



Pêches et Océans
Canada

Fisheries and Oceans
Canada

Sciences des écosystèmes
et des océans

Ecosystems and
Oceans Science

Secrétariat canadien des avis scientifiques (SCAS)

Document de recherche 2023/086

Région du Québec

Ajustement d'un modèle bayésien de production excédentaire pour la crevette nordique des stocks du golfe du Saint-Laurent

Andrew Smith et Hugo Bourdages

Pêches et Océans Canada
Institut Maurice-Lamontagne
850 route de la Mer
Mont-Joli, Québec, G5H 3Z4

Avant-propos

La présente série documente les fondements scientifiques des évaluations des ressources et des écosystèmes aquatiques du Canada. Elle traite des problèmes courants selon les échéanciers dictés. Les documents qu'elle contient ne doivent pas être considérés comme des énoncés définitifs sur les sujets traités, mais plutôt comme des rapports d'étape sur les études en cours.

Publié par :

Pêches et Océans Canada
Secrétariat canadien des avis scientifiques
200, rue Kent
Ottawa (Ontario) K1A 0E6

<http://www.dfo-mpo.gc.ca/csas-sccs/>
csas-sccs@dfo-mpo.gc.ca



© Sa Majesté le Roi du chef du Canada, représenté par le ministre du
ministère des Pêches et des Océans, 2024

ISSN 2292-4272

ISBN 978-0-660-73500-9 N° cat. Fs70-5/2023-086F-PDF

La présente publication doit être citée comme suit :

Smith, A. et Bourdages, H. 2024. Ajustement d'un modèle bayésien de production excédentaire pour la crevette nordique des stocks du golfe du Saint-Laurent. Secr. can. des avis sci. du MPO. Doc. de rech. 2023/086. iv + 57 p.

Also available in English:

Smith, A. and Bourdages, H. 2024. Adjustment of a Bayesian Surplus Production Model for Northern Shrimp for Stocks in Gulf of St. Lawrence. DFO Can. Sci. Advis. Sec. Res. Doc. 2023/086. iv + 56 p.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	iv
INTRODUCTION	1
MÉTHODES.....	1
DONNÉES UTILISÉES	1
MODÈLE DE PRODUCTION EXCÉDENTAIRE	2
DISTRIBUTION A PRIORI	4
Taux intrinsèque d'accroissement naturel (r)	4
Capacité de support (K)	4
Coefficient de capturabilité de l'indice de biomasse (q)	4
Proportion de la capacité de support à la première année de la série (B_1/K)	5
Variances sur l'erreur de processus et d'observation	5
DIAGNOSTIQUES	5
ANALYSE DE SENSIBILITÉ	6
COMPARAISON AVEC D'AUTRES TYPES DE MODÈLES	7
RÉSULTATS.....	7
AJUSTEMENT DES MODÈLES	7
Esquiman	7
Anticosti.....	8
Sept-Îles	8
Estuaire	9
ANALYSE DE SENSIBILITÉ	9
COMPARAISON AVEC D'AUTRES TYPES DE MODÈLES	9
SOURCES D'INCERTITUDE.....	9
CONCLUSION	10
REMERCIEMENTS	10
RÉFÉRENCES CITÉES	11
TABLEAUX	14
FIGURES	21

RÉSUMÉ

Dans le cadre de la révision de l'approche de précaution de la crevette nordique de l'estuaire et du nord du golfe du Saint-Laurent (ENGSL), un modèle de production excédentaire bayésien de type état-espace a été ajusté aux débarquements commerciaux et à l'indice de la biomasse de chacun des quatre stocks.

Le document décrit la méthode utilisée pour ajuster le modèle bayésien de production excédentaire à la biomasse de crevette nordique des stocks de l'ENGSL. Selon les résultats obtenus, ce modèle pourrait s'avérer utile dans l'évaluation de l'état des stocks et dans le cadre de la révision de l'approche de précaution. Les résultats sont concordants avec les évaluations précédentes à savoir que les stocks Esquiman, Anticosti et Sept-Îles sont en décroissance depuis plusieurs années et atteignent en 2022 les plus faibles valeurs de biomasses observées depuis 1990, et le stock Estuaire est actuellement relativement stable à des valeurs élevées.

INTRODUCTION

La crevette nordique (*Pandalus borealis*) représente l'une des espèces commerciales des plus importantes des eaux canadiennes sur le plan économique. Une première approche de précaution pour les quatre stocks de crevette nordique de l'estuaire et du golfe du Saint-Laurent (ENGSL) avait été adoptée en 2012 (MPO 2011). Or, lors de la dernière évaluation des stocks à l'hiver 2022 (MPO 2022), il a été conclu que l'approche de précaution devrait être révisée d'ici la prochaine évaluation. Cette révision est justifiée puisque les conditions écosystémiques actuelles ne sont pas les mêmes que lors du développement de l'approche de précaution au début des années 2010 et que l'on observait un biais dans l'indicateur principal de l'état du stock.

Jusqu'à présent, il n'existait pas de modèle d'évaluation de la population pour ces stocks permettant l'estimation des tendances de l'abondance de la population et de la pression de pêche. Afin de pallier aux limitations inhérentes à l'utilisation de points de références empiriques décrites ci-dessus, un nouveau modèle d'évaluation est proposé afin

1. d'estimer la biomasse de la population;
2. de déterminer des points de référence conforme à l'approche de précaution;
3. d'estimer le taux d'exploitation;
4. de tenir en compte de l'environnement changeant;
5. d'offrir l'opportunité de faire des projections.

Dans ce document, nous présentons les résultats de l'ajustement d'un modèle bayésien de production excédentaire (MPE) à la biomasse des stocks de crevette nordique de l'ENGSL. Ce modèle de population utilise les données des débarquements commerciaux et un indice de la taille de la population. Les modèles de type MPE sont couramment utilisés dans le cadre d'évaluation de stocks.

Les résultats issus de l'ajustement de ces modèles permettent l'estimation de plusieurs paramètres biologiques qui décrivent la dynamique de ces stocks. Afin de valider la stabilité du modèle face à nos suppositions et aux différentes sources d'incertitudes, nous avons examiné plusieurs versions du modèle pour chacun des stocks afin de déterminer une formulation du modèle la plus adéquate possible dans le contexte de l'évaluation de l'état des stocks de crevette nordique de l'ENGSL. Les résultats obtenus pourront être utilisés dans le cadre du développement de l'approche de précaution.

MÉTHODES

DONNÉES UTILISÉES

L'ajustement du MPE nécessite une série temporelle de captures totales (débarquements) ainsi qu'une série temporelle d'un indice de biomasse qui représente la composante exploitable du stock. Les données utilisées pour les débarquements annuels par stock débutent en 1982 (Tableau 1, Figure 1). Les estimations de la biomasse totale, faites à partir du relevé scientifique du MPO annuellement en août depuis 1990, sont utilisées pour représenter la composante exploitable des stocks (Tableau 2, Figure 2). La description de ces données et les méthodes d'acquisition et de traitement de données sont présentées dans Bourdages *et al.* (2022). De plus, nous avons utilisé la mise à jour de ces indicateurs en fonction des unités

d'évaluation proposées par Bourdages *et al.* (2023) afin d'avoir une meilleure adéquation entre les échelles des unités d'évaluation et des unités biologiques des stocks.

Pour les modèles de base, nous avons décidé de commencer toutes les séries à l'année 1990 pour prendre en compte la disponibilité des indices de biomasse. Des tests de sensibilité décrits ci-dessous permettront d'évaluer l'impact de l'inclusion des données de débarquement de 1982 à 1989. Le stock de l'Estuaire représente un cas particulier. Nous avons choisi d'utiliser seulement les données à partir de 2008 pour prendre en compte l'expansion de l'aire d'étude couverte par le relevé scientifique afin de couvrir des strates moins profondes où se trouve une abondance importante de crevette. Des tests de sensibilité permettront également d'évaluer l'impact de l'inclusion ou non des débarquements d'avant 2008.

MODÈLE DE PRODUCTION EXCÉDENTAIRE

Les modèles de type MPE sont dérivés de l'accroissement logistique d'une population discrète (Verhulst 1838). Les effets du recrutement, de la croissance et de la mortalité sont considérés conjointement pour décrire la productivité et les tendances de la biomasse d'une population dans son environnement. Le modèle suppose qu'une population est assez productive pour perdurer dans le temps en produisant plus de recrues que l'environnement peut possiblement accueillir. Le rendement maximal durable (RMD) peut se définir comme la quantité maximale de biomasse que l'on peut, en moyenne, extraire continuellement d'un stock halieutique sous les conditions environnementales existantes, sans affecter la productivité du stock. Par contre, il est reconnu que cette valeur théorique devrait être considérée comme une limite et non une cible (Pauly et Froese 2021).

Le MPE de type Schaefer (Schaefer 1954) est formulé dans un cadre bayésien état-espace (Meyer et Millar 1999). Les modèles état-espace permettent l'estimation de l'erreur de processus, soit la stochasticité dans le modèle de dynamique de population, ainsi que l'erreur d'observation liée à l'indice de biomasse. Cette approche est considérée comme la meilleure pratique pour les évaluations de stocks (Aeberherd *et al.* 2018; Punt 2023).

La forme stochastique de l'équation de processus est :

$$P_t = \left(P_{t-1} + rP_{t-1}(1 - P_{t-1}) - \frac{C_{t-1}}{K} \right) e^{\eta_t}$$

où r est le taux intrinsèque d'accroissement naturel de la population et qui englobe tous les processus de croissance, recrutement et mortalité naturelle; K est la capacité de support du système; C_t est la somme des captures dans l'année t estimées avec une distribution log normale avec un coefficient de variation (c.v.) de 0,1 à partir des valeurs observées; P_t est le rapport entre la biomasse exploitable (B_t) dans l'année t et la capacité de support ($P_t = B_t/K$); η_t est l'erreur de processus $\eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2)$ où σ_η^2 est la variance de processus. Le modèle estime la proportion de biomasse par rapport à la capacité de support pour améliorer l'échantillonnage de l'étendue des valeurs des paramètres et réduire l'autocorrélation entre chaque état et K (Meyer et Millar 1999). Ceci permet également de distinguer les erreurs de processus et d'observations de l'incertitude associée aux estimations de r et K (Froese *et al.* 2017; Pedersen et Berg 2017; Winker *et al.* 2018).

Une équation d'observation est utilisée pour faire un lien entre la biomasse (B_t) et les observations faites lors du relevé de chalut de fond.

$$I_t = (qB_t) e^{\varepsilon_t}$$

où l_t est l'indice de biomasse dans l'année t ; q est le coefficient de capturabilité, et ε_t est l'erreur d'observation liée à l'indice de biomasse $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon,t}^2)$ avec la variance $\sigma_{\varepsilon,t}^2$ qui est composée d'une variance minimum, ici fixée à $0,2^2 \sigma_{fix}^2$ (Winker *et al.* 2018), et d'une portion estimée $\sigma_{est,t}^2$.

Grâce à l'approche bayésienne du MPE, il est donc possible de déterminer la distribution de probabilité (distributions *a posteriori* ou « postérieures ») des différentes valeurs possibles des paramètres à être estimée. Nos connaissances (distributions *a priori* ou « priors ») sur ces paramètres, les données observées, et la fonction de vraisemblance sont donc considérées ensemble pour produire les distributions postérieures. L'approche permet l'inclusion et la propagation de l'incertitude dans les observations, les tendances de la biomasse et la productivité d'un stock lorsque l'état de celui-ci est évalué (Winker *et al.* 2018).

La trajectoire de la biomasse est estimée en se servant d'estimations a priori pour K , r , q , la biomasse relative à K dans la première année de la série temporelle de captures (B_1/K), et les variances associées à l'erreur de processus et à l'erreur d'observation, $\sigma_{\varepsilon,t}^2$ et $\sigma_{est,t}^2$ respectivement (Tableau 3). Les paramètres estimés par le MPE sont : r , K , q , B_1/K , σ_{η}^2 , $\sigma_{est,t}^2$, C_t et P_t .

La biomasse annuelle (B_t) et le taux d'exploitation annuelle (F_t) ainsi que des points de références basés sur le rendement maximal durable (RMD) sont aussi calculés, soit le taux d'exploitation qui produit le RMD (F_{RMD}), la biomasse associée au RMD (B_{RMD}), ainsi que B_t/B_{RMD} et F_t/F_{RMD} . Ces valeurs sont calculées par les équations suivantes :

$$B_{RMD} = \frac{K}{2}$$

$$F_{RMD} = \frac{r}{2}$$

$$RMD = F_{RMD} \times B_{RMD} = \frac{rK}{4}$$

$$B_t = KP_t$$

$$F_t = \frac{C_t}{B_t}$$

L'ajustement du modèle est réalisé à l'aide d'une plateforme gratuite d'évaluation de stock JABBA (« Just another Bayesian Biomass Assessment »; Winker *et al.* 2018, 2020). JABBA offre différents outils permettant à l'utilisateur de préparer les données pour l'ajustement de MPE bayésien état-espace généralisé, formater les sorties du modèle, faire des tests diagnostiques et produire des figures.

Plus spécifiquement, JABBA passe l'information fournie pour une exécution avec le logiciel JAGS (« Just Another Gibbs Sampler»; Plummer 2003) qui est écrit dans le langage C++. JAGS emploie des méthodes de simulations Monte-Carlo par chaînes de Markov (MCMC), soit l'algorithme d'échantillonnage de Gibbs, pour faire des inférences bayésiennes. JABBA, par l'entremise de JAGS compile le modèle grâce à des codes fournis par R2jags (Su et Yajima 2012). Tous les codes utilisés pour faire les analyses et produire les figures ont été écrits en R (R Core Team 2022; version 4.1.3).

L'échantillonnage des distributions postérieures des paramètres par MCMC est exécuté à l'aide de 30 000 itérations, une période d'adaptation de 5 000 itérations et 3 chaînes. Chaque 5^e échantillon de chaque chaîne a été retenu pour réduire l'autocorrélation entre les échantillons. Le nombre d'échantillons pour les postérieures est donc $(30\ 000 - 5\ 000) / 5 \times 3$ chaînes = 15 000 échantillons par paramètre.

DISTRIBUTION A PRIORI

Dans le cadre bayésien de modélisation, des distributions de valeurs *a priori* « priors » sont fournies à chaque paramètre du modèle. Ensemble, avec les données et la fonction de vraisemblance (Winker *et al.* 2018), ces distributions de valeurs *a priori* produisent des distributions postérieures. Ceci diffère des approches de modélisation « classiques » dans le sens que les valeurs de vraisemblance sont pondérées par les *a priori* pour fournir les postérieures. Un des avantages de cette méthodologie probabiliste est justement l'utilisation des connaissances acquises lorsque ces informations ne sont pas disponibles ou incertaines.

Ces *a priori* peuvent être basés sur des connaissances acquises lors d'études précédentes, des études sur différents stocks de la même espèce ou d'espèces similaires, par des relations basées sur des lois et théories de l'écologie, et par l'opinion des experts (Krushke 2021, Pauly et Froese 2021). JABBA permet à l'utilisateur de choisir la forme et l'échelle de certains de ces paramètres (Tableau 3).

Taux intrinsèque d'accroissement naturel (r)

La distribution *a priori* pour r pour chacun des 4 stocks suit une distribution log-normale avec une moyenne de 0,58 et un écart type de 0,5 à l'échelle logarithmique. La moyenne de 0,58 est basée sur une analyse de plusieurs évaluations de stock de crevette décrites sur le site de Sealifebase (Palomares *et al.* 2023). Cette distribution de valeurs est similaire aux valeurs de r estimées par des MPE bayésiens développés pour d'autres évaluations de stocks de crevette nordique, soit celles de la mer de Barents, de la mer du nord, et du stock de l'ouest de Groenland (Hvingel 2015, 2019; Hvingel et Kingsley 2001). Les valeurs de r considérées correspondent également à celles déterminées pour d'autres espèces de crevettes et de décapodes considérées comme ayant avec une résilience moyenne à élevée (Caddy 2004, Zhou *et al.* 2009, ICES 2015).

Capacité de support (K)

La distribution *a priori* pour des valeurs de K pour chacun des 4 stocks a été établie en se servant de l'information associée aux séries temporelles de captures ainsi que nos connaissances sur la productivité (r) de cette espèce. Nous avons supposé que

1. le K pour chaque stock devrait être supérieur à la capture maximale de sa série respective,
2. que le rendement maximal de chaque stock dépend de sa productivité et
3. que les captures représentent une plus grande proportion de K dans des stocks sévèrement atteints que pour des stocks en santé (Froese *et al.* 2017).

Nous avons donc choisi une plage de valeurs de 2 à 12 fois plus grande que la plus grande valeur de capture observée pour chaque stock. Chacune de ces valeurs est divisée par notre distribution *a priori* pour r de 0,58. En effet, la distribution *a priori* de K par défaut dans JABBA est de 8 fois la capture maximale avec un écart-type de $\sim 0,83$ (c.v. = 1). Ces plages de valeurs sont transformées par JABBA pour faire des distributions log-normales. JABBA pénalise la vraisemblance des valeurs de $K < 0,01$ et $K > 10^{10}$ par défaut.

Coefficient de capturabilité de l'indice de biomasse (q)

Malgré que l'indice soit un indice de biomasse totale, nous avons choisi une distribution non-informative pour les valeurs de q d'après les recommandations de Punt et Hilborn (1997). La distribution de valeurs par défaut dans JABBA est une distribution uniforme, soit une plage

comprise entre 10^{-30} et 1000. JABBA pénalise la vraisemblance des valeurs hors de ces bornes par défaut.

Proportion de la capacité de support à la première année de la série (B_1/K)

Nous avons suivi les recommandations des membres du groupe de travail « ICES WKLIFE IV and V » (ICES 2015) et de Froese *et al.* (2017) pour déterminer la valeur de B_1/K en se basant sur l'historique d'exploitation du stock et son niveau supposé d'appauvrissement. Malgré que l'exploitation des stocks était relativement faible avant 1990, un important changement dans la structure de l'écosystème à la fin des années 1980 caractérisé par l'effondrement de populations de prédateurs démersaux important de la crevette suggère que les stocks de crevette étaient vraisemblablement à des niveaux faibles relativement à la capacité de support de l'ENGSL en 1990. Nous avons donc déterminé que B_1/K de chaque stock est décrit par une distribution beta ayant une valeur moyenne de 0,2 et un c.v. de 0,25, supposant ainsi que les biomasses des stocks de crevette étaient faibles par rapport à leur capacité de support au début des années en 1990. La série de l'Estuaire commence en 2008, période productive pour les stocks de crevette étant donné la plus faible abondance des prédateurs. Dans ce cas, nous avons supposé une distribution de valeurs suivant la forme beta avec une moyenne de 0,5 et un c.v. de 0,25. La vraisemblance de P_t est pénalisée pour des valeurs $< 0,01$ et $> 1,3$ par défaut.

Variances sur l'erreur de processus et d'observation

Nous avons suivi l'approche de Meyer et Millar (1999) en attribuant des distributions non-informatives sur les paramètres de variance de l'erreur de processus et de l'erreur d'observation, soit une distribution $1/\text{gamma}$ (0,001, 0,001). Sur l'échelle logarithmique, cette distribution est quasiment uniforme. Une variance minimum de 0,2 a été fixée sur σ_{fix} suivant les recommandations des auteurs de JABBA par rapport aux valeurs plausibles d'erreur d'observation et de la partition de l'erreur avec l'erreur de processus (Winker *et al.* 2018). Les captures annuelles sont aussi estimées dans le modèle à partir d'une distribution log-normale ayant un c.v. de 0,1 malgré la supposition que le système de suivi des captures pour les crevettes est bien géré.

DIAGNOSTIQUES

La cohérence et la stabilité des résultats des modèles sont évaluées à plusieurs niveaux. La convergence des modèles a été évaluée avec le facteur de réduction potentiel « *Rhat* » (Gelman et Rubin 1992) qui est une moyenne pondérée des variances entre et au sein de chaque chaîne MCMC. Cette statistique est calculée automatiquement lorsque JABBA fait appel à la fonction `jags()` de la bibliothèque R2jags (Winker *et al.* 2018). Des valeurs de l'indice *Rhat* inférieures à 1,1 indiquent une évidence de convergence entre les résultats. Une variante de *Rhat* plus robuste a aussi été calculée et utilisée pour valider la convergence des modèles (Vehtari *et al.* 2021). Étant donné le nombre élevé de paramètres à estimer dans les modèles hiérarchiques états-espace, nous avons suivi les recommandations de Kruschke (2021) en nous assurant que toutes les valeurs pour *Rhat* ($n = 3123$) pour chaque modèle soient inférieures à 1,1 avant de procéder avec d'autres diagnostics (Tableau 4).

L'évaluation de l'ajustement des modèles a été réalisée grâce à plusieurs statistiques et figures calculées et produites automatiquement par JABBA (Carvalho *et al.* 2021; Winker *et al.* 2018). Les logarithmes des résidus des indices de la biomasse observée et prédite ont d'abord été inspectés visuellement afin de détecter la présence problématique de tendances temporelles. La racine de l'écart quadratique moyen (REQM; RMSE en anglais), l'écart-type des résidus normalisés (SDNR en anglais) et le test d'indépendance temporelle des résidus de Wald et Wolfowitz (runs test) ont également été calculés.

La qualité des distributions postérieures de certains paramètres clés ainsi que l'influence des données par rapport aux *a priori* sur les postérieurs a été évaluée à l'aide des statistiques « prior-posterior mean ratio » et « prior posterior variance ratio » (PPMR et PPVR respectivement).

La stabilité des estimations et la cohérence du modèle par rapport à nos suppositions ainsi qu'à sa capacité de simuler et prédire des valeurs similaires à nos observations a aussi été évaluée. Nous avons commencé par l'inspection de l'écart des erreurs de processus. Nous avons vérifié que les valeurs simulées de la distribution postérieure prédictive pouvaient reproduire des valeurs de biomasse qui comprenaient nos observations (« posterior predictive check PPC »).

Finalement, nous avons effectué des analyses rétrospectives sur 4 ans pour voir si les estimations demeuraient stables suite à l'addition de plus d'informations. Nous avons inspecté les figures pour l'évidence de biais extrême et validé que les estimations ne dépassent pas les intervalles de confiance du modèle complet. La statistique rho de Mohn est aussi présentée pour évaluer la sévérité des patrons rétrospectifs.

ANALYSE DE SENSIBILITÉ

Une étape essentielle dans la modélisation bayésienne est d'évaluer la stabilité de l'estimation des paramètres par rapport à l'incertitude de nos suppositions (Punt 2023). Nous avons donc comparé les résultats de nos modèles de base avec une série de tests de sensibilité (Tableau 9).

Étant donné que la productivité des stocks et/ou la capacité de support des systèmes auraient pu changer avec le temps (e.g. variation temporelle dans recrutement, mortalité naturelle, croissance, niche thermique disponible), nous avons fait varier les moyennes et les variances des distributions *a priori* de r et K . Nous avons analysé des scénarios avec des valeurs *a priori* de r plus faible (s1; $r = 0,3$), plus élevé (s2; $r = 0,9$); avec un plus petit écart-type et donc plus informatif (s3; $r \log \text{é.-t.} = 0,1$); et un scénario où r avait un plus grand écart-type et donc était moins informatif (s4; $r \log \text{é.-t.} = 1,0$).

D'une manière similaire, nous avons testé des scénarios considérant des valeurs *a priori* de K plus faibles (s5; plage de 2-6 fois les captures maximales/ r), plus élevées (s6; 8-12 fois les captures maximales/ r) et un scénario où le c.v. de K correspondait au double de celui des modèles de base soit un c.v. de 0,83 versus un de 0,45 (s7; 2-24 fois les captures maximales/ r).

Sachant que plusieurs espèces atteignent un équilibre de production autour d'une valeur de 0,4 B_{RMD}/K (Thorson *et al.* 2012, Punt *et al.* 2014) nous avons testé une formulation Pella-Tomlinson d'un MPE avec JABBA en fixant le paramètre B_{RMD}/K avec un c.v. de 0,3 (s8).

Il est connu que la valeur de la biomasse relative initiale B_1/K peut avoir un grand effet sur les résultats de plusieurs types de méthodes d'évaluations de stocks (Boudreau et Duplisea 2022) et peut produire des avis biaisés si le modèle n'est pas approprié pour décrire la dynamique du système. Nous avons donc prévu des scénarios où B_1/K est égale à 0,5 et 0,7 (s9 et s10 respectivement). Pour l'Estuaire, le s9 correspondait à un B_1/K de 0,2, et le s10 à un B_1/K de 0,7.

Similaire à l'approche de Bailey (2012) qui a appliqué un MPE bayésien état-espace de type Schaefer aux stocks de plies canadiennes 3LNO, 3Ps et 2J3KL et similaire en concept à des analyses rétrospectives, nous avons construit des scénarios qui ont incorporé de l'information de différents tronçons d'années dans le modèle. Les séries d'indices de biomasses n'ont commencé qu'en 1990, mais les séries de captures débutent en 1982. Comme JABBA accepte les valeurs manquantes dans les séries d'indices, nous avons fait un scénario qui a incorporé les captures de 1982 à 2022 (s11). Deux autres scénarios (s12 et s13) ont analysé les périodes

d'années qui correspondent aux parties ascendantes et descendantes des tendances observées dans la série de la biomasse totale (1990-2005 et 2005-2022 respectivement).

