les comptages) sont constants au cours du temps. Si cette hypothèse est vérifiée, elles constituent en plus une borne minimale pour le recrutement absolu (on ne peut pas capturer plus de civelles qu'il y en a dans l'eau). Par ailleurs, en apportant de la connaissance sur ces taux d'exploitation ou cette efficacité de piégeage, on peut apporter aux modèles des informations permettant une meilleure estimation du recrutement absolu. Par exemple, si l'on spécifie dans un bassin versant, le taux d'exploitation est au minimum de 5 % et au maximum de 95 %, on sait que le recrutement absolu sera compris entre 1,05 et 20 fois les captures commerciales, ce qui constitue un intervalle très large, mais malgré tout plus précis qu'un intervalle entre zéro et l'infini. Cette information peut notamment être utilisée sous forme de prior sur ce que Bornarel et al. (2018) appelaient les facteurs d'échelle q_i , qui relient les données observées $IA_{i,c}(y)$ au recrutement dans le bassin versant $R_{c,z}(y)$ (avec i une série de données, c un bassin versant et y une année):

$$1) \quad \log(IA_{i,c}(y)) \sim Normal(\mu_{i,c}(y))$$

$$\text{avec } \mu_{i,c}(y) = \log(q_i \cdot R_{c,z}(y)) - \frac{\sigma_{IA_i}^2}{2}$$

L'idée est que les séries observées sont centrées en moyenne autour d'une valeur proportionnelle au recrutement (avec une distribution lognormale), le facteur de proportionnalité correspondant au taux d'exploitation ou à l'efficacité du piégeage. De la connaissance experte sur le paramètre d'échelle peut ensuite être amenée sous la forme d'un prior informatif dans le cadre de l'inférence bayésienne.

Dans la publication de Bornarel et al. (2018) cette possibilité avait été utilisée dans uniquement deux bassins versants (Vaccarès, qui est dans notre cas d'étude, et la Somme qui ne l'est pas). Ici, nous allons essayer d'utiliser cette possibilité sur le plus de bassins versants possible.

Pour le Vaccarès, en repartant de l'idée de Bornarel et al. (2018) d'une efficacité proche de 30 %, gamme de valeurs cohérente avec la littérature (Jessop, 2000; Briand *et al.*, 2005; Noonan *et al.*, 2012; Drouineau *et al.*, 2015), nous avons défini un prior assez large suivant une loi bêta de paramètres 1.5 et 3 (Figure 9) : bien que la valeur moyenne soit autour de 30 %, le prior ne rejette pas des efficacités beaucoup plus faibles ou beaucoup plus fortes.

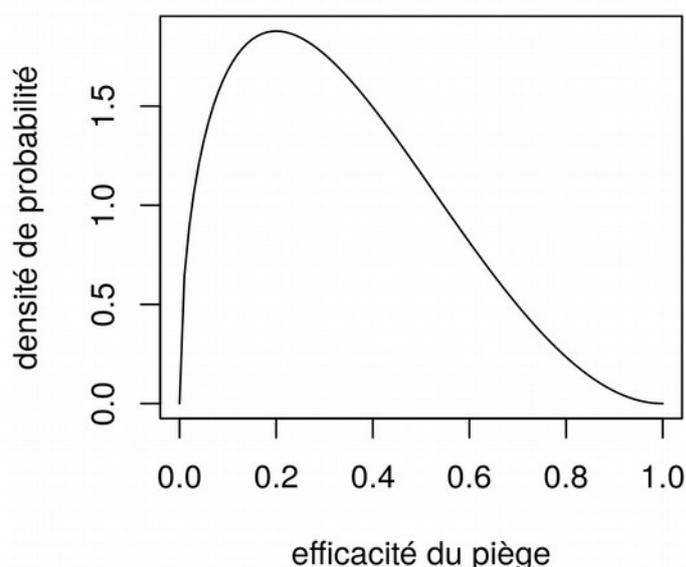


Figure 9 - classification des bassins versants selon le nombre de groupes créés.

Pour les captures commerciales, il a été décidé de mobiliser la connaissance des experts (O'Hagan, 1998). Sans leur connaissance, un prior non informatif aurait été utilisé : faute d'information, nous aurions supposé que le taux d'exploitation dans chaque bassin versant était compris entre 0 et 100 %, ce qui revient à dire que le recrutement était a minima égal aux captures, mais sans fournir de bornes maximum. Pour construire le prior, nous avons procédé à une enquête en deux phases. Tout d'abord, lors de l'atelier de La Corogne (novembre 2018), nous avons fourni un questionnaire écrit aux participants. Sur ce questionnaire, une description du bassin versant, de la zone de pêche (notamment, taille du bassin, taille de l'estuaire), ainsi que de la méthode de pêches (caractéristiques de l'engin de pêche, nombre d'engins, durée de la saison de pêche) étaient fournies. A partir de là, nous avons tenu le discours suivant aux participants :

« Si sur un bassin, nous vous disons que le taux d'exploitation est nul, nous ne nous croiriez pas. Si l'on vous dit qu'il est de 100 %, vous ne nous croiriez pas non plus. Nous ne vous demandons pas une estimation précise du taux d'exploitation, mais la gamme de valeurs, la borne minimale et la borne maximale, dans laquelle vous considèreriez que le taux d'exploitation estimé est possible. L'idée n'est pas de chercher à estimer le taux d'exploitation, mais à éliminer les valeurs impossibles. »

Après ce premier round (18 personnes ont formulé au moins une réponse pour un total de 66 réponses : 9 pour l'Adour, l'Albufera de Valencia, l'Ebre, la Gironde, le Miño, le Ter et 12 pour la Nalón), un récapitulatif de la démarche est des résultats a été envoyé à l'ensemble des bénéficiaires du projet. Cela a permis de clarifier les objectifs et d'impliquer les personnes non présentes à La Corogne. Le même questionnaire (en ligne cette fois-ci) a alors été soumis à l'ensemble des participants. Cette fois, 25 personnes ont exprimé au moins un avis, donnant des réponses pour 125

situations (163 si l'on inclut les réponses allant de 0 à 100 %). Chaque opinion correspondait à une borne minimale et une borne maximale. Pour construire un prior compromis entre ces avis, nous avons appliqué la méthode utilisée par Tableau et al. (2013) :

- pour chaque avis exprimé sur un bassin versant, on tire 1 000 échantillons aléatoires dans une loi uniforme comprise entre les bornes min et les bornes max de l'avis.
- on ajuste une loi bêta (loi définie entre 0 et 1, ce qui correspond bien à l'échelle de nos paramètres d'intérêt) sur l'ensemble des échantillons ainsi créés à partir des différents avis sur l'estuaire.
- Cette loi bêta constitue le prior utilisé pour ajuster le modèle GEREM.

Les priors résultants sont représentés sur la Figure 10. Les avis exprimés étaient variés et surtout très larges (histogrammes sur la figure), ce qui correspond bien à notre volonté de n'éliminer que les valeurs impossibles. De fait, les priors ainsi construits (en bleu) sont très larges dans la plupart des cas. Malgré cela, on peut voir des différences entre les bassins versants. Ainsi, le prior construit pour le Ter ou sur l'Albuferra de Valencia tendra à privilégier des valeurs de taux d'exploitation plus faibles que sur les autres bassins versants.

