



Universidade de Vigo

Traballo Fin de Máster

Aplicación de modelos de producción á xestión de recursos pesqueiros

Anxo Paz Cuña

Máster en Técnicas Estadísticas

Curso 2020-2021

Proposta de Traballo Fin de Máster

Título en galego: Aplicación de modelos de produción á xestión de recursos pesqueiros
Título en español: Aplicación de modelos de produción a la gestión de recursos pesqueros
English title: Application of production models to the management of fishery resources
Modalidade: Modalidade A
Autor: Anxo Paz Cuña, Universidade de Santiago de Compostela
Director: Javier Roca Pardiñas, Universidade de Vigo
Titor/as: Santiago Cerviño López, Instituto Español de Oceanografía; Marta Cousido Rocha, Instituto Español de Oceanografía; María Grazia Pennino, Instituto Español de Oceanografía
<p>Breve resumo do traballo:</p> <p>Nos últimos anos, existe un aumento no esforzo investigador por desenvolver métodos capaces de mellorar a fiabilidade da avaliación de stocks en situacións nas que os datos son limitados. Con esta finalidade, propuxéronse algúns métodos de avaliación, entre os que destacan os modelos de produción excedente (SPMs, polas siglas en inglés “Surplus Production Models”), un dos métodos analíticos máis sinxelos dispoñibles que proporcionan unha avaliación completa dun stock, estimando os cambios na biomasa en función da biomasa do ano anterior, a produción excedente e as capturas.</p> <p>Neste estudo enfocámonos en dous SPMs ben coñecidos: SPiCT (“A Stochastic surplus Production model in Continuous Time”) e ASPIC (“A Stock-Production Model Incorporating Covariates”). Estudamos o seu funcionamento en datos simulados mediante a ecuación xeral do SPM, cuxos parámetros e capturas son proporcionados polo paquete Rfishpop (https://github.com/IMPRESSPROJECT/Rfishpop), que imita a dinámica real dun sistema pesqueiro. Simúlanse diferentes escenarios, avaliando (1) a intensidade dos erros de observación; (2) pesqueiras onde os datos dispoñibles comezan despois do comezo da súa explotación; (3) o impacto do erro de proceso. Emprégase un procedemento Montecarlo para computar os intervalos de confianza para a traxectoria da biomasa, os parámetros e cantidades de interese estimados. Os resultados obtidos mediante o axust son comparados cos valores reais da poboación simulada a través de medidas como a raíz do erro cuadrático medio (RMSE, polas siglas en inglés “Root-mean-square error”) ou o erro absoluto porcentual medio (MAPE, polas siglas en inglés “Mean absolute percentage error”) para comprender que factores afectan ao funcionamento do modelos e a súa capacidade para aconsellar sobre a xestión sostible.</p>

Don Javier Roca Pardiñas, Profesor da Universidade de Vigo, don Santiago Cerviño López, Investigador de Instituto Español de Oceanografía, dona Marta Cousido Rocha, Investigadora de Instituto Español de Oceanografía e dona María Grazia Pennino, Investigadora de Instituto Español de Oceanografía informan que o Traballo Fin de Máster titulado

Aplicación de modelos de produción á xestión de recursos pesqueiros

foi realizado baixo a súa dirección por don Anxo Paz Cuña para o Máster en Técnicas Estadísticas. Estimando que o traballo está finalizado, dá a súa conformidade para a súa presentación e defensa ante un tribunal.

En Vigo, a 22 de xuño de 20xx.

O director:

Don Javier Roca Pardiñas

O titor:

Don Santiago Cerviño López

A titora:

Dona Marta Cousido Rocha

A titora:

Dona María Grazia Pennino

O autor:

Don Anxo Paz Cuña

Agradecementos

Quero dar as grazas á Coordinación do Máster en Técnicas Estatísticas pola facilitación desta oportunidade. Tamén agradecerlle a Javier Roca a dirección deste traballo.

Ao Instituto Español de Oceanografía de Vigo por ofrecerme a oportunidade de levar a cabo a presente investigación e pola experiencia adquirida. Particularmente, agradecer a Marta Cousido, Santi Cerviño e Grazia Pennino pola aprendizaxe adquirida e pola enorme axuda prestada, sen a cal sería imposible solucionar todos os problemas cos que nos fomos atopando ao longo deste proxecto. É imposible sentirse máis acollido dentro dun grupo de investigación tan bo, tanto no profesional como, sobre todo, no personal.

E a Sandra, por estar sempre ao meu lado.

Índice general

Resumo	XI
1. Introducción	1
1.1. IEO	1
1.2. Exposición do problema	1
1.3. Métodos de resolución	2
1.4. Obxectivos	2
2. Aspectos Metodolóxicos	5
2.1. Introducción	5
2.2. Formulación xeral dun SPM	6
2.3. ASPIC	8
2.4. SPiCT	10
2.5. Metodoloxía para a simulación de datos	12
2.6. Medidas de exactitude das estimacións	14
3. Software	17
4. Resultados	23
4.1. Descrición da poboación simulada	23
4.2. Análise da converxencia	25
4.3. Escenarios simulados e resultados	26
4.3.1. Variabilidade asociada ao índice de biomasa	26
4.3.2. Variabilidade na serie de capturas	29
4.3.3. Incremento da variabilidade nas capturas e no índice de biomasa	32
4.3.4. Acurtamento das series temporais	34
4.3.5. Erro de proceso	40
4.3.6. Conclusións xerais	43
5. Conclusións	45
A. Estudo de converxencia	47
Bibliografía	55

Resumo

Resumo

Os modelos de produción excedente (SPMs, polas siglas en inglés “Surplus Production Models”) son un dos métodos analíticos máis sinxelos dispoñibles que proporcionan unha avaliación completa dun stock a partir de datos limitados, xa que só necesitan un índice de biomasa e unha serie de capturas. Neste estudo analizamos o comportamento de dous SPMs ben coñecidos, SPiCT (“A Stochastic surplus Production model in Continuous Time”) e ASPIC (“A Stock-Production Model Incorporating Covariates”), a partir de datos simulados que tratan de imitar a dinámica real dun sistema pesqueiro. Con esta finalidade, configúranse diferentes escenarios, avaliando (1) a intensidade dos erros de observación; (2) pesqueiras onde os datos dispoñibles comezan despois do comezo da súa explotación; (3) o impacto do erro de proceso. Emprégase un procedemento Montecarlo para computar a veracidade das estimacións acadadas para as traxectorias de biomasa, parámetros e diferentes cantidades de referencia consideradas. Os resultados obtidos serán comparados cos valores reais respectivos mediante medidas como a raíz do erro cuadrático medio (RMSE, polas siglas en inglés “Root-mean-square error”) ou o erro absoluto porcentual medio (MAPE, polas siglas en inglés “Mean absolute percentage error”). Deste xeito, analizarase os factores que afectan ao funcionamento do modelos e á súa capacidade para aconsellar sobre a xestión sostible. Os resultados obtidos amosan como SPiCT permite a obtención de estimacións máis precisas que ASPIC en practicamente todas as situacións consideradas.

English abstract

Surplus production models (SPMs) were among the assessment methodologies recommended for improve the reliability of stock assessments in data-limited situations, which only require time series of an index of exploitable biomass and catch data. In our study we analyze on two well-known SPMs: SPiCT (A Stochastic surplus Production model in Continuous Time) and ASPIC (A Stock-Production Model Incorporating Covariate), through simulated data which simulates the real dynamic of a fishery system. Different settings have been simulated, testing (1) the intensity of observation errors; (2) fisheries for which available historical data started after the start of the exploitation period; (3) the process error’s impact. A Montecarlo procedure has been used to compute the veracity of the estimated biomass trajectory, parameters and reference points. The derived results are compared to real values of our simulated population through measures such as the root of the mean square error (RMSE) and mean absolute percentage error (MAPE) to understand which factors affect the model performance and our ability to advise on sustainable management. The results obtained show how SPiCT allows obtaining more accurate estimates than ASPIC in almost all situations considered.

Capítulo 1

Introdución

Neste primeiro capítulo contextualízase e expónse o problema que se trata de resolver no presente traballo. Primeiro preséntase o Instituto Español de Oceanografía (IEO), empresa colaboradora na realización do mesmo, para seguidamente identificar o problema a tratar e o porque da súa elección, así como a utilidade da súa resolución. Tamén se mencionan os métodos empregados para acadar o obxectivo proposto, cuxa definición será o derradeiro apartado deste punto.

1.1. IEO

O presente traballo realízase en colaboración co Instituto Español de Oceanografía (IEO), un organismo público de investigación en ciencias do mar, especialmente no relacionado co coñecemento científico dos océanos, a sostibilidade dos recursos pesqueiros e o medio mariño, dependente do Ministerio de Ciencia e Innovación. Máis concretamente, nun de todos os centros oceanográficos cos que conta este organismo por todo o Estado, situado na costa de Vigo. Entre as súas funcións básicas atópanse a investigación científica en oceanografía e ciencias do mar e estudo multidisciplinar do mar, o asesoramento á Administración Xeral do Estado na súa política pesqueira, a promoción da cooperación en investigación mariña a escala rexional, nacional e internacional ou a formación de investigadores mariños e difusión dos coñecementos oceanográficos.

Dentro do IEO o traballo realizado enmárcase dentro do proxecto IMPRESS (“Improving scientific advice to fishery management for resources of interest for Spain in Atlantic waters”), cuxo obxectivo principal é mellorar a calidade do asesoramento científico para a xestión pesqueira de recursos de interese para as flotas españolas no Atlántico noroeste mediante a análise e identificación de poboacións de peixes a partir dos datos dispoñibles ata a simulación e avaliación de estratexias de xestión. Para máis detalles pódese consultar a súa web <https://impressproject.github.io/PROJECTIMPRESS/>.

1.2. Exposición do problema

A comprensión da avaliación das poboacións de peixes para realizar recomendacións para a súa explotación sostible convertiuse nunha parte esencial da xestión dos recursos pesqueiros. Para elo, existe unha gran variedade de métodos. Entre eles atopámonos cos modelos de produción excedente (SPMs, polas siglas en inglés “Surplus Production Models”) (Schaefer, 1954, 1957), de gran importancia pola súa capacidade para traballar con datos limitados e que, malia súa simplicidade son capaces de proporcionar unha avaliación completa dun stock para poder levar a cabo a determinación de diferentes estratexias de xestión ou como complemento a outros dos modelos empregados na mesma. O presente traballo terá un enfoque comparativo entre dous dos modelos de produción excedente de referencia: ASPIC (“A Surplus-Production Model Incorporating Covariates”), Prager (1992) e (1994), e SPiCT (“Surplus production model in continuous time”), Pedersen and Berg (2017).

A gran importancia destes métodos, como mencionamos anteriormente, reside na súa capacidade de proporcionar unha avaliación completa a partir de datos limitados. Isto débese a que os SPMs consideran ao stock de peixes como biomasa indiferenciada, sen distinguir outra serie de factores que afectan á súa dinámica poboacional (i.e. distribución por sexos e idades, tallas, relacións intra e interespacíficas, a influencia do medio). Xeralmente, os datos dos que se dispoñen proceden das campañas oceanográficas realizadas por institutos de investigación, como pode ser o IEO, cuxa finalidade é a de aportar información sobre os recursos pesqueiros dispoñibles, ou da propia actividade pesqueira. En ambos casos é posible que, na recompilación de datos, haxa moitas características da poboación das que non se dispoña información, como poden ser as mencionadas anteriormente, mais o mínimo dispoñible adoita ser unha serie temporal de capturas e un índice de biomasa, que é o único que precisan os dous métodos que se comparan no presente traballo para avaliar a dinámica poboacional dun stock, e cuxos resultados son empregados na toma de decisións para a xestión pesqueira, polo que a súa veracidade á hora de reproducir a realidade subxacente é moi importante.

1.3. Métodos de resolución

Para poder realizar a comparativa entre os dous modelos propostos e comprobar a súa fidelidade á hora de reflectir a dinámica poboacional subxacente realizarase en primeiro lugar a simulación de datos que sexan representativos da realidade nunha poboación de peixes e que servirán de entrada para os SPMs. Para elo empregaremos o software R (R Core Team, 2019), de libre acceso e, dentro deste programa, o paquete `Rfishpop` (dispoñible en <https://github.com/IMPRESSPROJECT/Rfishpop>), que implementa un modelo operativo capaz de imitar a dinámica real dun sistema pesqueiro, do que extraeremos as capturas e unha serie de parámetros que se introducirán na propia ecuación do SPM para obter a biomasa a partir da cal se extraerá un índice de biomasa. Este índice, xunto coas capturas obtidas, serán os datos de entrada para que ambos modelos, SPiCT e ASPIC, poidan realizar o axuste a través do paquete `spict` (dispoñible en <https://github.com/DTUAqua/spict>) e mediante o paquete `connectASPIC` (dispoñible en <https://github.com/IMPRESSPROJECT/connectASPIC>), respectivamente. Este último, deseñado especificamente para este traballo, tivo que ser creado para poder realizar o axuste mediante ASPIC sen ter que saír da consola de R e poder ler os seus resultados para poder analizalos, xa que é realizado por un executable externo `ASPIC7.exe` (dispoñible na páxina do autor <http://www.mhprager.com/aspic.html>). Os detalles sobre este paquete descríbense no Capítulo 3.

Tras os correspondentes axustes analizaremos os resultados con fines comparativos, coa finalidade de determinar a súa capacidade de reproducir a realidade simulada. Dita comparativa realizárase a través da comparación dos valores reais dos diferentes parámetros e puntos de referencia coas correspondentes estimacións. Un punto de referencia biolóxico (BRP, “Biological Reference Point”) é un indicador cuantitativo do estado do stock ou da súa explotación que permite identificar situacións desexables ou indesexables do stock e a necesidade de implementar novas medidas de xestión que corrixan o estado dunha poboación, i.e. a B_{msy} ou a F_{msy} , que informan sobre a biomasa e a mortalidade por pesca no rendemento máximo sostible (MSY polas súas siglas en inglés “Maximum sustainable yield”) respectivamente. A comparativa entre os valores reais e os estimados realizarase empregando diferentes medidas de erro: a raíz do erro cuadrático medio (RMSE) e o erro absoluto medio porcentual (MAPE).

1.4. Obxectivos

Os principais obxectivos do presente traballo son os seguintes:

- Comprender o funcionamento dos modelos de produción e o seu valor para aconsellar sobre a xestión dos recursos pesqueiros.
- Valorar a capacidade destes modelos para replicar a realidade.

- Identificar asuncións críticas que dificulten a estimación dos parámetros.
- Comparar o comportamento de dous modelos con distintas asuncións (ASPIC y SPiCT).

Capítulo 2

Aspectos Metodolóxicos

2.1. Introducción

Ao redor do 90 % das poboacións de peixes están consideradas de datos limitados, é dicir, os datos dispoñibles son limitados para poder levar a cabo a aplicación de modelos de avaliación convencionais (Costello, 2012). Por esta razón, nos últimos anos, estase realizando un gran esforzo de investigación para desenvolver métodos capaces de amosar a dinámica subxacente a poboacións das que se teñen datos limitados (Prager, 1994). O método de avaliación máis axeitado para a súa avaliación vai depender do tipo de datos dispoñibles. O “International Council for the Exploration of the Seas” (ICES) Workshop no “Development of Quantitative Assessment Methodologies based on Life-history Traits, Exploitation Characteristics and other Relevant Parameters for Data-limited Stocks” (WKLIFE V) (ICES, 2015) identificou tres categorías de métodos de avaliación no contexto de datos limitados: (1) métodos basados nas tallas, (2) métodos baseados só nas capturas, e (3) métodos baseados nas capturas e índices de biomasa como o CPUE (capturas por unidade de esforzo) ou outros índices de campañas oceanográficas (i.e. índices de campaña). Os últimos son os modelos de produción excedente (SPM), descritos por Schaefer na década dos 50 (1954, 1957). Como mencionamos anteriormente, os SPMs son moi útiles para a análise da dinámica dunha poboación de peixes, especialmente cando se traballa con datos limitados. Neste aspecto, o stock da poboación, nestes modelos, considérase como biomasa indiferenciada e, polo tanto, non contemplan aspectos como diferenzas sexuais, estrutura de idades, talla, relacións intra e interespecíficas ou modificacións ambientais, o que os fan moi útiles, especialmente cando non se dispón desta información. Cando a información de tallas ou idades está dispoñible, a comunidade científica prefire, xeralmente, a aplicación de modelos máis complexos como os estruturados por tallas ou idades. Porén, Ludwig e Walters (1985, 1989) demostraron que dos SPMs pódense extraer conclusións igual de útiles e, ás veces, incluso preferibles para a xestión pesqueira que as obtidas dos modelos máis complexos, a unha fracción do custe. Aínda así, cabe destacar que o correcto funcionamento dos métodos vai depender de como de representativos da poboación de peixes son os datos. Así, por exemplo, se o índice de biomasa é informativo mentres que os datos estruturados por idades non son tan representativos, un SPM pode proporcionar resultados máis útiles no asesoramento para a xestión. Por outra banda, os SPMs modelan a dinámica da biomasa dunha poboación de peixes ao longo do tempo combinando os efectos do crecemento, recrutamento e mortalidade –é dicir, todos os aspectos da produción– nunha soa función de produción, polo que a súa aplicación pode realizarse sen ter en conta estes tres procesos por separado.

A formulación dos SPMs permite tamén a realización de diferentes modificacións, o que permitiu que, a partires da ecuación realizada por Russel no ano 1931 e que describe a estrutura xeral dos procesos que afectan á produtividade dun stock, fóranse definindo posteriores formulacións, como veremos nas seguintes seccións.

2.2. Formulación xeral dun SPM

Russell (1931) describe o cambio en biomasa dunha poboación de peixes en termos de balance entre a mortalidade natural, o recrutamento, o crecemento e a mortalidade por pesca. A estrutura xeral dun SPM está directamente relacionada coa formulación de Russel da dinámica dun stock, de xeito que

$$B_{t+1} = B_t + f(B_t) - C_t \quad (2.1)$$

onde B_{t+1} é a biomasa explotable ao final do ano t ou a comezos do ano $t + 1$, B_t é a biomasa explotable no comezo do ano t , C_t son as capturas durante o ano t e $f(B_t)$ é a función de produción en relación á biomasa. Así, a produción excedente é igual a $f(B_t) - C_t$, que é a produción necesaria para substituír as perdas debidas á mortalidade por pesca, mentres que a produción total pode ser calculada como $B_t + f(B_t)$.