Pour tous les tests de sensibilité, nous avons comparé les estimations des distributions postérieures (médianes et intervalle de confiance (i.c.) de 95%) pour les paramètres clés des modèles (K , r , q , $B1/K$, erreur de processus, σ^2_{proc} et σ^2_{obs}) et les quantités dérivées (RMD, B_{RMD} , F_{RMD} , B_{2022}/B_{RMD} et F_{2022}/F_{RMD}) avec le modèle de base.

COMPARAISON AVEC D'AUTRES TYPES DE MODÈLES

Comme Bouch *et al.* (2020), Pons *et al.* (2020) et Cousido-Rocha *et al.* (2022), nous avons comparé les résultats de JABBA avec d'autres modèles d'évaluation de stocks qui emploient le paradigme de production excédentaire. Spécifiquement nous avons ajusté la formulation MPE de SPICT (Pederson et Berg 2017) et la dernière version de CMSY++ (Froese *et al.* 2017). Cette dernière ajuste un modèle basé sur les captures seulement, mais peut permettre un ajustement « BSM » (Bayesian Schaefer Model) si un indice de biomasse est fourni. Les algorithmes, cadres de modélisation et formulations des MPE de ces modèles sont différents que ceux de JABBA, mais la paramétrisation des modèles et les distributions *a priori* fournies sont sensiblement pareilles.

Pour ces comparaisons avec d'autres types de modèles, nous avons comparé les estimations des postérieures (médianes et i.c. de 95%) pour les paramètres clés des modèles (K , r , q , $B1/K$, erreur de processus, σ^2_{proc} et σ^2_{obs}) et les quantités dérivées (RMD, B_{RMD} , F_{RMD} , B_{2022}/B_{RMD} et F_{2022}/F_{RMD}) avec le modèle de base.

RÉSULTATS

Le modèle bayésien de production excédentaire (MPE) a été ajusté aux données de chacun des stocks de crevette, soit Esquiman, Anticosti, Sept-Îles et Estuaire. Aucun des modèles de base a démontré de problème de convergence et les chaînes MCMC ont bien échantillonné l'espace des paramètres (Tableau 4). Les résultats des distributions postérieures pour chacun des stocks sont présentés dans les tableaux 5 à 8 et les figures 3, 11, 19 et 27 respectivement. On note que les estimations des paramètres r , K , $B1/K$, et q pour chacun de ces stocks sont plausibles considérant l'écologie de la crevette et le plan d'échantillonnage du relevé de chalut de fond à partir duquel les indices de biomasse sont calculés. On note aussi que les variances de processus et d'observations annuelles pour chaque stock sont raisonnables et se retrouvent à des niveaux considérés adéquats pour un fonctionnement correct des MPE (Thorson *et al.* 2014; Winker *et al.* 2018).

AJUSTEMENT DES MODÈLES

Esquiman

L'ajustement du modèle aux données pour le stock Esquiman est considéré comme acceptable (REQM = 29,4; SDNR = 0,90). La distribution de la biomasse ajustée ainsi que sa distribution prédictive englobent les observations annuelles de l'indice de biomasse (Figure 4). L'analyse des résidus démontre une légère tendance à sous-estimer la biomasse avant 2003 et une légère tendance à surestimer la biomasse à partir de 2003. Seul le résidu de l'année 2003 semble problématique dans l'ajustement du modèle (Figure 5).

Les tendances absolues et relatives au RMD de la biomasse et du taux d'exploitation du stock sont présentées à la figure 6. Les résultats d'analyses rétrospectives démontrent une tendance à surestimer la biomasse lorsque les années récentes sont retirées du modèle, indiquant que

les estimations de biomasse dans le modèle global devraient être considérées avec prudence. Les estimations de chaque sous-modèle se situent néanmoins à l'intérieur des intervalles de confiance du modèle globale (Figure 7). L'écart d'erreur de processus (Figure 8) demeure près de 0 pour la série temporelle, mais démontre une légère tendance négative depuis les années 2010. Cette variation inexpliquée par la partie déterministe du modèle pourrait être causée par la variabilité de processus naturels tels que des changements du recrutement, de la mortalité naturelle ou de l'exploitation du stock. En 2022, la biomasse du stock se situerait en dessous du B_{RMD} et au-dessus du F_{RMD} (Figures 6, 9-10).

Anticosti

L'ajustement du modèle aux données du stock d'Anticosti s'avère acceptable ($REQM = 31,3$; $SDNR = 0,93$). La distribution de la biomasse ajustée ainsi que sa distribution prédictive englobent les observations annuelles de l'indice de biomasse (Figure 12). L'analyse des résidus ne démontre aucune tendance temporelle importante (Figure 13).

Les tendances absolues et relatives au RMD de la biomasse et du taux d'exploitation du stock sont présentées à la figure 14. Les résultats d'analyses rétrospectives démontrent une tendance à surestimer la biomasse lorsque les années récentes sont retirées du modèle, indiquant que les estimations de biomasse avec le modèle global devraient être considérées avec prudence. Les estimations de chaque sous-modèle se situent néanmoins à l'intérieur des intervalles de confiance du modèle globale (Figure 15). L'écart d'erreur de processus (Figure 16) ne démontre aucune tendance temporelle particulière, mais est légèrement négatif depuis quelques années. Cette variation inexpliquée par la partie déterministe du modèle pourrait être causée par la variabilité de processus naturels tels que des changements du recrutement, de la mortalité naturelle ou de l'exploitation du stock. En 2022 la biomasse du stock se situerait en dessous du B_{RMD} et au-dessus du F_{RMD} (Figures 14, 17-18).

Sept-Îles

L'ajustement du modèle aux données du stock de Sept-Îles s'avère acceptable ($REQM = 23,1$; $SDNR = 0,90$). La distribution de la biomasse ajustée ainsi que sa distribution prédictive englobent les observations annuelles de l'indice de biomasse (Figure 20). L'analyse des résidus ne démontre aucune tendance temporelle importante, mais comme pour Esquiman, il y a une légère tendance négative avant 2003 et une légère tendance positive de 2010 à 2020 (Figure 21).

Les tendances absolues et relatives au RMD de la biomasse et du taux d'exploitation du stock sont présentées à la figure 22. Les résultats d'analyses rétrospectives démontrent une tendance à surestimer la biomasse, particulièrement pour le sous-modèle ayant deux années de moins d'information. Les valeurs de biomasse provenant du modèle global devraient donc être considérées avec prudence. Par contre, les tendances générales des sous-modèles suivent bien le modèle global et les valeurs demeurent largement à l'intérieur des intervalles de confiance (Figure 23). L'écart d'erreur de processus (Figure 24) ne démontre aucune tendance temporelle importante, mais il y a une légère tendance positive entre 1994 et 2003 et une tendance négative dans les années récentes (2014-2022). Cette variation inexpliquée par la partie déterministe du modèle pourrait être causée par la variabilité de processus naturels tels que des changements du recrutement, de la mortalité naturelle ou de l'exploitation du stock. En 2022, la biomasse du stock se situerait en dessous du B_{RMD} et au-dessus du F_{RMD} (Figures 22, 25-26).

Estuaire

L'ajustement du modèle aux données du stock Estuaire est considéré plus problématique par rapport aux autres stocks (REQM = 70,4; SDNR = 0,97). Ceci est possiblement dû à la série temporelle plus courte et moins contrastée. L'estimation des paramètres s'est donc faite avec moins d'information (Figure 27). De plus, les valeurs extrêmes de l'indice de biomasse en 2017, 2020 et 2022 contribuent probablement aussi aux moins bons ajustements du modèle (Figure 28). En 2022, l'indice de biomasse servant comme intrant au modèle est largement influencé par deux traits de chaluts qui ont capturé énormément de crevettes. Malgré cette observation, la distribution postérieure de la biomasse ainsi que sa distribution prédictive englobent les observations annuelles de l'indice de biomasse (Figures 28). L'analyse des résidus ne démontre aucune tendance temporelle importante malgré le REQM de 70,4 % (Figure 29).

Les tendances absolues et relatives au RMD de la biomasse et du taux d'exploitation du stock sont présentées à la figure 30. Les résultats d'analyses rétrospectives ne démontrent aucun problème majeur, car les estimations de chaque sous-modèle tombent à l'intérieur des intervalles de confiance du modèle global et non pas de tendance a surestimé ou sous-estimé la biomasse (Figure 31). L'écart d'erreur de processus (Figure 32) ne démontre aucune tendance temporelle important, mais est positif depuis quelques années. En 2022 la biomasse du stock se situerait au-dessus du BRMD et le taux d'exploitation se trouve en dessous du FRMD (Figures 30, 33-34).

ANALYSE DE SENSIBILITÉ

Nous avons effectué de nombreuses analyses de sensibilité par rapport à nos suppositions concernant le taux intrinsèque de croissance, la capacité de support et à la prémisse de constance des niveaux de productivité dans le temps. Ces analyses démontrent que les estimations des paramètres par rapport à nos suppositions de base sont stables et cohérentes avec les modèles de base. Les trajectoires de biomasse calculées à partir de ces modèles se situent toutes à l'intérieur des intervalles de confiance des modèles de base et suivent les mêmes tendances (Figures 35-42).

COMPARAISON AVEC D'AUTRES TYPES DE MODÈLES

Plusieurs plateformes existent pour l'ajustement de modèles de production excédentaire. Nous avons comparé les résultats des ajustements de modèles de base réalisés avec JABBA avec les sorties de SPICT (Pedersen et Berg 2017) et de CMSY++/BSM (Froese *et al.* 2017). Les résultats démontrent que chacun des modèles produit des estimations des paramètres similaires. Les tendances des biomasses relatives et des taux d'exploitation relatifs sont similaires entre chacun de ces modèles. Seul CMSY++ diffère d'une manière importante, surtout dans les années plus récentes. CMSY++ n'incorpore pas d'information par rapport à la biomasse des stocks et donc les résultats devraient être considérés avec prudence. Pour des espèces qui s'agrègent en banc, les captures peuvent demeurer élevées malgré une réduction réelle en biomasse. Dans une telle situation, se servir uniquement de données basées sur des captures commerciales peut introduire un biais dans les résultats. Malgré ceci, l'ensemble des résultats des différents modèles et tests de sensibilité démontrent une stabilité par rapport à nos suppositions de base ainsi que par différentes configurations du même modèle de base.

SOURCES D'INCERTITUDE

Le modèle de production excédentaire a été utilisé afin de décrire la trajectoire des stocks de crevette au fil du temps. Ce modèle n'intègre pas d'information sur la structure de taille ou d'âge

de la population, et simplifie les processus de productivité (recrutement, croissance, mortalité naturelle, etc.) aux paramètres estimés r et K , lesquels déterminent, respectivement, le taux de croissance de la population et la capacité de support du milieu. Succinctement, la biomasse de l'année prochaine est égale à la biomasse de cette année, plus la productivité du stock, moins les captures de la pêche.

La productivité de la crevette a changé de manière importante durant les 30 dernières années, avec une augmentation initiale de productivité qui a permis la croissance du stock, suivi d'une diminution importante de la productivité depuis une décennie qui a grandement contribué à son déclin (Tamdrari *et al.* 2018). Ces changements ne sont que partiellement accommodés par l'erreur de processus du modèle. En conséquence, le MPE pourrait être utilisé de manière heuristique pour estimer la biomasse qui produit un rendement maximal durable (RMD) de la pêche ou B_{RMD} , et un taux d'exploitation au RMD ou F_{RMD} . La B_{RMD} correspond à une biomasse à laquelle le stock a été productif, alors que le F_{RMD} correspond au taux d'exploitation approximatif qui a prévalu lorsque les stocks étaient à de fortes abondances. Les valeurs annuelles absolues de la biomasse (B) et du taux d'exploitation (F) estimées par le MPE, ne permettent pas de distinguer les effets des changements de productivité et de la pêche sur la dynamique des stocks, et sont donc considérées comme étant peu fiables et ne devraient pas être surinterprétées. Seule leur trajectoire sur l'ensemble de la série est informative, et la relation entre la biomasse relative (B/B_{RMD}) et le taux d'exploitation relatif (F/F_{RMD}) pourrait servir de guide pour établir des prélèvements par la pêche qui réduiront le risque de surpêche. Le modèle n'est cependant pas approprié pour comprendre les réponses futures à moyen et long terme de la pêche sur la dynamique des stocks.

CONCLUSION

Les résultats obtenus montrent que les modèles s'ajustent adéquatement aux données et qu'ils suivent les trajectoires de la biomasse du stock et du taux d'exploitation. Les résultats des modèles sont concordants avec les évaluations des stocks précédentes à savoir que les stocks Esquiman, Anticosti et Sept-Îles sont en décroissance depuis plusieurs années et atteignent en 2022 les plus faibles valeurs de biomasse observées depuis 1990, et que le stock Estuaire est actuellement relativement stable à des valeurs élevées.

L'estimation de plusieurs valeurs comme le rendement maximal durable (RMD), le taux d'exploitation qui produit le RMD (F_{RMD}), la biomasse associée au RMD (B_{RMD}), ainsi que B/B_{RMD} et F/F_{RMD} , seront très utiles pour la révision de l'approche de précaution.

Ce modèle représente un pas en avant pour l'évaluation des stocks de crevette nordique pour l'ENGSL, mais comme pour toute modélisation, il faut faire preuve de prudence lorsqu'on l'applique hors de l'éventail des conditions écosystémiques déjà observées, et des évaluations continues de son efficacité seront nécessaires.

REMERCIEMENTS

Nous remercions Mathieu Boudreau pour les premières analyses qu'il avait faites avec le modèle bayésien de production excédentaire ajusté aux stocks de crevette nordique de l'ENGSL. De plus, des remerciements sont aussi adressés à Jean-Martin Chamberland, Daniel Duplisea et Stéphane Plourde pour la révision de ce document.

RÉFÉRENCES CITÉES

- Aeberhard, W.H., Mills Flemming, J., et Nielsen, A. 2018. Review of State-Space Models for Fisheries Science. *Annu. Rev. Stat. Appl.* 5(1): 215–235. doi:10.1146/annurev-statistics-031017-100427.
- Bailey, J.A. 2012. [Bayesian Surplus Production modelling for American Plaice \(*Hippoglossoides platessoïdes*\)](#). DFO Can. Sci. Advis. Sec. Res. Doc. 2012/036. ii + 144 p.
- Bouch, P., Minto, C., et Reid, D.G. 2020. [Comparative performance of data-poor CMSY and data-moderate SPiCT stock assessment methods when applied to data-rich, real-world stocks](#). *ICES J. Mar. Sci.* 78(1): 264–276.
- Boudreau, M., et Duplisea, D. 2022. Outil d'aide à la décision pour la sélection des méthodes permettant d'obtenir des indicateurs de la santé et des points de référence pour des stocks limités en données. *Rapp. manus. can. sci. halieut. aquat.* 3237: vii + 67 pp.
- Bourdages, H., Roux, M.-J., Marquis, M.-C., Galbraith, P., et Isabel, L. 2022. [Évaluation des stocks de crevette nordique de l'estuaire et du golfe du Saint-Laurent en 2021 : données de la pêche commerciale et du relevé de recherche](#). Secr. can. des avis sci. du MPO. Doc. de rech. 2022/027. xv + 197 p.
- Bourdages, H., Bourret, A. et Parent, G.J. 2023. [Délimitation des unités d'évaluation des stocks de crevette nordique de l'estuaire et du nord du golfe du Saint-Laurent](#). Secr. can. des avis sci. du MPO. Doc. de rech. 2023/082. vi + 30 p.
- Caddy, J.F. 2004. [Current usage of fisheries indicators and reference points, and their potential application to management of fisheries for marine invertebrates](#). *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 61(8): 1307-1324.
- Carvalho, F., Winker, H., Courtney, D., Kapur, M., Kell, L., Cardinale, M., Schirripa, M., Kitakado, T., Yemane, D., Piner, K.R., Maunder, M.N., Taylor, I., Wetzel, C.R., Doering, K., Johnson, K.F., et Methot, R.D. 2021. [A cookbook for using model diagnostics in integrated stock assessments](#). *Fish. Res.* 240: 105959.
- Cousido-Rocha, M., Pennino, M.G., Izquierdo, F., Pax, A., Jojo, D., Tifoura, A., Zanni, M.Y., et Cervino, S. 2022. [Surplus production models: a practical review of recent approaches](#). *Rev. Fish Biol. Fish.* 32, 1085–1102.
- Froese, R., Demirel, N., Coro, G., Kleisner, K.M. et Winker, H. 2017. Estimating fisheries reference points from catch and resilience. *Fish Fish.* 18(3), pp. 506-526.
- Gelman, A., et Rubin, D.B. 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statist. Sci.* pp.457-472.
- Graham, M. 1935. Modern theory of exploiting a fishery and application to North Sea trawling. *Journal du Conseil Permanent International pour l'Exploration de la Mer*, 10: 264–274.
- Hvingel, C. 2015. The 2015 assessment of the North Sea / Skagerrak shrimp stock using a Bayesian surplus production model. NAFO SCR Doc. 15/59.
- Hvingel, C. 2019. Shrimp (*Pandalus borealis*) in the Barents Sea – Stock assessment 2019. NAFO SCR Doc. 19/054.
- Hvingel, C., et Kingsley, M.C.S. 2001. Assessment models for the West Greenland shrimp stock using a Bayesian approach. First results. NAFO SCR Doc.01/181. Serial No. N4570. 26 pp.

-
- ICES. 2015. [Report of the fifth Workshop on the Development of Quantitative Assessment Methodologies based on Life-history traits, exploitation characteristics, and other relevant parameters for data-limited stocks \(WKLIFE V\)](#). ICES Expert Group reports (until 2018). Report.
- Kruschke, J.K. 2021. [Bayesian Analysis Reporting Guidelines](#). Nat. Hum. Behav. 5, pp.1282–1291.
- Meyer, R., et Millar, R.B. 1999. [BUGS in Bayesian stock assessments](#). Can. J. Fish. Aquat. Sci. 56, 1078–1086.
- MPO. 2011. [Points de référence conformes à l'approche de précaution pour la crevette nordique de l'estuaire et du golfe du Saint-Laurent](#). Secr. can. de consult. sci. du MPO, Avis sci. 2011/062.
- MPO. 2022. [Évaluation des stocks de crevette nordique de l'estuaire et du golfe du Saint-Laurent en 2021](#). Secr. can. des avis sci. du MPO. Avis sci. 2022/006.
- Palomares, M.L.D., et Pauly, D (Editors). 2023. SeaLifeBase. World Wide Web electronic publication. version (04/2023).
- Pauly, D., et Froese, R. 2021. [MSY needs no epitaph—but it was abused, ICES J. Mar. Sci.](#), 78(6), pp. 2204–2210.
- Pedersen M.W., et Berg C. W. 2017. A stochastic surplus production model in continuous time. Fish Fish. 18: 226–243.
- Plummer, M. 2003. March. JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs sampling. In Proceedings of the 3rd international workshop on distributed statistical computing (Vol. 124, No. 125.10, pp. 1-10).
- Pons, M., Cope, J.M., et Kell, L.T. 2020. Comparing performance of catch-based and length based stock assessment methods in data-limited fisheries. Can. J. Fish. Aquat. Sci. 77(6): 1026–1037. doi:[10.1139/cjfas-2019-0276](#).
- Punt, A.E. 2023. [Those who fail to learn from history are condemned to repeat it: A perspective on current stock assessment good practices and the consequences of not following them](#). Fish. Res. 261: 106642.
- Punt, A.E., et Hilborn, R. 1997. Fisheries stock assessment and decision analysis: The Bayesian approach. Rev. Fish Biol. Fish.,7, pp. 35–63.
- Punt, A.E., Smith, A.D.M., Smith, D.C., Tuck, G.N., et Klaer, N.L. 2014. Selecting relative abundance proxies for BMSY and BMEY. ICES J. Mar. Sci. 71(3): 469–483. doi:[10.1093/icesjms/fst162](#).
- Schaefer, M.B. 1954. Some Aspects of the Dynamics of Populations Important to the Management of the Commercial Marine Fisheries. Inter-American Tropical Tuna Comm. Bull. 1(2).
- Su, Y.-S., et Yajima, M. 2012. R2jags: A Package for Running jags from R.
- Tamdrari, H., Benoît, H.P., Hanson J.M., Bourdages, H., et Brêthes, J.-C. 2018. Habitat associations and assemblage structure of shrimp species in the Gulf of St. Lawrence (Canada) following dramatic increases in abundance. Mar. Ecol. Prog. Ser. 596: 95-112.
- Thorson, J.T., Cope, J.M., Branch, T.A., Jensen, O.P., et Walters, C.J. 2012. [Spawning biomass reference points for exploited marine fishes, incorporating taxonomic and body size information](#). Can. J. Fish. Aquat. Sci. 69, 1556–1568.
-

-
- Thorson, J.T., Ono, K., et Munch, S.B. 2014. A Bayesian approach to identifying and compensating for model misspecification in population models. *Ecology* 95(2): 329-341.
- Vehtari, K., Gelman, A., Simpson, D., Carpenter, B., et Bürkner, P.C. 2021. Rank-normalization, folding, and localization: An improved R-hat for assessing convergence of MCMC (with discussion). *Bayesian Data Anal.* 16(2), 667—718. doi:[10.1214/20-BA1221](https://doi.org/10.1214/20-BA1221)
- Verhulst, P.-F. 1838. Notice sur la loi que la population suit dans son accroissement. *Correspondance Mathématique et Physique*, 10: 113–121.
- Winker, H., Carvalho, F. et Kapur, M. 2018. JABBA: just another Bayesian biomass assessment. *Fish. Res.* 204, pp. 275-288.
- Winker, H., Carvalho, F., Thorson, J.T., Kell, L.T., Parker, D., Kapur, M., Sharma, R., Booth, A.J., et Kerwath, S.E. 2020. JABBA-Select: Incorporating life history and fisheries' selectivity into surplus production models. *Fish. Res.* 222, p.105355.
- Zhou, S., Punt, A.E., Deng, R., Dichmont, C.M., Ye, Y., et Bishop, J. 2009. Modified hierarchical Bayesian biomass dynamics models for assessment of short-lived invertebrates: A comparison for tropical tiger prawns. *Mar. Freshw. Res.* 60: 1298–1308.

TABLEAUX

Tableau 1. Série temporelle de débarquements (t) de 1982 à 2022 pour chacun des stocks.

Année	Esquiman	Anticosti	Sept-Îles	Estuaire
1982	2111	2402	3836	152
1983	2242	2861	3711	158
1984	1578	1276	4443	248
1985	1421	2767	4418	164
1986	1592	3314	4242	262
1987	2685	3403	5430	523
1988	4335	2844	6047	551
1989	4614	4226	6281	629
1990	3303	4723	6839	507
1991	4773	4554	6447	505
1992	3149	4146	4973	489
1993	4683	4622	5654	496
1994	4689	3823	7196	502
1995	4800	2171	9177	486
1996	5123	1177	11306	505
1997	5957	3244	10551	549
1998	6554	5910	10003	634
1999	6732	3774	12487	646
2000	7396	4197	13904	739
2001	7815	3655	12709	832
2002	8250	4023	16108	799
2003	6773	3454	16645	796
2004	8593	5571	20790	1033
2005	8867	3176	17664	1001
2006	8957	5053	19013	1029
2007	9208	9361	16464	1022
2008	9110	9282	16325	1017
2009	9473	9443	16074	993
2010	9541	10087	15768	906
2011	9177	9561	14646	880
2012	10244	8187	12596	956
2013	9149	7672	14227	1117
2014	8408	8714	12440	984
2015	8220	9161	12425	1075
2016	7081	8680	12141	1027
2017	7024	6928	6946	899
2018	5971	6285	4189	214
2019	5981	6848	4012	199
2020	5992	6182	5101	570
2021	5535	6233	4982	579
2022	4253	3717	3909	497

Tableau 2. Série temporelle de l'indice de biomasse (t) totale de 1982 à 2022 pour chacun des stocks.

Année	Esquiman	Anticosti	Sept-Îles	Estuaire
1990	20358	36229	31866	2011
1991	15336	21973	43033	2219
1992	9490	23782	18642	1803
1993	9116	14968	25037	1486
1994	11988	11767	33251	2088
1995	21198	29739	42200	344
1996	20525	57830	56354	2862
1997	46764	35790	63502	1764
1998	27492	27857	72819	727
1999	33550	31484	66381	3015
2000	31272	43272	97138	3371
2001	29755	30139	80285	1858
2002	13395	53610	86963	1526
2003	60250	76913	194703	3343
2004	38719	57708	122516	2893
2005	46872	70211	99464	2385
2006	50305	42620	82758	1947
2007	31708	72918	111320	3482
2008	29685	28870	97972	10715*
2009	35140	46271	77580	9991*
2010	32947	38440	79291	7898*
2011	47211	21827	53408	7266*
2012	31079	28530	72082	7993*
2013	35399	28898	57704	6764*
2014	31002	33574	84410	10940*
2015	22056	34597	69072	5381*
2016	25432	20748	44581	7486*
2017	18996	26624	21684	2420*
2018	17478	19170	14971	6924*
2019	23251	18905	20941	9742*
2020	11470	20947	27458	2315*
2021	14404	15383	11966	12949*
2022	11619	8924	4143	25504*

*: À partir de 2008, l'échantillonnage a été accru en ajoutant des strates dans la partie peu profonde (37-183 m) de l'estuaire.