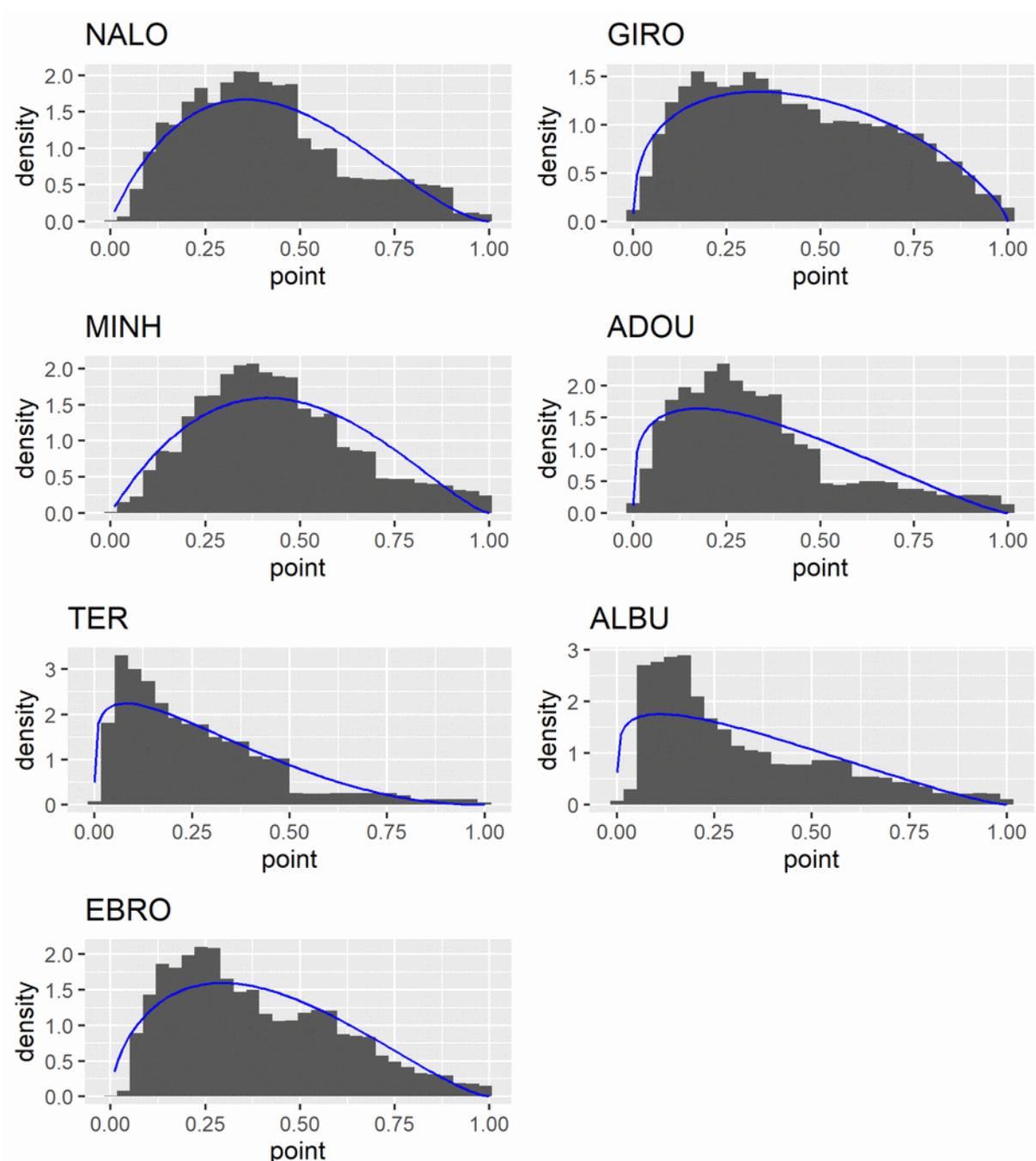


Figure 10 - Priors construits à partir des avis des experts pour chacun des bassins versants (ligne bleue). Les histogrammes (barres grises) correspondent à la distribution des échantillons tirées dans les lois uniformes entre les bornes min et max de chacun des avis exprimés sur l'estuaire, ils résument donc la diversité des avis exprimés.

3 Résultats de la première application du modèle GEREM

3.1 Recrutement aux différentes échelles

Sans surprise, le recrutement global (Figure 11) confirme la baisse globale du recrutement, de façon très similaire à ce qui est observé à l'échelle européenne (ICES, 2018), malgré quelques oscillations (autour de 1997 et 2011 notamment). Le recrutement actuel serait de l'ordre de 5.2 % ([3.3, 8.8]) de la moyenne géométrique du recrutement avant les années 1980.

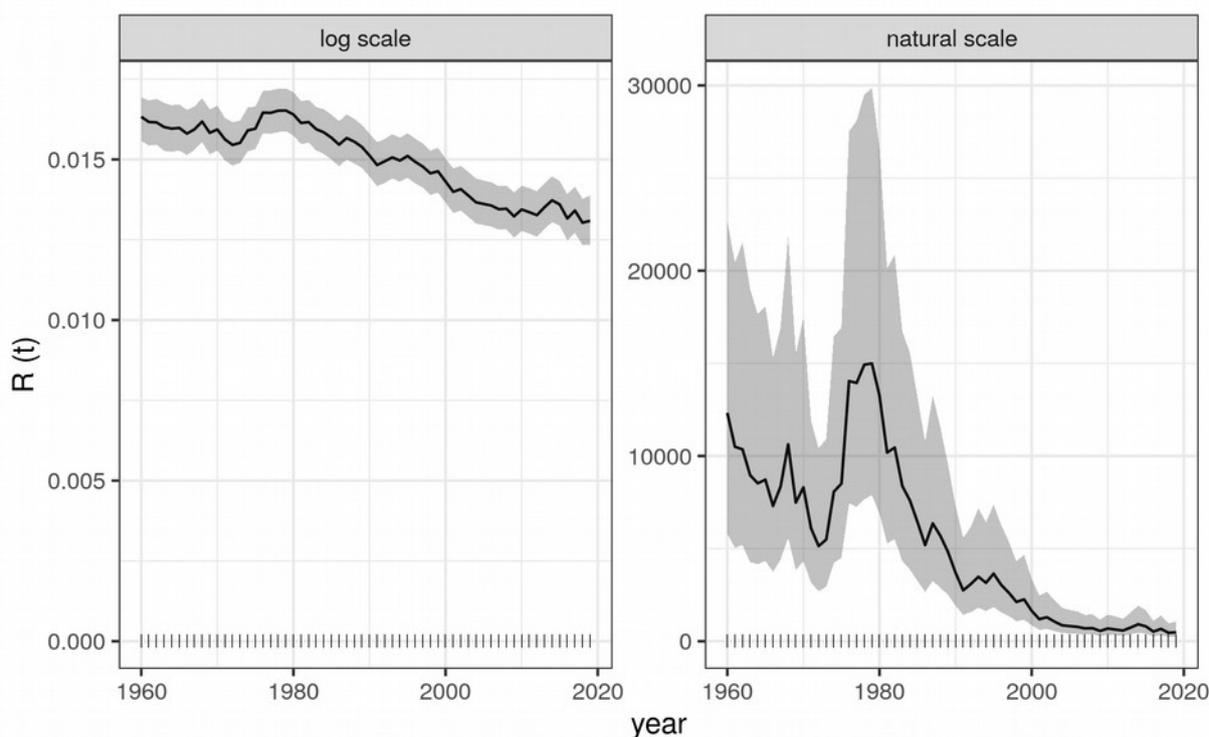


Figure 11 - Recrutement dans la zone SUDOE (en tonnes) en échelle log (à gauche) et naturelle (à droite). La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.

Le constat par pays est assez similaire (Figure 12 - Figure 13). L'Espagne et la France reçoivent une part importante du recrutement, et les intervalles de confiance étant larges, la différence n'est pas significative. Pour le Portugal, le manque de données au cours des années 1960 et 1970 induit une extrapolation en début de période d'étude.

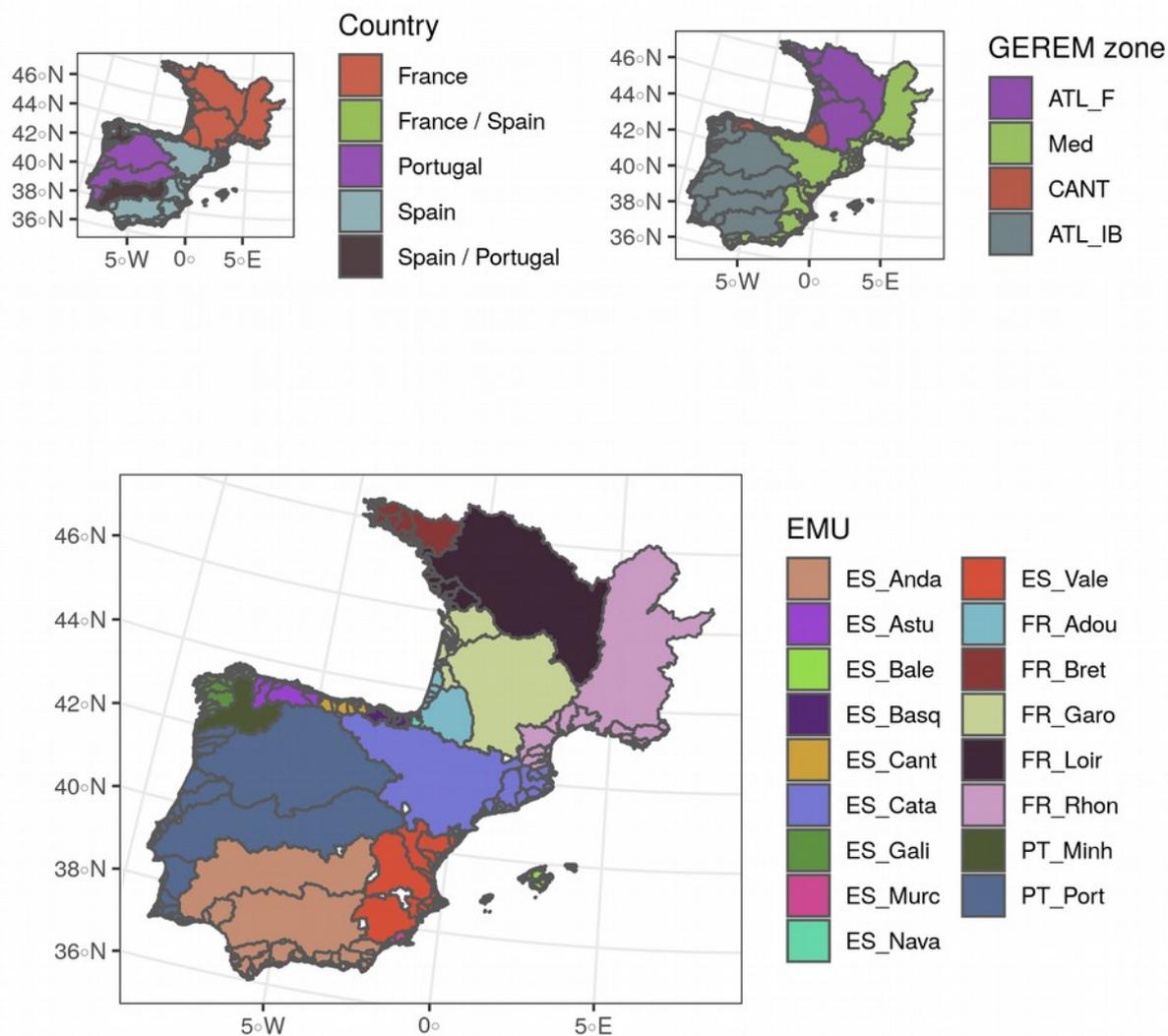


Figure 12 - Carte des différentes régions dans la zone SUDOE. Ici, les bassins versants sont attribués selon la position de leurs estuaires.