A ecuación (2.1) da dinámica de poboación está relacionada coa realidade mediante a relación entre as capturas e a biomasa a través do coeficiente de capturabilidade q , que se define como a proporción do stock que se recolle por unidade de esforzo. Se f_t representa o esforzo asociado ás capturas C_t , entón

$$\hat{I}_t = C_t/f_t = qB_t \quad (2.2)$$

onde I_t é o índice de biomasa relativa para o ano t , epresenta que é un valor estimado e q é o coeficiente de capturabilidade.

A ecuación 2.2 establece que as capturas e a biomasa da poboación están relacionadas linealmente, o que é unha asunción que hai que considerar de forma cautelosa cando se aplican os SPM, especialmente cando a calidade dos datos dispoñibles non é a óptima. Ademais, implica que o coeficiente de capturabilidade, q , permanece constante ao longo do tempo. Porén, debido ás melloras producidas nas técnicas de pesca, q debería variar a medida que avanzan os anos.

Existen moitas formulacións para a función de produción de biomasa $f(B_t)$. Schaefer (1954) propuxo o primeiro modelo de avaliación simple describindo $f(B_t)$ mediante o uso da curva loxística:

$$f(B_t) = rB_t \left(1 - \frac{B_t}{K}\right), \quad (2.3)$$

onde B_t é a biomasa no tempo t , r é o parámetro de crecemento poboacional (incremento natural intrínseco), e K é o tamaño máximo de poboación con crecemento positivo (a biomasa virxe, concepto relacionado co concepto de capacidade de carga). A produción máxima prodúcese sempre en $K/2$, que corresponde co máximo da curva de produción, que neste caso é simétrica. Debido a isto, a formulación de Schaefer pode considerarse moi restritiva, polo que Pella e Tomlinson (1969) introduciron un novo parámetro, p , que confire asimetría á curva de produción:

$$f(B_t) = \frac{r}{p} B_t \left(1 - \left(\frac{B_t}{K}\right)^p\right). \quad (2.4)$$

Así, o máximo de produción non se produce necesariamente en $K/2$, como se pode apreciar na Figura 2.1. Isto produciríase soamente cando $p = 1$, que de feito produce que neste caso a formulación de Pella-Tomlinson sexa equivalente á de Schaefer. Ao introducir este novo parámetro de asimetría, a interpretación dos diferentes parámetros empregados para estas formulacións non poden ser comparados directamente. Por outra banda, p presenta dificultades á hora de ser estimado con exactitude, polo que convén realizar unha análise de sensibilidade deste parámetro.

Finalmente, outra opción para a formulación da función de biomasa é a postulada por Fox (1970):

$$f(B_t) = Ln(K)rB_t \left(1 - \left(\frac{Ln(B_t)}{Ln(K)} \right) \right)$$

que se corresponde coa formulación de Pella-Tomlinson cando p tende a cero.

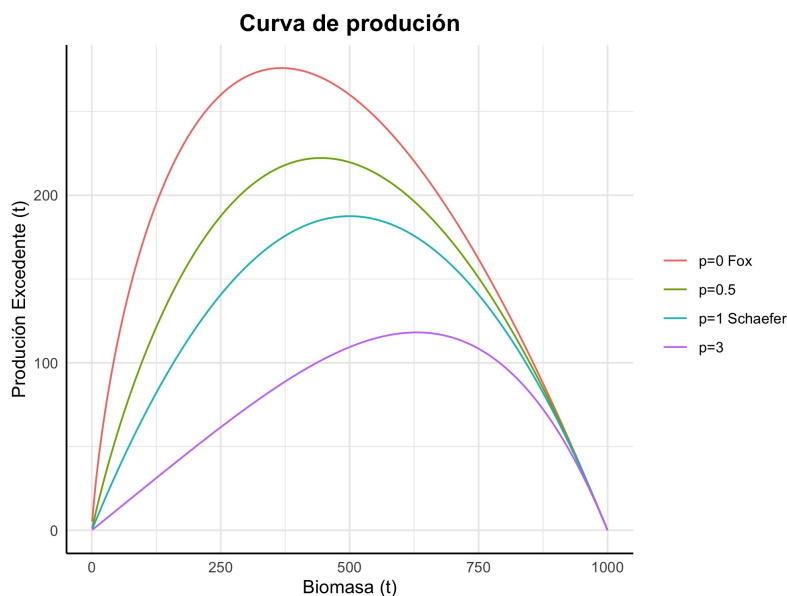


Figura 2.1: Curva de produción. Representase a produción excedente obtida con diferentes parámetros de asimetría p en función da biomasa.

Independentemente do tamaño do stock, debería ser posible tomar o exceso de produción, considerándoo o equilibrio de reemprazo, e deixar o stock nas condicións nas que estaba anteriormente. Unha estratexia de xestión podería ser, polo tanto, levar á poboación a un tamaño que maximice a produción excedente e, polo tanto, o rendemento potencial, a un punto onde a mortalidade por pesca, o tipo de explotación e outras características do stock non cambien dun ano a outro. Isto é o que se coñece como suposto de equilibrio, onde a poboación está en equilibrio con todos os seus inputs e outputs, o que é unha suposición bastante deficiente. Tamén implica que, se ben un pode comezar a pescar de xeito ineficiente, non se podería colapsar unha poboación de peixes por sobrepesca.

Ao longo do desenvolvemento dos SPMs propuxéronse un gran número de alternativas de axuste para superar este suposto de equilibrio. Así, as metodoloxías actuais difiren segundo onde se asocian os erros residuais, se no propio modelo ou nos datos dispoñibles. Máis precisamente, temos os seguintes estimadores:

- Estimadores de erros de proceso. Supón que todas as observacións se fixeron sen erro e que todo erro está na ecuación (1).
- Estimadores de erros de observación. Supón que todos os erros residuais están na taxa de captura ou nas observacións de biomasa e que a ecuación (2.1) é determinista e sen erros.

Neste traballo empregáranse dous dos SPM máis empregados, dos que falaremos a continuación: ASPIC (“A Surplus-Production Model Incorporating Covariates”), Prager (1992, 1994), e SPiCT (“Surplus Production model in Continuous Time”), Pedersen and Berg (2017). Mentres que ASPIC asume erro de observación, máis concretamente nos índices de biomasa cos que se leva a cabo o axuste, SPiCT considera os dous tipos de erro no axuste, é dicir, tanto erro de proceso na ecuación de biomasa e no modelado da mortalidade por pesca F , como erro de observación, tanto nestes índices de biomasa como nas capturas.

Por outra banda, en canto aos resultados do axuste mediante a maioría dos modelos pesqueiros, ofrecen moitas posibilidades que poden ser de gran utilidade para decisións de xestión ou para analizar o rendemento dunha pesqueira. Un exemplo serían as catro medidas de rendemento clásicas derivadas dos SPMs, que son o rendemento máximo sostible (MSY) e o esforzo de pesca, biomasa e a mortalidade por pesca correspondentes a este rendemento (E_{msy} , B_{msy} e F_{msy} , respectivamente). Ademais, tamén podemos considerar como resultados a biomasa estimada, a mortalidade por pesca ou a relación da biomasa con K ou B_0 , entre outros. O MSY pode interpretarse, por exemplo, en termos dun rendemento potencial medio a longo prazo esperado se o stock se pesca de xeito óptimo.

2.3. ASPIC

ASPIC (“A Surplus-Production Model Incorporating Covariates”) é un modelo de produción excedente en tempo continuo de non equilibrio descrito por Prager (1992) que ten en conta erro nas observacións, como vimos anteriormente. A súa estrutura permite poder aplicar as tres funcións de produción de biomasa vistas no apartado anterior (Schaefer, 1954, 1957; Pella-Tomlinson, 1969; e Fox, 1970). Con fins descritivos, neste apartado, tomaremos como base para ASPIC ao modelo de produción máis simple, o modelo loxístico de Schaefer (Schaefer, 1954), onde unha ecuación diferencial de primeira orde describe o cambio da biomasa do stock B_t en función da produción, mais análogamente tamén pode tomar como referencia outras ecuación, como a descrita por Pella e Tomlinson (1969), que será a que empreguemos na práctica en capítulos posteriores.

En ausencia da pesca, o incremento ou diminución da poboación asúmese como unha función que depende soamente do tamaño actual da poboación:

$$\frac{dB_t}{dt} = rB_t - \frac{r}{K}B_t^2, \quad (2.5)$$

onde B_t é a biomasa da poboación no tempo t e r e K son parámetros constantes no tempo.

Esta ecuación está escrita na parametrización da ecoloxía poboacional, onde K representa o tamaño máximo de poboación, ou capacidade de carga, e r representa o incremento intrínseco do stock (por unidade de tempo).

Engadindo a mortalidade por pesca F_t ao modelo, este convírtese en

$$\frac{dB_t}{dt} = (r - F_t) B_t - \frac{r}{K} B_t^2. \quad (2.6)$$

A integración da ecuación (2.6) con respecto ao tempo permite modelar a biomasa e o rendemento a través do tempo.

Antes da integración, podemos simplificar a notación definindo $\alpha_t = r - F_t$ e $\beta = r/K$ para simplificar a ecuación como

$$\frac{dB_t}{dt} = \alpha_t B_t - \beta B_t^2, \quad (2.7)$$

que pode ser resolta para a biomasa baixo a asunción de que F_t é constante e que, polo tanto, α_t é constante. Esta é unha asunción débil, xa que se F_t varía, o tempo pode ser dividido en períodos curtos de constantes ou case constantes F e procurarse a solución para cada período curto. Entón asúmese que hai T períodos de tempo iguais (aínda que non é preciso empregar períodos de tempo da mesma duración), indexados por $t = 1, 2, \dots, T$ e onde cada período é dun ano de duración.

Para o período que comeza en $t = h$ e remata en $t = h + \delta$, durante o que a mortalidade por pesca instantánea é F_h , a solución á ecuación anterior sería

$$B_{h+\delta} = \frac{\alpha_h B_h e^{\alpha_h \delta}}{\alpha_h + \beta B_h (e^{\alpha_h \delta} - 1)} \quad \text{cando } \alpha_h \neq 0, \quad \text{ou} \quad (2.8)$$

$$B_{h+\delta} = \frac{B_h}{1 + \beta \delta B_h} \quad \text{cando } \alpha_h = 0. \quad (2.9)$$

Modelar o rendemento durante o mesmo período implica outra integración con respecto ao tempo

$$C_h = \int_{t=h}^{h+\delta} F_t B_t dt, \quad (2.10)$$

onde B_t é a biomasa no instante t , F_h é a mortalidade por pesca (constante) instantánea no mesmo período e C_h é o rendemento obtido nese período. Integrando,

$$C_h = \frac{F_h}{\beta} \ln \left[1 - \frac{(\beta B_h (1 - e^{\alpha_h \delta}))}{\alpha_h} \right] \quad \text{cando } \alpha_h \neq 0, \quad \text{ou} \quad (2.11)$$

$$C_h = \frac{F_h}{\beta} \ln(1 + \delta \beta B_h) \quad \text{cando } \alpha_h = 0. \quad (2.12)$$

A ecuación (2.11) foi formulada primeiramente por Pella (1967) e a ecuación (2.12) é de Prager (1994). Da definición de F despréndese que a biomasa media estimada durante o período é simplemente C_h/F_h . O excedente de produción P_h durante o período de tempo pode determinarse por:

$$P_h = B_{h+\delta} - B_h + C_h \quad (2.13)$$

Cando o rendemento é igual á produción excedente, a poboación está en equilibrio.

Unha asunción importante adicional é que, para todo t , $F_t = qf_t$; noutras palabras, esta mortalidade por pesca é proporcional ao esforzo de pesca e entón o coeficiente de capturabilidade q é constante.

Os datos requeridos para o axuste son, para cada período t , o esforzo f_t e o rendemento (as capturas), C_t , onde $t = 1, 2, \dots, T$ e $T > 4$. En caso de que o esforzo f_t non sexa un dos datos proporcionados ao modelo, pode obterse a partir da ecuación (2.2), onde $f_t = C_t/I_t$, sendo I_t o índice de biomasa proporcionado o modelo. Os parámetros a estimar son r , K , q e B_0 (a biomasa ao principio do primeiro ano), e para elo emprégase o seguinte algoritmo:

- Obter estimacións iniciais para os parámetros.
- Comezar co valor actual de B_0 , proxectar a poboación a través do tempo segundo as ecuacións (2.8) e (2.9). Para cada ano da proxección, computar as capturas estimadas coas ecuacións (2.11) e (2.12).
- Computar a función obxectivo a minimizar. Asumindo unha estrutura de erro multiplicativo no esforzo, isto é

$$\sum_{t=1}^T \left[\log(C_t) - \log(\hat{C}_t) \right]^2$$

- Monitorar a función obxectivo para a converxencia. Se se acada, finalizar. Se non, revisar a estimación dos parámetros (empregando unha estratexia de minimización estándar) e continuar no paso 2.

Prager (1994) emprega, na súa aplicación, o algoritmo simplex como estratexia de minimización, que aínda que non é tan rápido como outros métodos, é robusto para os valores iniciais e manipulable dun xeito sinxelo para evitar mínimos locais. Este algoritmo está implementado nun software desenvolto polo propio autor no ano 2014, que leva por nome ASPIC7, dispoñible na súa páxina <http://www.mhprager.com/aspic.html>, e do que falaremos posteriormente no Capítulo 3.

O método de estimación descrito emprega o esforzo rexistrado cada ano para estimar o rendemento. De forma alternativa, pódese empregar o rendemento rexistrado en cada ano para estimar a mortalidade por pesca (ou, de forma equivalente, o esforzo), mais esta aproximación presenta dúas dificultades. A primeira consiste en que non hai unha solución explícita para o esforzo, polo que debe ser resolto iterando. A segunda implica unha diferenza fundamental entre predicir o rendemento e predicir o esforzo, e é que para unha determinada biomasa inicial hai algúns rendementos que nunca se poden obter, por moi alto que sexa o esforzo.

Ademais dos dous plantexamentos descritos, que conforman a base de ASPIC, tamén cabe destacar unha vantaxe deste modelo, que é a súa facilidade á hora de admitir extensións ou modificacións, como poden ser realizar o modelado das pesquerías divididas en espazos ou tipo de pesca; analizar series de datos incluíndo algúns anos sen esforzo de pesca, como pode ocorrer durante un peche; analizar series de datos con anos sen datos ou con datos incertos sobre o esforzo de pesca; incorporar cambios na capturabilidade; ou axustar o modelo a partir de datos independentes da pesca ou índices de biomasa da poboación.

Por último, como se describiu no apartado anterior, o modelo ASPIC asume que a produción de biomasa é unha función determinista da biomasa actual. Porén, a produción é, sen dúbida, estocástica en certa medida. Desenvolvéronse modelos para pesqueiras que incorporan erro no proceso de forma explícita, mais pese á súa lóxica incorporación, Prager (1994) tamén explica que se deben considerar os aspectos negativos da súa introdución. Incluir este erro no desenvolvemento de diversos modelos levouse a cabo, en gran parte, no ámbito do control de procesos, un campo no que son comúns grandes conxuntos de datos, ao contrario do que adoita suceder no eido das pesqueiras. Ademais, comenta que, por outra banda, incluír tanto erro de observación como de proceso nun modelo implica xeralmente estimar un gran número de parámetros de perturbación, facer suposicións fortes sobre a forma ou o valor da compoñente de erro de proceso, ou ambos. Nalgúns casos, a necesidade de estimar parámetros adicionais pode facer moi dificultosa a estimación de parámetros de interese (por exemplo, o MSY), sen información ou supostos adicionais.

2.4. SPiCT

A estrutura descrita para ASPIC na sección anterior, onde só se considera erro na observación sobre o índice de biomasa, pode ser demasiado sinxela para describir a realidade, onde os datos son susceptibles de ter sido influídos pola variabilidade existente, no recrutamento, interaccións das especies, captura, selectividade, condicións ambientais, etc. Tal e como mencionamos anteriormente pódese engadir unha compoñente aleatoria na ecuación que describe a dinámica da biomasa, denominada erro de proceso, para diminuír este efecto, reflectindo a variabilidade non modelada. Por iso, Pedersen e Berg (2017) presentaron un modelo de produción excedente estocástico en tempo continuo (SPiCT), que inclúe a modelización do erro no só nas observacións nos índices de biomasa, se non que tamén considera erro nas capturas e nas propias ecuacións que determinan a dinámica da poboación. Ademais, SPiCT tamén desenvolveu extensións, como a que considera estrutura de datos subanuais para resolver a existencia de patróns estacionais.

Partindo da ecuación de Pella-Tomlinson, empregan unha parametrización máis estable:

$$\frac{dB_t}{dt} = \gamma m \frac{B_t}{K} - \gamma m \left(\frac{B_t}{K} \right)^{p+1} - F_t B_t, \quad (2.14)$$

onde $\gamma = \frac{(p+1)^{(p+1)/p}}{p}$ e $m = \frac{rK}{(p+1)^{p+1/p}}$.

A estimación de m en lugar de r dá como resultado un óptimo mellor definido debido aos distintos roles, separados, de m e K na definición da curva de produción, onde K representa o rango máximo da biomasa e $m = MSY^d$ representa o rendemento máximo sostible (o superíndice d indica que son puntos de referencia deterministas que non teñen en conta a variabilidade aleatoria).

A ecuación anterior é una descrición simplista e determinista da dinámica da biomasa. Na realidade, moitos factores adicionais (i.e. as interaccións de especies ou a variabilidade ambiental) inflúen nesta dinámica. En ausencia de datos específicos relacionados con estes procesos, modelan a súa influencia empregando un termo de ruído de proceso estocástico. Incluir ruído de proceso na ecuación anterior dá como resultado

$$dB_t = \left(\gamma m \frac{B_t}{K} - \gamma m \left(\frac{B_t}{K} \right)^n - F_t B_t \right) dt + \sigma_B B_t dW_t, \quad (2.15)$$

onde σ_B é a desviación estándar do ruído do proceso e W_t é movemento browniano. Cabe destacar que neste caso, e sendo moi habitual na escritura por moitos dos autores que desenvolveron este tipo de modelos, e ao igual que aparecerá descrito na parte práctica deste traballo (Capítulo 4), o parámetro que define a asimetría da función de produción neste caso é n , sendo $n - 1 = p$. A representación do excedente de produción mediante unha ecuación diferencial estocástica reconece a presenza de variabilidade de proceso aleatoria e non modelada, ao mesmo tempo que conserva a propiedade de que o proceso defínese continuamente no tempo sen restrinxirse a puntos de tempo discretos específicos.