Tableau 3. Distributions a priori du modèle de base pour chaque stock.

	Esquiman	Anticosti	Sept-Îles	Estuaire
r moy.	0,58	0,58	0,58	0,58
r log é.-t.	0,53	0,53	0,53	0,53
K inf.	35323	34781	71689	3852
K sup.	211936	208689	430135	23114
B ₁ /K moy.	0,2	0,2	0,2	0,5
B ₁ /K c.v.	0,25	0,25	0,25	0,25
σ_{η}^2 (igamma)	(0,001, 0,001)	(0,001, 0,001)	(0,001, 0,001)	(0,001, 0,001)
σ_{fix}^2 (fixed.obsE)	0,2	0,2	0,2	0,2
$\sigma_{est,t}^2$ (sigma.est)	(0,001, 0,001)	(0,001, 0,001)	(0,001, 0,001)	(0,001, 0,001)
captures c.v.	0,1	0,1	0,1	0,1

Tableau 4. Statistique diagnostique de convergence et ajustement des modèles pour les 4 stocks. Rhat désigne le « potential scale reduction statistic », ESS désigne « effective sample size », DIC le « Deviation information criterion », REQM est la racine de l'écart quadratique moyen et SDNR est l'écart-type des résidus normalisés.

Statistique	Anticosti	Esquiman	Estuaire	Sept-Îles
Rhat (Vehtari <i>et al.</i> 2021) < 1.1	VRAI	VRAI	VRAI	VRAI
Rhat (Gelman et Rubin 1992) < 1.1	VRAI	VRAI	VRAI	VRAI
min ess	120	66	38	220
max ess	15000	15000	15000	15000
mean ess	4265	4410	3032	4684
min bulk ess	140,1	63,83	85,77	206,9
max bulk ess	15329,5	15077,63	15181,57	14963,7
mean bulk ess	2900,6	3194,84	3198,44	4329,3
min tail ess	195,8	167,4	135	227,3
max tail ess	14823,4	15042,7	15201,4	14904,9
mean tail ess	3690	4215,9	4601,6	5525
DIC	445,6	441,5	166,7	478,2
REQM	31,3	29,4	70,4	23,1
SDNR	0,93	0,9	0,97	0,9

Tableau 5. Distributions postérieures du modèle de base pour Esquiman.

Paramètre	Médiane	I.C. inf.	I.C. sup.
K	82912,363	47518,345	166498,828
r	0,416	0,219	0,704
B_1/K	0,199	0,129	0,302
F_{RMD}	0,208	0,109	0,352
B_{RMD}	41456,181	23759,173	83249,414
RMD	8525,147	6237,247	12482,450
B_{2022}/B_{RMD}	0,414	0,183	0,942
F_{2022}/F_{RMD}	1,245	0,436	2,533
q	0,823	0,326	1,583
σ_{η}^2	0,022	0,001	0,043
$\sigma_{\varepsilon,t}^2$	0,050	0,005	0,147

Tableau 6. Distributions postérieures du modèle de base pour Anticosti

Paramètre	Médiane	I.C. inf.	I.C. sup.
K	73783,932	46212,731	140920,957
r	0,372	0,207	0,618
B_1/K	0,249	0,171	0,332
F_{RMD}	0,186	0,104	0,309
B_{RMD}	36891,966	23106,365	70460,479
RMD	6877,157	5606,349	9339,246
B_{2022}/B_{RMD}	0,284	0,130	0,555
F_{2022}/F_{RMD}	1,894	0,929	3,930
q	1,080	0,673	1,618
σ_{η}^2	0,007	0,001	0,039
$\sigma_{\varepsilon,t}^2$	0,054	0,005	0,135

Tableau 7. Distributions postérieures du modèle de base pour Sept-Îles.

Paramètre	Médiane	I.C. inf.	I.C. sup.
K	112016,900	66223,050	216946,900
r	0,516	0,247	0,963
B_1/K	0,158	0,102	0,242
F_{RMD}	0,258	0,124	0,482
B_{RMD}	56008,460	33111,530	108473,400
RMD	14599,800	10007,580	19641,610
B_{2022}/B_{RMD}	0,048	0,039	0,091
F_{2022}/F_{RMD}	5,383	3,213	7,800
q	2,025	1,063	3,646
σ_η^2	0,032	0,004	0,044
$\sigma_{\varepsilon,t}^2$	0,014	0,001	0,079

Tableau 8. Distributions postérieures du modèle de base pour Estuaire.

Paramètre	Médiane	I.C. inf.	I.C. sup.
K	8669,311	4611,354	17036,034
r	0,502	0,252	1,165
B_1/K	0,524	0,294	0,749
F_{RMD}	0,251	0,126	0,583
B_{RMD}	4334,655	2305,677	8518,017
RMD	1023,111	719,336	2776,025
B_{2022}/B_{RMD}	1,383	0,640	2,204
F_{2022}/F_{RMD}	0,361	0,091	0,878
q	1,862	0,631	4,358
σ_η^2	0,008	0,001	0,040
$\sigma_{\varepsilon,t}^2$	0,282	0,112	0,740

Tableau 9. Paramètres des distributions a priori utilisées pour les différents tests de sensibilité. Les paramètres qui diffèrent du scénario de base sont en gras.

ID	Scénario	r	r log é.-t.	K	K log écart-type	B _{rmd} /K	B ₁ /K	Années
base	base	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s1	r_low	0,30	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s2	r_high	0,90	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s3	r_sd_low	0,58	0,1	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s4	r_sd_high	0,58	1,0	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s5	K_low	0,58	0,5	(2-6x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s6	K_high	0,58	0,5	(8-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2022
s7	K_sd_high	0,58	0,5	(2-24x_max_catch)/r	0,83	0,5	0,2	1990-2022
s8	B _{RMD} /K = 0,4	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,4	0,2	1990-2022
s9	B ₁ /K = 0,5	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,5	1990-2022
s10	B ₁ /K = 0,7	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,7	1990-2022
s11	82-22	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1982-2022
s12	90-05	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	1990-2005
s13	05-22	0,58	0,5	(2-12x_max_catch)/r	0,45	0,5	0,2	2005-2022

FIGURES

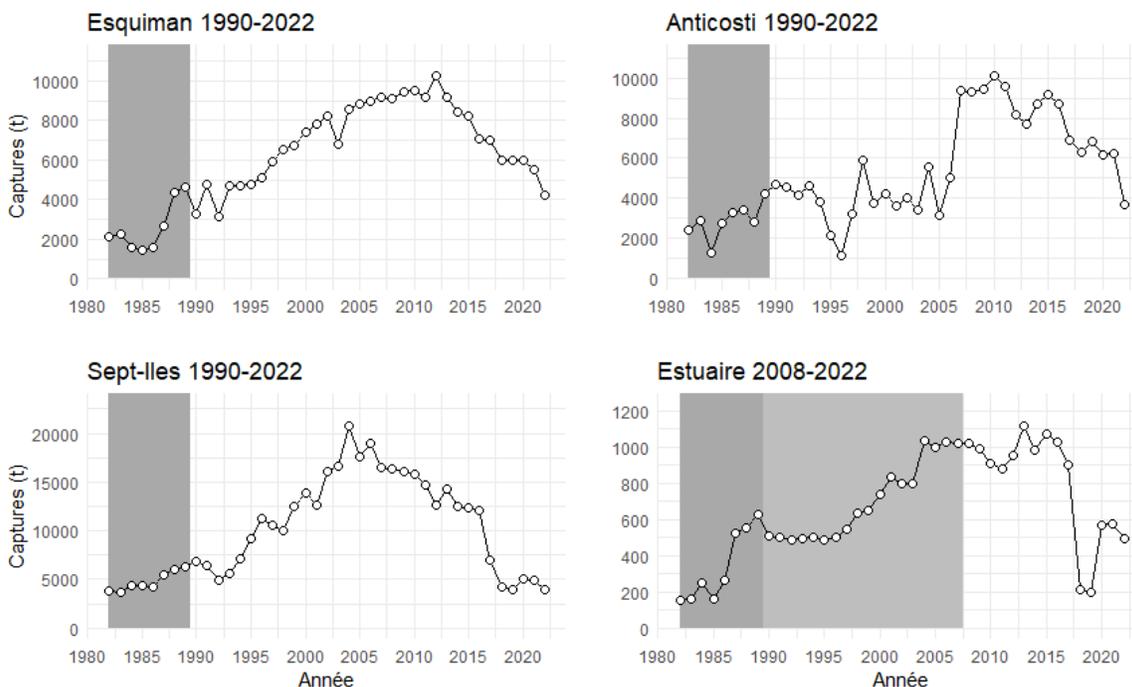


Figure 1. Débarquements (captures) annuels en tonnes pour les 4 stocks. Le fond gris foncé indique les années qui ne sont pas utilisées dans le modèle de base. Le fond gris clair pour Estuaire indique les années avant que les strates additionnelles du relevé au chalut de fond étaient présentes.

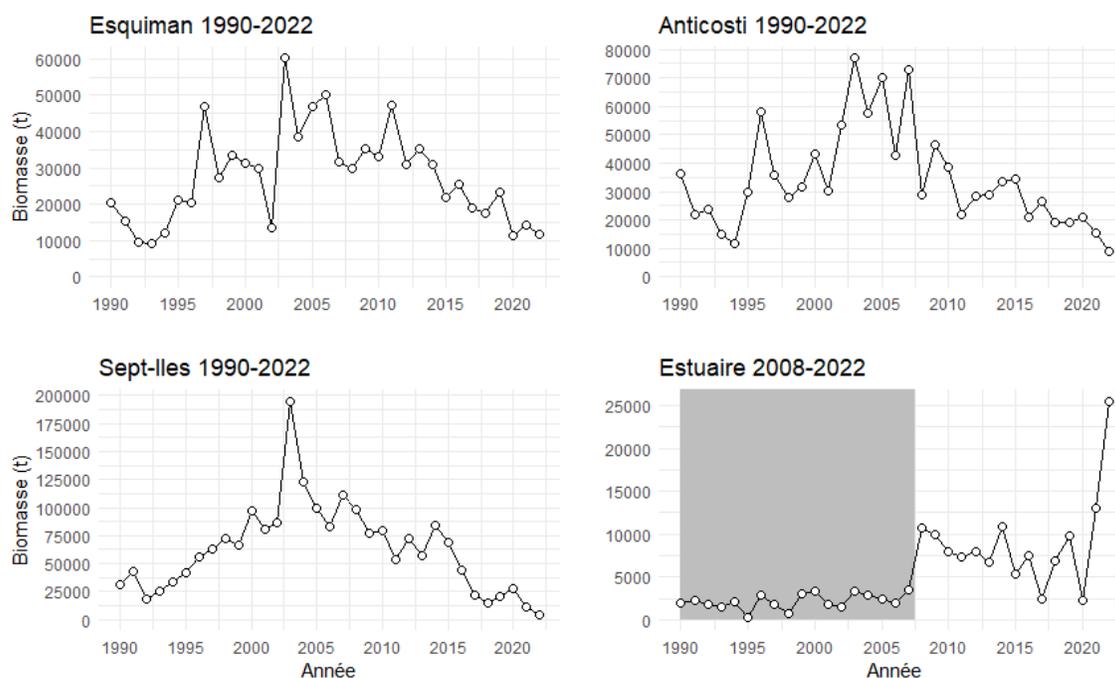


Figure 2. La biomasse totale annuelle en tonnes pour les 4 stocks. Le fond gris foncé indique les années qui ne sont pas utilisées dans le modèle de base.

Esquiman

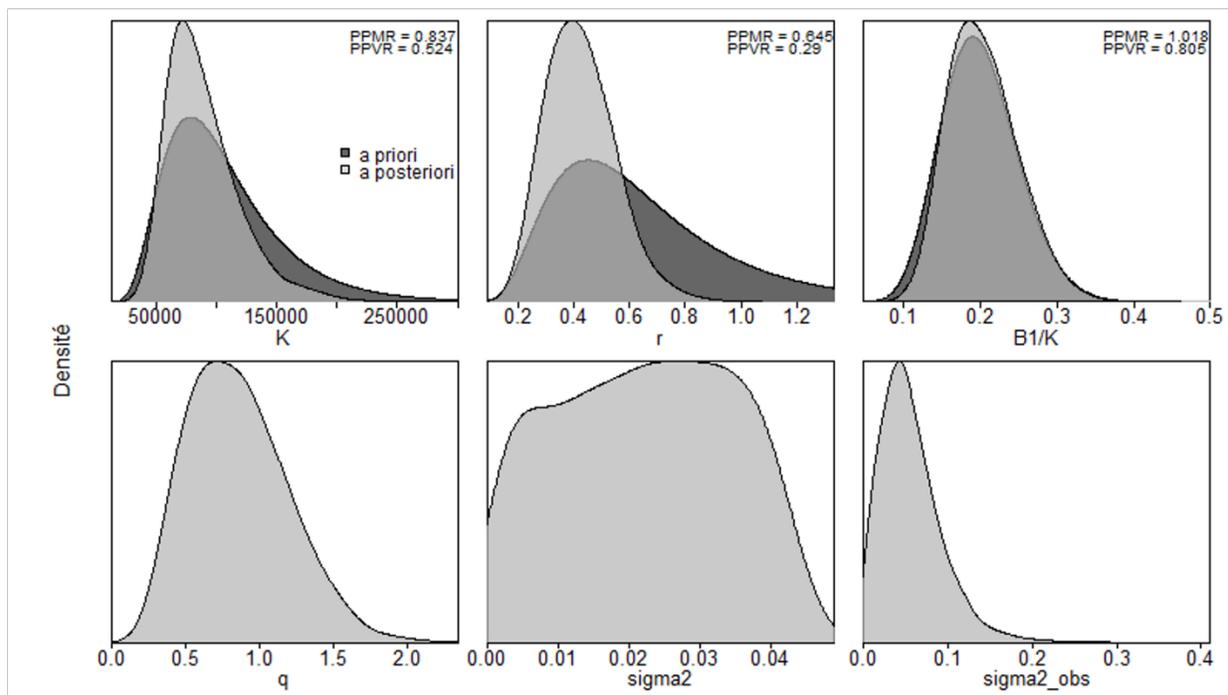


Figure 3. Distributions a priori (gris foncé) et postérieures (gris clair) des paramètres utilisés dans le modèle de base pour Esquiman. Les paramètres sont la capacité de support (K), le taux intrinsèque d'accroissement naturel (r), le rapport entre la biomasse et la capacité de support dans la première année de la série (B_1/K), le coefficient de capturabilité de l'indice de biomasse (q), la variance de l'erreur de processus σ_{η}^2 (sigma2) et la variance d'erreur d'observation $\sigma_{\varepsilon_t}^2$ (sigma2_obs). Les distributions postérieures sont tracées en utilisant des densités Kernel génériques.

Esquiman

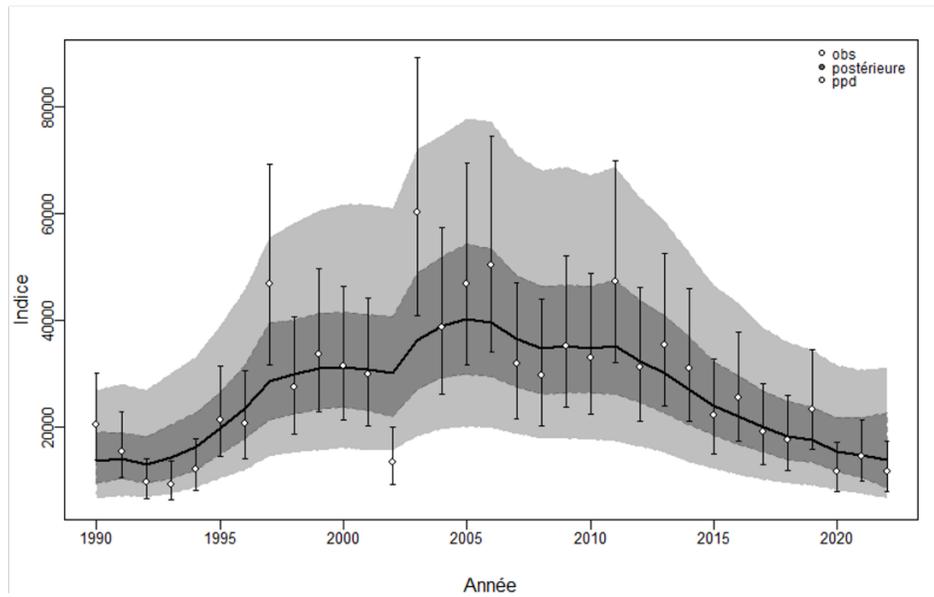


Figure 4. Indice de biomasse totale observée pour Esquiman (points blancs et erreur a priori associée) et la trajectoire estimée par le modèle de base (ligne noire). Les zones grisées représentent la distribution postérieure des prédictions (gris foncé) et la distribution prédictive du postérieur (ppd – gris claire).

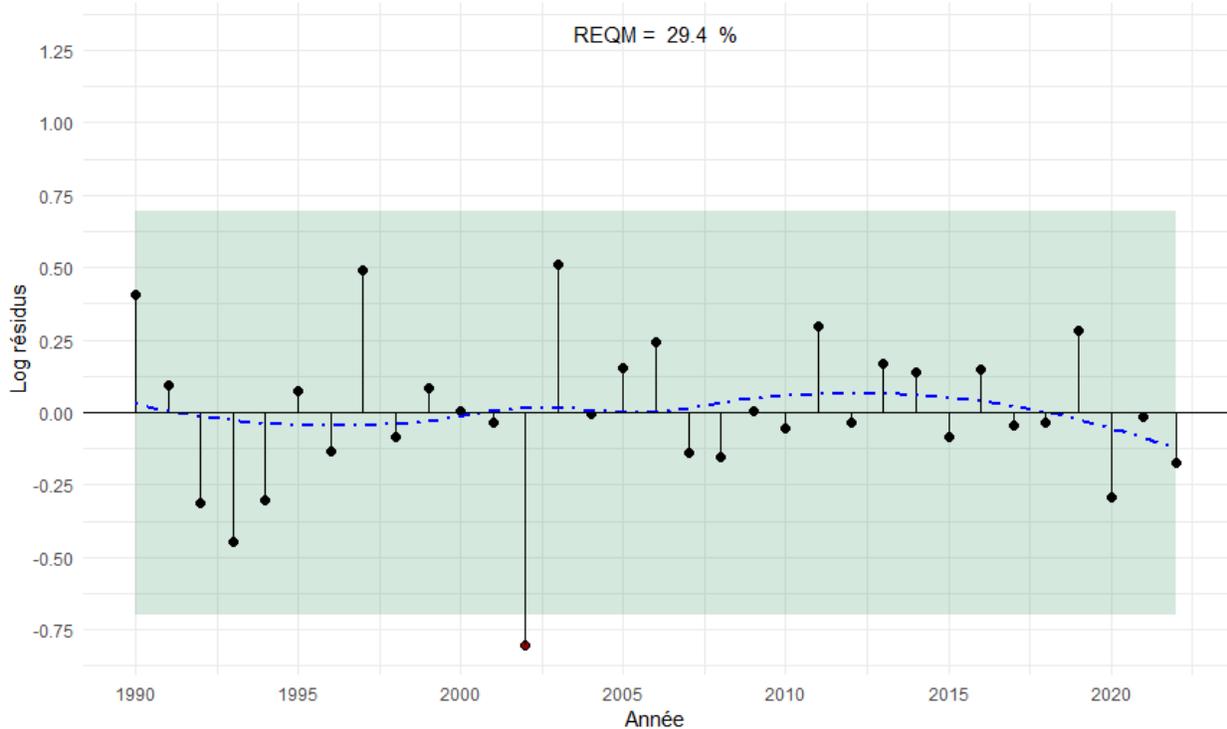


Figure 5. Diagnostiques des résidus sur l'échelle logarithmique de l'indice de biomasse pour le modèle de base pour Esquiman. La ligne pointillée bleue est un lissage Loess des résidus. Le fond vert représente les résultats du test Wald-Wolfowitz. REQM correspond à la moyenne de l'erreur absolue en pourcentage.

Esquiman

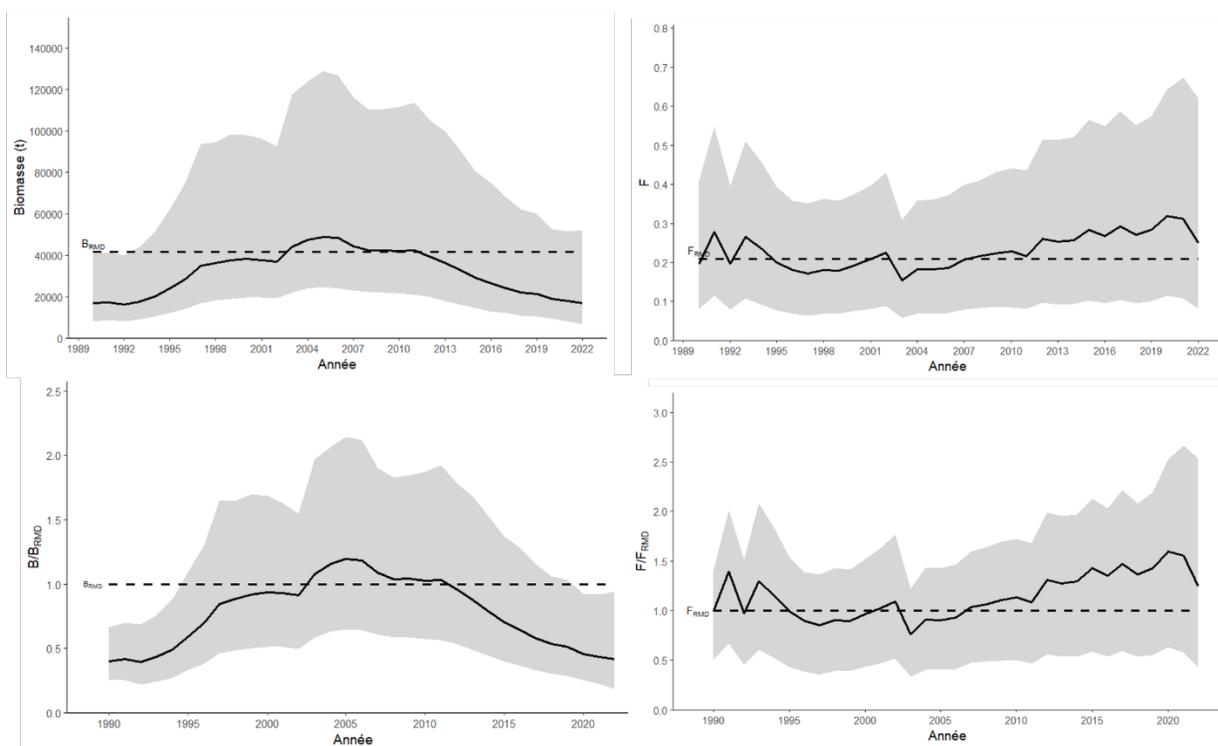


Figure 6. Trajectoires estimées pour la biomasse du stock Esquiman (B_t) et de la mortalité par la pêche (F_t), et mises à l'échelle du rendement maximal durable (B/B_{RMD} et F/F_{RMD}). La zone ombragée représente l'intervalle de 95 %.