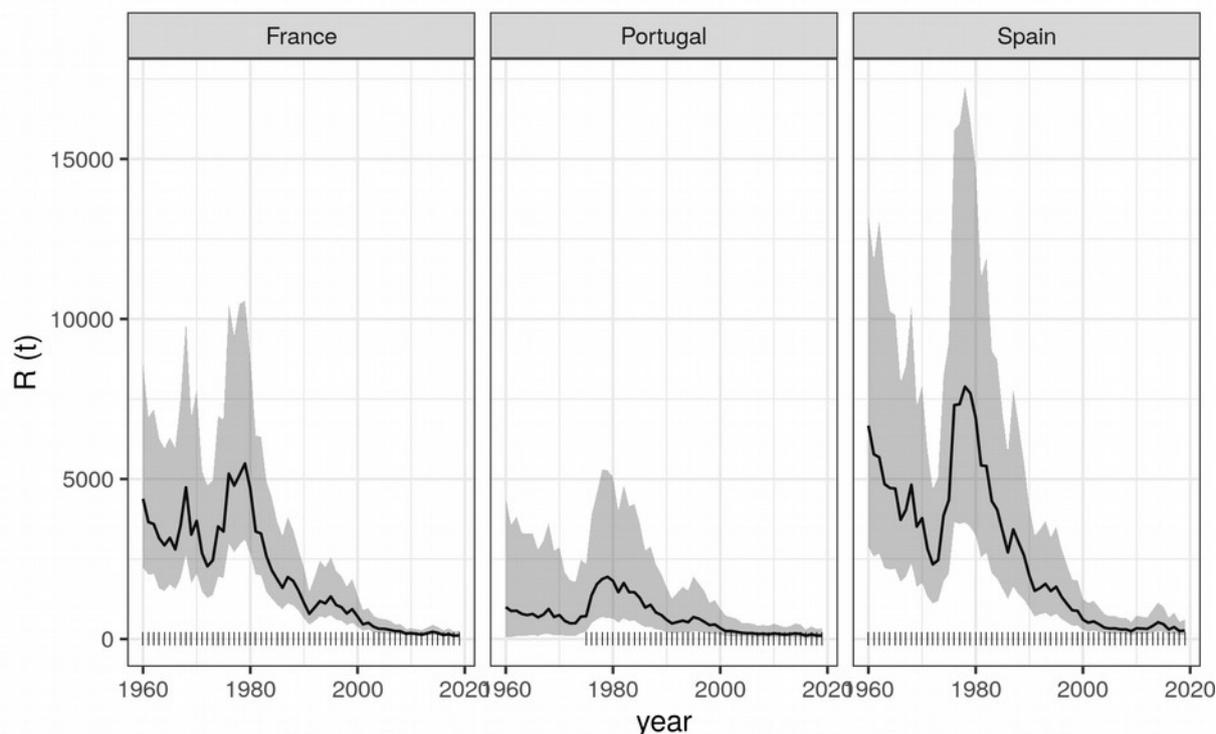


Figure 13 - Recrutement (en tonnes) par pays (pour la France, la partie Manche, Mer du Nord n'est pas incluse dans la zone d'étude). Le recrutement dans les bassins frontaliers (Bidassoa, Guadiana, Minho) a été inclus dans chacun des pays). La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.

À l'échelle des zones du modèle, quelques variations existent (Figure 12 - Figure 14). On observe notamment une tendance continue à la descente en Méditerranée, sans le plateau que l'on voit dans les autres zones autour des années 1960/1970. Il faut toutefois rester prudent, car au début de période, cette tendance est expliquée par l'unique série de captures commerciales de l'Albufera de Valencia (Tableau 2). Le manque de données anciennes que l'on voyait pour le Portugal (Figure 12 - Figure 13) s'applique en fait à l'ensemble de la façade ouest de la Péninsule Ibérique. Enfin, on observe un pic autour de la fin des années 1970 plus prononcé dans la zone Cantabrie que dans les autres zones.

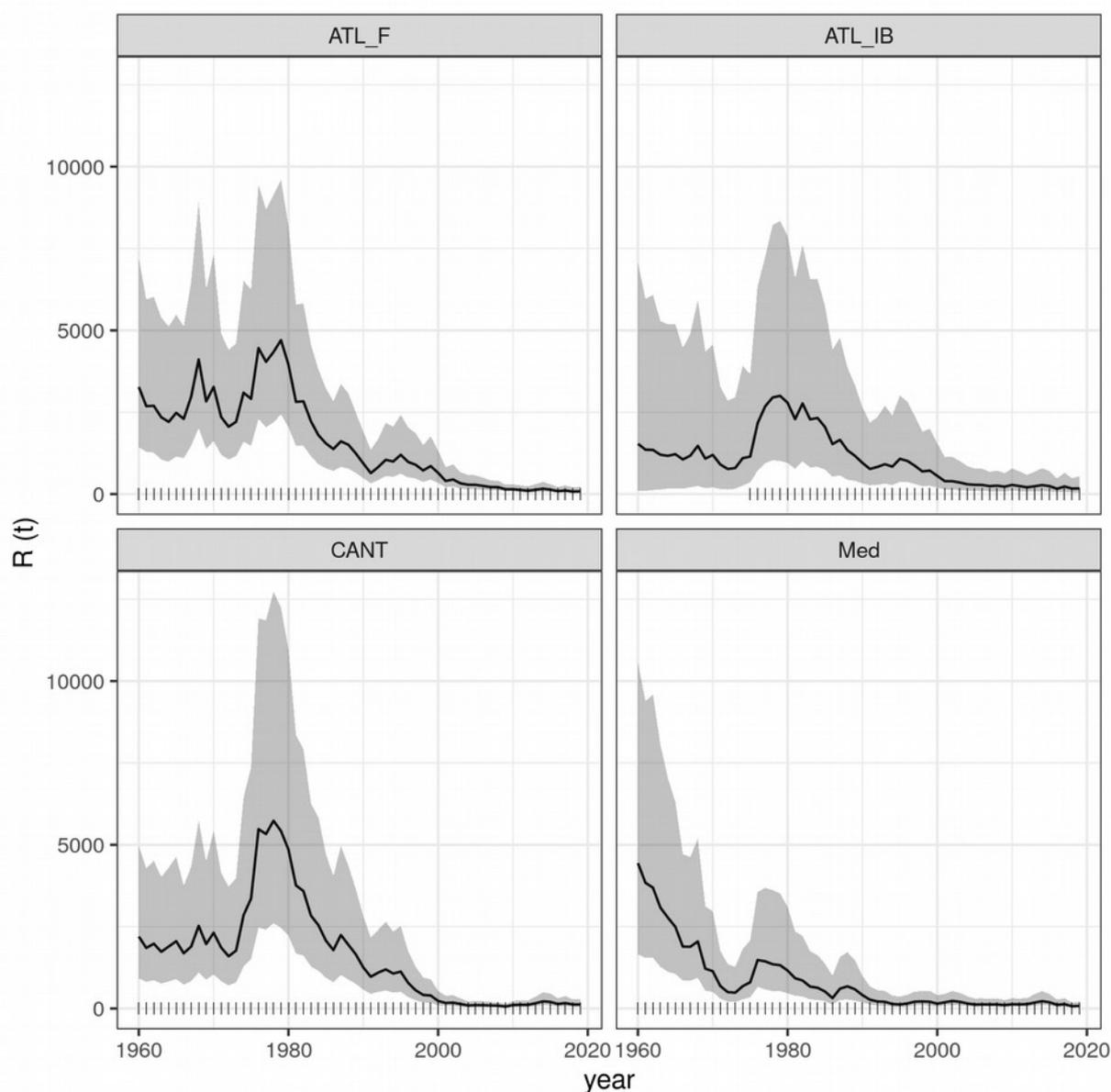


Figure 14 - Recrutement (en tonnes) par zone du modèle GEREM. ATL_F correspond à la partie française du Golfe de Gascogne, CANT à la zone autour de la mer Cantabrie allant du canyon de Cap Breton jusqu'au Cap Finistère, ATL_IB va du Cap Finistère jusqu'à Gibraltar et Med recouvre toute la partie méditerranéenne de la zone (Figure 8). La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.

Le résultat peut aussi être décomposé par UGA (Figure 12 - Figure 15). Les extrapolations deviennent encore plus nombreuses à cette échelle : pour des UGA dans lesquelles aucune donnée

n'est disponible, l'estimation du recrutement est permise par l'hypothèse d'homogénéité de tendances et de densités similaires au sein de bassin versant d'une même zone.