Os termos de ruído multiplicativo poden, en termos de implementación numérica e axuste do modelo, conducir a problemas de inestabilidade. Polo tanto, transforman o modelo para obter un termo de ruído aditivo.

$$dZ_t = \left(\frac{\gamma m}{K} - \frac{\gamma m}{K} \left(\frac{e^{Z_t}}{K} \right)^p - F_t - \frac{1}{2} \sigma_B^2 \right) dt + \sigma_B dW_t, \quad (2.16)$$

sendo $Z_t = \log(B_t)$.

Por outra banda, ASPIC asumía que as capturas obsérvanse sen erro. Se está presente, o erro de observación na captura vaise propagar directamente a F_t e influirá nas conclusións sobre o esforzo de pesca actual. Polo tanto, Pedersen y Berg (2017) propoñen un enfoque alternativo, con F_t como un proceso separado e non observado no mesmo sentido no que B_t non se observa, o que permite estimar F_t en calquera momento, incluso cando non se dispón dunha observación das capturas.

O modelo xeral para F_t é o produto dunha compoñente aleatoria G_t e unha componente estacional S_t .

$$F_t = S_t G_t \\ d \log G_t = \sigma_F dV_t$$

onde dV_t é o movemento browniano estándar e σ_F é a desviación estándar do ruído. Dados os datos subanuais, suxiren dous modelos de variación estacional na pesca. O primeiro representa a variación estacional empregando un *spline* cíclico, mentres que o segundo modelo usa un sistema de ecuacións diferenciais estocásticas (SDEs polas siglas en inglés “Stochastic Differential Equations”) cuxas solucións oscilan periodicamente. Hay que ter en conta que un modelo baseado en *splines* non pode adaptarse aos cambios na amplitude e no tempo do patrón de pesca estacional real, mentres que a segunda proposta pode facelo, pero a costa de aumentar a complexidade do modelo e, polo tanto, as posibles dificultades para obter converxencia.

Unha observación da captura comercial repórtase como a captura acumulada C_t durante un intervalo de tempo Δ_t . Dados B_t e F_t , a captura observada no rexistro pódese escribir como unha integral en tempo continuo máis ruído.

$$\log(C_t) = \log \left(\int_t^{t+\Delta_t} F_s B_s ds \right) + \epsilon_t, \quad (2.17)$$

onde os erros de observación da captura $\epsilon_t \sim N(0, \sigma_C^2)$ son independentes e σ_C é a desviación estándar do erro de observación das capturas. Esta formulación permite separar o ruído do proceso F_t do ruído de observación de C_t .

Finalmente, os índices de biomasa explotada $I_{t,i}$, $i = 1, \dots, N_i$, é dicir, datos científicos ou comerciais de captura por unidade de esforzo, modélanse do seguinte xeito: considéranse “instantáneas”, relacionadas co punto de tempo t ,

$$\log(I_{t,i}) = \log(q_i B_t) + e_{t,i},$$

onde $e_{t,i} \sim N(0, \sigma_{I,i}^2)$ son erros gaussianos independentes, $\sigma_{I,i}$ é a desviación estándar do erro de observación do i -ésimo índice, e q_i é o parámetro de capturabilidade para o i -ésimo índice.

Pedersen e Berg (2017) tamén definen as relacións entre os erros de observación e de proceso $\alpha = \sigma_I/\sigma_B$ e $\beta = \sigma_C/\sigma_F$. Nos casos nos que non sexa posible separar o erro de proceso e o de observación, unha simplificación común é fixar $\alpha = 1$ e $\beta = 1$.

Os parámetros tamén poden ser estimados mediante SPiCT empregando os enfoques frecuentista e Bayesiano. No primeiro, os parámetros do modelo estímense maximizando a función de máxima verosimilitude mentres que no segundo, onde a información auxiliar pode ser incorporada empregando os denominados *priors* informativos (distribucións de probabilidade que restrinxen o rango das estimacións), de xeito que as súas distribucións son multiplicadas pola función de verosimilitude para obter as distribucións “a posteriori”, en cuxo máximo atópanse os parámetros estimados. Esta última aproximación adoita levar a unha estimación máis robusta, reducindo a súa incerteza, mais tamén pode levar a unha mala estimación se os “priors” descritos non son os adecuados.

Por outra banda, as observacións extremas ou valores atípicos no índice de biomasa e nas capturas son un problema común nos datos de pesca. Estes valores atípicos están mal modelados cando se emprega a distribución normal para os erros de observación, o que pode levar a sesgos nas estimacións dos parámetros. Os enfoques comúns para mitigar a influencia dos valores atípicos inclúen a súa detección e o posterior reescalado a partir dos residuos, ou unha estimación robusta empregando outras distribucións para o error. Pedersen y Berg (2017) adoptan un enfoque simple para a estimación robusta onde o erro de observación sigue a distribución mixta $p \sim N(0, \sigma^2) + (1-p) \sim N(0, [w\sigma^2])$ onde p e w son parámetros que controlan a amplitude das colas da distribución.

Por último, cabe destacar, ao igual que con ASPIC, que o algoritmo de SPiCT tamén está implementado, neste caso nun paquete de R denominado *spict* (dispoñible en <https://github.com/DTUAqua/spict>), creado por Pedersen, Berg, Mildemberger e Kokkalis, e do que falaremos no Capítulo 3.

2.5. Metodoloxía para a simulación de datos

Nesta sección describirase o procedemento de simulación empregado para xerar os datos necesarios para comparar vía simulación o funcionamento de ASPIC e SPiCT no Capítulo 4.

En primeiro lugar, empregaremos o paquete *Rfishpop*, implementado en R e dispoñible en <https://github.com/IMPRESSPROJECT/Rfishpop>. Este paquete –creado por membros do proxecto IMPRESS– implementa un modelo operativo que permite simular a dinámica dun stock (poboación de peixes) modelando as súas características biolóxicas (recrutamento, crecemento, madurez e mortalidade natural) e as características do sistema de pesca (mortalidade por pesca e seletividade). Polo cal, unha das vantaxes de *Rfishpop* é que nos permite definir una poboación seguindo a dinámica dun stock real particular definindo as características mencionadas. Concretamente, certas opcións dispoñibles no procedemento de simulación de *Rfishpop* fano adecuado para a elaboración deste traballo. Un exemplo ilustrativo é que a poboación inicial na nosa simulación partirá dunha biomasa no primeiro ano B_0 que será igual ao seu tamaño máximo poboacional K , para despois ser explotada a uns niveis de pesca desexados, de xeito que, os SPMs disporán de información a

cerca do estado virxe da poboación facilitando a estimación dos seus parámetros. Logo, nalgún dos escenarios, as series de datos acurtaranse de maneira que este feito xa non se produza (a poboación inicial será inferior á súa capacidade máxima a diferentes niveis segundo o nivel de explotación no que se atope o stock no momento do corte da serie temporal) para poder ver como afecta isto ao correcto funcionamento de ambos modelos. En **Rfishpop** podemos especificar o esforzo de pesca anual permitíndonos obter as capturas C_t a diferentes niveis de esforzo de pesca, así como os demais elementos (parámetros) presentes na ecuación (2.4) proposta por Pella-Tomlinson, a cal empregaremos na segunda parte da simulación.

Unha das funcións de **Rfishpop** permite, unha vez feita a simulación da poboación desexada, coñecer os valores do rendemento máximo sostible MSY correspondente á biomasa e mortalidade por pesca asociadas a este rendemento, B_{msy} e F_{msy} , respectivamente. Por outra banda, **Rfishpop** calcula os valores de rendemento e biomasa no suposto de equilibrio para diferentes valores de mortalidade por pesca, co que somos capaces de obter, por exemplo, a capacidade de carga, K , ao poder ser calculada como o valor da biomasa no equilibrio cando a mortalidade por pesca é cero. A partir destes datos podemos obter os valores dos demais parámetros da seguinte ecuación que nos permitirá obter a biomasa da poboación simulada empregando **Rfishpop**.

$$B_{t+1} = B_t + \frac{r}{p} B_t \left(1 - \left(\frac{B_t}{K} \right)^p \right) - C_t \quad (2.18)$$

Porén, non sería realista empregar a biomasa obtida, correspondente á biomasa absoluta da poboación, para realizar o axuste dos modelos a partir desta serie, xa que, como mencionamos en seccións anteriores, na realidade é imposible ter esta información. O habitual é contar cun índice de biomasa representativo da biomasa total. Dito índice I_t será calculado a partir do coeficiente de capturabilidade, q , tal que $I_t = qB_t$ máis unha compoñente estocástica representativa do erro de observación, de xeito que o índice de biomasa observado, \hat{I}_t , calcúlase a partir da fórmula $\hat{I}_t = qB_t e^{\epsilon_t}$, sendo e^{ϵ_t} o erro de observación que segue unha distribución lognormal. Polo tanto,

$$\hat{I}_t \sim \text{Lognormal} \left(\ln \left(\frac{(qB_t)^2}{\sqrt{(qB_t)^2 + (CV^I qB_t)^2}} \right), \sqrt{\ln \left(\frac{(CV^I qB_t)^2}{(qB_t)^2} + 1 \right)} \right), \quad (2.19)$$

sendo CV^I o coeficiente de variabilidade asociado ao índice de biomasa.

A efectos prácticos, cabe destacar que neste traballo empregaremos un valor para a capturabilidade de $q = 10^{-6}$, xa que é considerado un valor representativo do que adoita acontecer na realidade.

Ademais, definiremos escenarios nos que serán considerados erros de observación nas capturas C_t dun xeito similar, de maneira que:

$$\hat{C}_t \sim \text{Lognormal} \left(\ln \left(\frac{C_t^2}{\sqrt{C_t^2 + (CV^C C_t)^2}} \right), \sqrt{\ln \left(\frac{(CV^C C_t)^2}{C_t^2} + 1 \right)} \right), \quad (2.20)$$

sendo \hat{C}_t as capturas observadas e CV^C o coeficiente de variación asociado ás capturas.

Por último, tamén consideraremos escenarios nos que será simulado erro no proceso, é dicir, a biomasa non será simulada empregando exactamente a ecuación (2.18) se non unha modificación da mesma. As N traxectorias de biomasa, neste caso, deixarán de ser deterministas, xa que terán a compoñente estocástica asociada ao parámetro r (crecemento natural intrínseco) descrita a continuación.

$$B_{t+1} = B_t + \frac{\hat{r}_t}{p} B_t \left(1 - \left(\frac{B_t}{K} \right)^p \right) - C_t \quad (2.21)$$

con

$$\hat{r}_t \sim \text{Lognormal} \left(\ln \left(\frac{r^2}{\sqrt{r^2 + (CV^R r)^2}} \right), \sqrt{\ln \left(\frac{(CV^R r)^2}{r^2} + 1 \right)} \right), \quad (2.22)$$

sendo CV^R o coeficiente de variación asociado a r .

Polo cal, para cada ano da serie temporal, $t = 1, \dots, T$, teremos un valor do parámetro r diferente \hat{r}_t , polo que o erro de proceso ven dado por permitir variar r ao longo dos instantes temporais cando a ecuación (2.18) non considera dita variación temporal nos seus parámetros.

Problemática

Cabe destacar, tal e como xa mencionamos, que tanto a serie de biomasa absoluta como o índice de biomasa son obtidos a partir das ecuacións descritas nesta Sección 2.18, mentres que os parámetros de ditas ecuacións e a serie das capturas obtéñense mediante o paquete **Rfishpop**. Neste sentido, **Rfishpop**, empregando un modelo operativo estruturado por idades (cuxo funcionamento atópase perfectamente descrito no repositorio onde se atopa o paquete) permite a obtención da serie de biomasa absoluta e, ademais, conta cunha función propia para, unha vez modelizada a poboación, simular o proceso de mostraxe co que se extraería un índice de biomasa a partir da mesma, imitando a recolección de datos realizada na realidade.

O problema co que nos atopamos é que introducir as capturas e o índice devoltos por este paquete nos SPMs resultaba nunha biomasa estimada que, malia que mantiña a tendencia da serie temporal orixinal, presentaba un sesgo moi claro. Para tratar de solucionar este problema sen ter que empregar directamente a ecuación (2.18) na obtención da biomasa realizáronse numerosas probas intentando localizar a orixe deste sesgo:

- I. Probando con condicións orixinais máis idóneas, tendo en conta as restriccións coas que operan os SPMs, i.e. facendo que a madurez sexa igual a 1 para todas as idades para que non se considerase a estrutura de idades proposta por **Rfishpop** (que distingue entre biomasa absoluta e biomasa madura).
- II. Empregando coeficientes de capturabilidade máis altos, que malia ser menos realistas facilitasen a converxencia dos modelos
- III. Anulando a variabilidade tanto para a modelización da poboación orixinal como na obtención dos índices

Malia todo o esforzo empregado na solución deste problema, non foi posible identificar a causa do mesmo, polo que a decisión final foi traballar directamente coas ecuacións mencionadas nesta sección, mais sería importante de cara ao futuro tratar de dilucidar onde está o problema neste *link* entre o modelo estruturado por idades implementado en **Rfishpop** e os modelos SPMs.

2.6. Medidas de exactitude das estimacións

Para poder analizar o funcionamento dos modelos estudados neste traballo, empregaremos, en primeiro lugar, o método de Montecarlo (Robert e Casella, 2004). Isto é, xeraremos N conxuntos de datos de entrada dos SPMs e para cada un deles obteremos as estimacións dos seus parámetros e cantidades de interese.

Como comentamos en seccións anteriores, os datos requeridos por ambos SPMs serán un índice de biomasa e unha serie de capturas, que serán obtidos a través das ecuacións (2.19) e (2.20), aínda que no caso das capturas se desexamos que non teñan erro estás xa se derivan directamente de **Rfishpop**. Como mencionamos, xeraremos un total de N réplicas de cada serie de datos para cada un dos diferentes escenarios de interese abordados no Capítulo 4. Cabe mencionar que, se para algunha das N réplicas xeradas inicialmente non se acadara a converxencia, entón xeramos unha nova réplica para substituír a non converxente tendo finalmente resultados para N réplicas exactamente,

así evitamos comparar medidas de erro entre ASPIC e SPiCT que poidan estar basadas nun número distinto de réplicas. Así, por outra banda, obtérase a primeira medida da calidade do axuste, que é a porcentaxe de axustes non converxentes:

$$p_{nc} = \frac{n_{nc}}{N + n_{nc}},$$

onde p_{nc} é a porcentaxe de axustes non converxentes e n_{nc} o número de axustes non converxentes.

A partir dos N axustes realizados por ambos modelos obtemos: das estimacións, cuxa natureza vai ser moi diferente, o que provoca que a comparativa será adecuada aos mesmos. Teremos por un lado as (a) estimacións das traxectorias de biomasa (é dicir, estimacións da serie temporal de biomasa), e (b) estimacións dos parámetros do modelo e cantidades de interese na avaliación do estado do stock como, por exemplo, MSY.

Comecemos por describir como medir a exactitude de (a). Debido ao procedemento de Montecarlo teremos un total de N traxectorias, indexadas por i , $\hat{B}_{t,i}$, $t = 1, 2, \dots, T$ e $i = 1, 2, \dots, N$.

Ademáis, para cada ano t , da relación entre a biomasa absoluta $\hat{B}_{t,i}$ e a biomasa estimada asociada o rendemento máximo sostible $\hat{B}_{msy,i}$, definiremos a biomasa relativa, $\widehat{BR}_{t,i} = \hat{B}_{t,i}/\hat{B}_{msy,i}$.

Unha vez obtidas ditas traxectorias de biomasa estimadas (absoluta e relativa) necesitamos comparar ditos valores cos reais, esta comparación fárase empregando distintas medidas de erro, que se describen a continuación. Cabe destacar que ditas medidas serán definidas a continuación en relación á biomasa en termos absolutos, mais tamén se calcularán, analogamente, para a biomasa relativa.

En primeiro lugar, a raíz do erro cuadrático medio (RMSE polas siglas en inglés “Root of the mean square error”) é calculada para cada unha das traxectorias de biomasa que resultan do axuste das N repeticións de Montecarlo, de xeito que para cada traxectoria estimada $\hat{B}_{t,i}$,

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{B}_{t,i} - B_t)^2}{T}} \quad ; \text{ para todo } i = 1, 2, \dots, N,$$

sendo $\hat{B}_{t,i}$ a estimación da biomasa ao inicio do ano t na réplica i , B_t o valor real da biomasa a comezos do ano t , e T o número total de anos da serie. Porén, nos escenarios onde consideraremos erro de proceso, non teremos unha única biomasa determinista, se non que traballaremos con N traxectorias estocásticas diferentes (ver ecuación 2.21), polo que neste caso o RMSE será calculado como

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{B}_{t,i} - B_{t,i})^2}{T}} \quad ; \text{ para todo } i = 1, 2, \dots, N,$$

sendo $B_{t,i}$ a traxectoria de biomasa estocástica correspondente á réplica i .

En segundo lugar, obtérase o erro porcentual absoluto medio (MAPE polas siglas en inglés “Mean absolute percentage error”) de cada unha das N traxectorias de biomasa obtidas, de xeito que, para cada $\hat{B}_{t,i}$,

$$MAPE_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|\hat{B}_{t,i} - B_t|}{B_t} \quad ; \text{ para todo } i = 1, 2, \dots, N.$$

Ao igual que ocorre co RMSE, nos escenarios onde consideramos erro de proceso

$$MAPE_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|\hat{B}_{t,i} - B_{t,i}|}{B_{t,i}} \quad ; \text{ para todo } i = 1, 2, \dots, N.$$

Cabe salientar que o MAPE devolve un valor que é independente das unidades de medida, ao contrario do que ocorre no cálculo do RMSE, polo que a comparación entre as diferentes estimacións e parámetros de interese realizada a través dos resultados obtidos co primeiro será máis práctica.