Esquiman

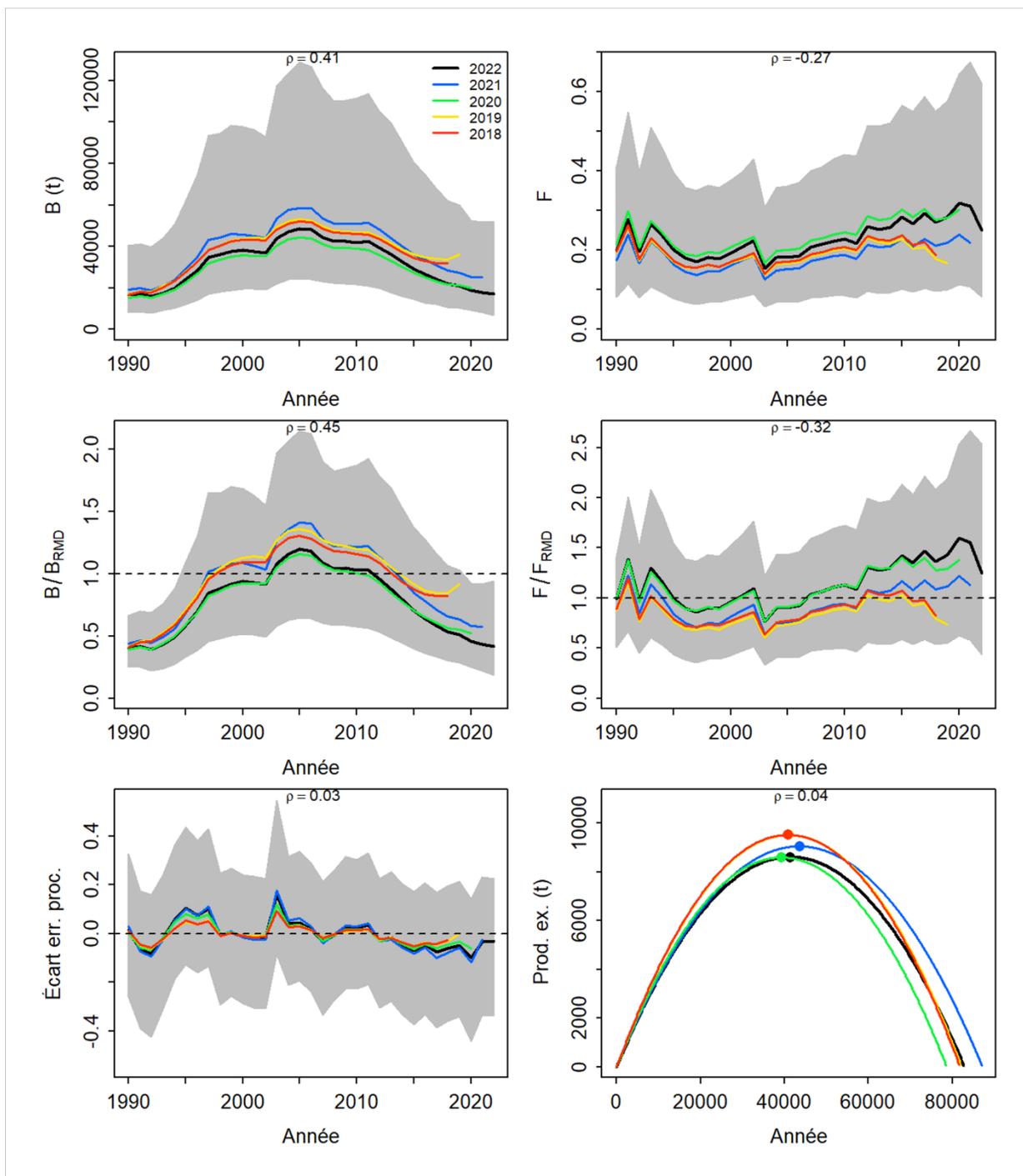


Figure 7. Analyse rétrospective pour le stock Esquiman (2018-2022). La valeur moyenne de Mohn's ρ est indiquée sur chaque graphique.

Esquiman

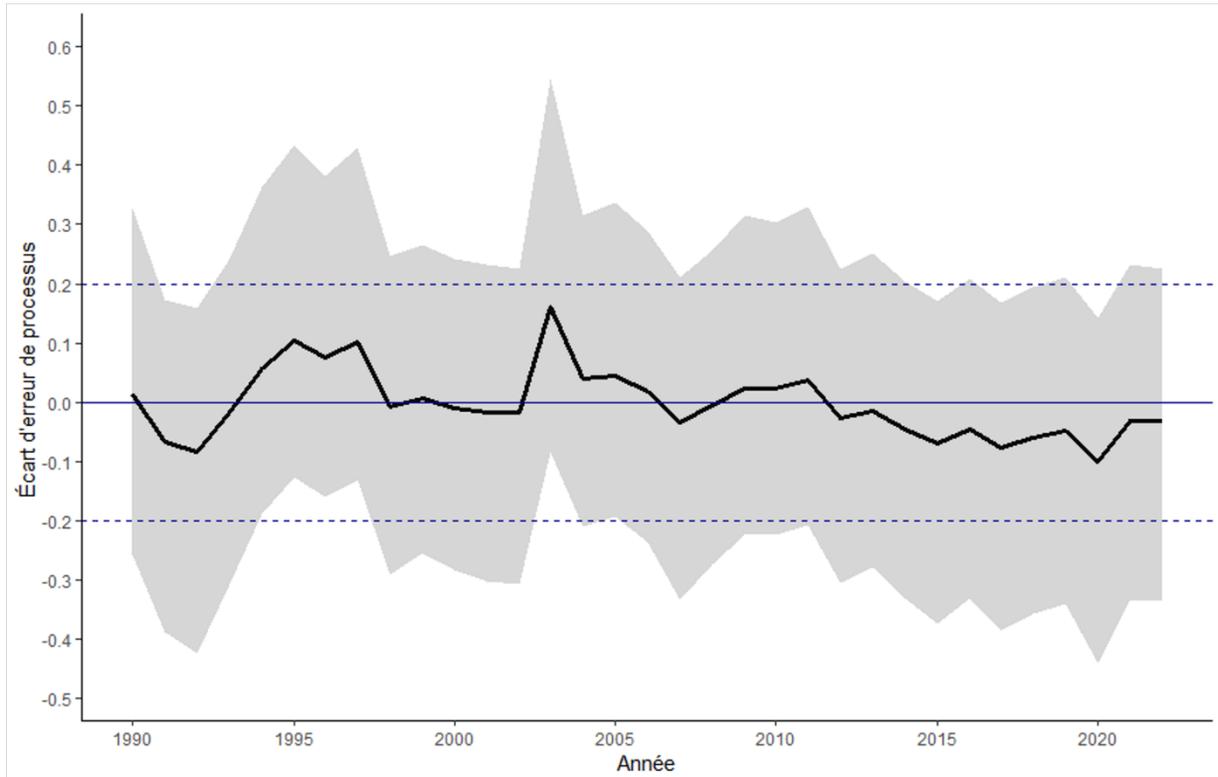


Figure 8. Écart d'erreur de processus pour le modèle d'Esquiman. La ligne noire représente la médiane de la distribution postérieure et l'i.c. 95 % est indiqué en gris. La ligne bleue solide représente la tendance de la biomasse obtenue par la partie déterministe du modèle. Les lignes bleues pointillées sont présentées à titre indicatif.

Esquiman

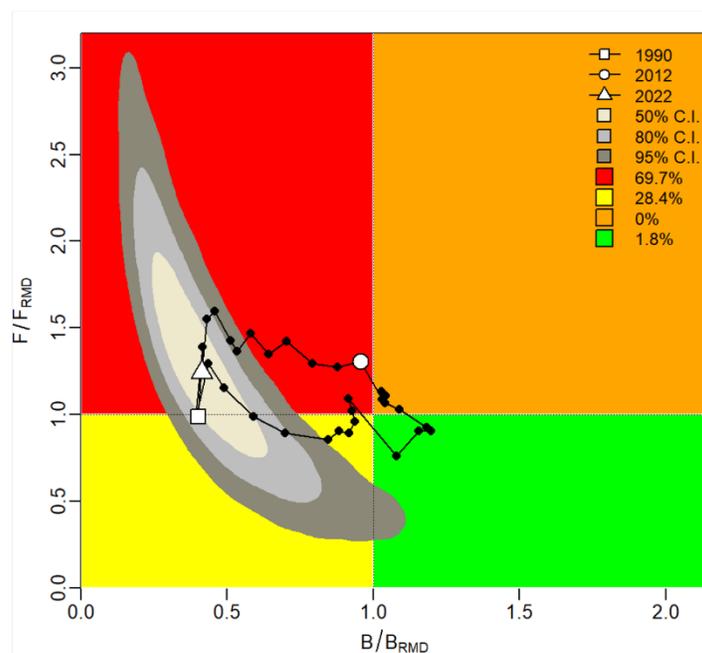


Figure 9. Graphique de type Kobe pour le scénario de base du stock Esquiman. La trajectoire estimée (1990-2022) entre F/F_{RMD} et B/B_{RMD} est représentée par la ligne noire. Les intervalles de confiance pour l'année terminale de 50 %, 80 % and 95 % sont représentés par les nuages gris. Les probabilités que l'année terminale se trouve dans l'un des quadrants sont indiquées dans la légende.

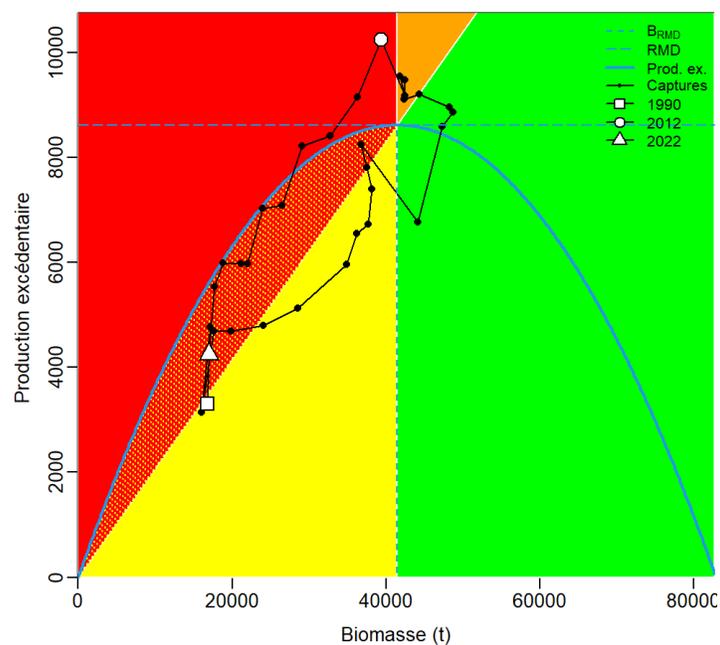


Figure 10. Graphique de type phase-SP montrant la courbe estimée du surplus de production (ligne bleue) et de la trajectoire des captures (ligne noire) en fonction de la biomasse pour le scénario de base du stock Esquiman. Les estimations de rendement maximal durable sont présentées par les lignes pointillées bleues.

Anticosti

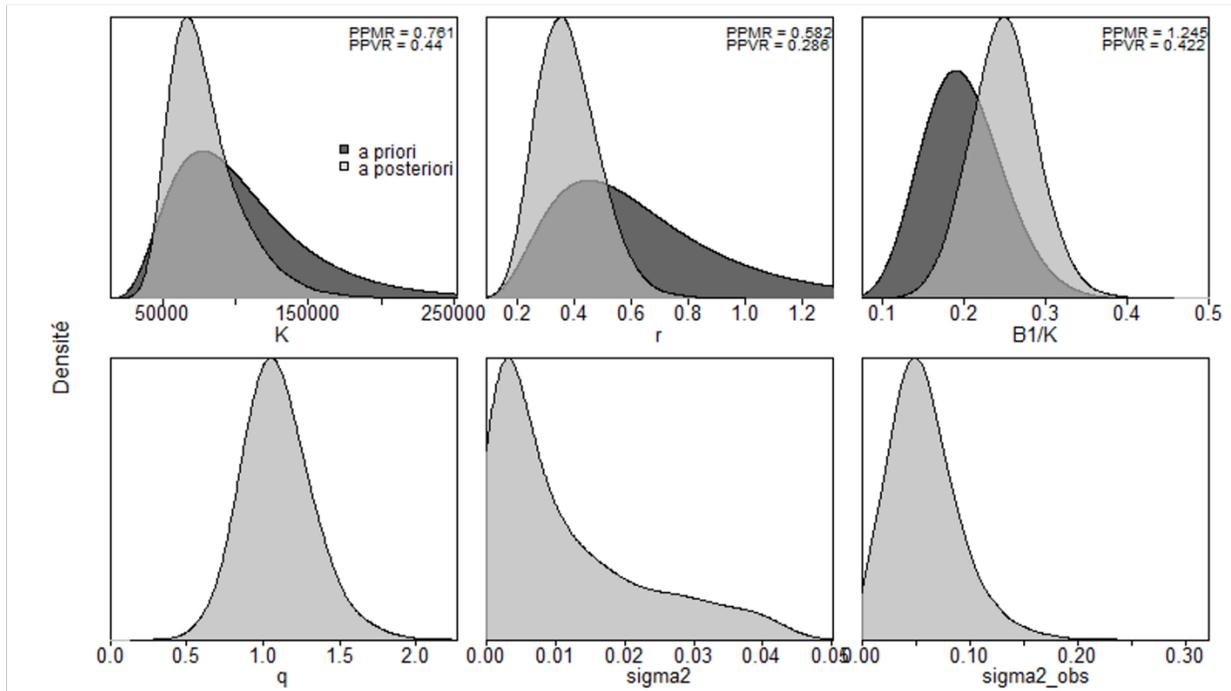


Figure 11. Distributions a priori (gris foncé) et postérieures (gris clair) des paramètres utilisés dans le modèle de base pour Anticosti. Les paramètres sont la capacité de support (K), le taux intrinsèque d'accroissement naturel (r), le rapport entre la biomasse et la capacité de support dans la première année de la série (B_1/K), la coefficient de capturabilité de l'indice de biomasse (q), la variance de l'erreur de processus σ_{η}^2 (sigma2) et la variance d'erreur d'observation $\sigma_{\varepsilon_t}^2$ (sigma2_obs). Les distributions postérieures sont tracées en utilisant des densités Kernel génériques.

Anticosti

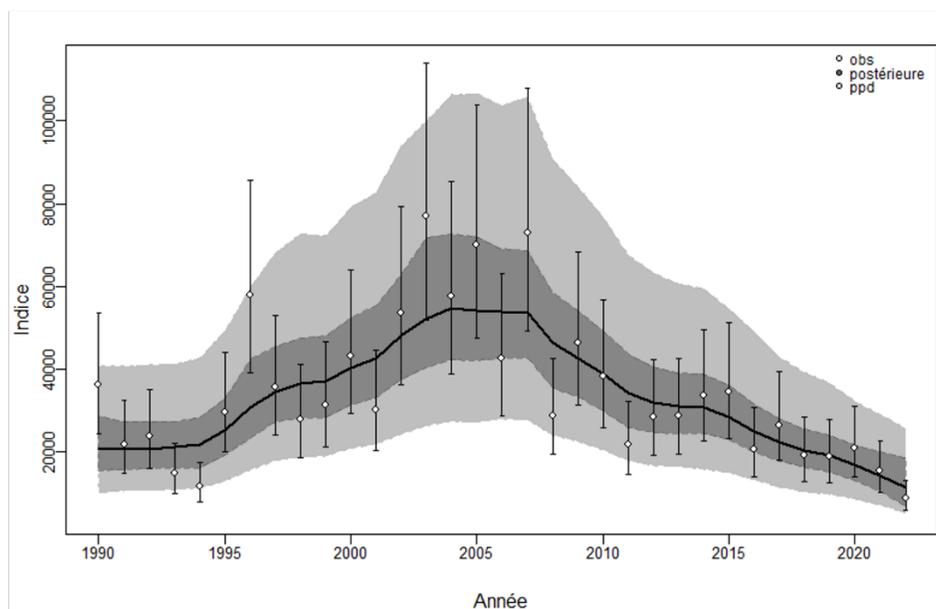


Figure 12. Indice de biomasse totale observée pour Anticosti (points blancs et erreur a priori associée) et la trajectoire estimée par le modèle de base (ligne noire). Les zones grisées représentent la distribution postérieure des prédictions (gris foncé) et la distribution prédictive du postérieur (ppd – gris claire).

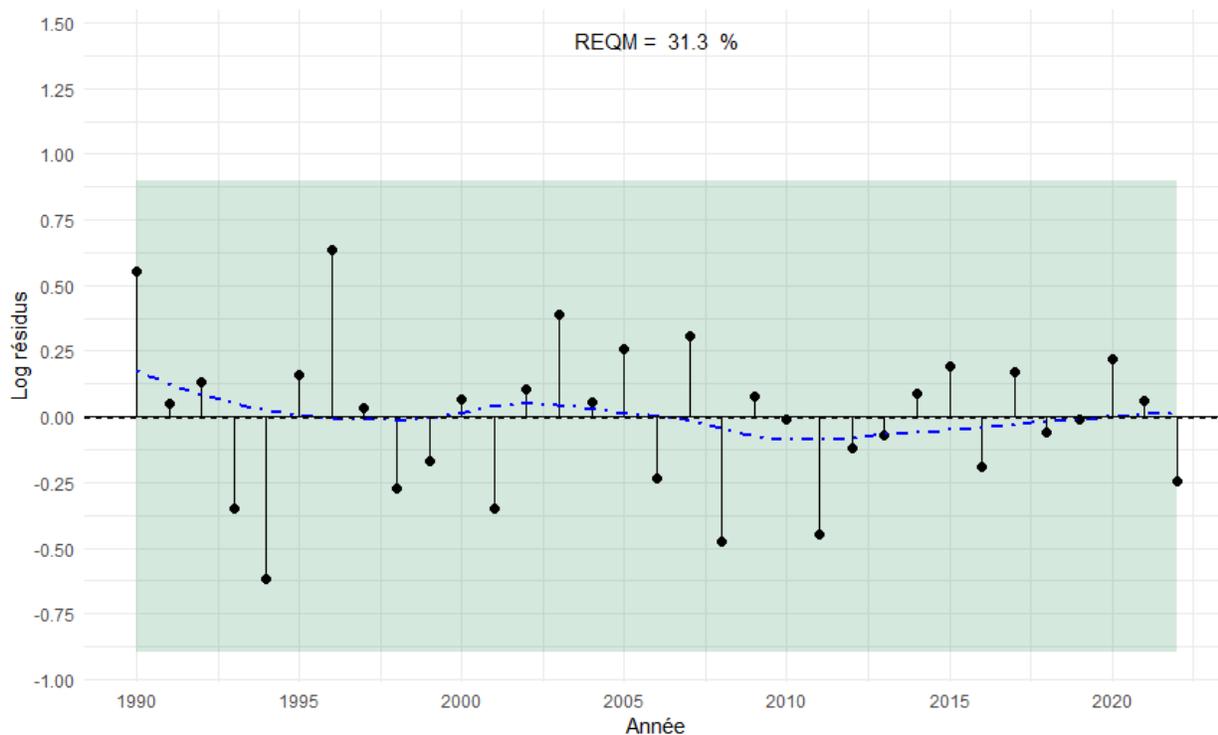


Figure 13. Diagnostiques des résidus sur l'échelle logarithmique de l'indice de biomasse pour le modèle de base pour Anticosti. La ligne pointillée bleue est un lissage Loess des résidus. Le fond vert représente les résultats du test Wald-Wolfowitz. REQM correspond à la moyenne de l'erreur absolue en pourcentage.

Anticosti

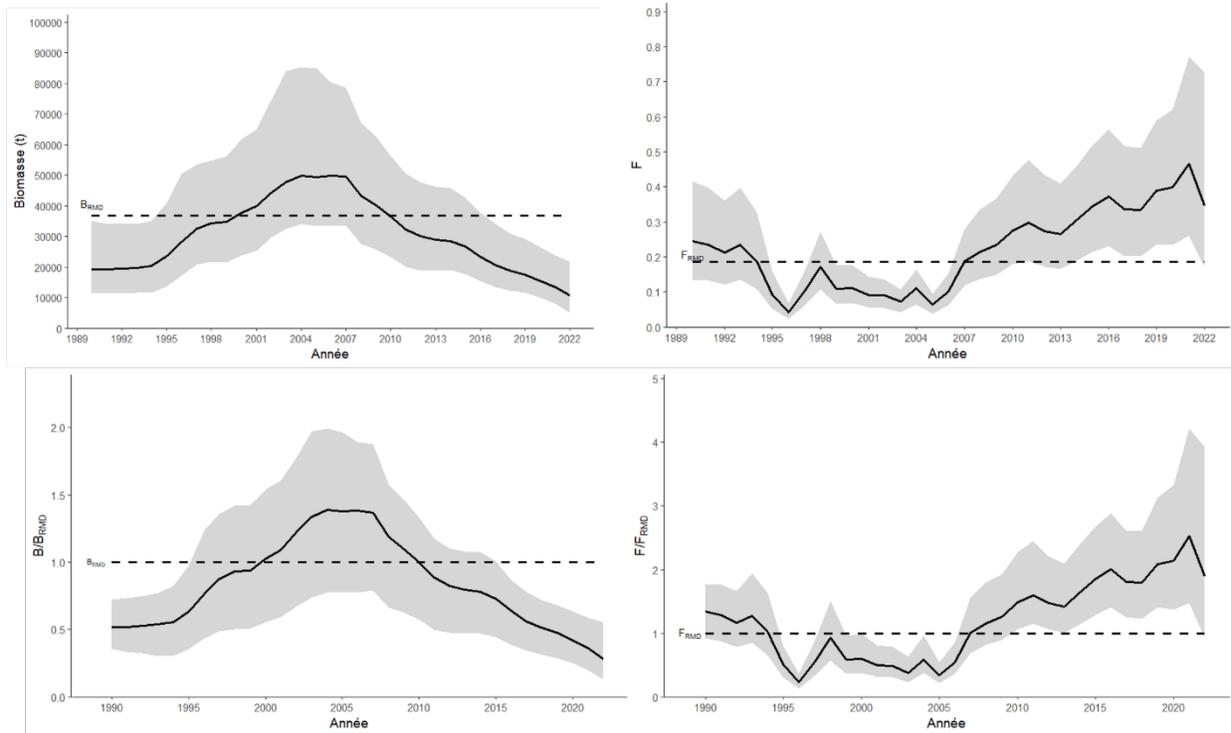


Figure 14. Trajectoires estimées pour la biomasse du stock d'Anticosti (B_t) et de la mortalité par la pêche (F_t), et mises à l'échelle du rendement maximal durable (B/B_{RMD} et F/F_{RMD}). La zone ombragée représente l'intervalle de 95 %.

Anticosti

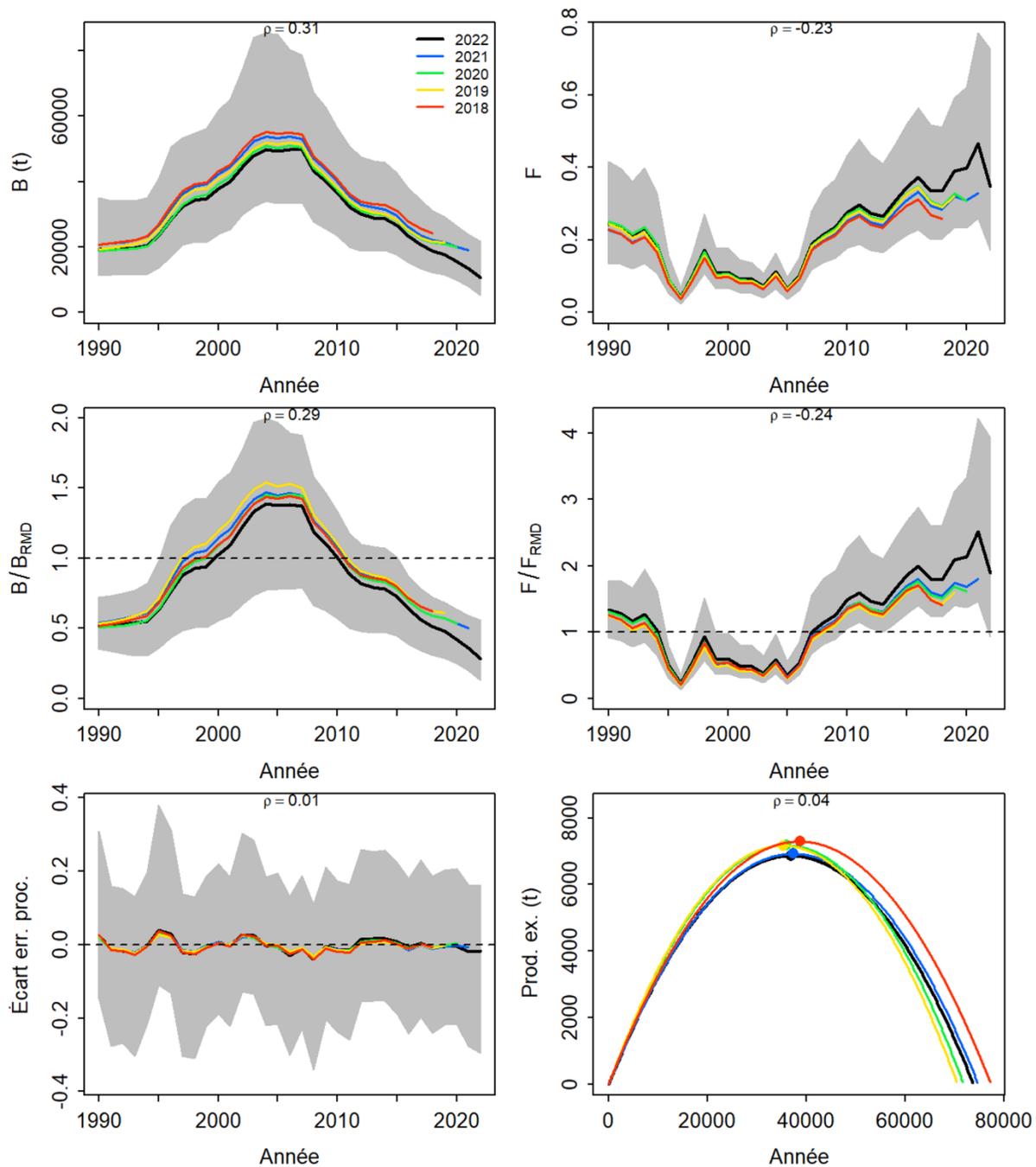


Figure 15. Analyse rétrospective pour le stock Anticosti (2018-2022). La valeur moyenne de Mohn's ρ est indiquée sur chaque graphique.