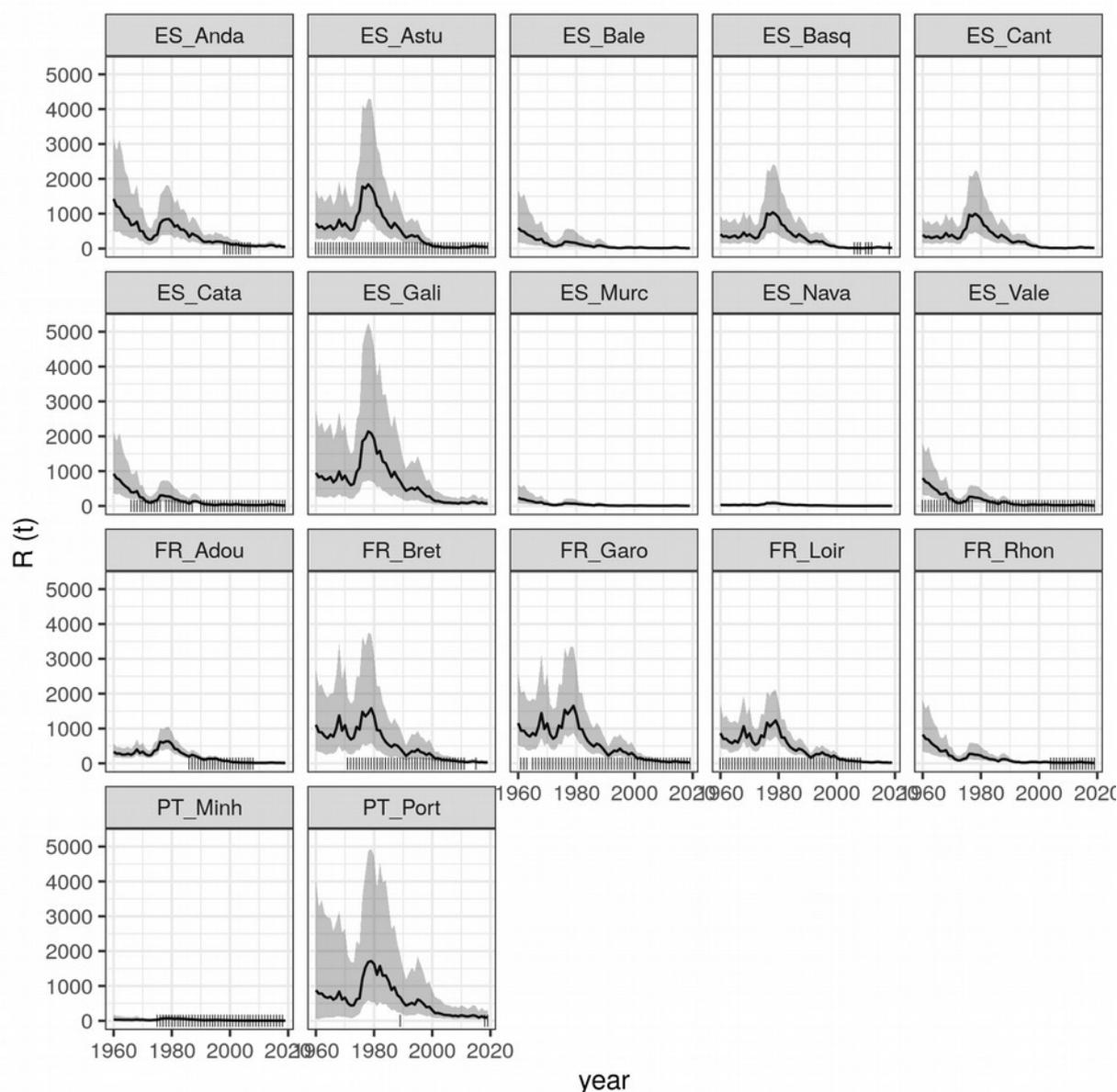


Figure 15 - Recrutement (en tonnes) par UGA. La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.

On observe également que certaines UGA comme ES_Gali (Galice), ES_Basq (Pays-Basque espagnol) ou FR_Bret (Bretagne) ont des recrutements estimés assez forts alors que ces UGA ne comportent pas de gros bassins versants (Figure 1). Cela s'explique par l'estimation du paramètre β

du modèle qui permet de répartir le recrutement d'une zone entre les bassins versants de la zone en fonction de leurs surfaces. Le modèle suppose qu'un bassin versant b se trouvant dans une zone z de surface $S_{b,z}$ reçoit en moyenne une proportion $w_{b,z}$ du recrutement de la zone égale à :

$$2) \quad w_{b,z} = \frac{S_{b,z}^\beta}{\sum_{i \in z} S_{i,z}^\beta} \quad (\text{Bornarel } et \text{ al., 2018})$$

Avec β proche de 1, la répartition est donc proportionnelle à la surface des bassins versants. Quand β diminue, les proportions reçues par les petits bassins par rapport aux grands augmentent. À $\beta=0$, la proportion est la même pour tous les bassins versants quels que soient leurs tailles. À titre d'indication, une valeur de β proche de 0.75 correspondrait à une répartition proportionnelle aux débits relatifs (Burgers *et al.*, 2014) et aux estimations réalisées par Bornarel *et al.* (2018). L'application actuelle donne une estimation de 0.41 (intervalle de crédibilité : [0.27, 0.62]) qui est inférieure et qui tend donc à augmenter la contribution des petits bassins. À titre d'exemple, voilà ce que donneraient les estimations avec le paramètre fixé à 0.75 (Figure 16) : les UGA ES_Gali et ES_Astu ont alors des valeurs proches de FR_Garo et FR_Loir et FR_Bret devient moins importante. Par ailleurs, les médianes des distributions a posteriori des recrutements français et espagnols sont alors quasiment égales.

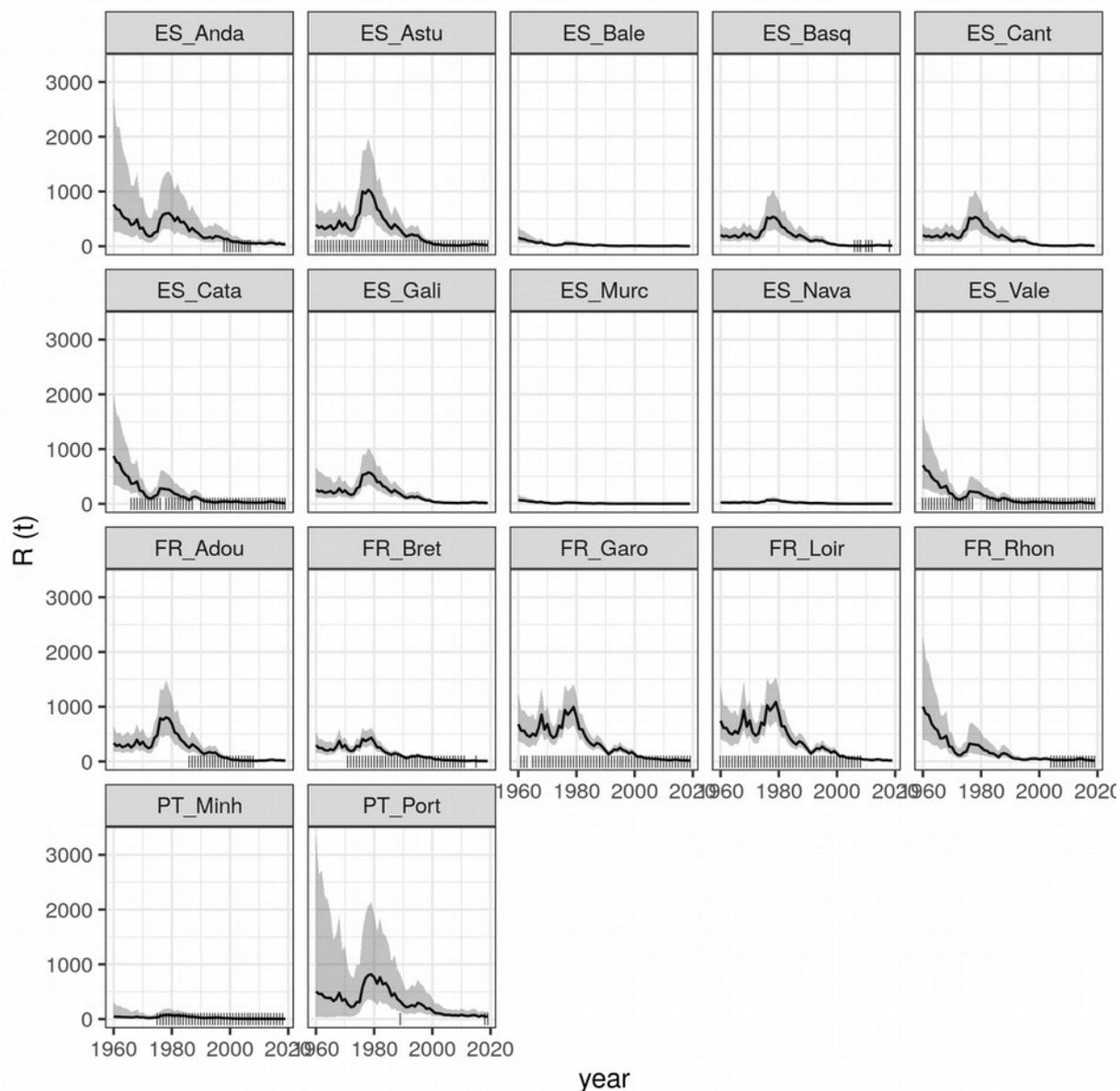


Figure 16 - Recrutement (en tonnes) par UGA quand le paramètre β est fixé à 0.75. La ligne pleine correspond à la médiane de la distribution a posteriori et la bande grise à l'intervalle de crédibilité à 95 %. Les tirets sur l'axe x correspondent à l'existence d'au moins une donnée observée dans la zone.