Como resultado das ecuacións anteriores teremos un total de N valores das medidas de erro asociados a cada unha das i -ésimas traxectorias de biomasa. Calcularemos a media e a desviación típica de ditos valores para obter unha medida global de erro coa finalidade de poder realizar unha mellor comparativa entre ambos modelos.

$$\overline{\text{MAPE}} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{MAPE}_i}{N},$$

$$\overline{\text{RMSE}} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{RMSE}_i}{N},$$

e desviacións típicas $\hat{\sigma}_{\text{MAPE}}$ e $\hat{\sigma}_{\text{RMSE}}$,

$$\hat{\sigma}_{\text{MAPE}} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\text{MAPE}_i - \overline{\text{MAPE}})^2},$$

$$\hat{\sigma}_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\text{RMSE}_i - \overline{\text{RMSE}})^2},$$

Como mencionamos anteriormente, os axustes realizados para cada réplica tamén devolven unha serie de estimacións entre as que atopamos o rendemento máximo sostible \widehat{MSY} e a súa correspondente biomasa \widehat{B}_{msy} , a capacidade de carga \widehat{K} , o parámetro de crecemento poboacional \widehat{r} e o parámetro de asimetría \widehat{n} ($\widehat{n} = \widehat{p} + 1$). Por último, calculamos a relación entre a biomasa estimada no último ano da serie, \widehat{B}_T e o seu valor no \widehat{MSY} , é dicir $\widehat{B}_T/\widehat{B}_{msy}$.

Así, de cada valor real de MSY , B_{msy} , K , r , n e B_T/B_{msy} , que denotaremos por y , obteremos un total de N estimacións dos mesmos, que denotaremos por \hat{y}_i , $i = 1, 2, \dots, N$. A partir destes valores calculamos as medidas de erro como segue:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y)^2}{N}},$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{y}_i - y|}{y}.$$

Do mesmo xeito que acontece en relación ás traxectorias de biomasa, cando consideramos erro de proceso non contaremos só cun valor real y para todas as repeticións, se non que imos ter un total de N valores reais diferentes y_i para MSY , B_{msy} e r , de xeito que as medidas de erro para estes parámetros e cantidades de interese nestes escenarios defínense como

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}},$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i}.$$

Capítulo 3

Software

Como mencionamos anteriormente, este traballo está realizado fundamentalmente a través do programa estatístico R (R Core Team, 2019), dispoñible en <https://www.R-project.org/>. En primeiro lugar, para a simulación da poboación real empregouse o paquete `Rfishpop` e para o axuste mediante SPiCT emprégase o paquete `spict`, dispoñibles nos seus respectivos repositorios, como vimos no capítulo anterior. Porén, o axuste a través de ASPIC non está dispoñible neste software, se non que se atopa implementado nun programa externo ao mesmo, `ASPIC7`, que ademais require duns arquivos de entrada que se deben definir manualmente. Isto supuxo o primeiro problema á hora de realizar este traballo, xa que nun principio non era posible o funcionamento de dito axuste sen saír da consola de R, o que supuña un gran inconveniente para poder levar a cabo os N axustes mediante ASPIC para cada un dos escenarios que describiremos a continuación no Capítulo ???. Por elo, durante o transcurso do presente traballo foi moi importante a creación dun paquete, `connectASPIC` (dispoñible no repositorio <https://github.com/IMPRESSPROJECT/connectASPIC>) que permite poder traballar co executable dende R realizando o axuste a través do programa `ASPIC7` en segundo plano.

En primeiro lugar, a función `waspic` deste novo paquete permite a creación do arquivo que precisa o programa `ASPIC7` como *input* para a realización do axuste. Esta función posibilita a exploración de todas as opcións coas que o ASPIC pode traballar. Por exemplo, é posible empregar a función de biomasa descrita por Schaefer (2.3) ou a proposta por Pella-Tomlinson (2.4); cambiar a función de optimización (i.e. máxima verosimilitude ou mínimos cadrados); ou seleccionar algunhas das estimacións iniciais para facilitar o funcionamento do axuste, entre outras modificacións, como podemos observar no Cadro 3.1.

En canto ao uso desta función, a continuación podemos ver un exemplo.

```
# anos
years=seq(2001,2100,1)

# capturas
C <-c(0.112,0.827,1.526,2.198,2.831,3.419,3.956,4.439,4.868,5.243,5.564,5.836,
6.059,6.238,6.376,6.475,6.539,6.570,6.572,6.548,6.499,6.428,6.337,6.229,6.105,
5.967,5.816,5.654,5.483,5.303,5.116,4.924,4.726,4.525,4.321,4.010,3.639,3.335,
3.083,2.875,2.701,2.556,2.434,2.333,2.247,2.176,2.118,2.069,2.029,1.996,1.969,
1.946,1.927,1.909,1.892,1.874,1.853,1.828,1.795,1.753,1.699,1.630,1.543,1.433,
1.297,1.130,0.928,0.686,0.398,0.058,0.062,0.237,0.431,0.641,0.864,1.095,1.332,
1.570,1.808,2.042,2.270,2.492,2.705,2.909,3.104,3.288,3.461,3.625,3.777,3.920,
4.052,4.175,4.288,4.393,4.488,4.575,4.655,4.726,4.790,4.847)

# índice de biomasa
BI<-c(52.08,57.61,55.32,52.18,53.11,52.77,51.12,46.12,46.35,46.12,45.23,42.05,
38.19,36.33,35.25,33.08,33.34,31.53,28.52,27.00,25.75,24.16,22.14,21.11,20.24,
18.89,16.98,16.04,14.56,14.10,14.31,12.52,12.08,10.84,10.23,09.16,08.53,08.56,
```

```

07.35,07.65,07.41,07.00,06.87,06.27,06.32,06.86,06.96,07.42,07.70,07.28,07.95,
08.09,08.51,09.01,09.12,10.07,10.74,11.60,11.27,12.90,13.84,14.57,16.04,17.28,
19.24,19.40,22.11,22.97,26.04,29.22,30.32,32.36,33.55,37.63,38.79,39.55,39.34,
41.86,39.65,42.66,45.81,43.47,45.23,42.33,42.32,41.39,41.50,39.59,39.89,38.83,
37.67,38.38,37.77,38.90,34.85,36.09,34.18,35.77,31.39,32.88)

# creación da lista
lst=list(timeC=years, obsC=C, obsI=BI, timeI=years,
        ini=list(bk=0.9, q=0.2, MSY=6, Fmsy=0.2),
        aspic=list(mode="FIT",shape="GENFIT",objfn="SSE"))

# creación do arquivo (waspic)
waspic(lst,"sse_gen_f.a7inp")

```

Uso da función:

```
waspic (lst, filename = "aspic.a7inp")
```

Argumentos:

lst	Unha lista cos seguintes elementos:
timeC	Vector que contén os anos da serie das capturas.
obsC	Vector que contén a serie temporal das capturas.
obsI	Vector que contén a serie temporal cos índices de biomasa.
timeI	Vector que contén os anos da serie dos índices de biomasa.
obsI	Vector que contén a serie temporal cos índices de biomasa.
aspic	Lista opcional cos seguintes elementos, entre outros:
mode	“FIT” para axuste simple ou “BOT” para bootstrap.
shape	$f(B)$: “LOGISTIC” (Schaefer) ou “GENFIT” (Pella-Tomlinson).
objfn	“SSE” (mín. cadrados) ou “MLE” (máx. verosimilitude).
ini	Lista opcional con estimacións iniciais de “bk”, “MSY”, “Fmsy” ou “q”.
filename	Nome do arquivo, que debe rematar en “.a7inp”.

Cuadro 3.1: Modo de uso e parte dos argumentos da función `waspic`. Para máis información, consultar o repositorio do paquete <https://github.com/IMPRESSPROJECT/connectASPIC> e Prager (2016)

Tamén é posible, grazas á función `faspic`, executar o arquivo de entrada para que o programa `ASPIC7` realice o axuste sen ter que saír da consola de R, de xeito que tamén pecha a lapela do executable tras un tempo determinado. Neste sentido, un aspecto a ter en conta é que o tempo que transcorre entre a apertura do arquivo e o peche do mesmo ten que ser estipulado *a priori*, polo que é posible que o tempo estipulado non sexa suficiente para que o axuste se leve a cabo, e deste

xeito non obter ningún resultado, mais pode solucionarse introducindo un tempo de computación o suficientemente alto para que isto non aconteza. No Cadro 3.2 podemos ver como é a estrutura desta función.

Uso da función:

```
faspic (filename="aspic.a7inp", t)
```

Argumentos:

<code>filename</code>	O nome do arquivo.
<code>t</code>	O tempo, en segundos, estimado para o axuste.

Cuadro 3.2: Modo de uso e argumentos da función `faspic`.

Seguindo o exemplo anterior, pode ser empregada da seguinte maneira:

```
faspic("sse_gen_f.a7inp",t=150)
```

Neste caso leva a cabo o axuste tendo en conta a función de biomasa proposta por Pella-Tomlinson, o que require a estimación de máis parámetros, polo que o axuste será máis complexo que se empregáramos a función de Schaefer, para a cal o tempo computacional é considerablemente menor. R permanece suspendido ata que remata o tempo estipulado, de xeito que, unha vez rematado o tempo, sendo este suficiente para que se complete o axuste, o programa devolve dous arquivos cos resultados, con extensión “.fit” e “.rdat”. A diferenza entre ambos é que o segundo está preparado para unha lectura máis sinxela a través de R, mais a información contida no mesmo é menos completa que a ofrecida polo arquivo “.fit”.

Neste sentido, este paquete contén unha función, `raspic`, que permite a lectura do arquivo “.fit” devolto polo programa *ASPIC7* co resultado do axuste, de xeito que é posible obter, entre outras estimacións da traxectoria de biomas absolutas e relativa, así como os diversos parámetros e cantidades de interese dos SPMs calculados. Tamén é posible coñecer se o programa acadou unha boa converxencia ou se polo contrario se produciu algún erro durante o funcionamento do modelo. No Cadro 3.3 pódense apreciar a información que se pode acadar mediante esta función e que se empregará no estudo, mais é posible a obtención de máis información (consultar a sección correspondente a esta función no repositorio de `connectASPIC` dispoñible en <https://github.com/IMPRESSPROJECT/connectASPIC>).

Nas seguintes liñas e seguindo co exemplo anterior, pódese comprobar o funcionamento desta función:

```
res<-raspic("sse_gen_f.fit")
res

# $errorcode
# [1] "0"
#
# $convmsg
# [1] "Normal convergence"
#
# $states
#   time Fest B0est Best Catch  Cest SPest  FFmsy  BBmsy ...
# 1 2001 0.001 94.22 94.22 0.112 0.1120 0.1203 0.01213 2.3100 ...
```

Uso da función:

```
raspic (filename = "aspic.fit")
```

Argumentos:

<code>errorcode</code>	Código do erro, que será igual a 0 se non se produciu.
<code>convmsg</code>	Tipo de converxencia acadada.
<code>states</code>	“Data.frame” coas seguintes estimacións, entre outras:
<code>B0est</code>	Serie temporal coa biomasa absoluta ao principio de cada ano (\hat{B}_t).
<code>BBmsy</code>	Serie temporal coa biomasa relativa anual (\hat{B}_t/\hat{B}_{msy}).
<code>timespent</code>	Tempo requerido polo axuste.
<code>operation</code>	“Data.frame” que contén detalles sobre o tipo de axuste levado a cabo.
<code>estimates</code>	“Data.frame” que contén as seguintes estimacións derivadas do axuste:
<code>MSY, Bmsy</code>	Rendemento máximo sostible (\widehat{MSY}) e a súa biomasa (\hat{B}_{msy}).
<code>K, r</code>	Tamaño de poboación máximo \hat{K} e crecemento poboacional natural \hat{r} .
<code>n, q</code>	Expoñente da función de produción \hat{n} e capturabilidade \hat{q} .

Cuadro 3.3: Modo de uso e parte dos argumentos da función `raspic`.

```
# 2 2002 0.009 94.22 93.88 0.827 0.8270 0.1632 0.08985 2.3100 ...
# 3 2003 0.016 93.56 92.93 1.526 1.5260 0.2882 0.16750 2.2940 ...
# 4 2004 0.024 92.32 91.44 2.198 2.1980 0.4794 0.24520 2.2640 ...
# 5 2005 0.032 90.60 89.52 2.831 2.8310 0.7209 0.32260 2.2220 ...
# 6 2006 0.039 88.49 87.25 3.419 3.4190 0.9972 0.39970 2.1700 ...
# 7 2007 0.047 86.07 84.71 3.956 3.9560 1.2950 0.47640 2.1100 ...
# 8 2008 0.054 83.41 81.95 4.439 4.4390 1.6010 0.55250 2.0450 ...
# 9 2009 0.062 80.57 79.05 4.868 4.8680 1.9060 0.62810 1.9760 ...
# 10 2010 0.069 77.61 76.05 5.243 5.2430 2.2030 0.70320 1.9030 ...
# 11 2011 0.076 74.57 72.99 5.564 5.5640 2.4850 0.77750 1.8280 ...
# 12 2012 0.083 71.49 69.90 5.836 5.8360 2.7460 0.85160 1.7530 ...
# 13 2013 0.091 68.40 66.82 6.059 6.0590 2.9850 0.92500 1.6770 ...
# 14 2014 0.098 65.33 63.77 6.238 6.2380 3.1990 0.99790 1.6020 ...
# 15 2015 0.105 62.29 60.75 6.376 6.3760 3.3870 1.07100 1.5270 ...
# 16 2016 0.112 59.30 57.80 6.475 6.4750 3.5480 1.14300 1.4540 ...
# 17 2017 0.119 56.37 54.91 6.539 6.5390 3.6840 1.21500 1.3820 ...
# 18 2018 0.126 53.52 52.09 6.570 6.5700 3.7940 1.28700 1.3120 ...
# 19 2019 0.133 50.74 49.36 6.572 6.5720 3.8780 1.35800 1.2440 ...
# 20 2020 0.140 48.05 46.71 6.548 6.5480 3.9390 1.43000 1.1780 ...
# [ reached 'max' / getOption("max.print") -- omitted 80 rows ]
#
# $timespent
# [1] 106.656
```



```
#
# $operation
#                                     ASPIC.operation
# 1 Fit generalized (Pella-Tomlinson) model by direct optimization.
# objective.function      estimated.contrast.index
# 1   Least squares                0.8499
#
# $estimates
#   MSY   Fmsy   Bmsy   K   phi   r   n   shape
# 1 3.998 0.09803 40.78343 95.11 0.4288028 0.1355295 1.3825 2.310252
# Bly.Bmsy Fly.Fmsy   q
#   1.359   0.8823 0.5857
```

No repositorio deste paquete pódese consultar a axuda das diferentes funcións para máis información, así como acceder a un tutorial informativo sobre o seu uso.

Capítulo 4

Resultados

Na descrición do funcionamento dos SPMs estudados (Sección 4.1), destacamos que a principal diferenza entre os diferentes SPMs propostos se encontra en onde se asocian os erros residuais nas diferentes metodoloxías de estimación. Tal e como se mencionou temos, por un lado, estimadores que asocian o erro aos datos dispoñibles (as capturas e/ou no índice de biomasa); mentres que por outro temos estimadores que asumen que o erro residual está asociado ao propio modelo, denominado erro de proceso.

Tal e como se menciona na descrición do funcionamento de ambos modelos (Seccións 2.3 e 2.4), mentres que SPiCT asume ambos tipos de erro, é dicir, no proceso e nas observacións tanto das capturas como do índice de biomasa; ASPIC só ten en conta erro de observación no índice de biomasa. A partir desta diferenza fundamental no procedemento de estimación destes SPMs realizarase unha simulación de diferentes escenarios introducindo estocasticidade no proceso e/ou nas observacións analizando o efecto producido sobre a calidade do axuste levado a cabo por ambos modelos. Ademais, consideraranse escenarios onde se vai reducir a información de entrada aos modelos co acurtamento das series temporais de capturas e índice de biomasa, incumplindo a condición inicial $B_0 = K$ da poboación simulada orixinalmente de acordo á Sección 2.5.

Na Sección 4.1 detallamos as características da poboación simulada seguindo a metodoloxía exposta na Sección 2.5. Neste estudo empregamos o método de Montecarlo para comparar o funcionamento dos dous SPMs, e polo tanto é crucial coñecer se o número de réplicas N é suficiente ou se pola contra debemos incrementar o seu valor para conseguir a converxencia do proceso, na Sección 4.2 abordamos esta cuestión.

A continuación, na Sección 4.3 describimos os diferentes escenarios simulados presentando os resultados, obtidos tralo axuste mediante ASPIC e SPiCT, analizando a calidade de ditos axustes a través da comparativa coa realidade subxacente en cada un dos escenarios.

Finalmente, na Sección 4.3.6 extraeremos unhas conclusións xerais a partir dos resultados obtidos para cada un dos escenarios simulados.

4.1. Descrición da poboación simulada

No presente traballo imitaremos a dinámica da poboación dunha especie de peixe de vida curta, concretamente a correspondente á sardiña europea (*Sardina pilchardus*) do stock ibérico atlántico (Divisións 27.8.c y 27.9.a de ICES, do inglés “The International Council for the Exploration of the Sea”), mediante a simulación descrita na Sección 2.5. Para iso introducimos os seus rasgos biolóxicos, recrutamento, mortalidade natural e crecemento, no modelo operativo (simulador dunha poboación estrutura por idades coas características proporcionadas) do paquete `Rfishpop`. A continuación proporcionamos información concreta a cerca de ditas características biolóxicas.

Os grupos de idades do peixe van de 0 a 15 anos (sendo este último o grupo plus, é dicir, o

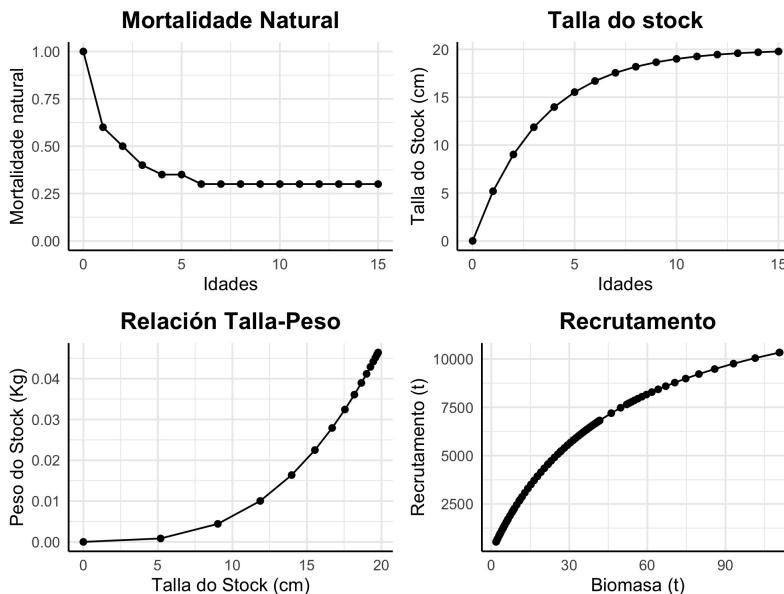


Figura 4.1: Mortalidade natural por idades, tallas do stock por idades, relación talla-peso e gráfico da relación stock (biomasa)- recrutamento da poboación simulada.