Anticosti

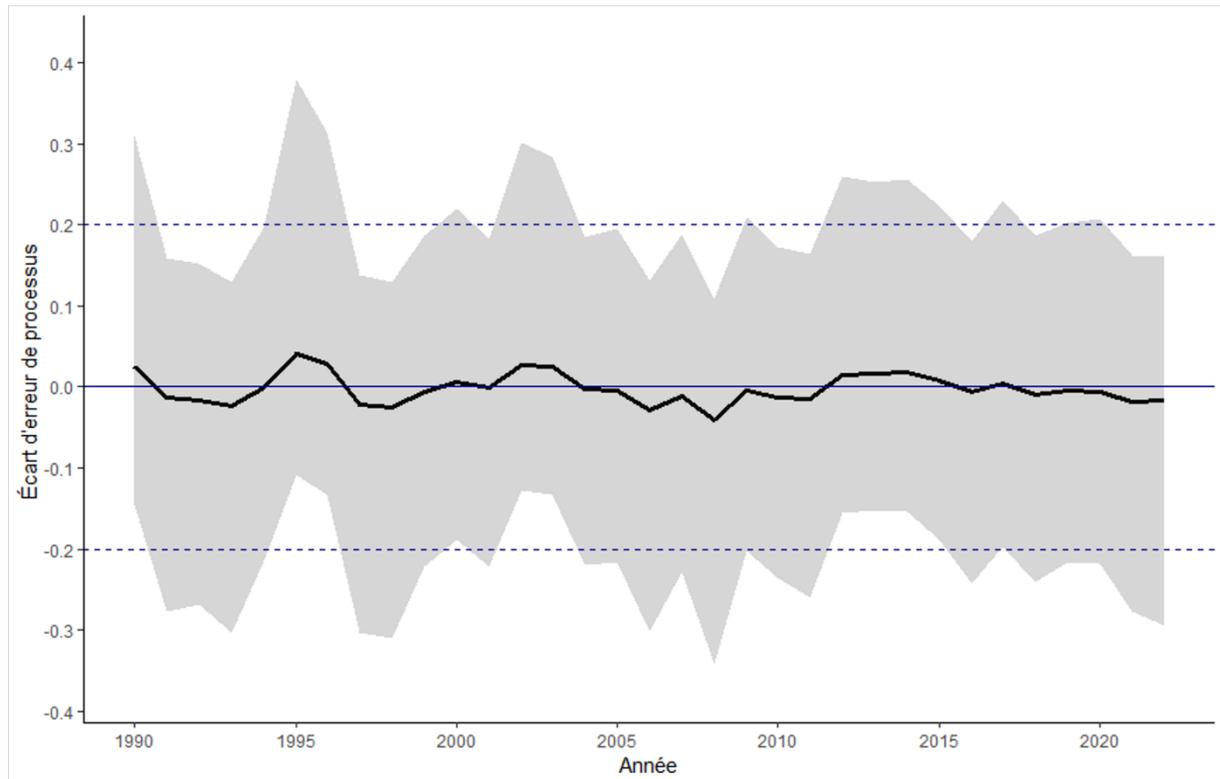


Figure 16. Écart d'erreur de processus pour le modèle d'Anticosti. La ligne noire représente la médiane de la distribution postérieure et l'i.c. 95 % est indiqué en gris. La ligne bleue solide représente la tendance de la biomasse obtenue par la partie déterministe du modèle. Les lignes bleues pointillées sont présentées à titre indicatif.

Anticosti

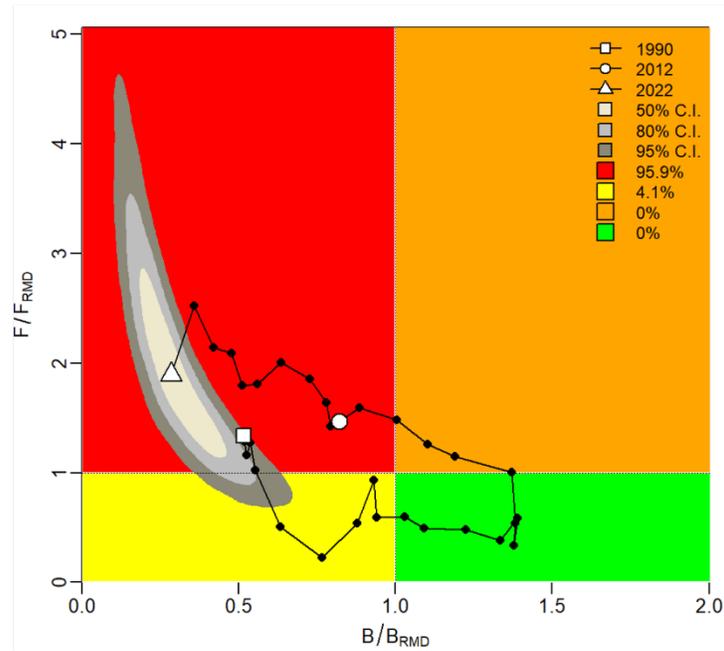


Figure 17. Graphique de type Kobe pour le scénario de base du stock Anticosti. La trajectoire estimée (1990-2022) entre F/F_{RMD} et B/B_{RMD} est représentée par la ligne noire. Les intervalles de confiance pour l'année terminale de 50 %, 80 % and 95 % sont représentés par les nuages gris. Les probabilités que l'année terminale se trouve dans l'un des quadrants sont indiquées dans la légende.

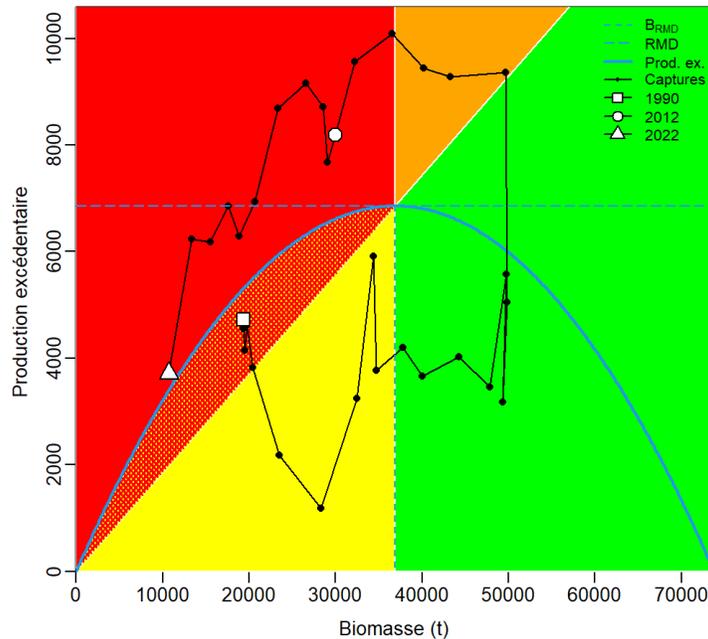


Figure 18. Graphique de type phase-SP montrant la courbe estimée du surplus de production (ligne bleue) et de la trajectoire des captures (ligne noire) en fonction de la biomasse pour le scénario de base du stock Anticosti. Les estimations de rendement maximal durable sont présentées par les lignes pointillées bleues.

Sept-Îles

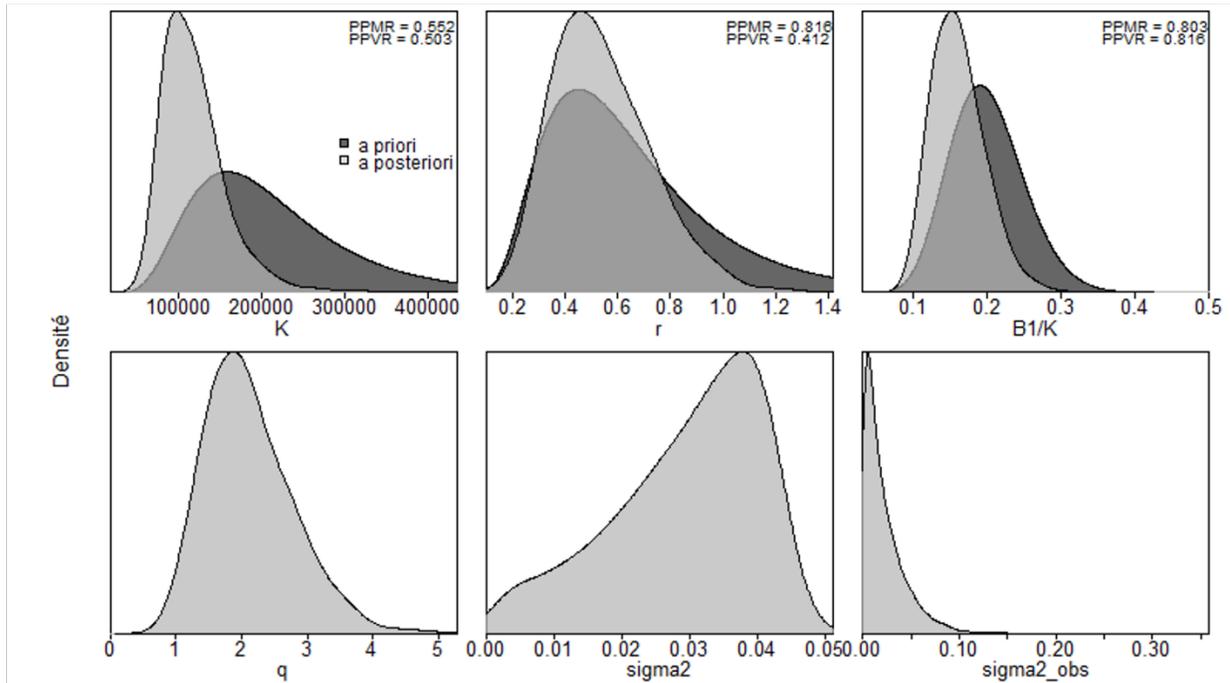


Figure 19. Distributions a priori (gris foncé) et postérieures (gris clair) des paramètres utilisés dans le modèle de base pour Sept-Îles. Les paramètres sont la capacité de support (K), le taux intrinsèque d'accroissement naturel (r), le rapport entre la biomasse et la capacité de support dans la première année de la série (B_1/K), la coefficient de capturabilité de l'indice de biomasse (q), la variance de l'erreur de processus σ_η^2 (sigma2) et la variance d'erreur d'observation $\sigma_{\varepsilon,t}^2$ (sigma2_obs). Les distributions postérieures sont tracées en utilisant des densités Kernel génériques.

Sept-Îles

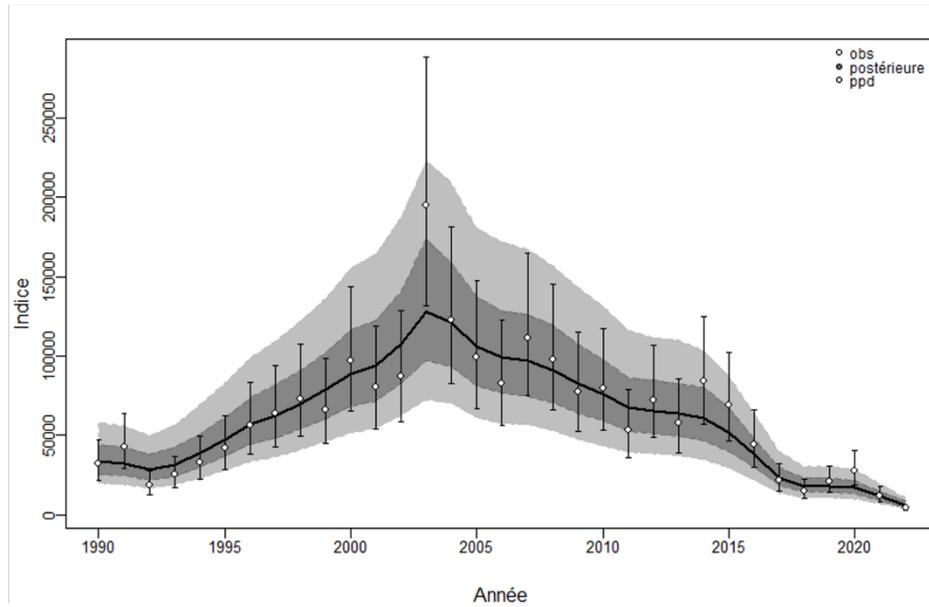


Figure 20. Indice de biomasse totale observée pour Sept-Îles (points blancs et erreur a priori associée) et la trajectoire estimée par le modèle de base (ligne noire). Les zones grisées représentent la distribution postérieure des prédictions (gris foncé) et la distribution prédictive du postérieur (ppd – gris claire).

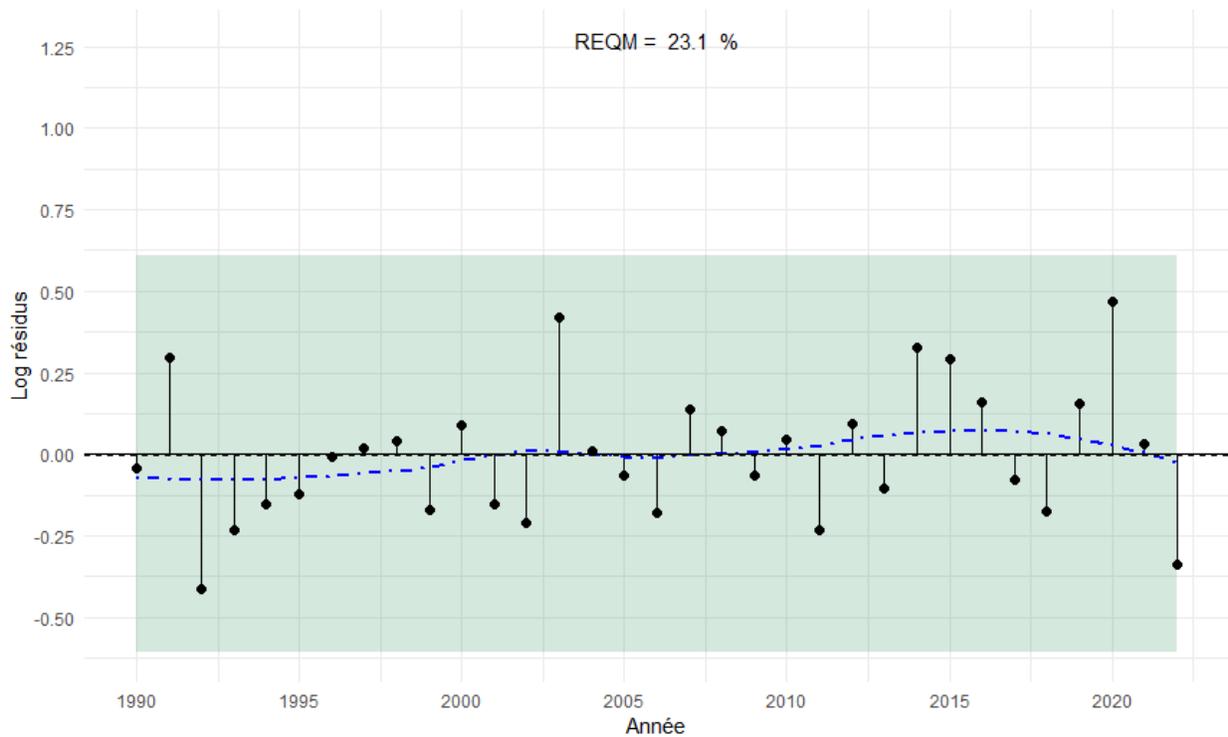


Figure 21. Diagnostiques des résidus sur l'échelle logarithmique de l'indice de biomasse pour le modèle de base pour Sept-Îles. La ligne pointillée bleue est un lissage Loess des résidus. Le fond vert représente les résultats du test Wald-Wolfowitz. REQM correspond à la moyenne de l'erreur absolue en pourcentage.

Sept-Îles

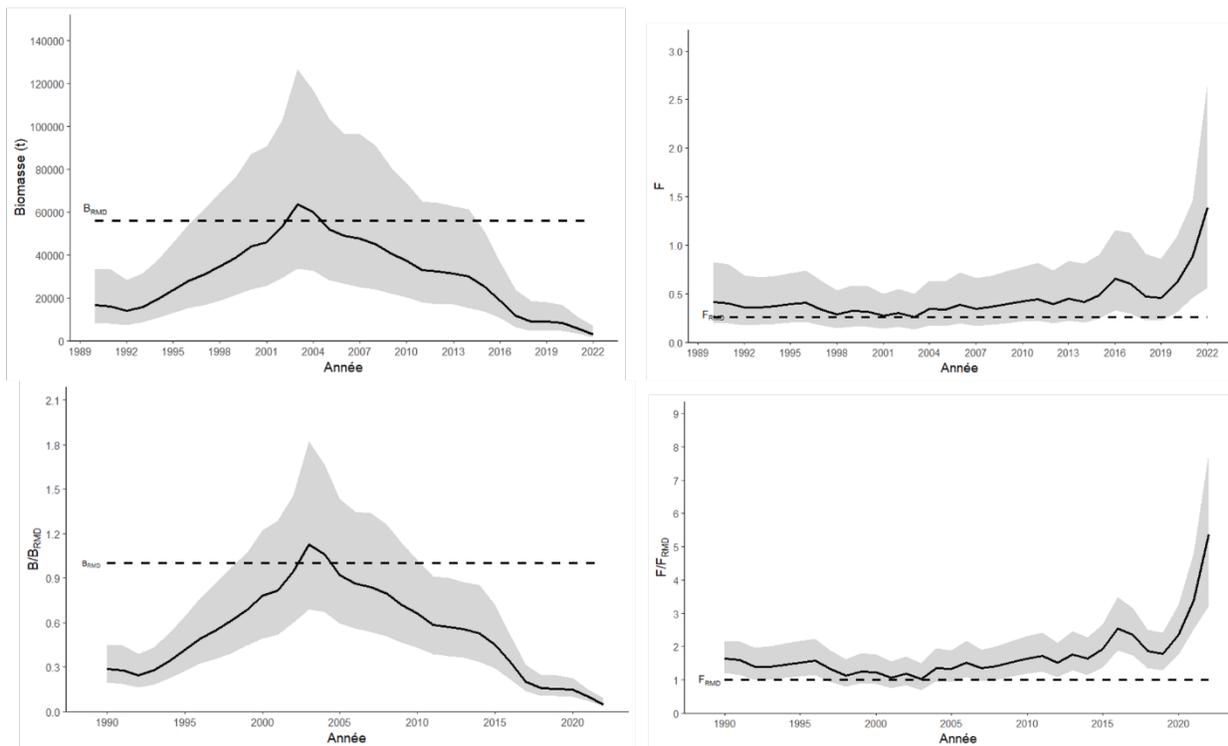


Figure 22. Trajectoires estimées pour la biomasse du stock de Sept-Îles (B_t) et de la mortalité par la pêche (F_t), et mises à l'échelle du rendement maximal durable (B/B_{RMD} et F/F_{RMD}). La zone ombragée représente l'intervalle de 95 %.

Sept-Îles

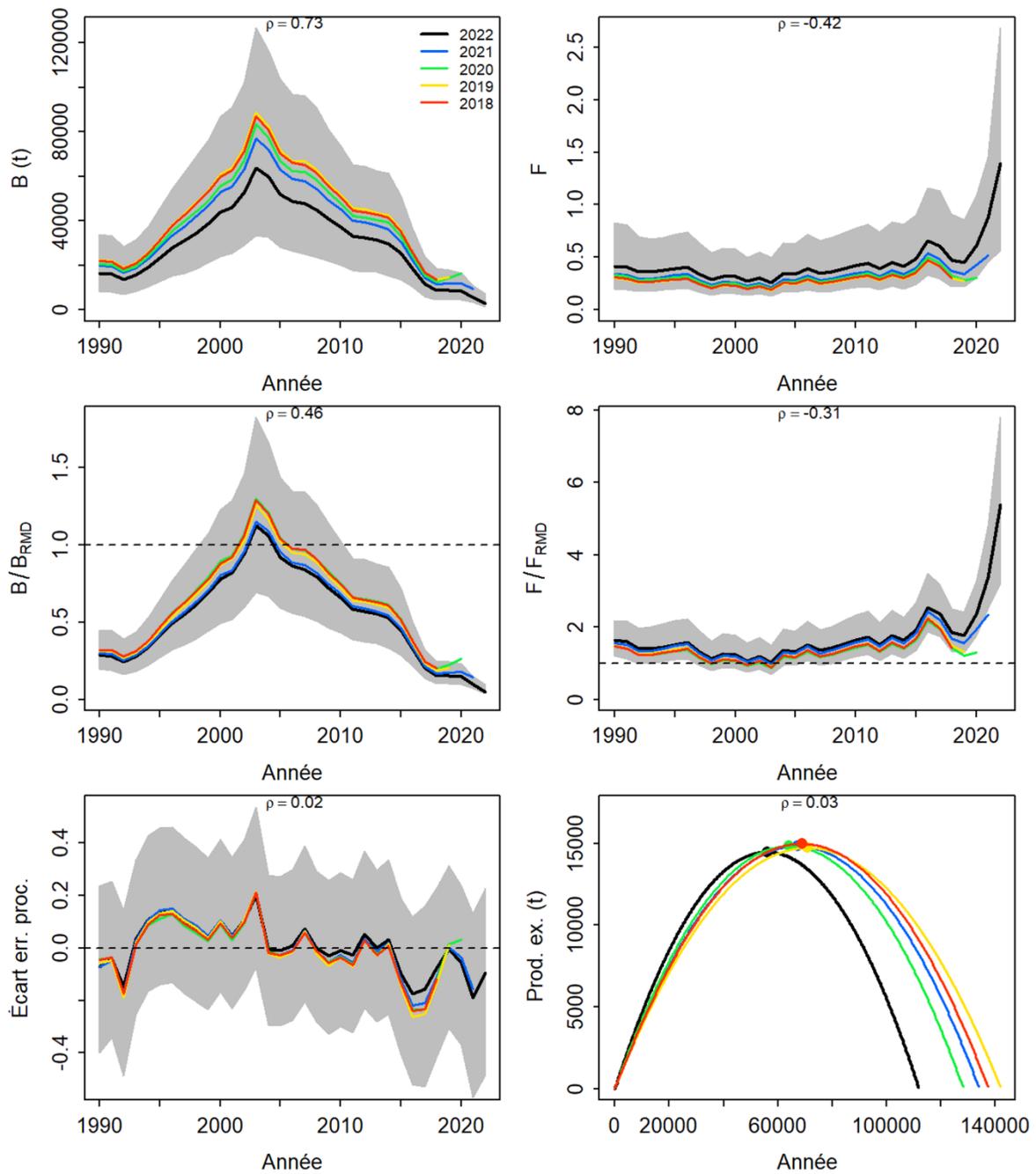


Figure 23. Analyse rétrospective pour le stock Sept-Îles (2018-2022). La valeur moyenne de Mohn's ρ est indiquée sur chaque graphique.

Sept-îles

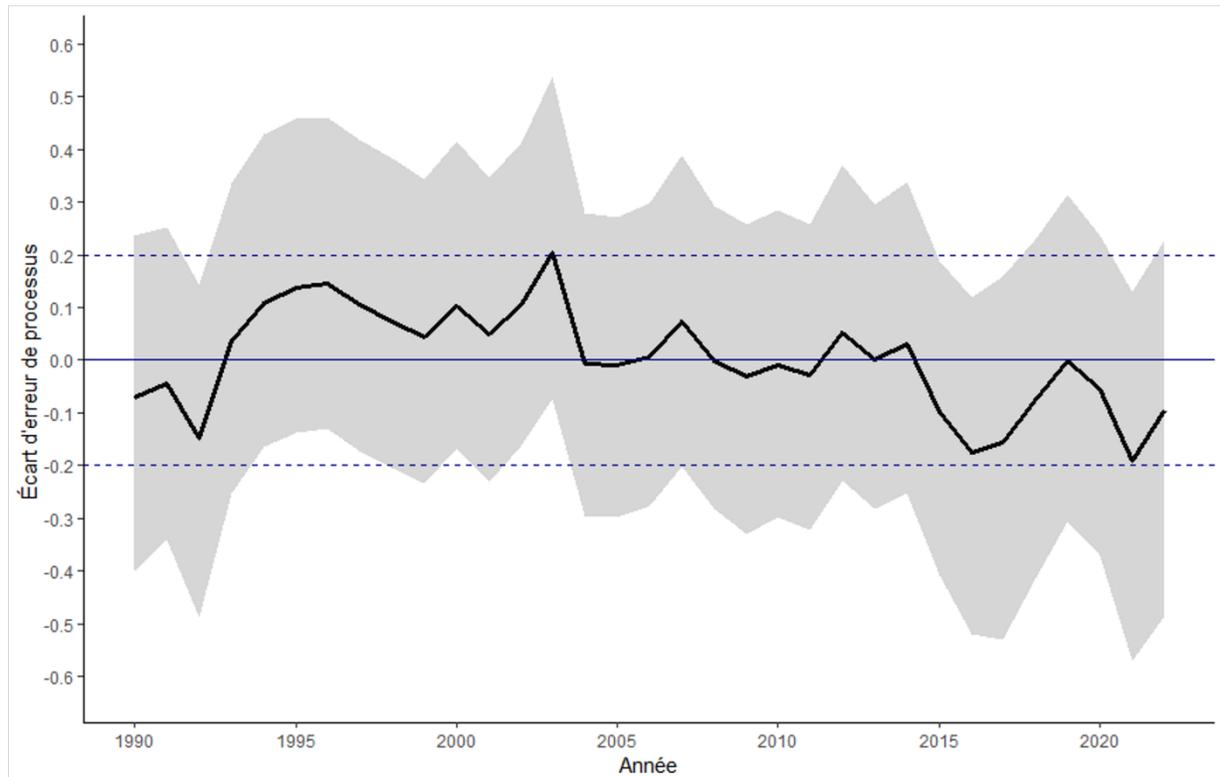


Figure 24. Écart d'erreur de processus pour le modèle de Sept-Îles. La ligne noire représente la médiane de la distribution postérieure et l'i.c. 95 % est indiqué en gris. La ligne bleue solide représente la tendance de la biomasse obtenue par la partie déterministe du modèle. Les lignes bleues pointillées sont présentées à titre indicatif.