Cela peut aussi se voir dans les graphiques où l'on trace les données observées et les données prédites pour les différentes séries temporelles. On observe une tendance à la sous-estimation pour les grands bassins versants (Loire, Gironde) qui est potentiellement liée à cette faible valeur estimée de β . À terme, de nouvelles estimations absolues seraient souhaitables pour affiner l'estimation. À défaut, l'utilisation d'un prior informatif sur la valeur de β est envisageable. Il est toutefois à noter

que si ce paramètre a un impact fort sur la valeur des recrutements absolus, il influe très peu sur les tendances relatives estimées (Bornarel *et al.*, 2018).

3.2 Comparaison entre les données observées et simulées par série

3.2.1 Description d'indicateurs de qualité des ajustements du modèle

Pour analyser la qualité des sorties du modèle GEREM par rapport aux données initiales, les valeurs des différentes séries de captures ont été comparées aux valeurs générées par le modèle. Plusieurs analyses ont ainsi été réalisées avec le logiciel de statistique R (R Development Core Team, 2011) :

- L'indicateur RMSE (communément appelé « Root mean square error »), ou erreur quadratique moyenne, est l'un des paramètres les plus utilisés pour estimer l'indice d'erreur du modèle (Chai and Draxler, 2014). Le RMSE permet d'estimer la variance des résidus, c'est-à-dire la différence entre les valeurs mesurées et les valeurs simulées. Basé sur le RMSE, l'indice RSR (« RMSE-observations standard deviation ratio ») a été développé par Moriasi *et al.* (2007) pour permettre de standardiser les valeurs RMSE en utilisant l'écart-type des valeurs observées (équation 2) :

$$3) \quad RSR = \frac{RMSE}{SD_{Obs}} = \frac{\left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{simu})^2} \right]}{\left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y^{mean})^2} \right]}$$

avec Y_i^{obs} la valeur logarithmique de l'année i pour la série de capture, Y_i^{simu} la valeur médiane en log estimée par le modèle GEREM pour l'année i , Y_i^{mean} la valeur moyenne logarithmique des valeurs observées et n , le nombre total d'observations.

D'après Moriasi *et al.* (2007), plus faible est la valeur du RSR, meilleure est l'estimation du modèle. Une valeur de RSR comprise entre 0 et 0.50 indiquerait que la performance du modèle est qualifiée de « très bonne », entre 0.50 et 0.60 « bonne », entre 0.60 et 0.70 « satisfaisante », et une valeur de RSR supérieure à 0.70 permet de qualifier la performance du modèle comme étant « insatisfaisante ». Ainsi les valeurs de RSR ont été prise en compte pour permettre de quantifier l'ajustement du modèle afin de pouvoir estimer si les valeurs prédites par le modèle GEREM sont relativement proches des données observées.

- L'indicateur NSE (« Nash-Sutcliffe efficiency ») développé par Nash et Sutcliffe (1970) permet d'évaluer la variance résiduelle par rapport à la variance des données mesurées (équation 4). De la même manière que l'indice RSR, la performance du modèle a été évaluée suivant une gamme de valeur, de $-\infty$ à 1, 1 étant la valeur optimale. Des valeurs

négatives indiquent que la performance du modèle est « insatisfaisante », et que la moyenne des valeurs observées serait sans doute un meilleur prédicteur des valeurs simulées. Moriasi et al. (2007) ont également proposé une classification des valeurs de NSE pour estimer la performance du modèle. Si la valeur NSE est comprise entre 1 et 0.75, la performance du modèle est qualifiée de « très bonne », entre 0.75 et 0.65 de « bonne », entre 0.65 et 0.50 de « satisfaisante », et inférieure à 0.50 d'« insatisfaisante ».

$$4) \quad NSE = 1 - \left[\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{simu})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y^{mean})^2}} \right]$$

- L'indicateur PBIAS, développé par Gupta et al. (1999), permet d'évaluer en pourcentage le biais du modèle, c'est-à-dire si le modèle a tendance en moyenne à estimer de plus fortes valeurs ou de plus faibles valeurs par rapport aux données observées (équation 5). La valeur optimale de PBIAS est 0, et des valeurs faibles de magnitude indiquent des que les simulations du modèle sont plutôt précises. Des valeurs positives permettent d'indiquer que le modèle a tendance à surestimer les valeurs, et inversement, des valeurs négatives indiquent que le modèle a tendance à sous-estimer les valeurs.

$$5) \quad PBIAS = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i^{simu} - Y_i^{obs}) * 100}{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs})} \right]$$

- - Les données d'entrée et sorties ont également été comparées en effectuant une corrélation de Spearman où ont été notifiés les rangs des corrélations notés R, et les valeurs de p-value (*p<0.5, **p<0.01, ***p<0.001). La corrélation de Spearman permet de décrire le degré de corrélation non linéaire entre les valeurs simulées et les valeurs observées. Si R=0, aucune relation n'existe. Si R=1 ou R=-1, une parfaite relation positive ou négative, existe entre les valeurs mesurées et les valeurs observées.

À noter que, dans cette section, tous les indicateurs ont été calculés dans l'échelle logarithmique (c'est-à-dire que dans les équations, Y désigne la variable logtransformée) pour être cohérent avec l'hypothèse de distribution lognormale des observations. Par ailleurs, pour les Y^{simu} , c'est la médiane des distributions *a posteriori* qui a été utilisée.

3.2.2 Estimation absolue

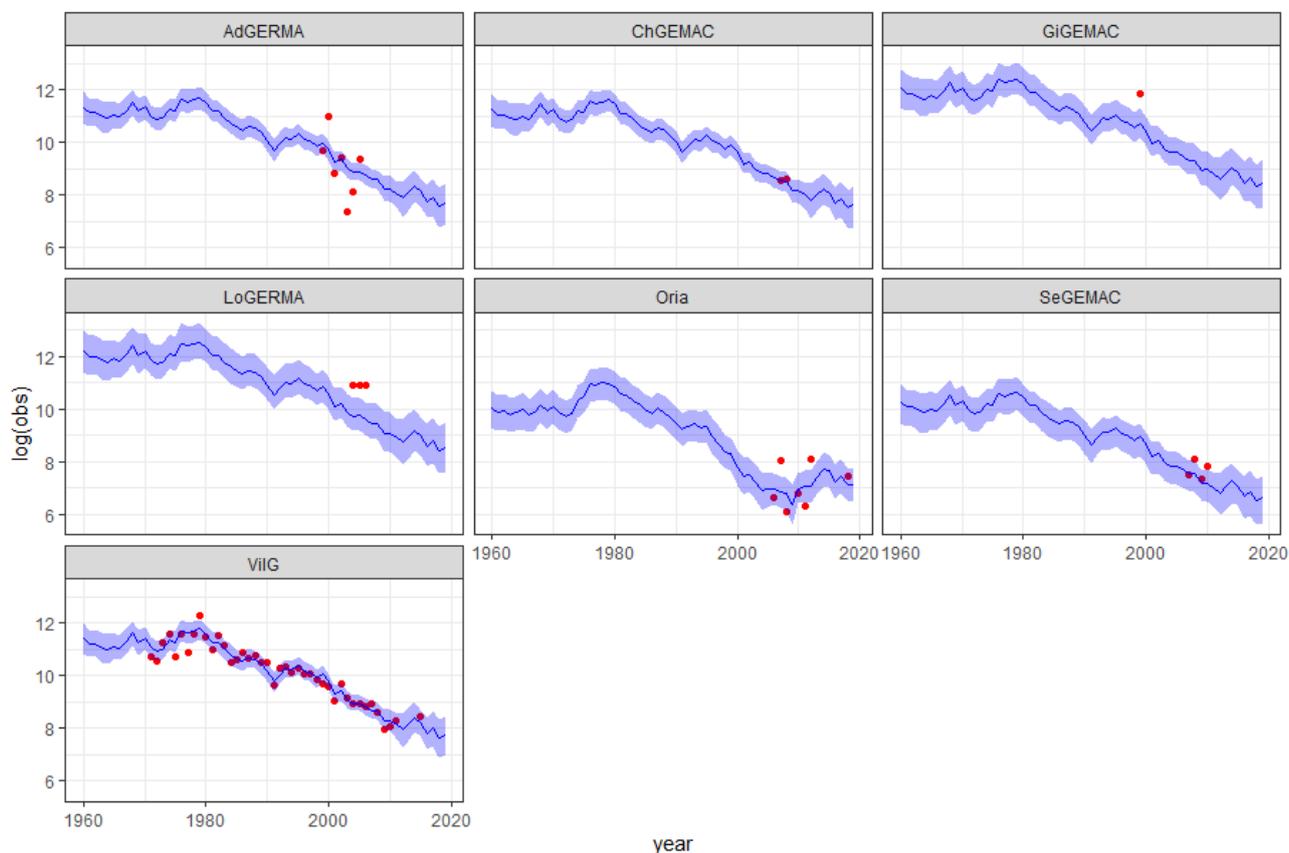


Figure 17: Distribution des valeurs d'indice de recrutement en log, prédites par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour chaque série avec des estimations absolues (de gauche à droite et de haut en bas : Adour, Charente, Gironde, Loire, Oria, Seudre, Vilaine).

À part la série ViIG, la plupart des observations portent sur des courtes périodes de moins de 7 ans (Figure 17). Du fait de la durée limitée de ces séries, la corrélation est difficile à évaluer (Tableau 3). La performance du modèle GEREM est également qualifiée d'«insatisfaisante», engendrant également un fort biais d'après les indicateurs RSR, NSE, PBIAS pour ces séries. À la différence des autres séries, pour la série ViIG, où le recrutement a pu être observé pendant plus de 42 années, les indicateurs RSR, NSE et PBIAS permettent d'indiquer que le modèle GEREM s'ajuste correctement aux données observées, avec un très faible biais.