Figura 4.2: Traxectoria da mortalidade por pesca ao longo dos anos. A liña vermella discontinua representa o valor da mortalidade asociado ao rendemento máximo sostible (F_{msy}).

grupo que engloba a idade 15 e idades superiores pouco frecuentes). Con respecto á mortalidade natural por idades podemos observar os seus valores na Figura 4.1. Ademais, dita figura amosa a talla (lonxitude do peixe) en función da súa idade (descricao do crecemento) e a relación entre a talla e o peso do peixe. Finalmente, na última gráfica da Figura 4.1 tamén representamos a relación stock-recrutamento considerada. Nótese que o recrutamento é o proceso segundo o cal os peixes xóvenes entran na área explotada e teñen posibilidade de entrar en contacto coas artes de pesca. Cabe mencionar que diferentes modelos de stock-recrutamento foron propostos na literatura, e de entre eles seleccionamos, para este estudo, o modelo de Beverton e Holt (ver Beverton e Holt, 1957).

Neste estudo simulamos a poboación para o período de tempo comprendido entre os anos 2020 e 2100. A mortalidade por pesca asociada a cada ano, $F_t, t = 1, \dots, T$ defínese, a partir

do esforzo de pesca, para que fluctúe de maneira que as capturas devoltas polo paquete `Rfishpop` produzan, a través da ecuación (2.18), unha traxectoria de biomasa que percorra diferentes tamaños poboacionais durante o período de tempo estudado, dende a biomasa virxe ata biomosas cercanas ao colapso. Dito contraste na serie de biomasa permite axustar con máis facilidade un modelo SPM. Nótese que se no lugar desta serie percorrendo un amplo rango de biomosas temos unha serie practicamente constante ao longo do tempo, dita serie non sería informativa para o SPM. Así, nos primeiros 15 anos (ata 2035) a mortalidade por pesca aumenta de xeito progresivo dende 0 ata un $F_{15} = F_{msy}$ (F_{msy} é a mortalidade por pesca asociada o máximo rendemento sostible). A partir deste ano e ata o ano 2050 aumenta progresivamente ata un $F_{30} = 6 \times F_{msy}$, para posteriormente descender ata un $F_{35} = 0$ no ano 2055. Despois aumenta, tamén de forma progresiva, ata un $F_{39} = F_{msy}$ no ano 2059, momento no cal se mantén constante e igual a F_{msy} ata o final do período de estudo (ano 2100). Na Figura 4.2 podemos observar a mortalidade por pesca descrita.

Como xa mencionamos, dos resultados do modelo operativo obtemos unha serie de parámetros e cantidades de interese que son introducidos na ecuación dos SPMs –ecuación (2.18)– xunto á serie de capturas obtidas mediante `Rfishpop` dando lugar a serie de biomasa absoluta.

As Figuras 4.3 e 4.4 mostran a serie de biomasa absoluta e as capturas, respectivamente. Esta información configura o punto de partida para os diferentes escenarios plantexados nas seguintes Seccións (4.3.1, 4.3.2, 4.3.3, 4.3.4 e 4.3.5).

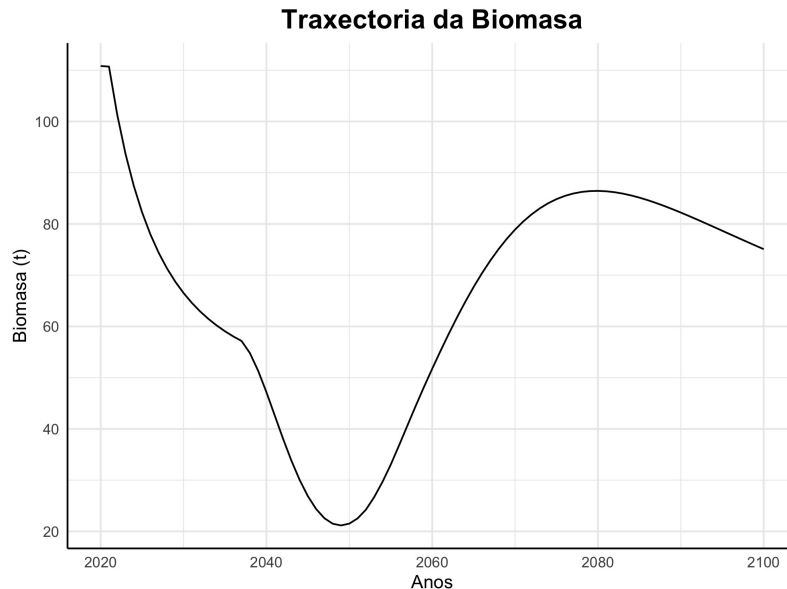


Figura 4.3: Traxectoria da biomasa (en toneladas) da poboación simulada ao longo dos anos.

4.2. Análise da converxencia

Na Sección 2.6, onde se describe a obtención das medidas de exactitude das estimacións levadas a cabo polos diferentes modelos, indícase que empregamos o procedemento de Montecarlo, obtendo N conxuntos de entrada dos SPMs, para cada un dos cales obtemos as estimacións correspondentes.

Nunha primeira versión do estudo levado a cabo neste traballo considerouse como número de réplicas $N = 100$. A selección dun número relativamente baixo de réplicas debeuse aos grandes tempos computacionais requeridos para axustar ambos modelos. Porén, os resultados obtidos mostraban conclusións que non concordaban co esperado, por exemplo, ao aumentar a variabilidade (ruído) na información de entrada as medidas de erro tomaban valores menores en algúns escenarios. Por este motivo, levamos a cabo un estudo acerca da converxencia do proceso no escenario

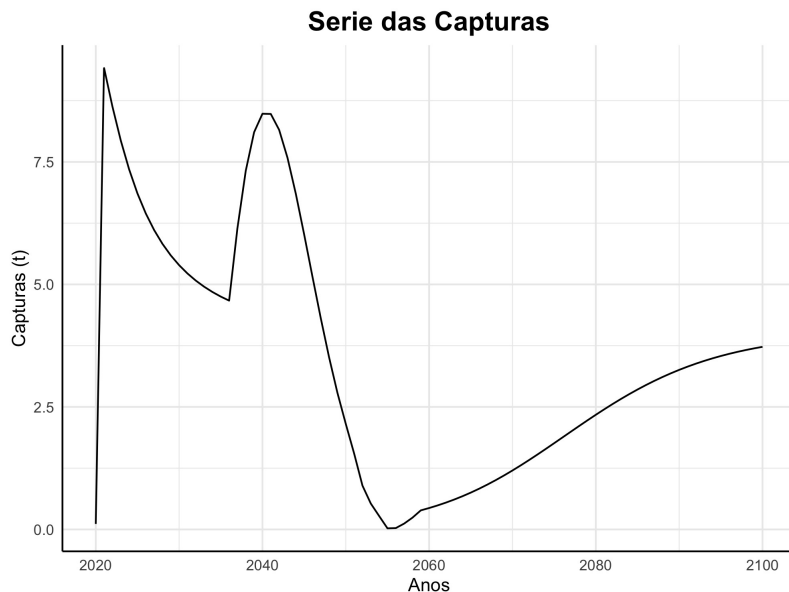


Figura 4.4: Serie temporal das capturas (en toneladas).

máis complexo dos diferentes escenarios que describimos nas Seccións 4.3.1, 4.3.2, 4.3.3, 4.3.4 e 4.3.5 (véxase Anexo A).

A partir dos resultados do estudo, concluímos que ampliar o número de mostras para cada escenario a $N = 1000$ era unha opción axeitada. Por suposto, isto supuxo un gran esforzo computacional, polo cal non era posible levar a cabo os axustes dos modelos SPMs nun ordenador de uso persoal. Por este motivo, foi necesario empregar ferramentas dispoñibles no Centro de Supercomputación de Galicia (CESGA), onde finalmente se realizaron os axustes dos modelos. Malia aumentar o número de réplicas do procedemento de Montecarlo a $N = 1000$, cabe mencionar que nalgún dos escenarios deseñados non queda claro se realmente a converxencia se acadou por completo (véxase o Anexo A). Como mencionamos anteriormente, dito anexo amosa as gráficas do estudo de converxencia para o escenario máis desfavorable dos simulados, e tamén para aqueles que reportaron conclusións non concordantes co esperado, analizando deste xeito se os resultados non esperados poden estar relacionados coa non converxencia. Esta información apoiará a discusión dos resultados nas seguintes seccións.

Por último destacar, que aínda que, en algúns escenarios o ideal sería aumentar o número de réplicas máis alá de 1000, isto estaba xa fóra das nosas posibilidades debido que o tempo requerido era superior ao dispoñible. Obviamente isto condiciona as conclusións e, cando se observa que o nivel de converxencia non é claro, expresárase na discusión dos resultados.

4.3. Escenarios simulados e resultados

4.3.1. Variabilidade asociada ao índice de biomasa

O primeiro escenario trata de avaliar o efecto que ten a variabilidade presente no índice de biomasa sobre a calidade do axuste de ASPIC e SPiCT. Tal e como se menciona ao comezo deste capítulo, ambos modelos consideran na súa formulación erro de observación asociado ao índice de biomasa. Dito erro trata de capturar a variabilidade existente na realidade á hora de facer unha mostraxe sobre a stock. Para a confección deste escenario, vaise incrementar o coeficiente de variabilidade (CV^I) correspondente á distribución (2.19) descrita para o índice de biomasa para comparar así o comportamento dos SPMs estudados ante o aumento da incerteza no índice de biomasa.

Partiremos dunha simulación na que o índice de biomasa será obtido empregando $CV^I = 0.1$, xeraremos 1000 réplicas de Montecarlo, para cada unha das cales axustaremos ASPIC e SPiCT. Posteriormente este CV^I incrementárase a 0.3 e, por último, a 0.5 seguindo o mesmo procedemento, de xeito que, ao final, obteremos tres resultados diferentes segundo os valores do parámetro CV^I ($CV^I = \{0.1, 0.3, 0.5\}$). Finalmente, calcularemos os valores das medidas de erro descritas na Sección 2.6 para analizar o efecto do incremento da variabilidade en ambos modelos.

Nótese que para cada CV^I realízanse $N = 1000$ réplicas, polo cal os conxuntos de datos de entrada dos modelos SPMs en cada réplica diferéncianse no índice de biomasa observado, que será estocástico segundo a variabilidade escollida. Isto permite acadar o obxectivo deste escenario que é analizar soamente o comportamento dos SPMs ante variabilidade no índice de biomasa. As capturas, neste caso, son a serie real da poboación, o que é imposible de obter na realidade.

En primeiro lugar, na Figura 4.5, podemos ver a media das 1000 estimacións das seguintes cantidades de interese en relación ao estado do stock e parámetros do modelo, MSY , B_{msy} , K , r , n e B_T/B_{msy} . Ademais do valor medio tamén podemos observar os valores dos percentís 5% (P_5) e 95% (P_{95}). Xunto a ditos valores tamén se atopa o valor real de ditos parámetros e cantidades para poder levar a cabo a comparativa desexada.

A información proporcionada pola Figura 4.5 complementábase coa recollida na Figura 4.6, a cal representa os valores das medidas de erro, calculados tal e como se explicou na Sección 2.6, para cada un dos parámetros e cantidades de interese mencionados.

Por último, na Figura 4.7 represéntanse os valores das medidas de erro correspondentes ás traxectorias de biomasa absoluta e relativa, calculadas de acordo ás ecuacións descritas na Sección 2.6. En relación a estes valores, calcúlase o RMSE e MAPE medios para cada CV^I , así como os percentís P_5 e P_{95} .

Nas tres figuras (Figuras 4.5, 4.6 e 4.7) podemos apreciar como a, a medida que aumentamos

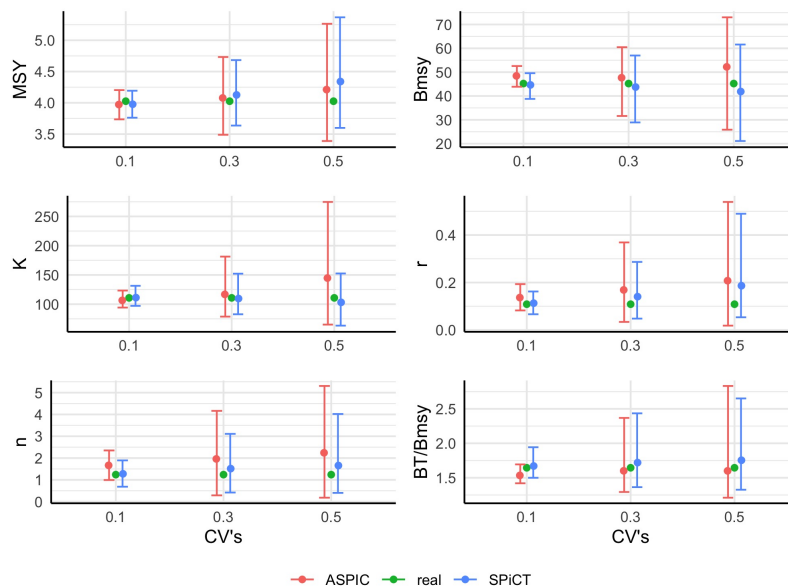


Figura 4.5: Variabilidade asociada ao índice de biomasa: Parámetros e cantidades de interese para os diferentes CV^I (Sección 4.3.1). Media e percentís P_5 e P_{95} das 1000 estimacións para cada CV^I sobre os parámetros e cantidades de interese considerados xunto ao correspondente valor real. O valor real correspóndese co punto verde mentres que as estimacións están representadas en cores vermello e azul (para ASPIC e SPiCT, respectivamente), sendo os puntos as correspondentes estimacións medias e as barras verticais o rango comprendido entre a media e os percentís P_5 e P_{95} .

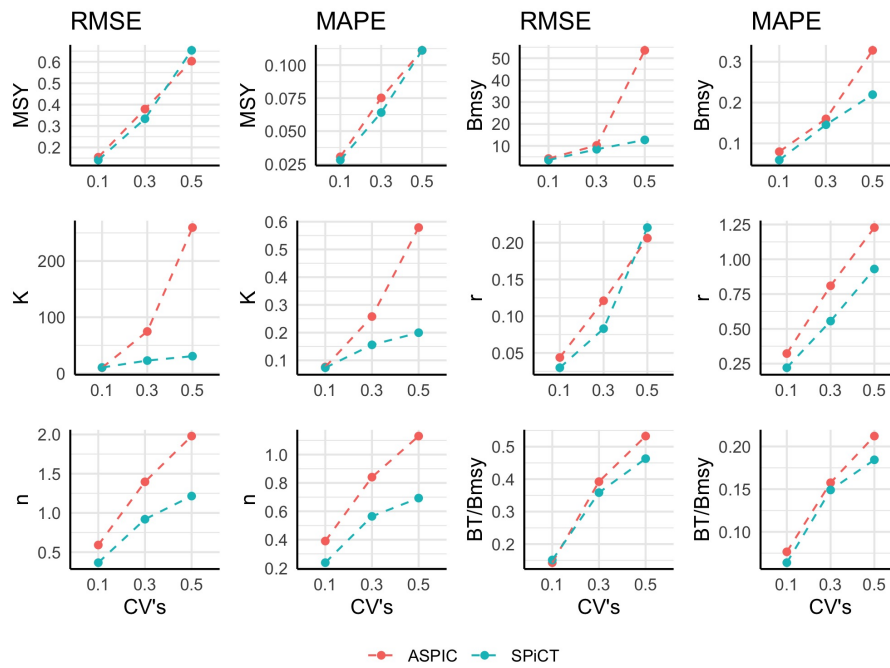


Figura 4.6: Variabilidade asociada ao índice de biomasa: Medidas de erro para os parámetros e cantidades de interese para os diferentes CV^I (Sección 4.3.1). Media das medidas de erro das estimacións segundo o CV^I para ASPIC en cor vermello e para SPiCT en azul.

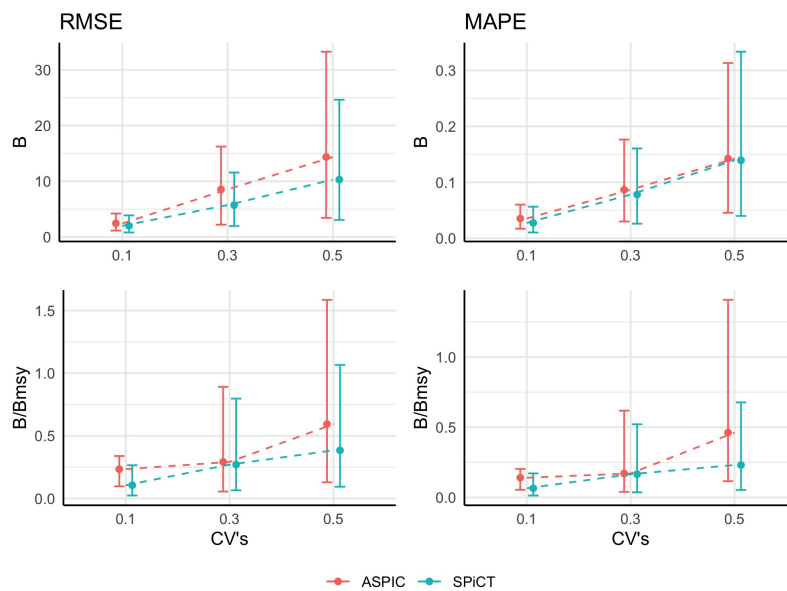


Figura 4.7: Variabilidade asociada ao índice de biomasa: Medidas de erro para as traxectorias de biomasa para os diferentes CV^I (Sección 4.3.1). Media e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro para as 1000 traxectorias de biomasa absoluta e relativa para cada CV^I . Representátese cun punto a media e con barras verticais a distancia entre a media e os percentís P_5 e P_{95} do RMSE e MAPE de ASPIC, en vermello, e de SPiCT, en azul.

o CV^I , os resultados obtidos son menos precisos, como se pode ver na tendencia ascendente do MAPE e RMSE tanto para os parámetros e cantidades de interese (Figura 4.6) como para as traxectorias de biomasa absoluta e relativa (Figura 4.7).