Sept-Îles

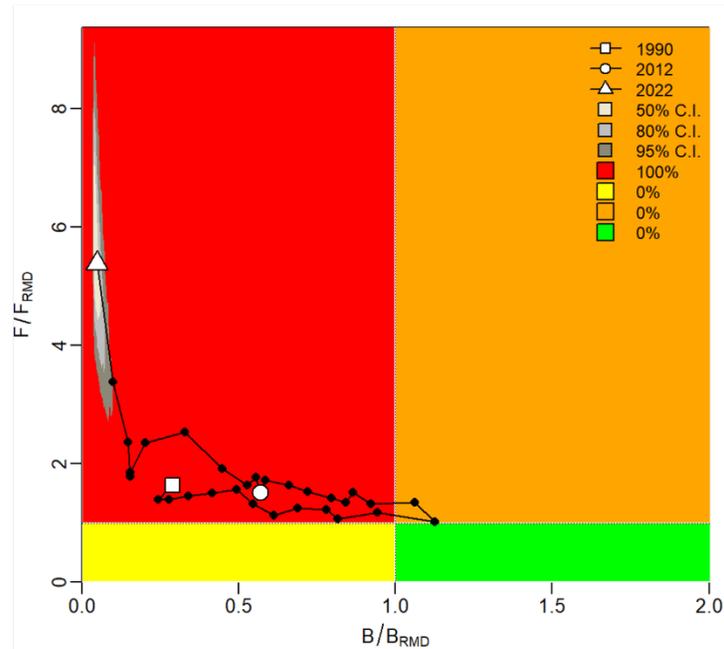


Figure 25. Graphique de type Kobe pour le scénario de base du stock Sept-Îles. La trajectoire estimée (1990-2022) entre F/F_{RMD} et B/B_{RMD} est représentée par la ligne noire. Les intervalles de confiance pour l'année terminale de 50%, 80% and 95% sont représentés par les nuages gris. Les probabilités que l'année terminale se trouve dans l'un des quadrants sont indiquées dans la légende.

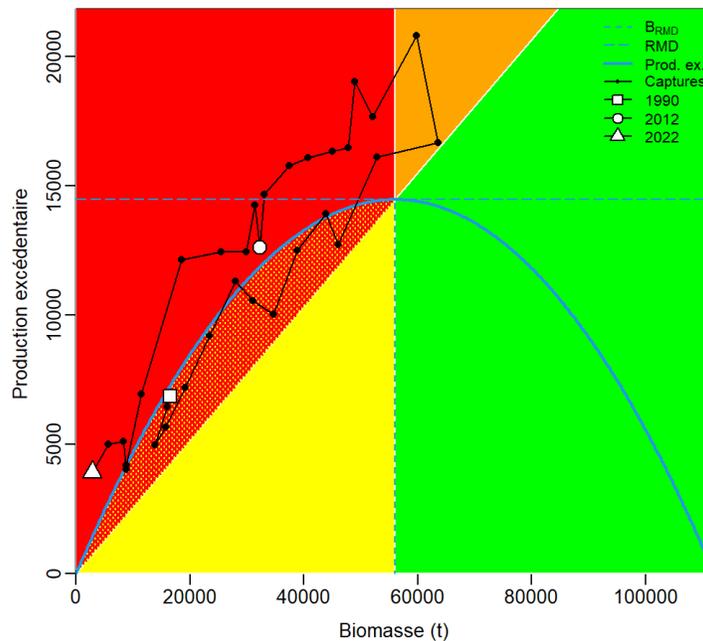


Figure 26. Graphique de type phase-SP montrant la courbe estimée du surplus de production (ligne bleue) et de la trajectoire des captures (ligne noire) en fonction de la biomasse pour le scénario de base du stock Sept-Îles. Les estimations de rendement maximal durable sont présentées par les lignes pointillées bleues.

Estuaire

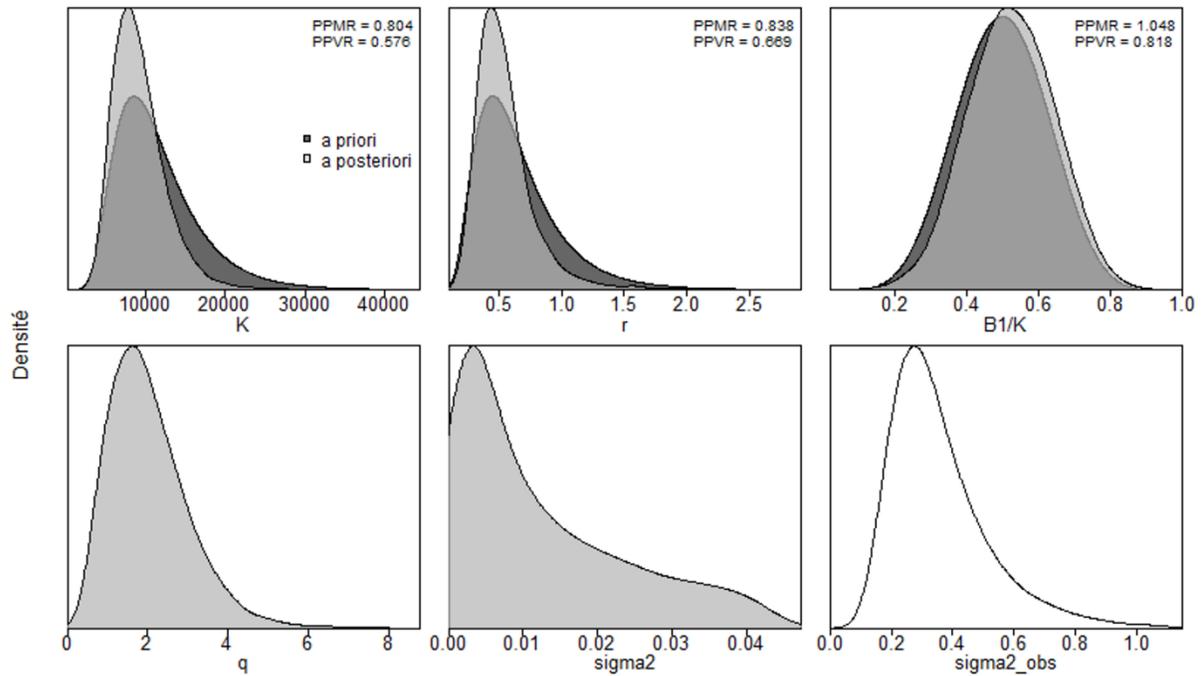


Figure 27. Distributions a priori (gris foncé) et postérieures (gris clair) des paramètres utilisés dans le modèle de base pour Estuaire. Les paramètres sont la capacité de support (K), le taux intrinsèque d'accroissement naturel (r), le rapport entre la biomasse et la capacité de support dans la première année de la série (B_1/K), la coefficient de capturabilité de l'indice de biomasse (q), la variance de l'erreur de processus σ_{η}^2 (sigma2) et la variance d'erreur d'observation $\sigma_{\epsilon,t}^2$ (sigma2_obs). Les distributions postérieures sont tracées en utilisant des densités Kernel génériques.

Estuaire

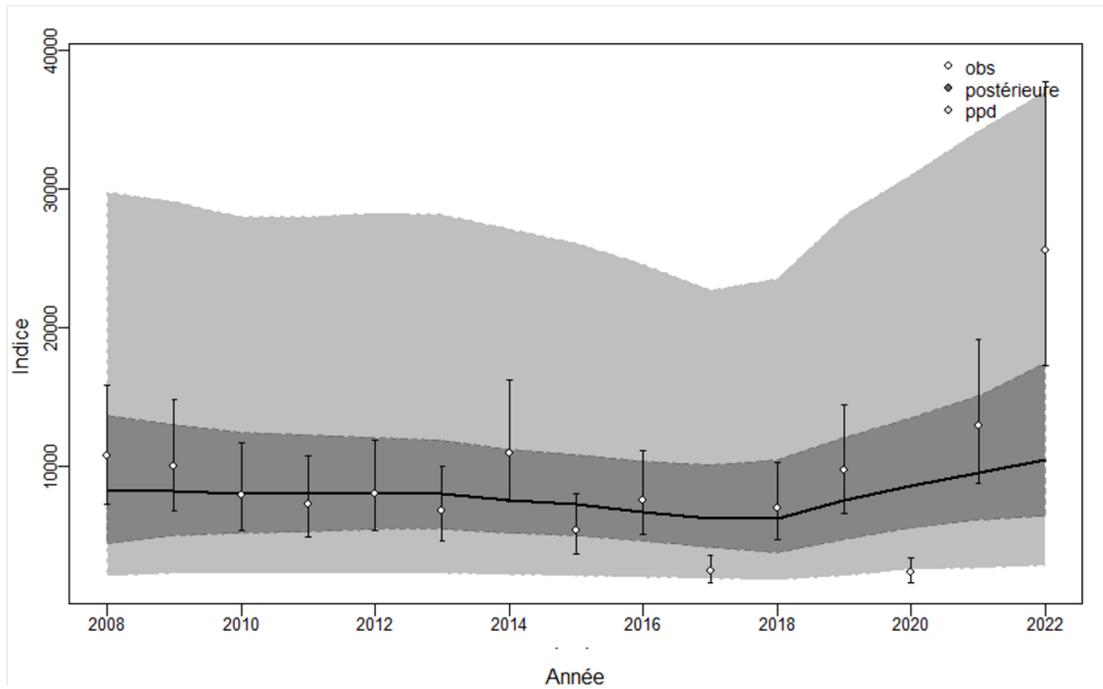


Figure 28. Indice de biomasse totale observée pour Estuaire (points blancs et erreur a priori associée) et la trajectoire estimée par le modèle de base (ligne noire). Les zones grisées représentent la distribution postérieure des prédictions (gris foncé) et la distribution prédictive du postérieur (ppd – gris claire).

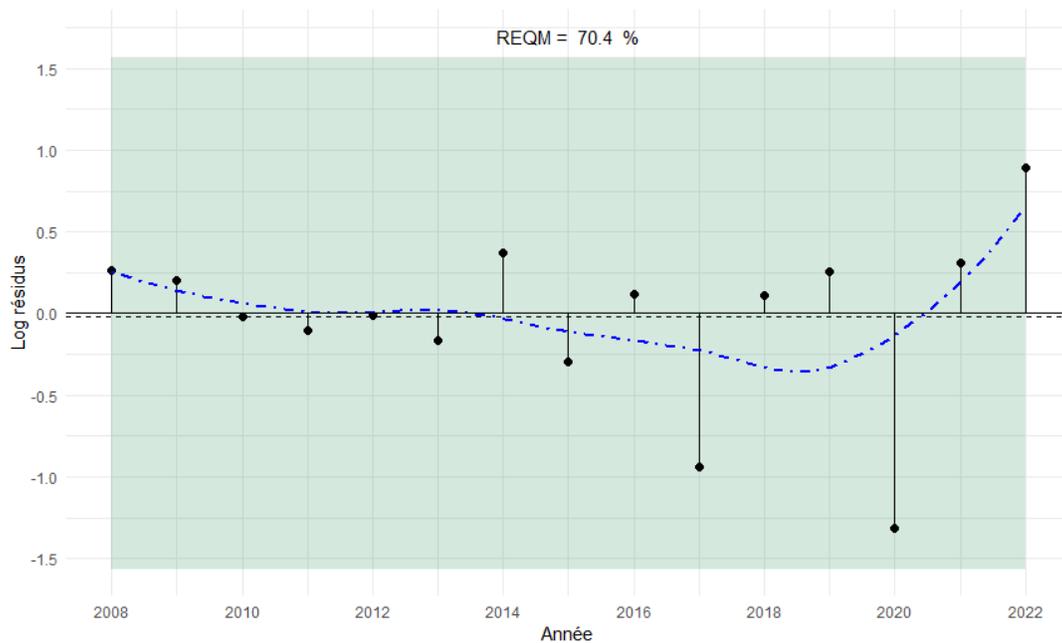


Figure 29. Diagnostiques des résidus sur l'échelle logarithmique de l'indice de biomasse pour le modèle de base pour Estuaire. La ligne pointillée bleue est un lissage Loess des résidus. Le fond vert représente les résultats du test Wald-Wolfowitz. REQM correspond à la moyenne de l'erreur absolue en pourcentage.

Estuaire

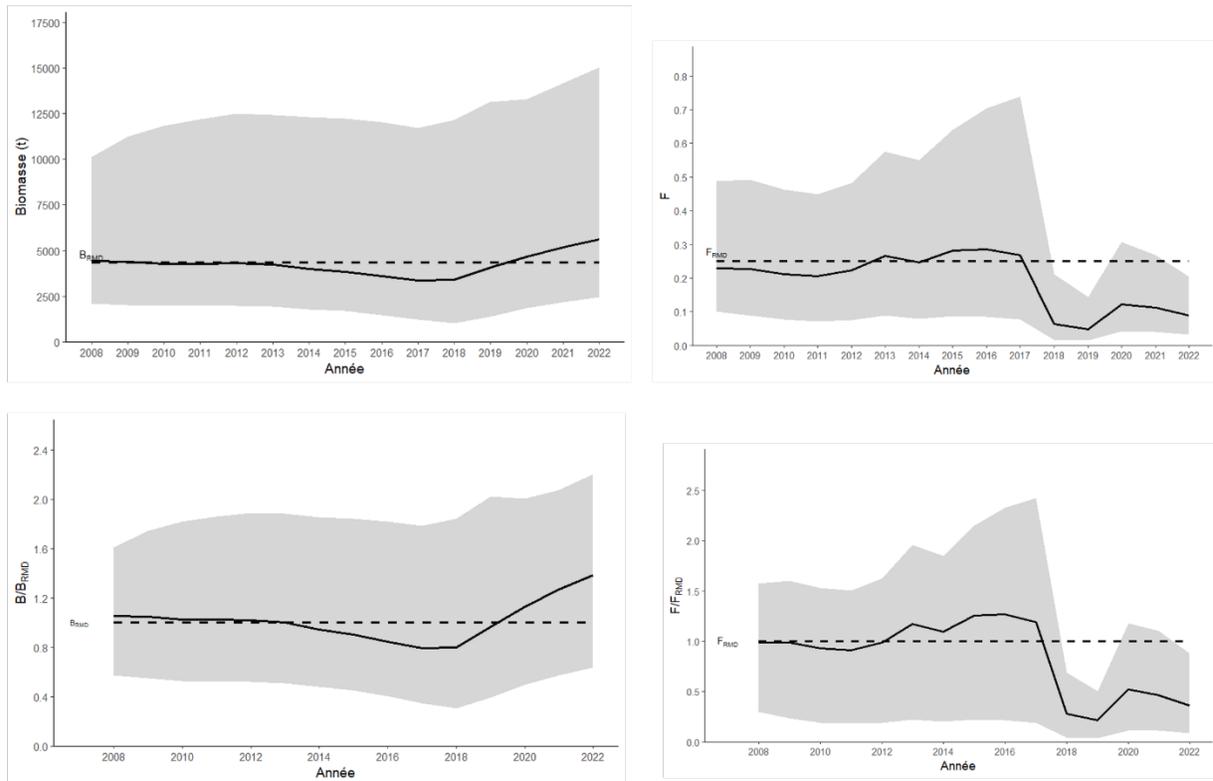


Figure 30. Trajectoires estimées pour la biomasse du stock Estuaire (B_t) et de la mortalité par la pêche (F_t), et mises à l'échelle du rendement maximal durable (B/B_{RMD} et F/F_{RMD}). La zone ombragée représente l'intervalle de 95 %.

Estuaire

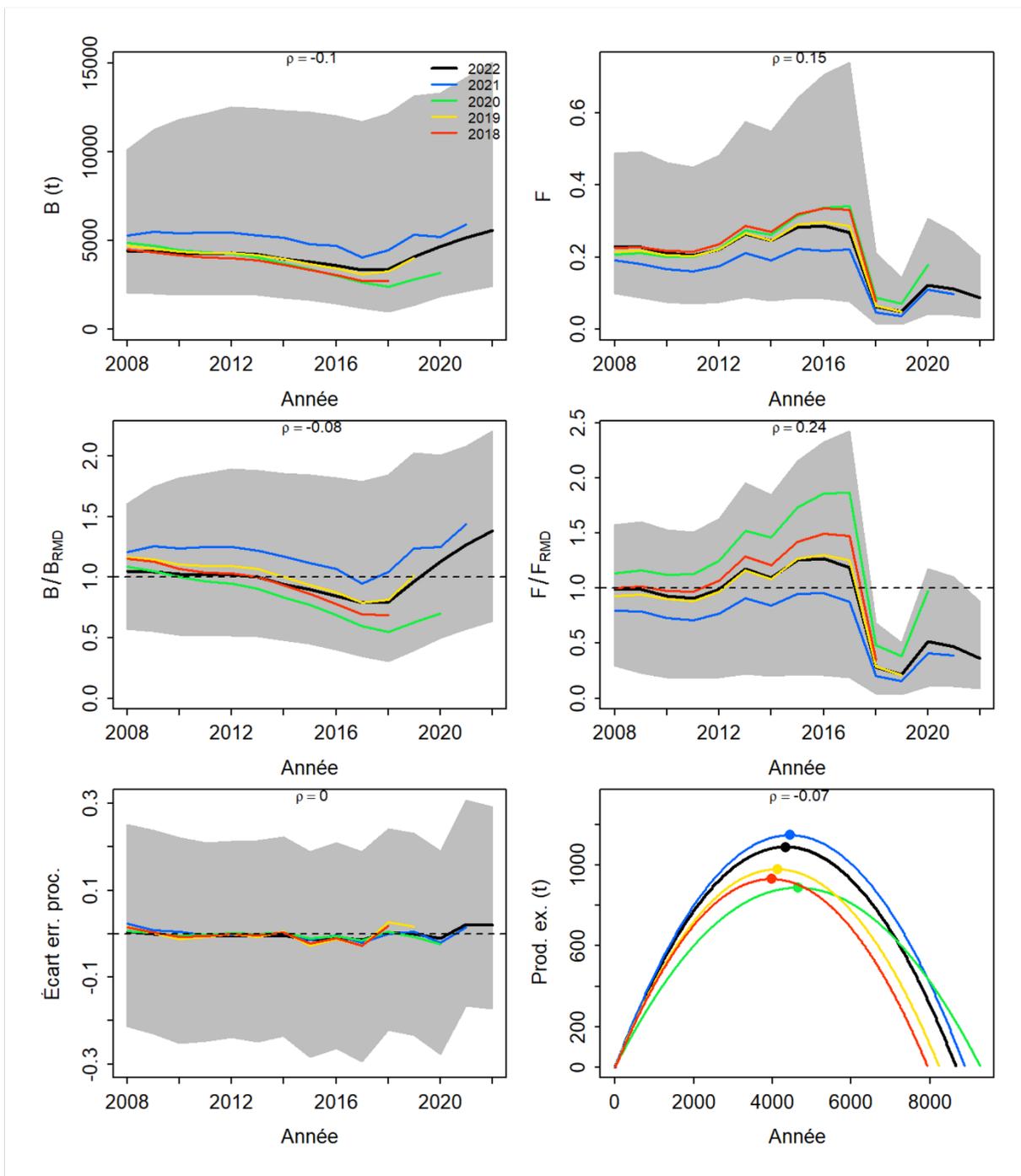


Figure 31. Analyse rétrospective pour le stock Estuaire (2018-2022). La valeur moyenne de Mohn's ρ est indiquée sur chaque graphique.

Estuaire

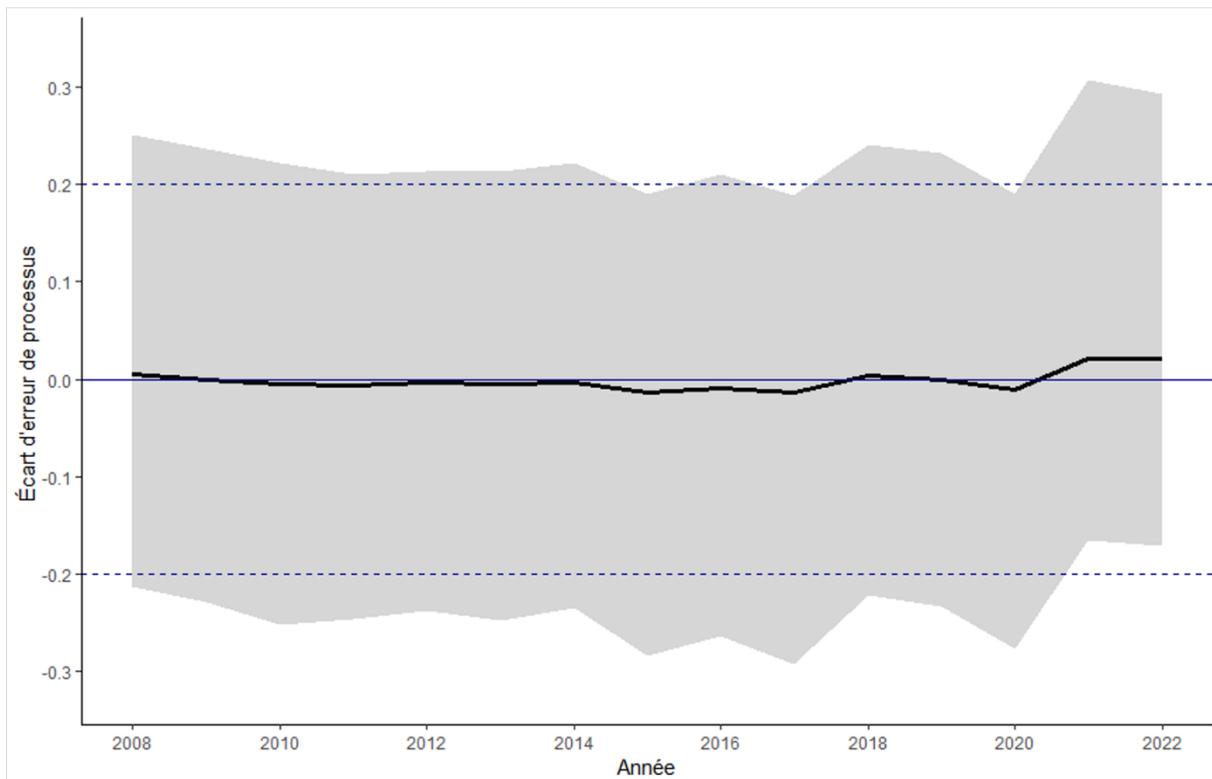


Figure 32. Écart d'erreur de processus pour le modèle Estuaire. La ligne noire représente la médiane de la distribution postérieure et l'i.c. 95 % est indiqué en gris. La ligne bleue solide représente la tendance de la biomasse obtenue par la partie déterministe du modèle. Les lignes bleues pointillées sont présentées à titre indicatif.

Estuaire

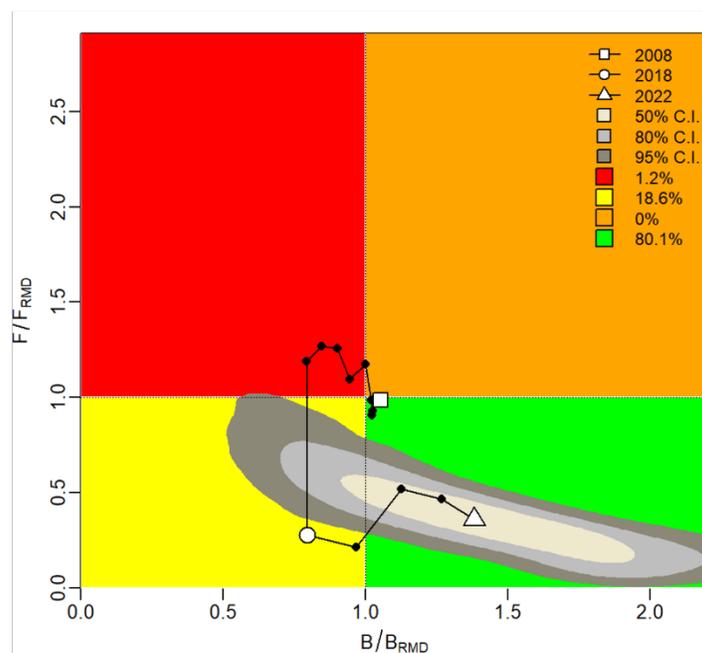


Figure 33. Graphique de type Kobe pour le scénario de base du stock Estuaire. La trajectoire estimée (2008-2022) entre F/F_{RMD} et B/B_{RMD} est représentée par la ligne noire. Les intervalles de confiance pour l'année terminale de 50 %, 80 % and 95 % sont représentés par les nuages gris. Les probabilités que l'année terminale se trouve dans l'un des quadrants sont indiquées dans la légende.