3.2.3 Séries de capture commerciales

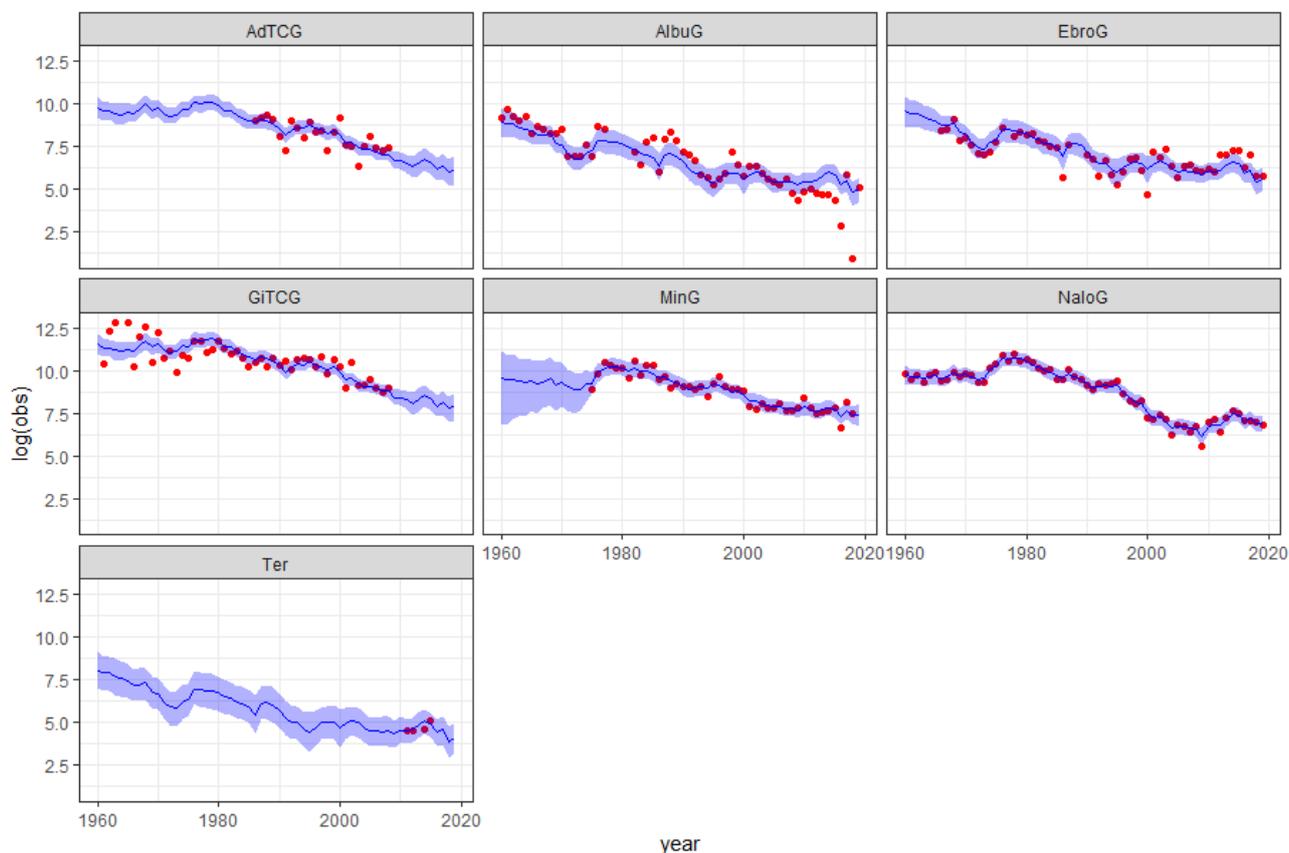


Figure 18: Distribution des valeurs d'indice de recrutement, en log, simulées par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour chaque série de captures commerciales (de gauche à droite et de haut en bas : Adour, Albuferra de Valencia, Ebre, Gironde, Minho, Nalon, Ter).

Pour la majorité des séries de captures commerciales, à l'exception de la série Ter, le recrutement a pu être observé sur plusieurs décennies (Figure 18). Les rangs R de Spearman pour ces séries sont très élevés, avec une $p\text{-value} < 0.001^{***}$, indiquant que les valeurs observées et prédites sont significativement fortement corrélées (Tableau 3). Les indicateurs d'ajustement du modèle permettent d'indiquer que la performance varie de "satisfaisante" à "très bonne" selon les séries. Le biais du modèle est très faible, et deux séries GiTCG et MinG, ont un biais optimal (valeur de PBIAS égale à 0). A contrario des autres séries, la performance du modèle pour la série Ter est qualifiée d'« insatisfaisante », avec un fort biais, et une corrélation non significative entre les données simulées et les données observées. Cela est notamment dû, à la faible durée de la série, où seulement 4 années de recrutement étaient disponibles au moment de l'application du modèle.

3.2.4 Séries avec indice d'abondance relatif

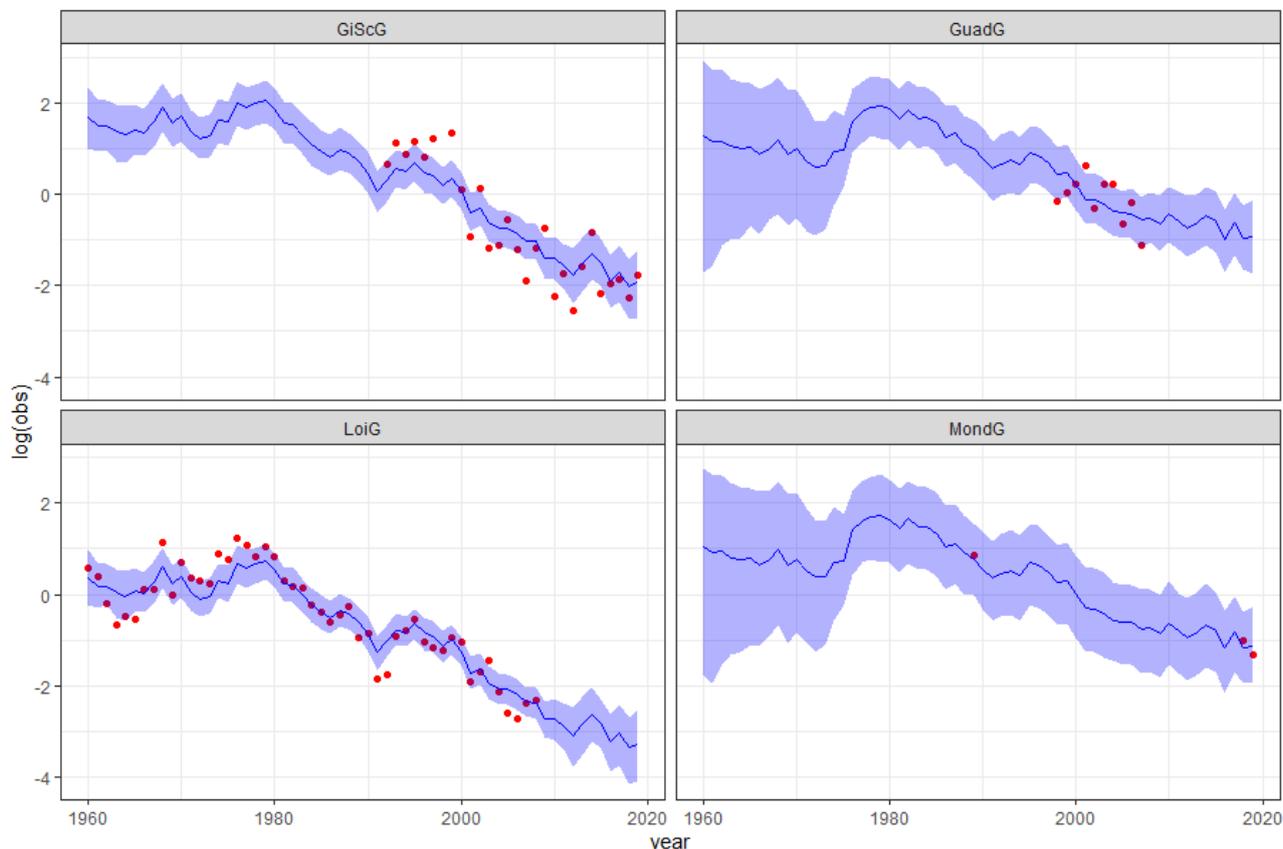


Figure 19: Distribution des valeurs d'indices de recrutement, en log, simulées par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour chaque série avec indice d'abondance relatif (de gauche à droite et de haut en bas : Gironde, Guadalquivir, Loire, Mondego).

Pour les deux séries GIScG et LoiG, le recrutement a pu être observé sur une longue période (Figure 19). Les rangs R de Spearman pour ces séries sont très élevés, avec une p -value $< 0.001^{***}$, indiquant que les valeurs observées et simulées sont significativement fortement corrélées (Tableau 3). Les indicateurs d'ajustement du modèle permettent d'indiquer que la performance est "très bonne et le biais du modèle est très faible. Pour la série MondG, malgré une faible corrélation et un fort biais dû à seulement trois observations, les indicateurs RSR et NSE indiquent une très bonne performance du modèle. A contrario, la performance du modèle la série GuadG (où le recrutement a été observée que sur 10 années) est qualifié d'« insatisfaisante », avec une corrélation non significative entre les données simulées et les données observées. Il est à noter que l'analyse DFA montrait déjà que cette série présentait une tendance particulière (Drouineau, 2019).