Dos resultados presentes nas Figuras 4.5 e 4.6 concluímos que de entre as tres cantidades de interese (MSY , B_{msy} , e B_T/B_{msy}) as estimacións menos precisas conrrespóndense con B_{msy} , seguido de B_T/B_{msy} e MSY . Máis concretamente, observamos que para $CV^I = 0.1$ os valores de erro (MAPE) asociados as tres cantidades son similares (MSY lixeiramente inferior), mais o efecto do aumento da variabilidade no índice de biomasa é maior para B_{msy} , seguido de B_T/B_{msy} e, por último, para MSY , o cal se ve reflexado en valores máis altos para as medidas de erro. Por outra banda, nas Figuras 4.5 e 4.6, observamos que o parámetro K amosa uns valores das medidas de erro menores, mentres que r e n teñan asociados uns valores de erro máis ou menos similares, sendo r o parámetro que acada un valor lixeiramente superior en MAPE para $CV^I = 0.5$.

Por outra banda, tras analizar que cantidades e parámetros vense máis afectados polo incremento de variabilidade no índice de biomasa, centrámonos agora en comparar os resultados proporcionados por ASPIC e SPICT. Na Figura 4.5 observamos como o rango determinado entre os percentís P_5 e P_{95} é máis amplo para ASPIC para todos os parámetros cando o $CV^I = 0.5$. Por outra banda, a Figura 4.6 amosa que as estimación obtidas mediante SPICT teñen unha maior precisión ou igual que as devoltas por ASPIC, en ningún dos casos menor. De feito, a medida que aumenta o CV^I empregado, os valores das medidas de erro calculados a partir das estimacións de SPiCT son sempre menores que as de ASPIC, sobre todo para K , n e o B_{msy} . Polo tanto, neste escenario podemos concluír que SPiCT obtén mellores estimacións, especialmente cando aumentamos a variabilidade no índice de biomasa.

4.3.2. Variabilidade na serie de capturas

Nesta sección realizarase unha análise comparativa da calidade do axuste dos SPMs estudados cando incluímos variabilidade na serie de capturas. Ao comezo deste capítulo comentamos as diferenzas entre as metodoloxías de estimación dos dous SPMs, neste escenario cabe destacar que ASPIC non asume erro de observación nas capturas, mentres SPiCT, como se pode apreciar na ecuación (2.17), si modela dito erro.

Para a comparación do funcionamento de ambos SPMs tendo en conta as diferenzas existentes sobre a consideración deste erro de observación, introduciremos unha compoñente de estocasticidade nas capturas observadas, tal e como foi descrito na ecuación (2.20). Nesta ecuación podemos ver que, ao igual que acontece co índice de biomasa, esta estocasticidade represéntase a través dun coeficiente de variabilidade CV^C . Nótese que cando $CV^C = 0$, a distribución das capturas observadas \hat{C}_t é igual á serie determinista C_t (capturas reais da poboación), e canto maior é o CV^C maior é a variabilidade asociada.

Obteremos os resultados do axuste para un $CV^C = 0.1$, para posteriormente aumentalo a $CV^C = 0.3$ e a $CV^C = 0.5$. Ademais, neste escenario o CV^I co que se obtén o índice de biomasa será constante e igual a 0.1, independentemente do CV^C .

Así, para cada un destes $CV^C = \{0.1, 0.3, 0.5\}$ realizaranse N repeticións, e en cada unha de elas a diferenza residirá tanto na serie das capturas observadas, cuxa variabilidade dependerá do valor escollido, como no índice de biomasa, cun $CV^I = 0.1$ en todo caso. O resto de compoñentes da simulación serán deterministas. Deste xeito, ao manterse constante a compoñente de variabilidade referida ao índice de biomasa en todas as simulacións, analizaremos exclusivamente o comportamento dos modelos atendendo á estocasticidade nas capturas.

Unha vez realizado o axuste mediante ambos SPMs para cada un dos CV^C s escollidos, obtaremos a media das N estimacións para os diferentes parámetros e cantidades de interese, xunto cos valores correspondentes aos percentís P_5 e P_{95} , que serán representados xunto aos valores reais na Figura 4.8.

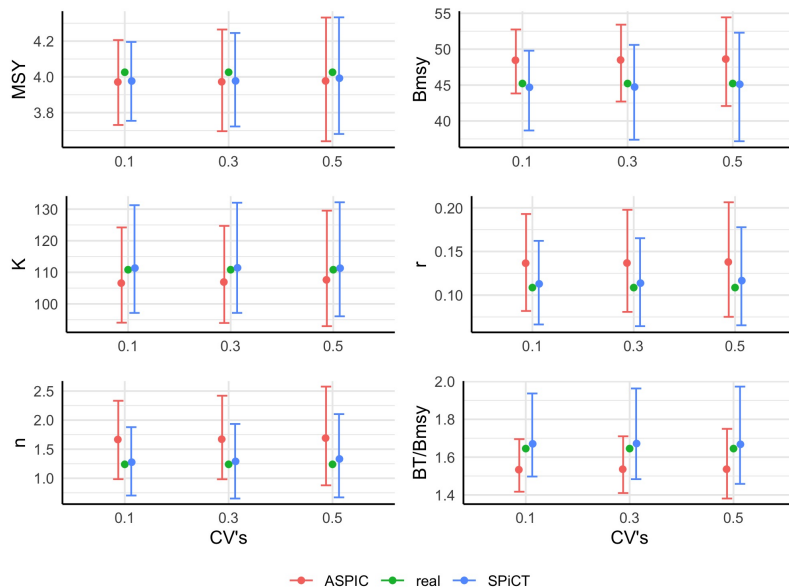


Figura 4.8: Variabilidade na serie de capturas: Parámetros e cantidades de interese para os diferentes CV^C (Sección 4.3.2). Media e percentís P_5 e P_{95} das 1000 estimacións para cada CV^C sobre os parámetros e cantidades de interese considerados xunto ao correspondente valor real. O valor real correspóndese co punto verde mentres que as estimacións están representadas en cores vermello e azul (para ASPIC e SPiCT, respectivamente), sendo os puntos as correspondentes estimacións medias e as barras verticais o rango comprendido entre a media e os percentís P_5 e P_{95} .

Tamén son calculadas os valores para as medidas de erro tal e como se describe na Sección 2.6 para cada un dos parámetros e cantidades de interese de interese, que serán representadas na Figura 4.9.

Por último, serán calculadas tamén o MAPE e o RMSE correspondentes ás series temporais de biomasa absoluta e relativa para cada CV^C tal e como se explica na Sección 2.6, das que se obteñen a media e os percentís P_5 e P_{95} para cada CV^C que son representados na Figura 4.10.

Ao igual que ocorre no escenario anterior (Sección 4.3.1), podemos apreciar como a, a medida que aumentamos a variabilidade nas capturas a través de CV^C , diminúe a precisión das estimacións obtidos, como se pode apreciar na tendencia amosada polos valores das medidas de erro en relación aos parámetros e cantidades de interese estudados como nas traxectorias de biomasa (Figuras 4.9 e 4.10, respectivamente). Nótese que na Figura 4.8 tamén observamos como o rango determinado entre os percentís, P_5 e P_{95} , crece lixeiramente co aumento do CV^C , como é de esperar.

En canto aos resultados observables nas Figuras 4.8 e 4.9, especialmente tendo en conta o MAPE representado nesta última, podemos apreciar como as estimacións máis precisas en relación á estimación das cantidades de interese se obteñen sobre todo para MSY , seguido de B_T/B_{msy} , B_{msy} . Tendo en conta os diferentes parámetros estudados, parece que o que a estimación máis precisa prodúcese para K , sendo as estimacións de r e n máis dificultosas, especialmente para ASPIC, o que non só ocorre nestes parámetros. De feito, en relación á Figura 4.8 podemos apreciar como, claramente, as estimacións obtidas por SPiCT para todos os parámetros e cantidades de interese, excepto MSY , son moito máis precisas que aquelas que devolve ASPIC, nas que observamos que o valor medio das estimacións se encontra alonzado do valor real. Este feito pódese comprobar en termos de erro observando a Figura 4.9, onde podemos apreciar como, efectivamente, o valor de MAPE e de RMSE (agás para B_T/B_{msy} neste último caso) obtidos a partir de tódalas estimacións é menor no caso de SPiCT, independentemente do CV^C considerado. Isto concorda co feito de que SPiCT considera erro de observación nas capturas, mentres que ASPIC non o ten en conta.

Os valores das medidas de erro calculados para as traxectorias de biomasa, representadas na

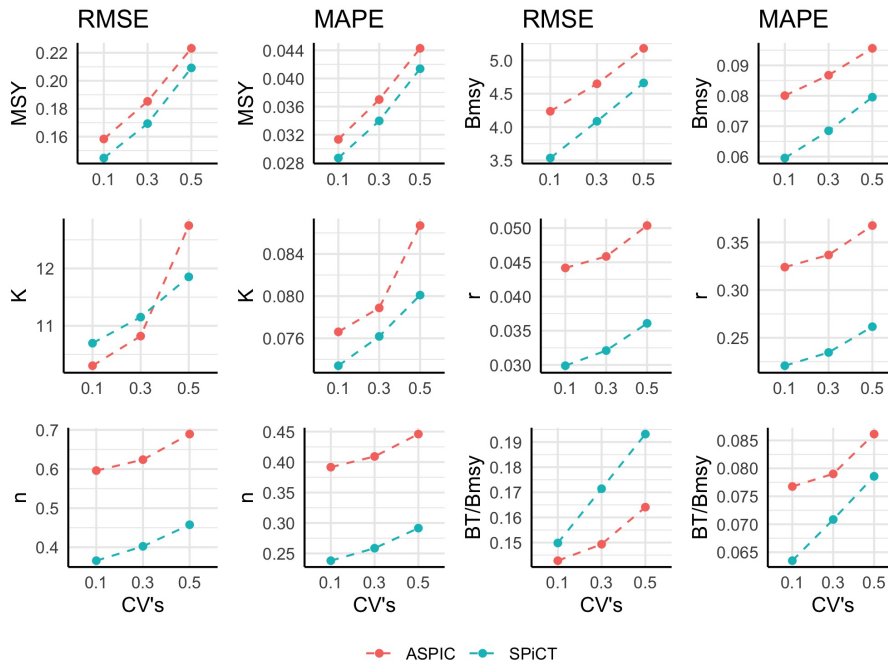


Figura 4.9: Variabilidade na serie de capturas: Medidas de erro para os parámetros e cantidades de interese para os diferentes CV^C (Sección 4.3.2). Media das medidas de erro das estimacións segundo o CV^C para ASPIC en cor vermello e para SPiCT en azul.

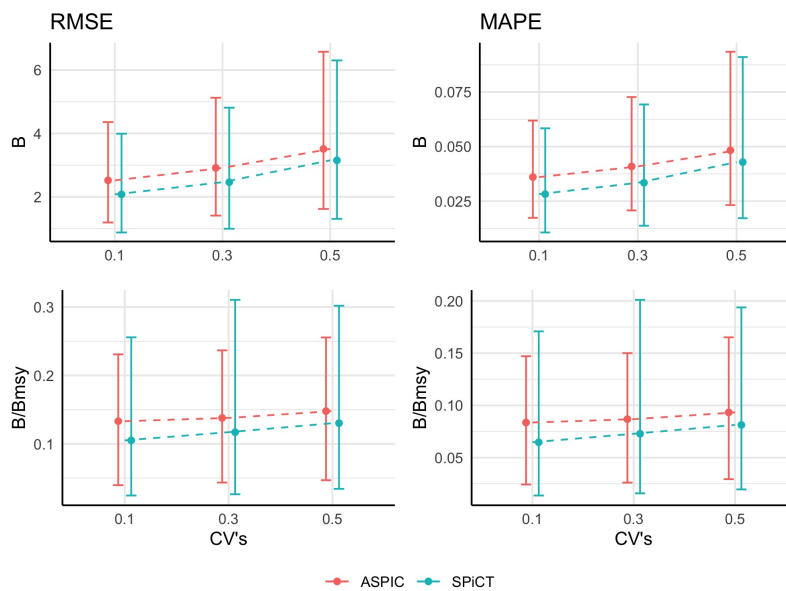


Figura 4.10: Variabilidade na serie de capturas: Medidas de erro para as traxectorias de biomasa para os diferentes CV^C (Sección 4.3.2). Media e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro para as 1000 traxectorias de biomasa absoluta e relativa para cada CV^C . Representátese cun punto a media e con barras verticais a distancia entre a media e os percentís P_5 e P_{95} do RMSE e MAPE para ASPIC, en vermello, e para SPiCT, en azul.

Figura 4.10, concordan con estes resultados, tanto para a biomasa absoluta como relativa, que que en ambos casos tanto o MAPE como o RMSE obtidos con SPiCT son visiblemente inferiores aos de ASPIC. Isto concorda, polo tanto, co mencionado anteriormente para os parámetros e cantidades de referencia, xa que os resultados obtidos apoian o previsto neste escenario: SPiCT amosa un mellor funcionamento ao ter en conta a variabilidade nas capturas.

4.3.3. Incremento da variabilidade nas capturas e no índice de biomasa

A diferenza do escenario anterior, o CV^I incrementábase a medida que o fai o CV^C , de xeito que ambos coeficientes de variación son iguais, é dicir, $CV^I = CV^C$, sendo o seu valor igual a 0.1, 0.3 e 0.5 para cada unha das simulacións. Deste xeito, ao igual que ocorría no escenario anterior, realizaranse N repeticións para cada CV^C , cuxa diferenza residirá tanto na serie das capturas observadas como no índice de biomasa segundo os respectivos CV^C e CV^I , mentres que o resto de compoñentes da simulación serán deterministas. A compoñente de variabilidade referida ao índice de biomasa, polo tanto, xa non é constante, polo que o comportamento dos modelos non só dependerá da estocasticidade nas capturas, senón que tamén estará influenciado pola variabilidade no índice de biomasa observado.

Neste caso, tamén aparecerán representadas, para cada $CV^C = CV^I$, a media e os percentís P_5 e P_{95} das estimacións para os parámetros e cantidades de interese realizadas por ASPIC e SPiCT, apreciábeles na Figura 4.11; os valores das medidas de erro calculados a partir destas estimacións calculados de acordo ao descrito na Sección 2.6 e representados na Figura 4.12; e a media e percentís P_5 e P_{95} dos valores das medidas de erro relativas ás series temporais de biomasa absolutas e relativas para cada un dos diferentes valores para os coeficientes de variabilidade (Figura 4.13).

Nas Figuras 4.12 e 4.13 podemos apreciar un incremento nas valores das medidas de erro para todos os parámetros, cantidades de interese e as series de biomasa ao aumentar o CV^I e o CV^C , como cabía esperar, especialmente despois de analizar o comportamento dos SPMs fronte ao aumento dos mesmos por separado nos escenarios anteriores (Seccións 4.3.1 e 4.3.2).

En canto ás estimacións obtidas por ambos modelos podemos apreciar, na Figura 4.12, como entre o MSY , a B_{msy} e a B_T/B_{msy} , a estimación máis precisa é a realizada para o MSY , onde o erro amosado é menor, seguida de B_T/B_{msy} , e por último B_{msy} , cuxos erros asociados, ademais, son maiores en ASPIC. Dita B_{msy} , por outra banda, semella presentar dificultades na estimación mediante ASPIC cando os CV s son altos, cunha estimación media alonxada do valor real e un rango entre P_5 e P_{95} amplo (Figura 4.11). Este feito, vése máis claro na Figura 4.12, onde os erros amosados por ASPIC son superiores aos de SPiCT. Por outra banda, na Figura 4.12 podemos apreciar como os erros calculados para o MSY son bastante similares para ambos modelos, mentres que podemos ver un aumento dos mesmos de ASPIC en relación a SPiCT para B_T/B_{msy} , aumento que aínda é máis pronunciado no caso de B_{msy} . Para os diferentes parámetros estudados, tanto r como n presentan valores de erro MAPE dunha magnitude semellante, mais claramente, SPiCT amosa unhas estimacións máis precisas para os mesmos, tanto en media e rango entre percentís (Figura 4.11) como en termos de erro (Figura 4.12). Este feito acentúase máis no caso de K , que aínda que presenta uns valores para as medidas de erro máis baixos que aqueles obtidos para r e n e moi semellantes entre ambos SPMs cando os CV s son iguais a 0.1, a medida que a variabilidade aumenta, tanto na Figura 4.11 como na Figura 4.12 podemos observar como SPiCT é moito máis preciso.

En canto ás medidas de erro calculadas para as traxectorias de biomasa representadas na Figura 4.13, ocorre algo semellante ao que acontecía no escenario onde observabamos o comportamento dos SPMs ante o erro nas capturas (Sección 4.3.2), xa que podemos apreciar como SPiCT produce estimacións máis precisas, tanto para as traxectorias relativas como para as absolutas. Polo tanto, neste escenario tamén podemos concluir que SPiCT presenta uns mellores resultados, o que concordaría co exposto nesta sección e na anterior (Sección 4.3.2) sobre a consideración do erro nas capturas por parte de SPiCT e a non consideración do mesmo por parte de ASPIC.

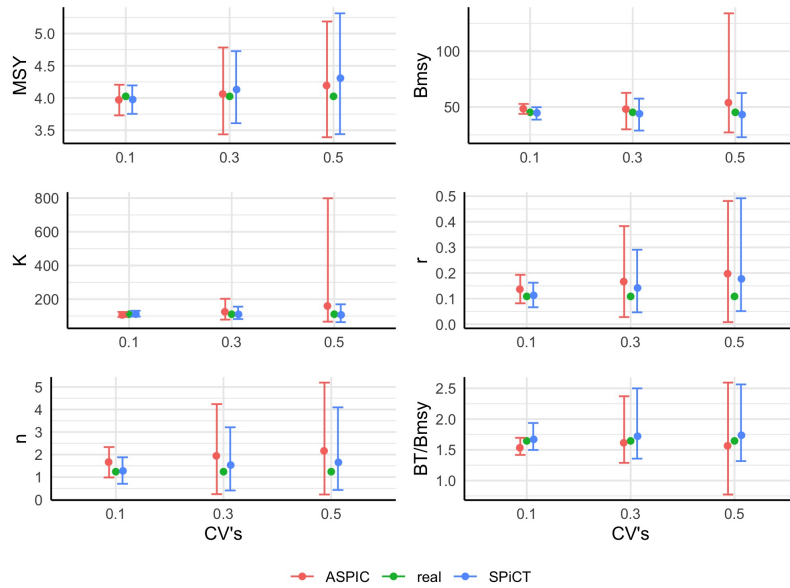


Figura 4.11: Variabilidade nas capturas e no índice de biomasa: Parámetros e cantidades de interese para os diferentes $CV^C = CV^I$ (Sección 4.3.3). Media e percentís P_5 e P_{95} das 1000 estimacións para cada $CV^C = CV^I$ sobre os parámetros e cantidades de interese considerados xunto ao correspondente valor real. O valor real correspóndese co punto verde mentres que as estimacións están representadas en cores vermello e azul (para ASPIC e SPiCT, respectivamente), sendo os puntos as correspondentes estimacións medias e as barras verticais o rango comprendido entre a media e os percentís P_5 e P_{95} .