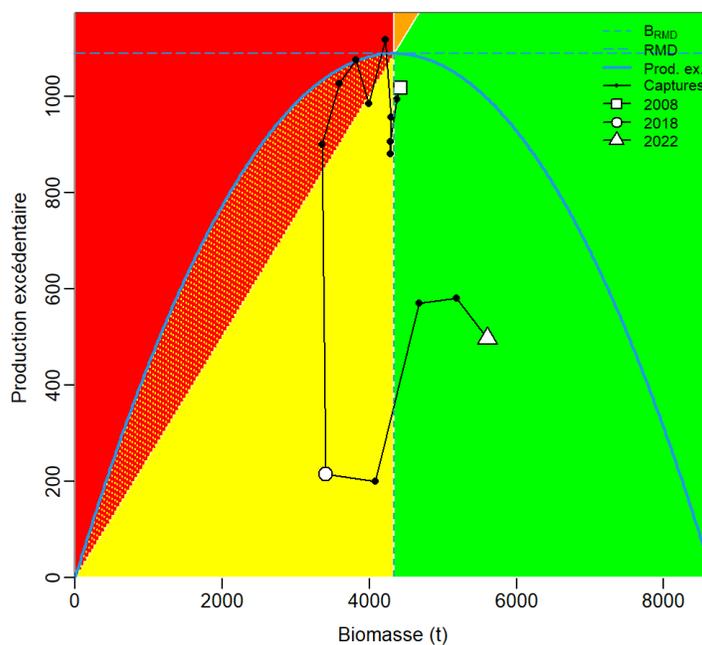
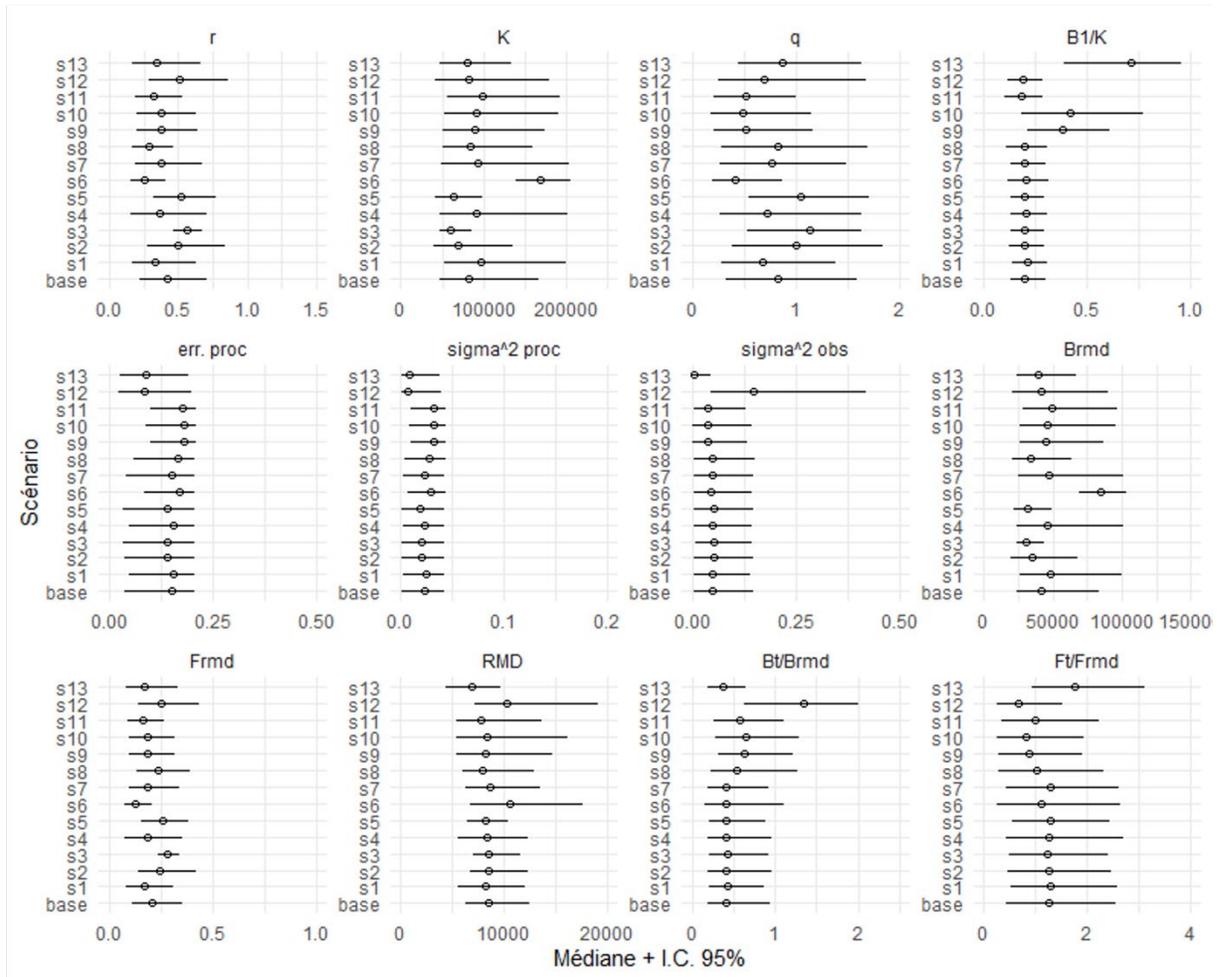


Figure 34. Graphique de type phase-SP montrant la courbe estimée du surplus de production (ligne bleue) et de la trajectoire des captures (ligne noire) en fonction de la biomasse pour le scénario de base du stock Estuaire. Les estimations de rendement maximal durable sont présentées par les lignes pointillées bleues.

Esquiman

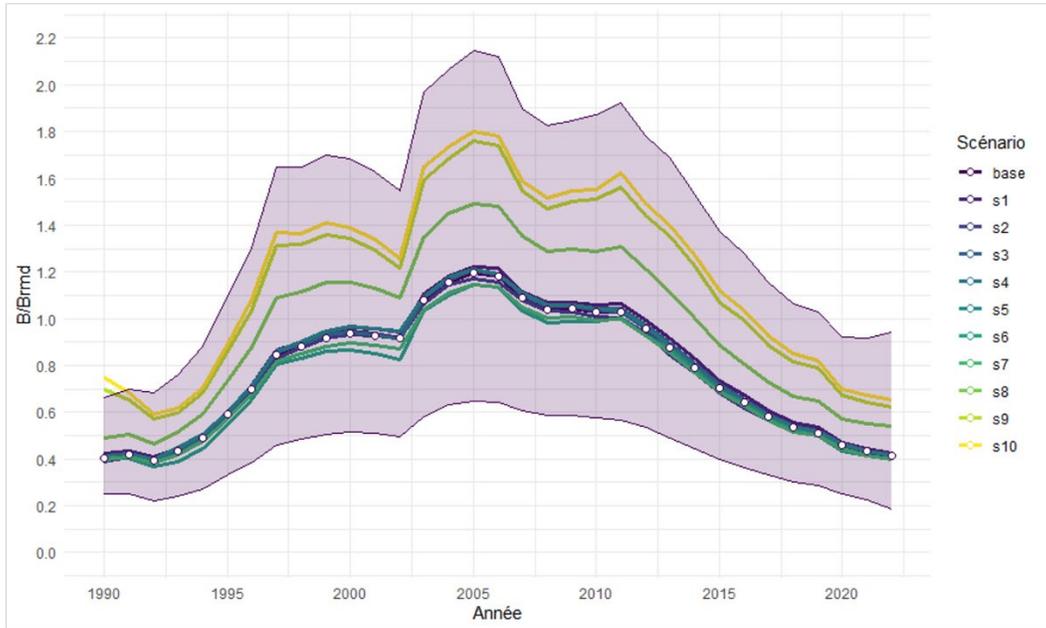


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_1/K = 0.5$
s3	r sd low	s10	$B_1/K = 0.7$
s4	r sd high	s11	1982-2022
s5	K low	s12	1990-2005
s6	K high	s13	2005-2022

Figure 35. Distributions postérieures de différents paramètres estimés et dérivés par le modèle selon différents tests de sensibilité en comparaison avec le modèle de base pour Esquiman. Les points représentent les médianes et les lignes horizontales représentent l'étendue des i.c. 95 %. Les différents scénarios (s) sont décrits dans la légende. Les distributions présentées incluent le taux d'accroissement naturel (r), la capacité de support (K), le coefficient de capturabilité (q), la proportion de la capacité de support à la première année de la série (B_1/K), la variance de l'erreur de processus σ_η et σ_η^2 (err. proc et σ^2 proc respectivement), la variance estimée de l'erreur d'observation σ_{est}^2 (σ^2 obs), la biomasse associée au RMD (B_{RMD}), le taux d'exploitation qui produit le RMD (F_{RMD}), le rendement maximal durable (RMD), et finalement la biomasse et le taux d'exploitation relatifs dans l'année terminale (t) (B_t/B_{RMD} et F_t/F_{RMD} respectivement). Voir le texte pour plus de détail.

Esquiman

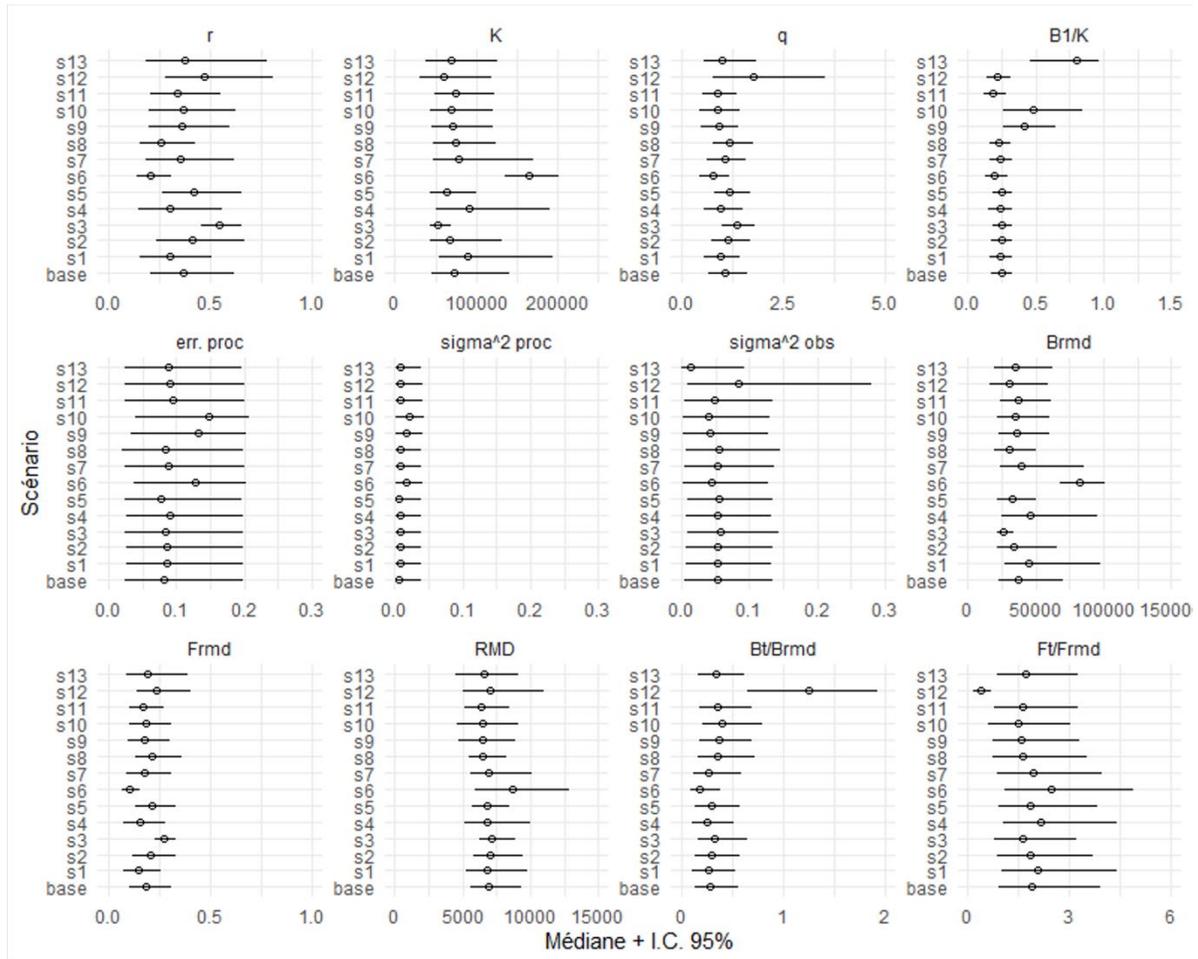


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMP}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_r/K = 0.5$
s3	r sd low	s10	$B_r/K = 0.7$
s4	r sd high		
s5	K low		
s6	K high		

Figure 36. Comparaison des trajets de B/B_{rmd} entre le modèle de base (ligne avec points blanc et i.c. 95 %) et les tests des sensibilités s1-s10 (lignes colorées) pour Esquiman.

Anticosti

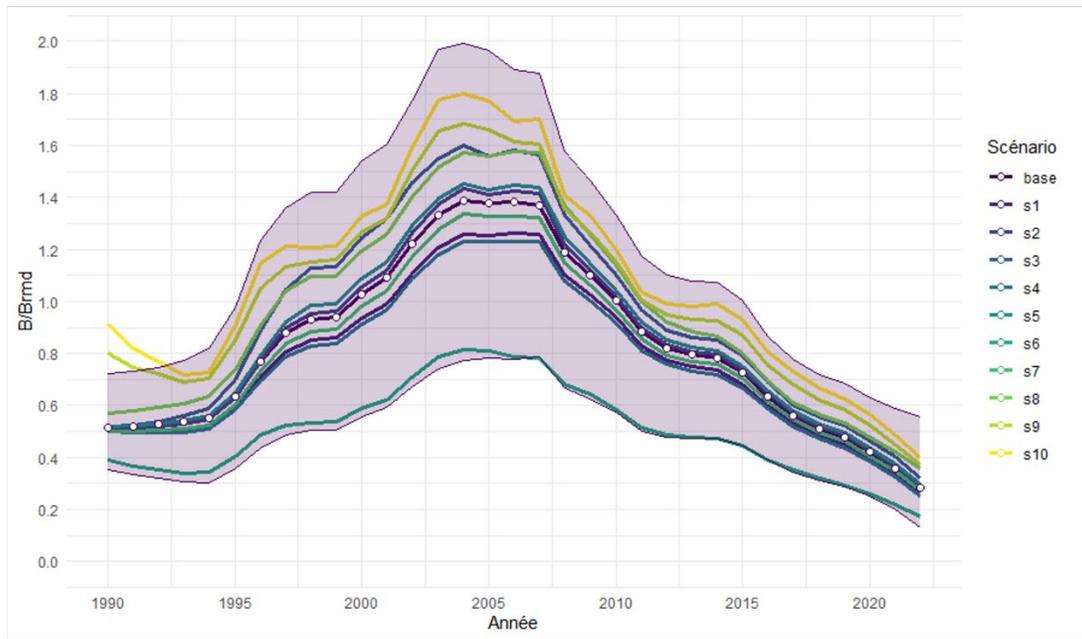


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_t/K = 0.5$
s3	r sd low	s10	$B_t/K = 0.7$
s4	r sd high	s11	1982-2022
s5	K low	s12	1990-2005
s6	K high	s13	2005-2022

Figure 37. Distributions postérieures de différents paramètres estimés et dérivés par le modèle selon différents tests de sensibilité en comparaison avec le modèle de base pour Anticosti. Les points représentent les médianes et les lignes horizontales représentent l'étendue des i.c. 95 %. Les différents scénarios (s) sont décrits dans la légende. Les distributions présentées incluent le taux d'accroissement naturel (r), la capacité de support (K), le coefficient de capturabilité (q), la proportion de la capacité de support à la première année de la série ($B1/K$), la variance de l'erreur de processus σ_η et σ_η^2 ($err. proc$ et $sigma^2 proc$ respectivement), la variance estimée de l'erreur d'observation σ_{est}^2 ($sigma^2 obs$), la biomasse associée au RMD (B_{RMD}), le taux d'exploitation qui produit le RMD (F_{RMD}), le rendement maximal durable (RMD), et finalement la biomasse et le taux d'exploitation relatifs dans l'année terminale (t) (B_t/B_{RMD} et F_t/F_{RMD} respectivement). Voir le texte pour plus de détail.

Anticosti

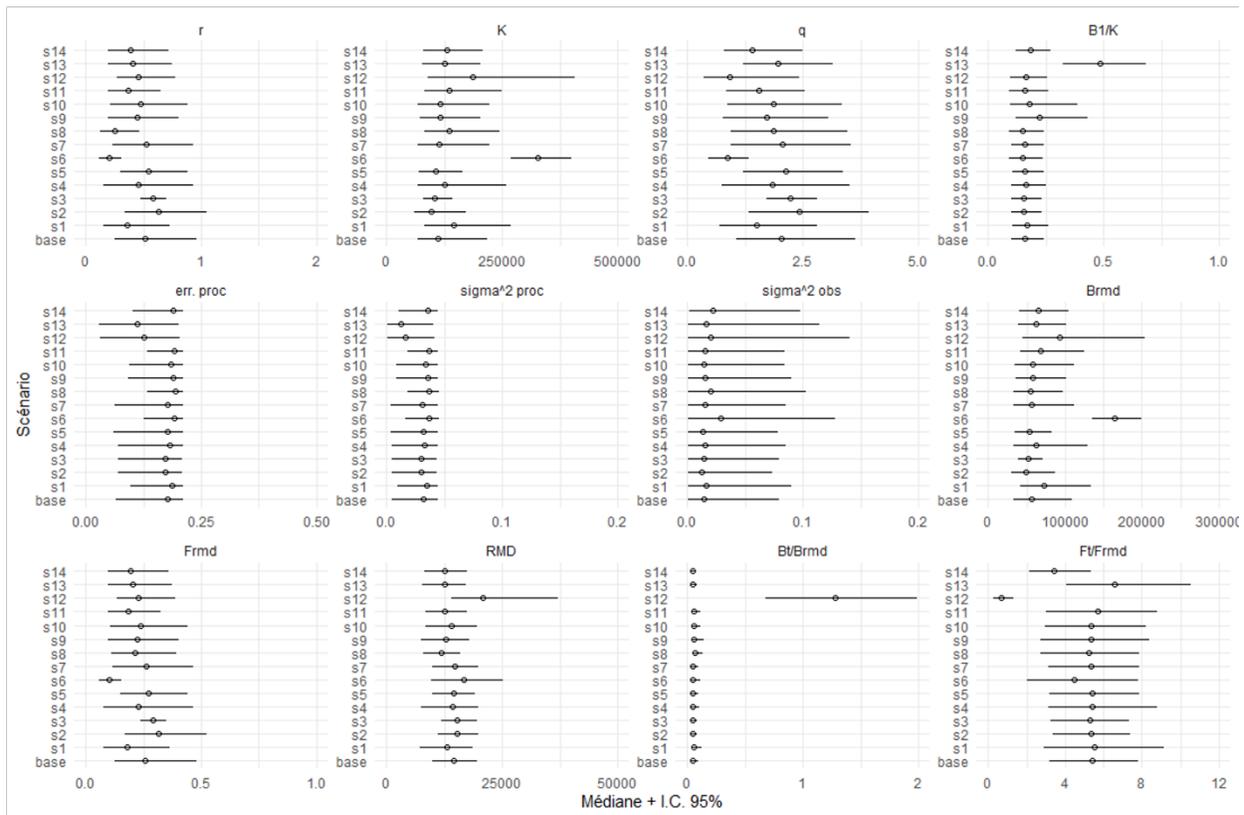


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_r/K = 0.5$
s3	r sd low	s10	$B_r/K = 0.7$
s4	r sd high		
s5	K low		
s6	K high		

Figure 38. Comparaison des trajets de B/B_{RMD} entre le modèle de base (ligne avec points blanc et i.c. 95 %) et les tests des sensibilités s1-s10 (lignes colorées) pour Anticosti.

Sept-Îles

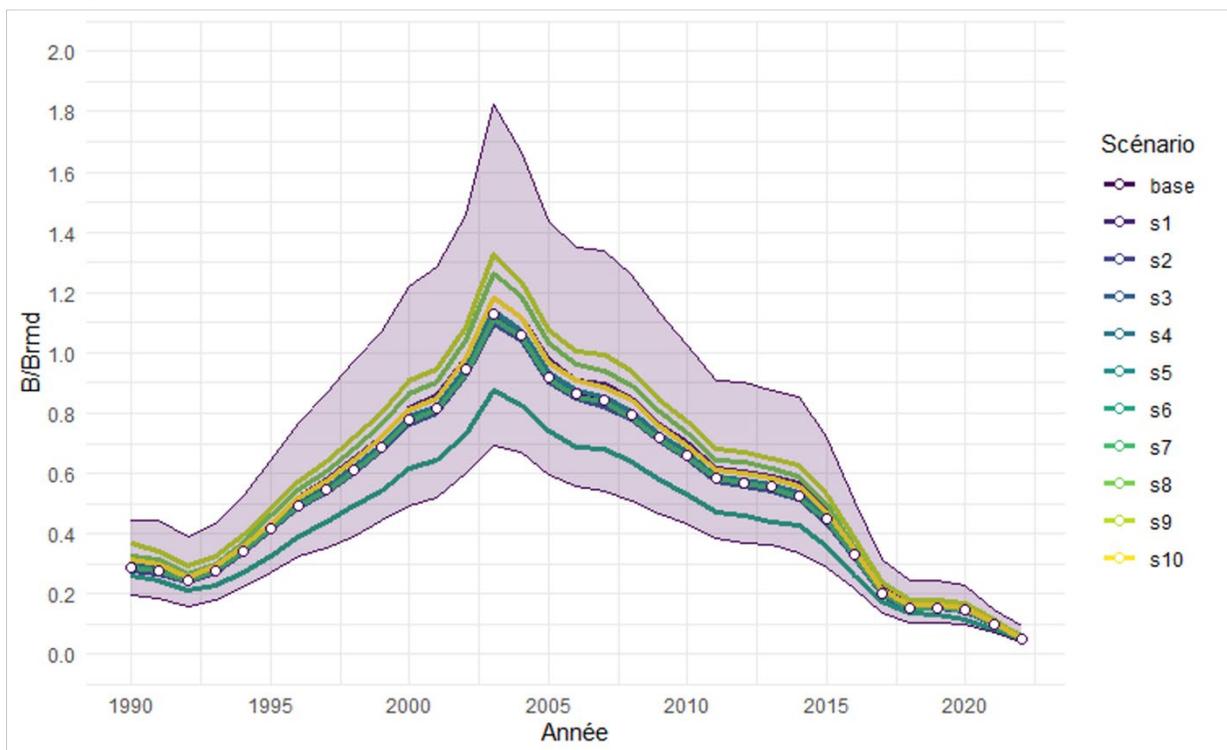


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_t/K = 0.5$
s3	r sd low	s10	$B_t/K = 0.7$
s4	r sd high	s11	1982-2022
s5	K low	s12	1990-2005
s6	K high	s13	2005-2022

Figure 39. Distributions postérieures de différents paramètres estimés et dérivés par le modèle selon différents tests de sensibilité en comparaison avec le modèle de base pour Sept-Îles. Les points représentent les médianes et les lignes horizontales représentent l'étendue des i.c. 95 %. Les différents scénarios (s) sont décrits dans la légende. Les distributions présentées incluent le taux d'accroissement naturel (r), la capacité de support (K), le coefficient de capturabilité (q), la proportion de la capacité de support à la première année de la série ($B1/K$), la variance de l'erreur de processus σ_η et σ_η^2 ($err. proc$ et $sigma^2 proc$ respectivement), la variance estimée de l'erreur d'observation σ_{est}^2 ($sigma^2 obs$), la biomasse associée au RMD (B_{RMD}), le taux d'exploitation qui produit le RMD (F_{RMD}), le rendement maximal durable (RMD), et finalement la biomasse et le taux d'exploitation relatifs dans l'année terminale (t) (B_t/B_{RMD} et F_t/F_{RMD} respectivement). Voir le texte pour plus de détail.