3.2.5 Comptage aux passes

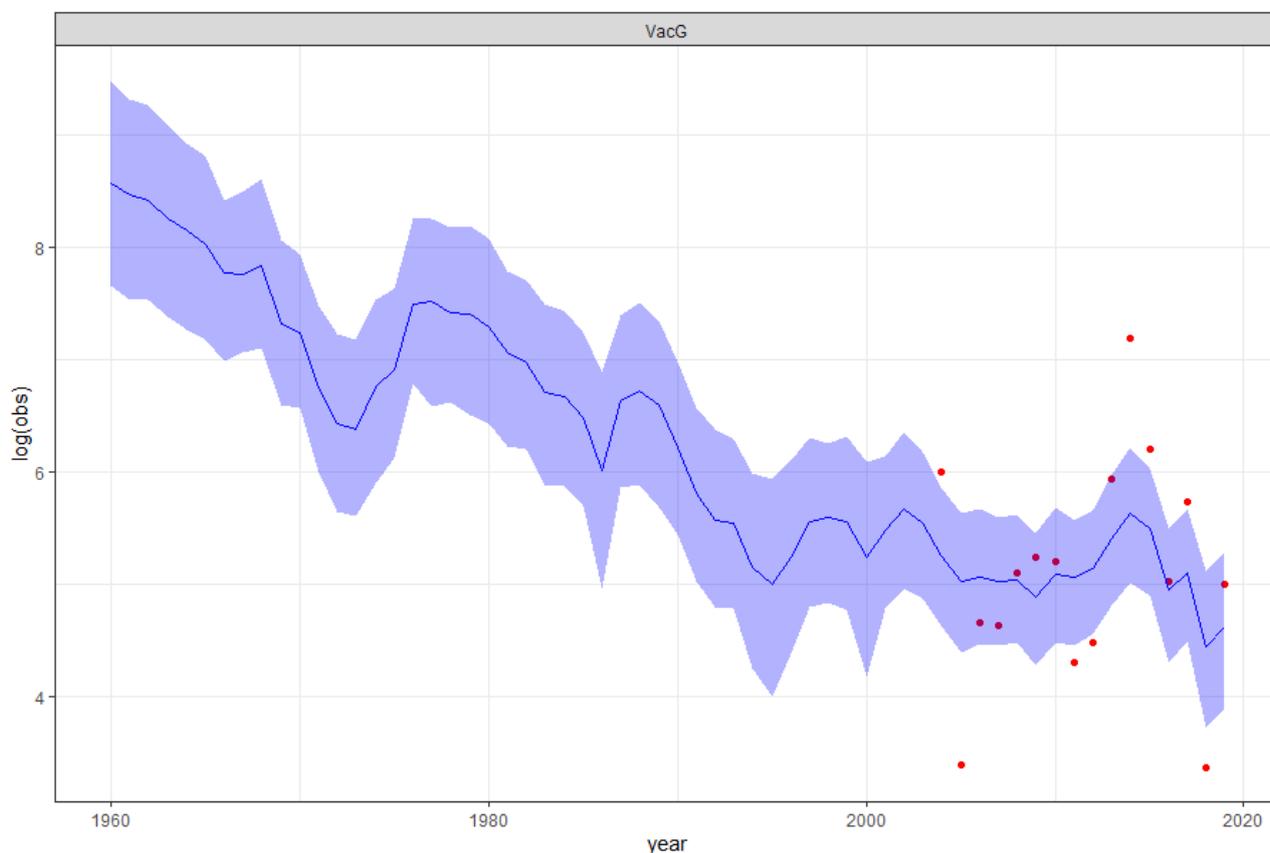


Figure 20: Distribution des valeurs d'indice de recrutement, en log, prédites par le modèle GEREM (en bleu) et des valeurs observées (en rouge) en fonction des années pour la série VacG, comptage aux passes (Vaccarès).

Une seule série de comptage aux passes a été utilisée dans ce rapport (Figure 20). Pour cette série, le recrutement a été observée sur 16 années d'observations de 2004 à 2019. Bien que les valeurs observées et simulées soient significativement corrélées ($R=0,659$, p-value de 0.006^{**}), et que le biais soit assez faible (PBIAS de -0.4), les valeurs de RSR et NSE indiquent que la performance de du modèle GEREM pour cette série, est qualifiée "d'insatisfaisante", probablement du fait de la forte variabilité de cette série.

Tableau 3 - Résultats des indicateurs RSR, NSE, PBIAS et des corrélations de Spearman (p -value < 0.05*, < 0.01**, < 0.001***) entre les données observées et les données simulées par le modèle GEREM.

Nom des séries	Période	Nombre de données	Type	RSR		NSE		PBIAS	Corrélation de Spearman		
				Valeur	Performance du modèle	Valeur	Performance du modèle		R	p-value	
AdGERMA	1999 - 2005	7	absolue	0.754	Insatisfaisante	0.337	Insatisfaisante	2	Sur-estimation	0.786	0.036 *
ChGEMAC	2007 - 2008	2	absolue	2.384	Insatisfaisante	-10.363	Insatisfaisante	-0.9	Sous-estimation	-1	<0.001 ***
GiGEMAC	1999 - 1999	1	absolue	NA	NA	NA	NA	-9.4	Sous-estimation	NA	NA
LoGERMA	2004 - 2006	3	absolue	66.455	Insatisfaisante	-6623.396	Insatisfaisante	-11.1	Sous-estimation	-0.5	0.667
Oria	2006 - 2018	7	absolue	0.904	Insatisfaisante	0.047	Insatisfaisante	-1.2	Sous-estimation	0.286	0.535
SeGEMAC	2007 - 2010	4	absolue	1.271	Insatisfaisante	-1.154	Insatisfaisante	-4.2	Sous-estimation	0.4	0.6
VilG	1971 - 2015	42	absolue	0.243	Très bonne	0.939	Très bonne	0.4	Sur-estimation	0.968	<0.001 ***
AdTCG	1986 - 2008	23	capture	0.63	Satisfaisante	0.585	Satisfaisante	0.2	Sur-estimation	0.761	<0.001 ***
AlbuG	1960 - 2019	56	capture	0.503	Bonne	0.742	Bonne	-0.5	Sous-estimation	0.92	<0.001 ***
EbroG	1966 - 2019	51	capture	0.494	Très bonne	0.751	Très bonne	0.2	Sur-estimation	0.854	<0.001 ***
GiTCG	1961 - 2008	47	capture	0.606	Satisfaisante	0.625	Satisfaisante	0	Optimale	0.79	<0.001 ***
MinG	1975 - 2018	44	capture	0.27	Très bonne	0.926	Très bonne	0	Optimale	0.938	<0.001 ***
NaloG	1960 - 2019	60	capture	0.125	Très bonne	0.984	Très bonne	0.1	Sur-estimation	0.987	<0.001 ***
Ter	2011 - 2015	4	capture	0.897	Insatisfaisante	-0.072	Insatisfaisante	1.9	Sur-estimation	0.8	0.2
GiScG	1992 - 2019	27	relative	0.403	Très bonne	0.831	Très bonne	0.1	Sur-estimation	0.894	<0.001 ***
GuadG	1998 - 2007	10	relative	0.913	Insatisfaisante	0.073	Insatisfaisante	-2	Sous-estimation	0.467	0.174
LoiG	1960 - 2008	49	relative	0.318	Très bonne	0.897	Très bonne	0.3	Sur-estimation	0.957	<0.001 ***
MondG	1989 - 2019	3	relative	0.115	Très bonne	0.98	Très bonne	2.6	Sur-estimation	0.5	0.667
VacG	2004 - 2019	16	comptage	0.777	Insatisfaisante	0.356	Insatisfaisante	-0.4	Sous-estimation	0.659	0.006 **

4 Discussion

Comme mentionné en introduction, les éléments présentés dans ce rapport ne correspondent pas nécessairement exactement à la version finale du modèle qui pourrait évoluer d'ici la fin du projet, et continuer à évoluer par la suite quand de nouvelles données seront disponibles. L'idée est plus ici de présenter la démarche globale de modélisation et le type de résultats obtenus.

Concernant le paramétrage, deux éléments principaux sont à noter. Tout d'abord, la recherche de compromis entre réalisme écologique et disponibilité des données dans la définition des zones. Les zones actuelles doivent être vues comme un compromis entre ce que l'on connaît sur l'anguille, sur l'environnement, les contraintes et hypothèses du modèle et les données disponibles. Comme tout compromis, c'est une solution certes imparfaite, mais cherchant à faire au mieux de ce qui est possible. Et comme tout compromis, il pourra évoluer avec le temps en fonction de l'évolution des connaissances et de l'apport de nouvelles données. À ce titre, les modèles comme GEREM ont vocation à agir comme des catalyseurs : ils permettent de dresser un diagnostic partagé de l'état des connaissances, des données disponibles et des manques, mais ont aussi vocation à stimuler l'acquisition et le partage de données à même d'alimenter le modèle. C'est aussi pourquoi, et c'est le deuxième élément à retenir, notre démarche a cherché à impliquer l'ensemble des partenaires à la démarche de modélisation. Les questionnaires sur la définition des zones et les taux d'exploitation ont aidé à la paramétrisation du modèle. Ils ont aussi permis, nous l'espérons, de sensibiliser les participants à l'outil et à ce qu'ils s'approprient le modèle afin que le paramétrage final soit un produit partagé par tous. C'est dans un même esprit qu'il est apparu essentiel de construire collectivement la maquette de l'outil de présentation des résultats.