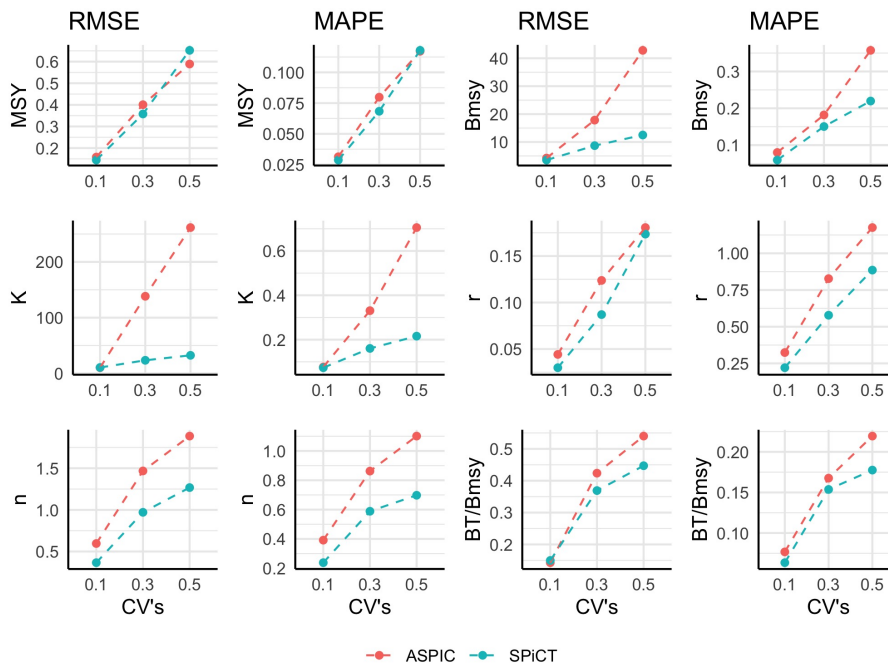


Figura 4.12: Variabilidade nas capturas e no índice de biomasa: Medidas de erro para os parámetros e cantidades de interese para os diferentes $CV^C = CV^I$ (Sección 4.3.3). Media das medidas de erro das estimacións segundo o $CV^C = CV^I$ para ASPIC en cor vermello e para SPiCT en azul.

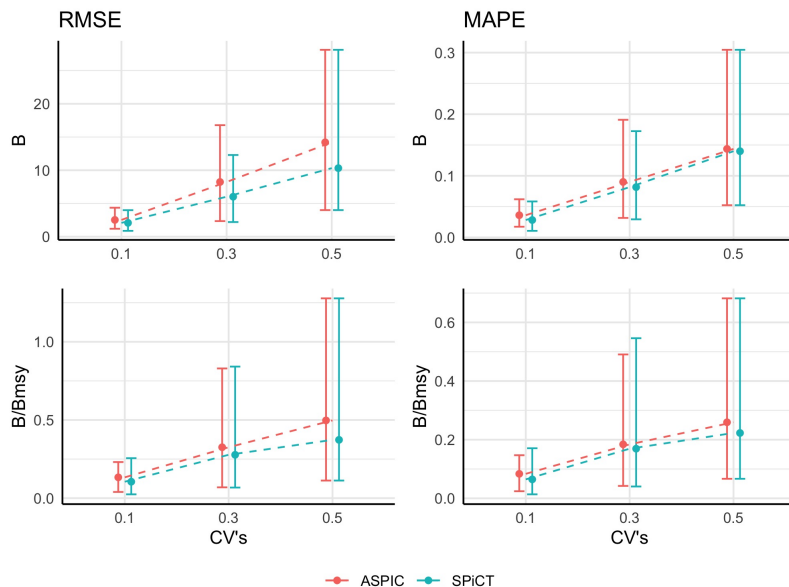


Figura 4.13: Variabilidade nas capturas e no índice de biomasa: Medidas de erro para as traxectorias de biomasa para os diferentes $CV^C = CV^I$ (Sección 4.3.3). Media e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro para as 1000 traxectorias de biomasa absoluta e relativa para cada $CV^C = CV^I$. Representábase cun punto a media e con barras verticais a distancia entre a media e os percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro de ASPIC, en vermello, e de SPiCT, en azul.

4.3.4. Acurtamento das series temporais

Tal e como se comentou na Sección 2.5, a simulación para a poboación orixinal inicia, en $t = 0$, con B_0 igual á biomasa virxe no equilibrio, é dicir, aquela que se obtería nunhas condicións onde a poboación non estivera sometida a ningún esforzo de pesca. Neste caso, podemos afirmar que o tamaño de poboación acadado vaise corresponder co tamaño máximo de poboación, K , é dicir, a B_{msy} producida cando $F_t = 0$ é igual a esta capacidade máxima K . Deste xeito, dado un K , simulamos a serie temporal para a biomasa a través da ecuación (2.18) con $B_0 = K$, introducindo a presión por pesca a partir da serie das capturas C_t .

O motivo principal de empregar K como a biomasa inicial B_0 é facilitar a estimación deste parámetro nos SPMs, mais na realidade é practicamente imposible atoparse cunha poboación nestas condicións. O máis habitual é que os índices de biomasa comencen a ser reportados tempo despois do inicio da explotación pesqueira do stock e polo tanto que a poboación non se encontre cerca da biomasa virxe. Por iso nos escenarios descritos nesta sección simularemos a poboación do mesmo xeito que ata agora, é dicir, partindo de $B_0 = K$, pero logo acurtaremos as series de capturas e o índice de biomasa de xeito que, en lugar de introducir nos modelos o total da serie para o seu axuste, empregaremos series que comencen noutro instante de tempo, é dicir $t > 0$, polo que a biomasa inicial da nova serie $B_0 \neq K$.

Definíranse dous escenarios diferentes relativos ao acurtamento das series temporais. No primeiro definiremos diferentes instantes de tempo como puntos de corte da serie temporal e esta será a única dificultade, pois a variabilidade no índice de biomasa será reducida con $CV^I=0.1$ e nula no caso da serie de capturas. Mentres, no segundo só teremos un punto de corte, mais estudiaremos o comportamento dos SPMs engadindo maior variabilidade no índice de biomasa, do mesmo xeito que no escenario da Sección 4.3.1.

Acurtamento das series temporais

Neste primeiro escenario reduciremos a cantidade de información que aportan as series temporais de xeito que, en lugar de ter unha serie temporal para o índice de biomasa e capturas que comecen en $t = 0$, con $B_0 = K$ realizarase un acurtamento das mesmas, polo que o inicio da serie vaise producir noutro instante de tempo.

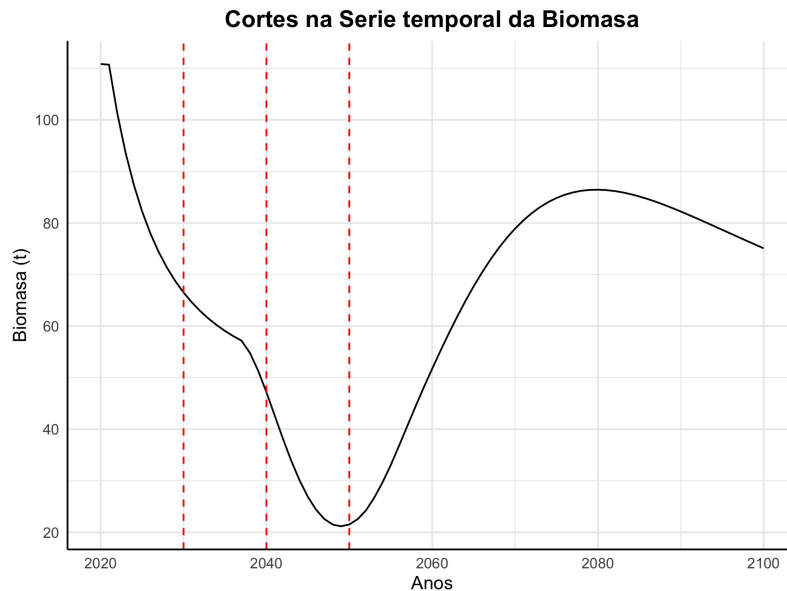


Figura 4.14: Traxectoria da biomasa ao longo no período comprendido entre 2020 e 2100. As liñas vermellas discontinuas representan os diferentes puntos de corte realizados para o escenario descrito na Sección 4.3.4, nos anos 2030, 2040 e 2050.

Como mencionamos na Sección 4.1, a serie orixinal está definida nun certo período de tempo, concretamente o comprendido entre os anos 2020 e 2100, de maneira que $t = 0$ correspóndese co ano 2020 e un aumento dunha unidade en t é igual ao transcurso dun ano natural, ata $t = 80$ (ano 2100).

Realizaremos catro cortes seriados neste período de tempo, de dez en dez anos dende o comezo do período. Polo tanto, teremos información sobre as capturas e índice de biomasa dende $t = \{0, 10, 20, 30\}$ ata $t = 80$, é dicir, para os cada un dos períodos que comezan nos anos 2020 (a serie orixinal), 2030, 2040 e 2050 e que rematan, en tódolos casos, no ano 2100, como podemos apreciar na Figura 4.14. Para cada unha das simulacións, as N repeticións serán diferentes atendendo ao índice de biomasa obtido, mais en tódolos casos mantense a variabilidade dos mesmos, sendo o CV^I igual a 0.1 independentemente do período escollido.

Os resultados derivados desta análise serán representados de maneira análoga aos obtidos nos escenarios anteriores, de xeito que podemos observar a media e percentís P_5 e P_{95} dos parámetros e cantidades de interese estudados estimados para cada CV^I na Figura 4.15; as medidas de erro calculadas segundo o explicado na Sección 2.6 para estes valores na Figura 4.16; e o MAPE e o RMSE medios e os seus respectivos percentís P_5 e P_{95} calculados de acordo ás ecuacións descritas na Sección 2.6 para as traxectorias da biomasa absoluta e relativa na figura 4.17.

En relación aos resultados obtidos, nas Figuras 4.15, 4.16 e 4.17 podemos apreciar como as estimacións obtidas a partir de ambos modelos son menos precisas a medida que acurtamos os períodos considerados, cun aumento apreciable dos valores das medidas de erro a medida que as series temporais introducidas nos SPMs son máis curtas.

En relación ás cantidades de interese consideradas, na Figura 4.16 observamos como o menores

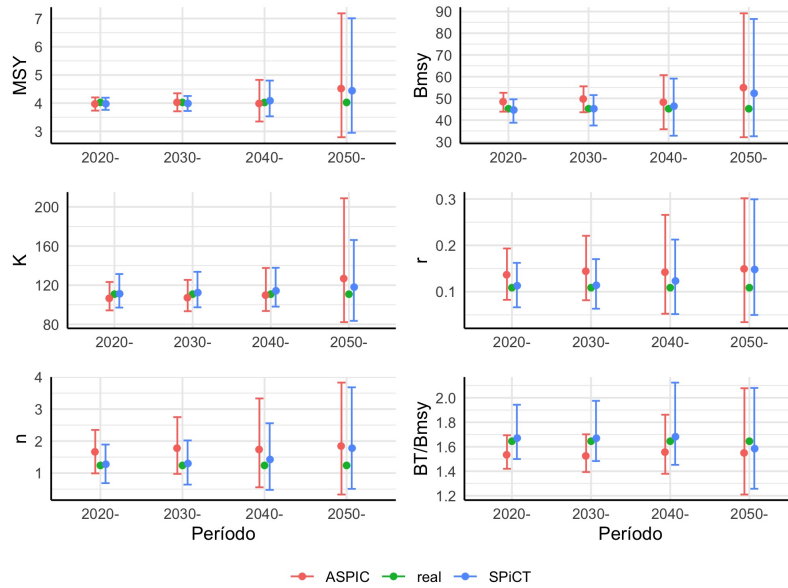


Figura 4.15: Acurtamento das series temporais: Parámetros e cantidades de interese para os diferentes períodos considerados (Sección 4.3.4). Media e percentís P_5 e P_{95} das 1000 estimacións para cada período sobre os parámetros e cantidades de interese considerados xunto ao correspondente valor real. O valor real correspóndese co punto verde mentres que as estimacións están representadas en cores vermello e azul (para ASPIC e SPiCT, respectivamente), sendo os puntos as correspondentes estimacións medias e as barras verticais o rango comprendido entre a media e os percentís P_5 e P_{95} .

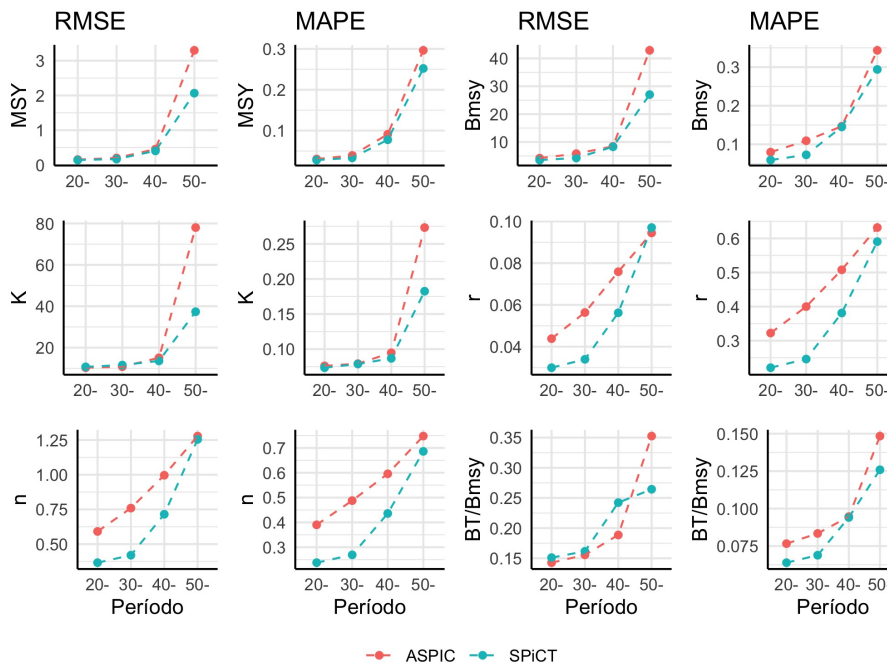


Figura 4.16: Acurtamento das series temporais: Medidas de erro para os parámetros e cantidades de interese para os diferentes períodos considerados: 2020-2100, 2030-2100, 2040-2100 e 2050-2100; con $CV^I = 0.1$ (Sección 4.3.4). Media das medidas de erro das estimacións para os diferentes períodos para ASPIC en cor vermello e para SPiCT en azul.

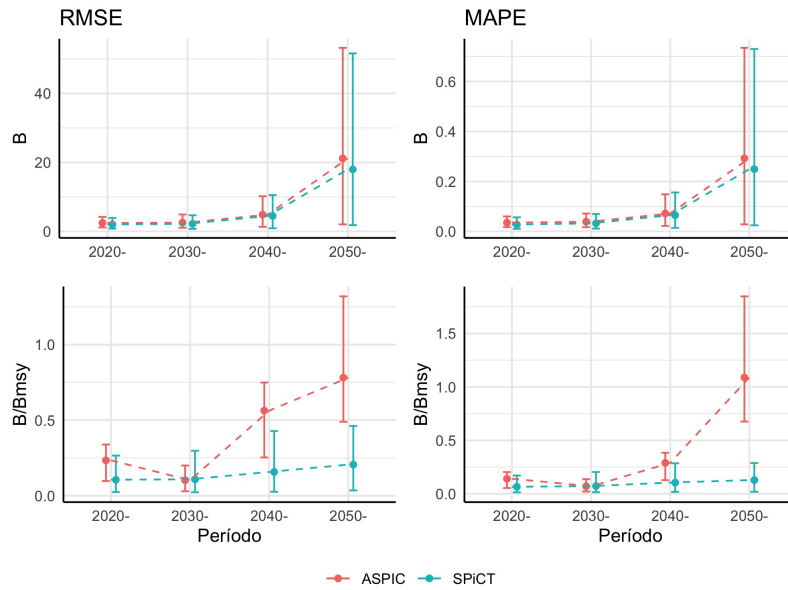


Figura 4.17: Acurtamento das series temporais: Medidas de erro para as traxectorias de biomasa para os diferentes períodos (Sección 4.3.4). Media e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro para as 1000 traxectorias de biomasa absoluta e relativa para cada período. Representábase cun punto a media e con barras verticais a distancia entre a media e os percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro de ASPIC, en vermello, e de SPiCT, en azul.

valor para MAPE, correspóndense con B_T/B_{msy} , mentres que os valores de MAPE para MSY e B_{msy} son lixeiramente maiores (sobre todo a medida que acurtamos os períodos considerados) e similares entre si. En canto aos parámetros (K , n e r), podemos ver como o que menos erro presenta na súa estimación é K , tendo n e r uns valores para o erro máis altos e similares para ambos. No referente a K , os dous SPMs amosan un RMSE e un MAPE moi similares nos períodos máis longos, mais naquel comprendido entre 2050 e 2100 SPiCT amosa unha maior precisión nas estimacións (Figura 4.16). Este aumento tamén se pode apreciar para as estimacións medias e rango entre percentís na Figura 4.15, onde tamén se pode observar como melloran as estimacións de SPiCT con respecto ao valor real neste período (2050-2100). Porén, para n e r , malia que o erro cometido por SPiCT nos períodos máis curtos é menor que o de ASPIC, a medida que reducimos as series consideradas, esta diferenza faise máis pequena. Isto tamén pode verse na Figura 4.15, onde a estimación media obtida por SPiCT para estes valores vaise alonxando da real a medida que consideramos períodos cada vez máis curtos, chegando a ser máis semellante á calculada a partir das estimacións de ASPIC, que sempre presentan un sesgo moi apreciable. Por outra banda, no relativo ás cantidades de referencia MSY , B_{msy} e B_T/B_{msy} , podemos apreciar que, malia que SPiCT semella ter unha maior precisión nas súas estimacións que ASPIC, tanto en media como en termos de erro (Figuras 4.15 e 4.16, respectivamente), estas diferencias non son tan considerables.