Sept-Îles

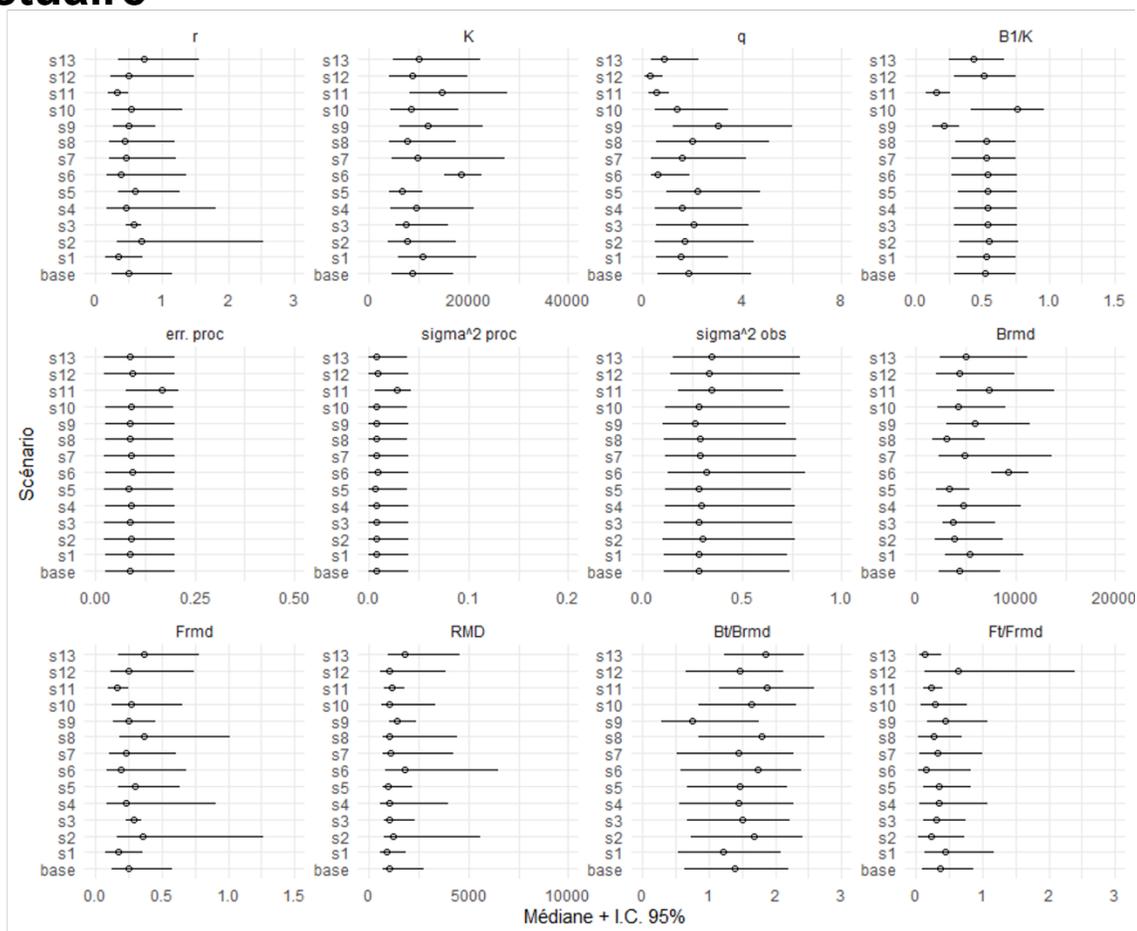


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_r/K = 0.5$
s3	r sd low	s10	$B_r/K = 0.7$
s4	r sd high		
s5	K low		
s6	K high		

Figure 40. Comparaison des trajets de B/B_{RMD} entre le modèle de base (ligne avec points blanc et i.c. 95 %) et les tests des sensibilités s1-s10 (lignes colorées) pour Sept-Îles.

Estuaire

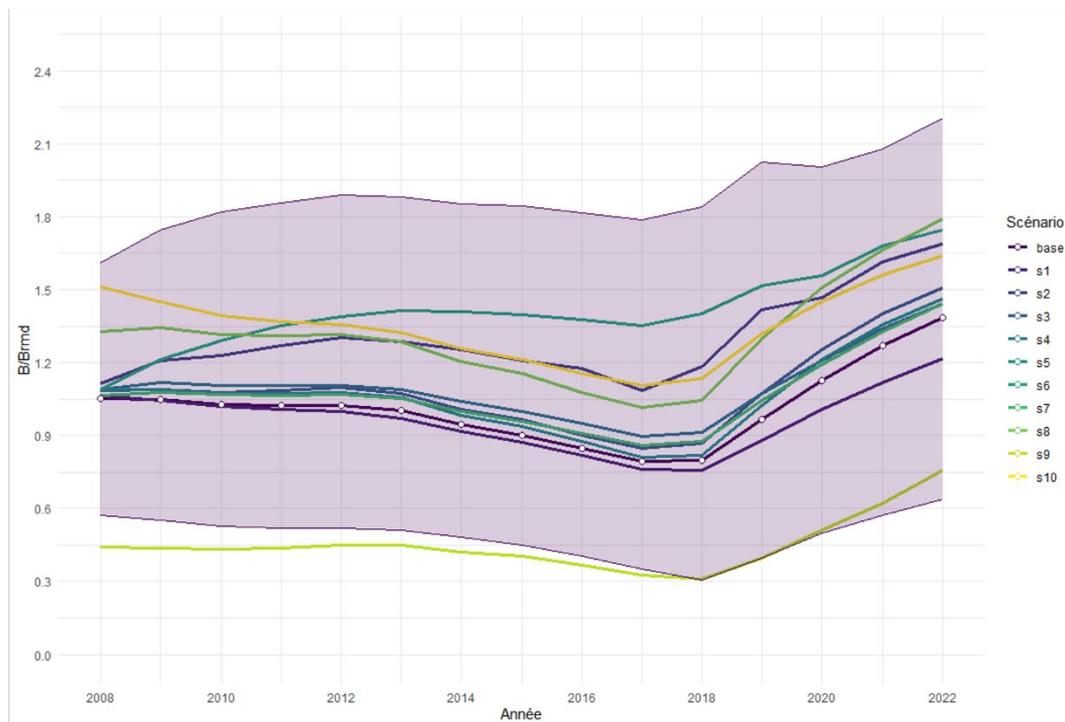


Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_t/K = 0.2$
s3	r sd low	s10	$B_t/K = 0.7$
s4	r sd high	s11	1982-2022
s5	K low	s12	1990-2005
s6	K high	s13	2005-2022

Figure 41. Distributions postérieures de différents paramètres estimés et dérivés par le modèle selon différents tests de sensibilité en comparaison avec le modèle de base pour Estuaire. Les points représentent les médianes et les lignes horizontales représentent l'étendue des i.c. 95%. Les différents scénarios (s) sont décrits dans la légende. Les distributions présentées incluent le taux d'accroissement naturel (r), la capacité de support (K), le coefficient de capturabilité (q), la proportion de la capacité de support à la première année de la série ($B1/K$), la variance de l'erreur de processus σ_η et σ_η^2 (err. proc et σ^2 proc respectivement), la variance estimée de l'erreur d'observation σ_{est}^2 (σ^2 obs), la biomasse associée au RMD (B_{RMD}), le taux d'exploitation qui produit le RMD (F_{RMD}), le rendement maximal durable (RMD), et finalement la biomasse et le taux d'exploitation relatifs dans l'année terminale (t) (B_t/B_{RMD} et F_t/F_{RMD} respectivement). Voir le texte pour plus de détail.

Estuaire



Légende des scénarios

Identifiant	Scénario	Identifiant	Scénario
base	base	s7	K sd high
s1	r low	s8	$B_{RMD}/K = 0.4$
s2	r high	s9	$B_1/K = 0.2$
s3	r sd low	s10	$B_1/K = 0.7$
s4	r sd high		
s5	K low		
s6	K high		

Figure 42. Comparaison des trajets de B/B_{rmd} entre le modèle de base (ligne avec points blanc et i.c. 95 %) et les tests des sensibilités s1-s10 (lignes colorées) pour Estuaire.

Esquiman

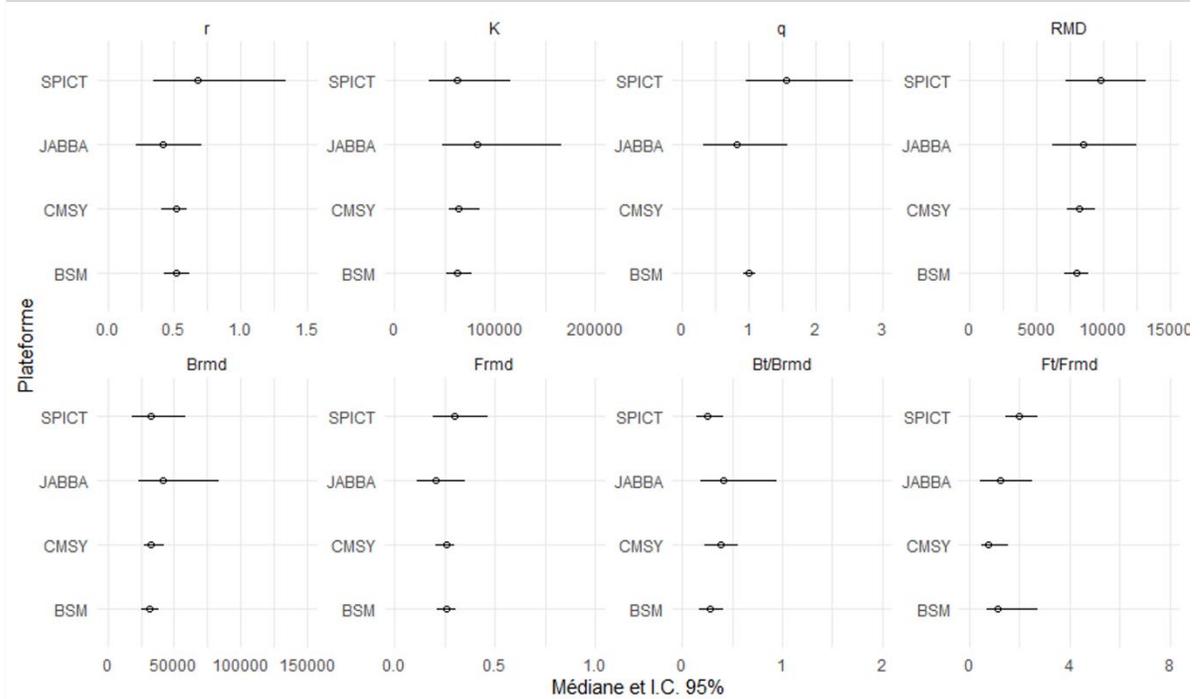


Figure 43. Distributions postérieures de différents paramètres estimés par le modèle selon différents tests de sensibilités en comparaison avec le modèle de base pour Esquiman.

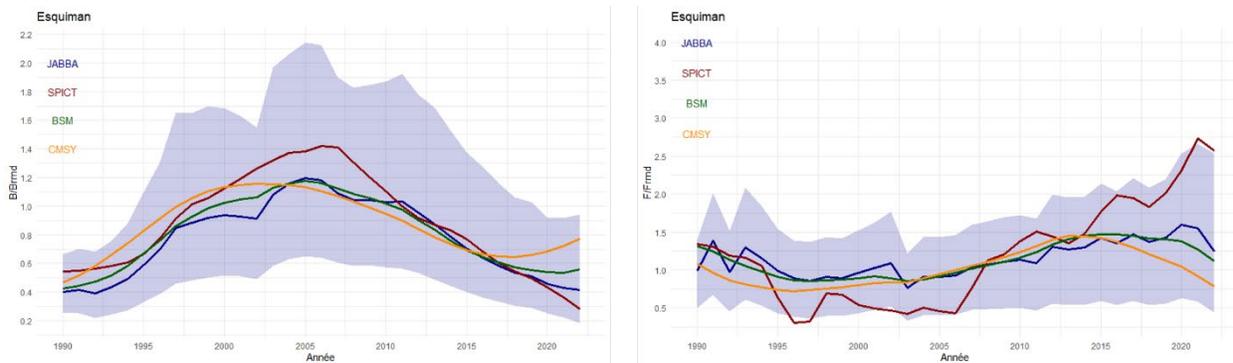


Figure 44. Comparaison des trajectoires de B/B_{rmd} et F/F_{rmd} entre le modèle de base JABBA pour Esquiman (ligne bleue et zone ombragée pour l'i.c. à 95 %) et les modèles SPICT, BSM et CMSY++.

Anticosti

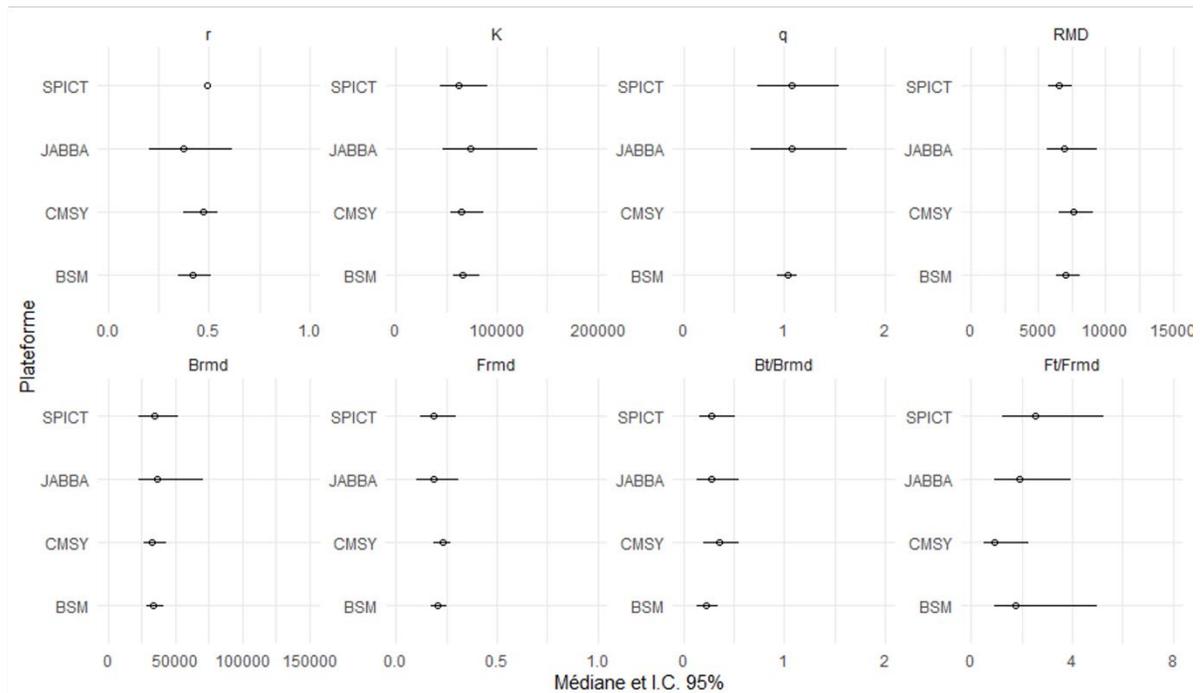


Figure 45. Distributions postérieures de différents paramètres estimés par le modèle selon différents tests de sensibilités en comparaison avec le modèle de base d'Anticosti.

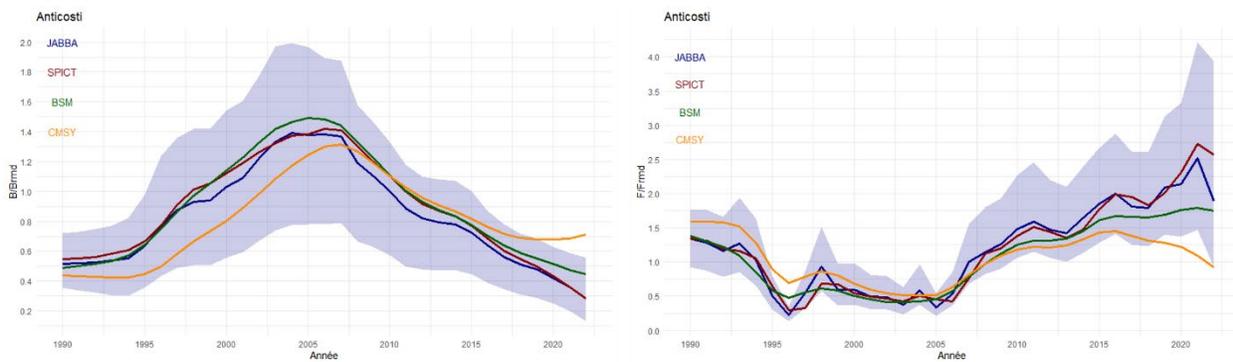


Figure 46. Comparaison des trajectoires de B/B_{rmd} et F/F_{rmd} entre le modèle de base JABBA pour Anticosti (ligne bleue et zone ombragée pour l'i.c. à 95 %) et les modèles SPICT, BSM et CMSY++.

Sept-Îles

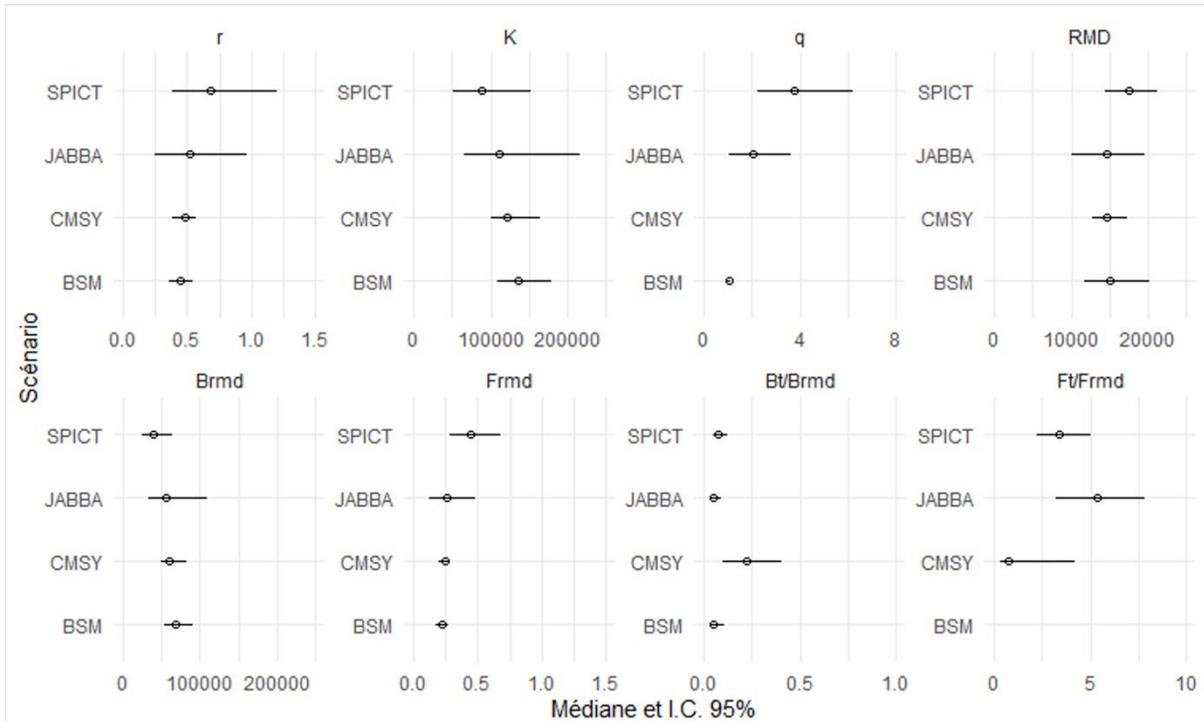


Figure 47. Distributions postérieures de différents paramètres estimés par le modèle selon différents tests de sensibilités en comparaison avec le modèle de base pour Sept-Îles.

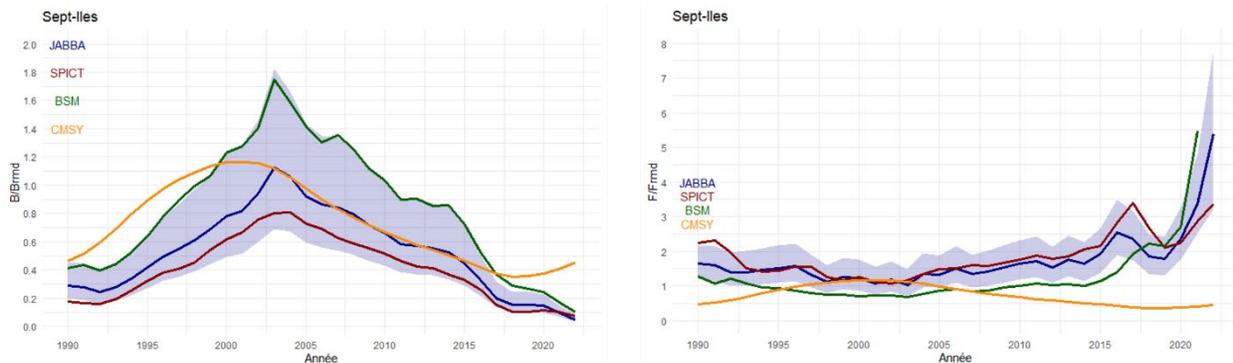


Figure 48. Comparaison des trajectoires de B/B_{rmd} et F/F_{rmd} entre le modèle de base JABBA pour Sept-Îles (ligne bleue et zone ombragée pour l'i.c. à 95 %) et les modèles SPICT, BSM et CMSY++.

Estuaire

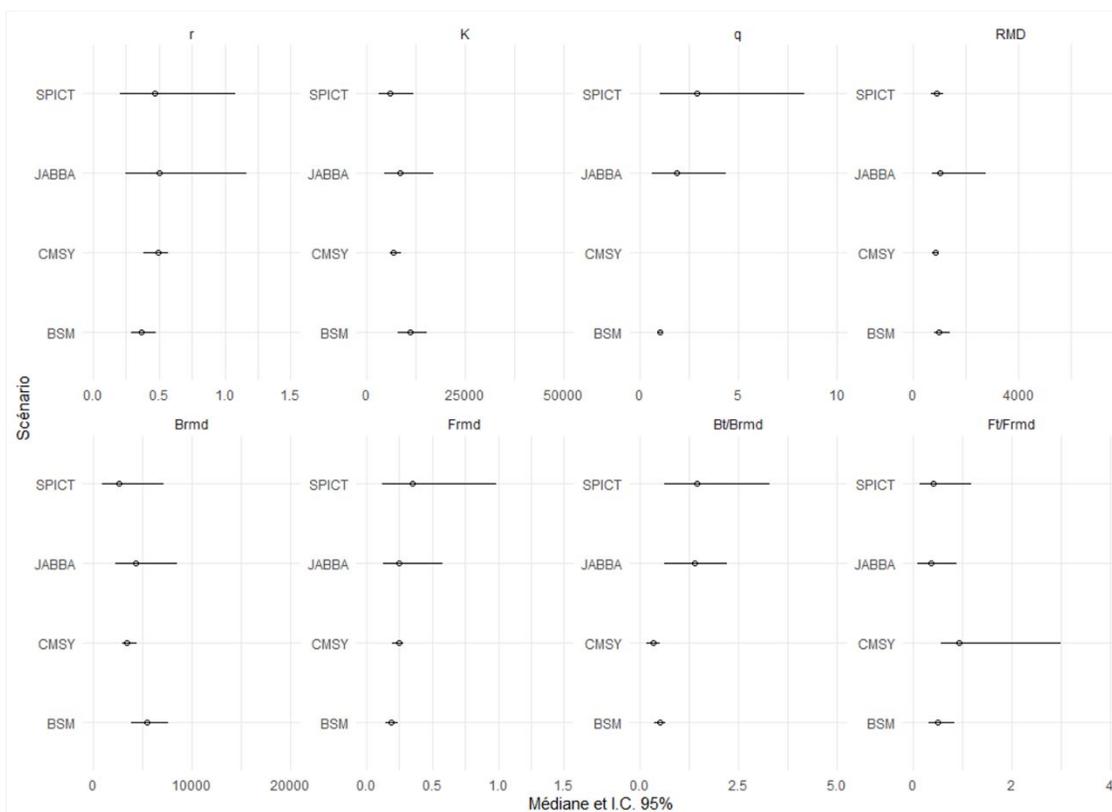


Figure 49. Distributions postérieures de différents paramètres estimés par le modèle selon différents tests de sensibilités en comparaison avec le modèle de base pour Estuaire.

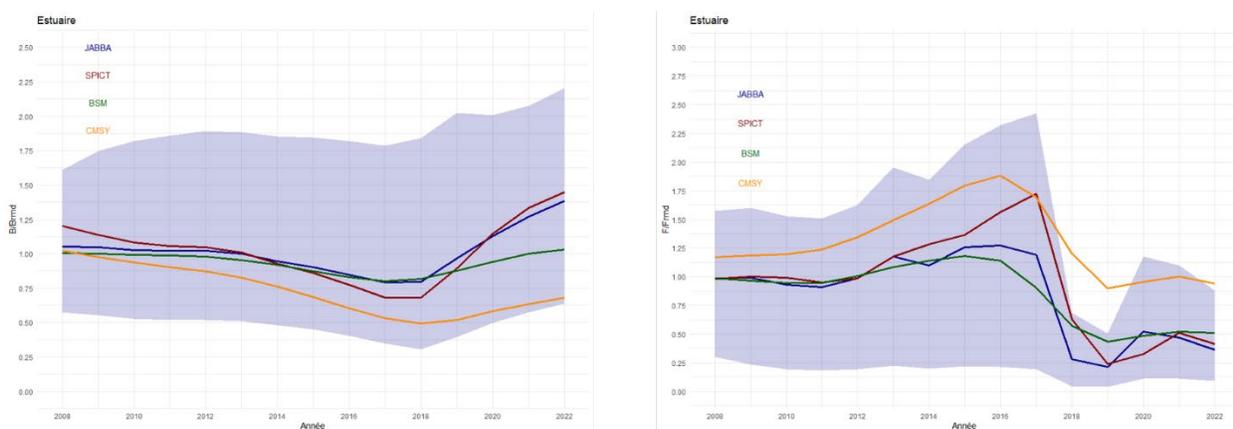


Figure 50. Comparaison des trajectoires de B/B_{rmd} et F/F_{rmd} entre le modèle de base JABBA pour Estuaire (ligne bleue et zone ombragée pour l'i.c. à 95 %) et les modèles SPICT, BSM et CMSY++.