La première application du modèle GEREM donne des résultats cohérents avec la baisse globale du recrutement. Les sorties aux différentes échelles montrent que les estimations sont possibles bien que le manque de données impose des extrapolations (façade ouest de la Péninsule Ibérique notamment, ou zone Méditerranéenne).

Les graphiques d'ajustement du modèle aux données (Figures 17, 18, 19,20) et les corrélations de Spearman (Tableau 3) confirment qu'en général, le modèle capte bien les tendances du recrutement. On observe en revanche des biais dans les ajustements de certaines séries de recrutement absolus ou de captures commerciales (Tableau 3, Figures 17 et 18). Cela n'est pas surprenant : comme expliqué dans la section 3.1, les spécificités locales (à l'échelle des bassins versants) ne sont pas prises en compte dans le modèle et les recrutements dans les bassins d'une zone sont supposés être proportionnels à leurs surfaces (équation 2). À ce titre, les estimations de GEREM à l'échelle des bassins versants doivent plus être perçues comme des valeurs moyennes pour un bassin versant d'une surface donnée dans une zone, que comme une estimation pour un bassin versant précis.

Il est intéressant de noter que le modèle tend à sous-estimer les recrutements en Loire et en Gironde (voir ajustements aux séries GiGEMAC et LoGERMA Figure 17) qui sont parmi les plus grands bassins versants. Cela est lié à la valeur estimée pour le paramètre β , qui comme déjà évoqué

(section 3.1) est faible par rapport aux valeurs des études précédentes (Bornarel *et al.*, 2018) et tend à donner plus de poids relatifs aux bassins de plus petites tailles. Des comparaisons des distributions *a posteriori* et *a priori* des paramètres d'échelle pour différentes valeurs de β (non présentées ici), montrent que les données observées sur l'Ebre, l'Albuferra de Valencia et Vaccarès seraient à l'origine de cette faible valeur. En effet, les valeurs observées sur ces trois bassins, quand elles sont divisées par la surface des bassins versants, sont particulièrement contrastées et donc particulièrement contraignantes pour les facteurs d'échelle et la relation entre surface à la puissance β et recrutement (équation 2). Cela pourrait être dû soit (1) au fait que le nombre de séries est limité et que l'on ne dispose d'aucune série de recrutement absolue en zone Méditerranée, (2) que le paramètre β pourrait être différent en Méditerranée qu'ailleurs, mais Burgers *et al.* (2014) ne suggèrent pas de relation spécifique débit / surface en Méditerranée, (3) que la relation ne s'applique pas bien aux lagunes (Albuferra et Vaccarès sont des lagunes, et la série sur l'Ebre provient des captures commerciales dans les lagunes du delta de ce fleuve), ce qui est possible étant donné que le même genre de constat avait été fait lors de l'application du modèle au Japon avec les captures du lac Hamana qui a une configuration proche d'une lagune (Fukuda *et al.*, 2016). Dans tous les cas, l'apport de nouvelles estimations absolues permettrait d'affiner ces estimations, et si besoin de proposer une méthode pour mieux prendre en compte les spécificités des lagunes. Un prior plus informatif pour le paramètre β est également envisageable pour contraindre le modèle à utiliser une répartition des civelles qui soit plus proches d'une répartition proportionnelle au débit.

Dans cette première version, les données du réseau de monitoring n'ont pas été incluses, car elles n'étaient pas non encore disponibles au moment de l'application. Celles-ci devraient permettre à terme d'augmenter le jeu de données, notamment pour les séries qui pourront permettre des estimations absolues.

5 Références

- Abdi, H., O'Toole, A. J., Valentin, D., and Edelman, B. 2005. DISTATIS: The analysis of multiple distance matrices. *In* Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops, 2005. CVPR Workshops. IEEE Computer Society Conference on, pp. 42–42. IEEE.
http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1565340 (Accessed 16 March 2016).
- Abdi, H., Valentin, D., Chollet, S., and Chrea, C. 2007. Analyzing assessors and products in sorting tasks: DISTATIS, theory and applications. *Food quality and preference*, 18: 627–640.
- Andrews, D. W. K., and Ploberger, W. 1994. Optimal Tests when a Nuisance Parameter is Present Only Under the Alternative. *Econometrica*, 62: 1383–1414. [Wiley, Econometric Society].
- Bornarel, V. 2016. Stock assessment in the case of the European eel: towards an international assessment of a widely-distributed and fragmented population. *Agrocampus Ouest*.
- Bornarel, V., Lambert, P., Briand, C., Beaulaton, L., Antunes, C., Belpaire, C., Cicotti, E., *et al.* 2018. Modelling the recruitment of European eel (*Anguilla anguilla*) throughout its European range. *ICES Journal of Marine Science*, 75: 541–552.
- Briand, C., Fatin, D., Feunteun, E., and Fontenelle, G. 2005. Estimating the stock of glass eels in an estuary by mark-recapture experiments using vital dyes. *Bulletin Français de la Pêche et de la Protection des Milieux Aquatiques*, 378–379: 23–46.
- Burgers, H. E., Schipper, A. M., and Jan Hendriks, A. 2014. Size relationships of water discharge in rivers: scaling of discharge with catchment area, main-stem length and precipitation. *Hydrological Processes*, 28: 5769–5775.
- Chai, T., and Draxler, R. R. 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific model development*, 7: 1247–1250. Copernicus GmbH.
- Chow, G. C. 1960. Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions. *Econometrica*, 28: 591–605. [Wiley, Econometric Society].
- Drouineau, H., Rigaud, C., Laharanne, A., Fabre, R., Alric, A., and Baran, P. 2015. Assessing the efficiency of an elver ladder using a multi-state mark-recapture model. *River Research and Applications*, 31: 291–300.
- Drouineau, H., Beaulaton, L., Lambert, P., and Briand, C. 2016. GEREM (Glass-Eel Recruitment Estimation Model) : a model to estimate glass-eel recruitment at different spatial scales. *Fisheries Research*, 174: 68–80.
- Drouineau, H. 2019. GT3 – délivrable E3.1.1 : inventaire des données disponibles sur le recrutement pour application du modèle GEREM. rapport technique du projet SUDOANG - Interreg V Sudoe.
- Fukuda, N., Aoyama, J., Yokouchi, K., and Tsukamoto, K. 2016. Periodicities of inshore migration and selective tidal stream transport of glass eels, *Anguilla japonica*, in Hamana Lake, Japan. *Environmental Biology of Fishes*, 99: 309–323.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., and Yapo, P. O. 1999. Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4: 135–143. American Society of Civil Engineers.
- ICES. 2018. Report of the Joint EIFAAC/ICES/GFCM Working Group on Eels (WGEEL). ICES CM 2018/ACOM:15. Gdansk, Poland.
- Jessop, B. M. 2000. Size, and exploitation rate by dip net fishery, of the run of American eel, *Anguilla rostrata* (LeSueur), elvers in the East River, Nova Scotia. *Dana*, 12: 43–57.

- Lenton, T. M., Held, H., Kriegler, E., Hall, J. W., Lucht, W., Rahmstorf, S., and Schellnhuber, H. J. 2008. Tipping elements in the Earth's climate system. *Proceedings of the national Academy of Sciences*, 105: 1786–1793. National Acad Sciences.
- Mateo, M., Briand, C., Beaulaton, L., and Drouineau, H. 2020. GT1 – produit 1.1 : Atlas Sudoang. rapport technique du projet SUDOANG - Interreg V Sudoe.
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., and Veith, T. L. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50: 885–900. American society of agricultural and biological engineers.
- Nash, J. E., and Sutcliffe, J. V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10: 282–290. Elsevier.
- Noonan, M. J., Grant, J. W. A., and Jackson, C. D. 2012. A quantitative assessment of fish passage efficiency. *Fish and Fisheries*, 13: 450–464.
- O'Hagan, A. 1998. Eliciting expert beliefs in substantial practical applications. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 47: 21–35.
- Pella, H., Lejot, J., Lamouroux, N., and Snelder, T. 2012. Le réseau hydrographique théorique (RHT) français et ses attributs environnementaux. *Géomorphologie : relief, processus, environnement*, 18: 317–336.
- R Development Core Team. 2011. R: A Language and Environment for Statistical Computing. <http://www.R-project.org/>.
- Tableau, A., Drouineau, H., Delpech, C., Pierre, M., Lobry, J., Le Pape, O., Breine, J., *et al.* 2013. A fish-based index of estuarine ecological quality incorporating information from both scientific fish survey and experts knowledge. *Ecological Indicators*, 32: 147–156.
- Vanacker, M., Wezel, A., Arthaud, F., Guérin, M., and Robin, J. 2016. Determination of tipping points for aquatic plants and water quality parameters in fish pond systems: A multi-year approach. *Ecological Indicators*, 64: 39–48.
- Vogt, J., and Foisneau, S. 2007. European river and catchment database, version 2.0 (CCM2) analysis tools. Report. Luxembourg : Publications Office of the European Union. <http://www.envia.bl.uk/handle/123456789/4533> (Accessed 2 October 2014).
- Zeileis, A., Leisch, F., Hornik, K., and Kleiber, C. 2001. strucchange. An R package for testing for structural change in linear regression models. *SFB Adaptive Information Systems and Modelling in Economics and Management*
- Zuur, A. F., Fryer, R. J., Jolliffe, I. T., Dekker, R., and Beukema, J. J. 2003. Estimating common trends in multivariate time series using dynamic factor analysis. *Environmetrics*, 14: 665–685.