Por último, na Figura 4.17 podemos apreciar como SPiCT amosa valores de erro das traxectorias de biomasa relativa inferiores aos correspondentes a ASPIC, especialmente nos períodos máis curtos, mentres que no referente á biomasa absoluta, obtéñense uns resultados que semellan amosar unha maior precisión na estimación nestes períodos no caso de SPiCT, mais non está tan claro como ocorre coa biomasa relativa.

En vista dos resultados obtidos, polo tanto, podemos concluir que, a medida que as series son máis curtas, SPiCT parece obter mellores estimacións a medida que acurtamos as series temporais do índice de biomasa e capturas observadas, especialmente para o parámetro K e as traxectorias de biomasa relativas, aínda que para o resto de estimacións estas diferenzas non son tan destacables. De feito, neste escenario é moi destacable a correcta estimación de K por parte de SPiCT, por mor do cometido anteriormente sobre a non aportación de información a priori para este parámetro,

xa que ao acurtar a serie os SPMs teñen menos información para a súa estimación.

Serie curta e variabilidade no índice de biomasa

Neste escenario, pola contra, non imos contar con períodos de tempo de diferente duración, senón que imos empregar unicamente aquel comprendido entre os anos 2050 e 2100, é dicir, con $t = \{30, 31, \dots, 79, 80\}$. A diferenza entre as simulacións residirá, neste caso, no aumento da estocasticidade relativa ao erro de observación no índice de biomasa, do mesmo xeito que na Sección 4.3.1, empregando tres CV^I diferentes: 0.1, 0.3 e 0.5. Polo tanto, cada unha das N repeticións das diferentes simulacións (cuxa lonxitude será igual en tódolos casos) diferirán segundo o índice de biomasa escollido, sendo os demais compoñentes da simulación deterministas.

Deste xeito, realizarase o axuste a través dos SPMs a partir das series correspondentes a cada período, e cuxos resultados podemos ver nas Figuras 4.18, 4.19 e 4.20, onde aparecerán representadas, respectivamente, a media e percentís P_5 e P_{95} das N estimacións para cada período, o MAPE e o RMSE destas estimacións e as medias e percentís P_5 e P_{95} dos valores das medidas de erro correspondentes ás diferentes traxectorias de biomasa absoluta e relativa.

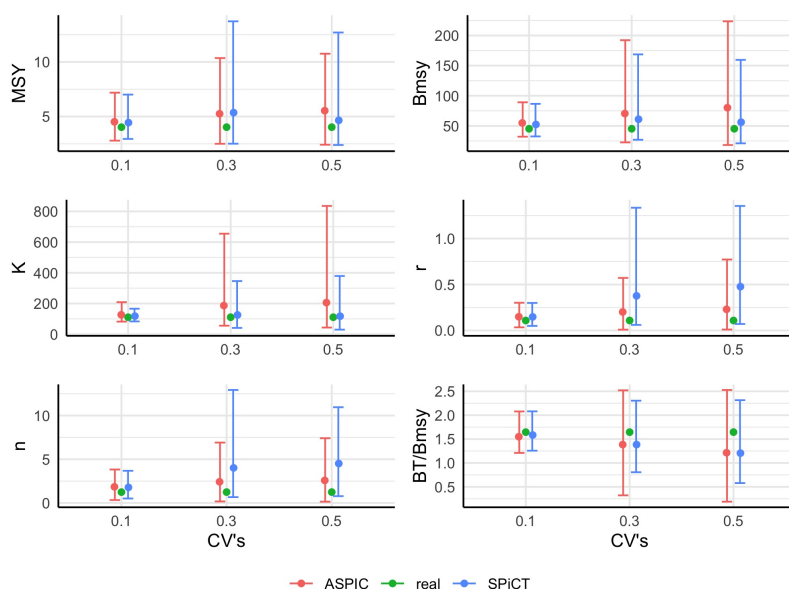


Figura 4.18: Serie curta e variabilidade no índice de biomasa: Parámetros e cantidades de interese para período 2050-2100 con diferentes CV^I (Sección 4.3.4). Media e percentís P_5 e P_{95} das 1000 estimacións para cada CV^I sobre os parámetros e cantidades de interese considerados xunto ao correspondente valor real. O valor real correspóndese co punto verde mentres que as estimacións están representadas en cores vermello e azul (para ASPIC e SPiCT, respectivamente), sendo os puntos as correspondentes estimacións medias e as barras verticais o rango comprendido entre a media e os percentís P_5 e P_{95} .

As Figuras 4.18, 4.19 e 4.20 amosan un resultado, para o período 2050-2100, similar ao obtido na escenario no que consideramos variabilidade no índice de biomasa para o período 2020-2100 en relación ao comportamento dos SPMs cando incrementamos a variabilidade no índice de biomasa, xa que, en xeral, apreciamos como as estimacións son menos precisas, e teñen un valor maior do erro asociado, a medida que aumentamos o CV^I . Neste sentido, contamos coas excepción do parámetro n e de MSY , onde o erro, amosado na Figura 4.19, é máis pequeno para un $CV^I = 0.5$ que para $CV^I = 0.3$ no caso de SPiCT. Nun principio contemplouse a posibilidade de que isto puidera deberse a un problema de converxencia (ver Sección 4.2). No Apéndice A pódese apreciar como isto podería ser certo no caso de MSY , xa que non se acadou a converxencia adecuada tralás 1000 repeticións, mais non para n , onde si que semella que se conseguiu acadar a converxencia

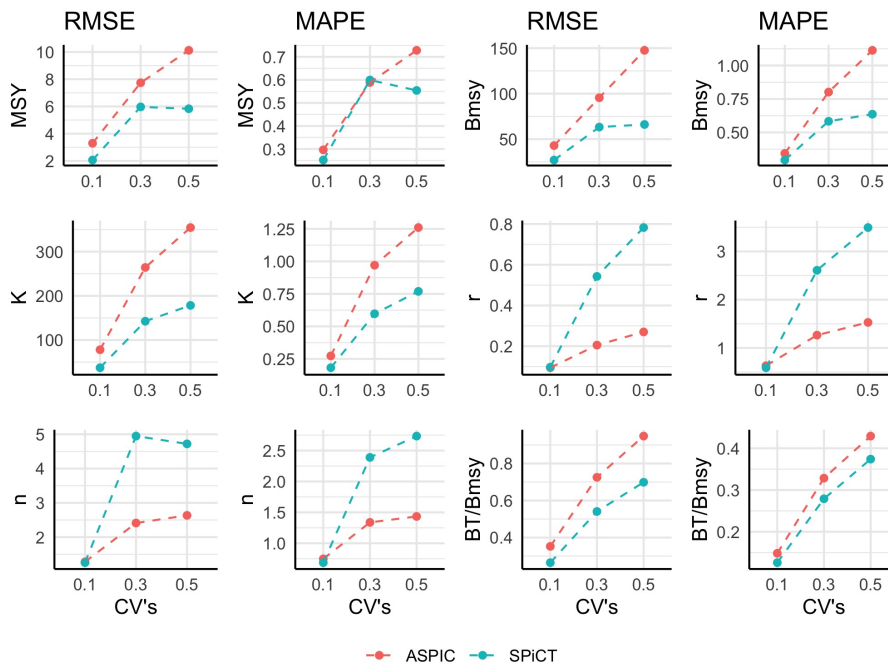


Figura 4.19: Serie curta e variabilidade no índice de biomasa: Medidas de erro para os parámetros e cantidades de interese para o período 2050-2100 con diferentes CV^I (Sección 4.3.4). Media das medidas de erro das estimacións segundo o CV^I para ASPIC en cor vermello e para SPiCT en azul.

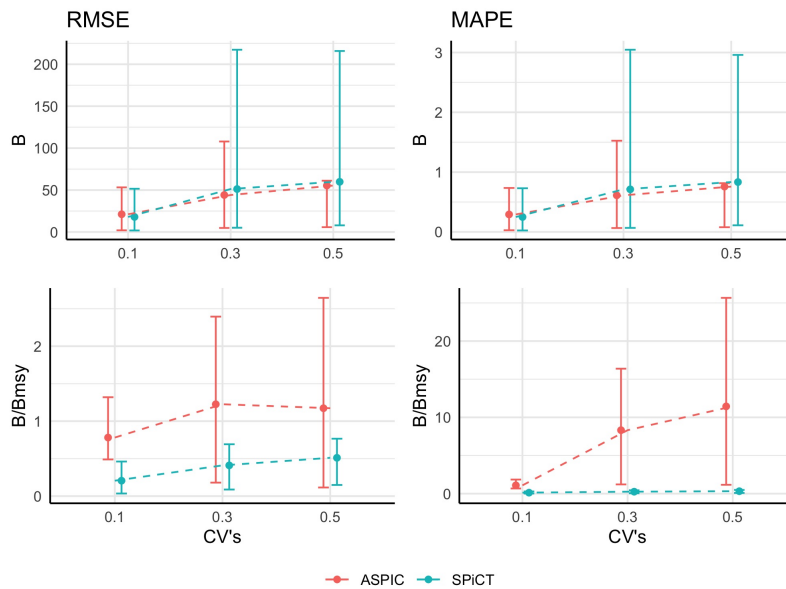


Figura 4.20: Serie curta e variabilidade no índice de biomasa: Medidas de erro para as traxectorias de biomasa para o período 2050-2100 con diferentes CV^I (Sección 4.3.3). Media e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro para as 1000 traxectorias de biomasa absoluta e relativa para cada CV^I . Representase cun punto a media e con barras verticais a distancia entre a media e os percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro de ASPIC, en vermello, e de SPiCT, en azul.

desexada, aínda que tampouco é totalmente descartable que se deba a este problema. A relación entre ambos parámetros tamén pode ser unha explicación ao observado en n .

Se observamos con atención a Figura 4.19, podemos apreciar como os valores de erro asociado ás cantidades de interese son menores para B_T/B_{msy} , seguido de MSY e, po último, B_{msy} . Se exceptuamos a estimación de MSY , onde no caso de SPiCT o erro obtido para un $CV^I = 0.5$ é menor que o de ASPIC mais no que nos atopamos co problema mencionado anteriormente, as estimacións obtidas para B_T/B_{msy} e B_{msy} son máis precisas no caso de SPiCT, sobre todo para B_{msy} . En relación aos parámetros estudados, Figura 4.18, podemos ver como K se estima, en media, de xeito máis preciso que os parámetros r e n . En canto ás diferenzas entre ambos SPMs para ditos parámetros e cantidades de interese, se exceptuamos da análise a n debido ao mencionado problema, podemos ver como para SPiCT se obteñen estimacións máis precisas e consecuentemente con menores valores de erro no caso de K , mentres que para r ocorre todo o contrario, amosando ASPIC mellores estimacións.

En canto ós valores das medidas de erro calculados para as diferentes traxectorias de biomasa (Figura 4.20, podemos apreciar como ASPIC e SPiCT teñen un comportamento moi similar en termos de biomasa absoluta, mais SPiCT amosa un erro moito menor no referente á biomasa relativa, do mesmo xeito que ocorría no escenario anterior (Sección 4.3.4). Polo tanto podemos extraer, como conclusión deste escenario, que SPiCT amosa uns resultados máis consistentes que ASPIC, exceptuando a estimación de r e de MSY , posiblemente debido ao mencionado problema de converxencia, polo que sería necesario a simulación a posterior axuste dun maior número de repeticións.

4.3.5. Erro de proceso

Nos escenarios comentados ata agora, ademais de estudar o funcionamento dos SPMs reducindo a información de entrada acurtando as series temporais de datos, tamén foi estudado o comportamento dos mesmos tendo en conta os diferentes tipo de erro de observación (no índice de biomasa e/ou nas capturas). Tamén comentamos como ASPIC tiña en conta o erro de observación nos índices de biomasa, mentres que SPiCT, ademais de ter en conta tanto erro de observación nas capturas como nos índices de biomasa, tamén ten en conta o erro de proceso, como podemos observar na ecuación (2.16).

Nesta sección simulamos un escenario que incorpora erro de proceso a través do parámetro referente ao crecemento poboacional intrínseco r , que deixará de ser determinista e será estocástico. Así, na ecuación (2.21) este parámetro \hat{r}_t varia ao longo do tempo (é dicir, temos un valor para cada ano) que será xerado coa distribución lognormal descrita na ecuación (2.22), sendo a súa variabilidade dependente do coeficiente CV^R . Neste sentido, ao igual que acontecía nos escenarios onde simulabamos os diferentes erros de observación, tamén aumentaremos o valor CV^R , de xeito que realizaremos unha primeira simulación cun $CV^R = 0.3$, outra cun $CV^R = 0.5$ e unha derradeira cun $CV^R = 0.7$. A partir de cada un dos N valores obtidos deste xeito para r con cada un dos CV^R descritos, obteremos unha serie de biomasa absoluta a través da ecuación (2.21), e os índices de biomasa extraeranse da cada serie tendo en conta, en tódolos casos, un $CV^I = 0.3$ para distribución (2.19). As capturas, neste escenario, serán as deterministas obtidas a través de $R_{fishpop}$.

Deste xeito, realizarase o axuste a través dos SPMs a partir dos N diferentes índices de biomasa e as capturas deterministas, e cuxos resultados podemos ver nas Figuras 4.21, 4.22 e 4.23. Nelas estarán representadas, respectivamente, a media e percentís P_5 e P_{95} das N cantidades de interese e parámetros estimados para cada CV^R , agás as estimacións obtidas para r , xa que a estocasticidade na biomasa foi intruducida a través deste parámetro; as medidas de erro destas estimacións obtidas segundo a Sección 2.6; e as medias e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro relativas ás traxectorias de biomasa absoluta e relativa calculadas segundo as ecuacións correspondentes da mesma sección.

Nas Figuras 4.22 e 4.23 podemos apreciar como, a medida que aumenta o CV^R , prodúcese un incremento en consecuencia das medidas de erro.

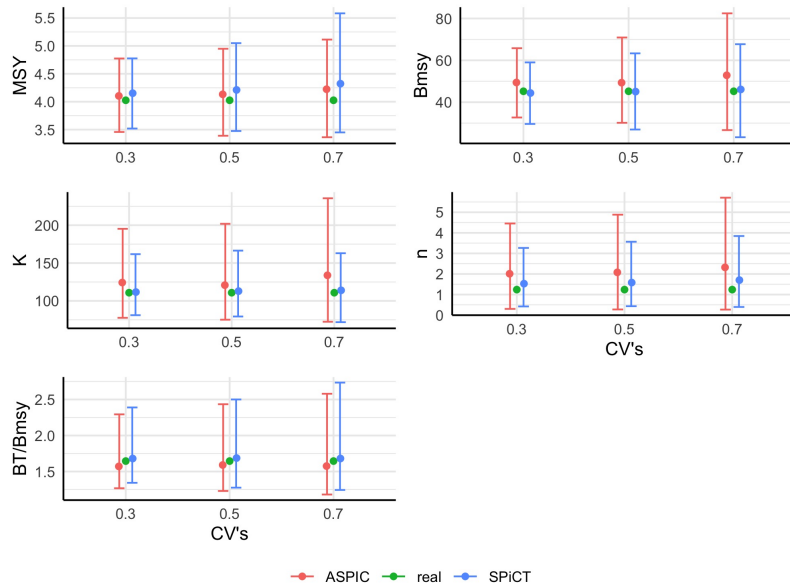


Figura 4.21: Erro de proceso: Parámetros e cantidades de interese para os diferentes CV^P (Sección 4.3.5). Media e percentís P_5 e P_{95} das 1000 estimacións para cada CV^P sobre os parámetros e cantidades de interese considerados xunto ao correspondente valor real. O valor real correspóndese co punto verde mentres que as estimacións están representadas en cores vermello e azul (para ASPIC e SPiCT, respectivamente), sendo os puntos as correspondentes estimacións medias e as barras verticais o rango comprendido entre a media e os percentís P_5 e P_{95} .

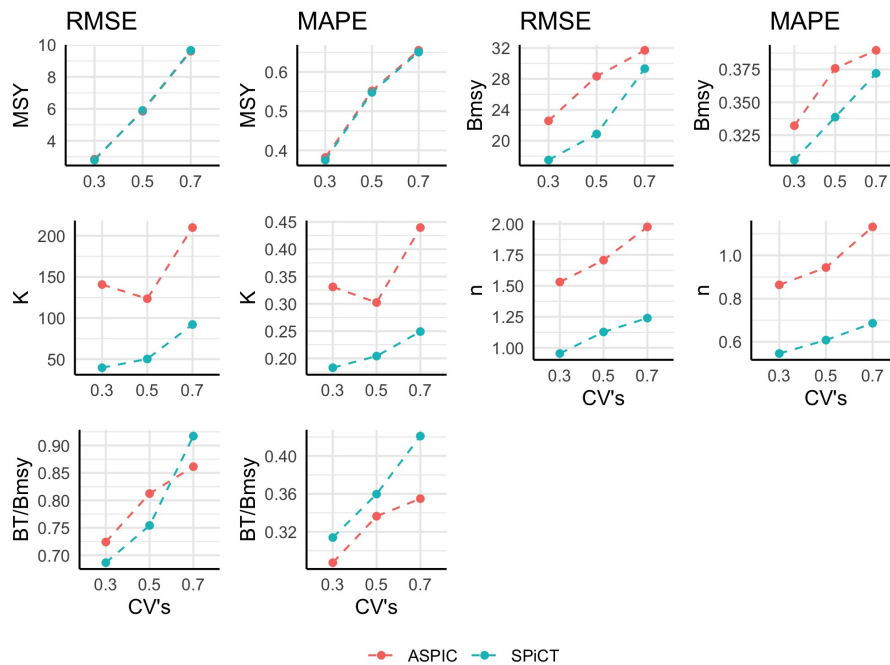


Figura 4.22: Erro de proceso: Medidas de erro para os parámetros e cantidades de interese para os diferentes CV^P (Sección 4.3.5). Media das medidas de erro das estimacións segundo o CV^P para ASPIC en cor vermello e para SPiCT en azul.

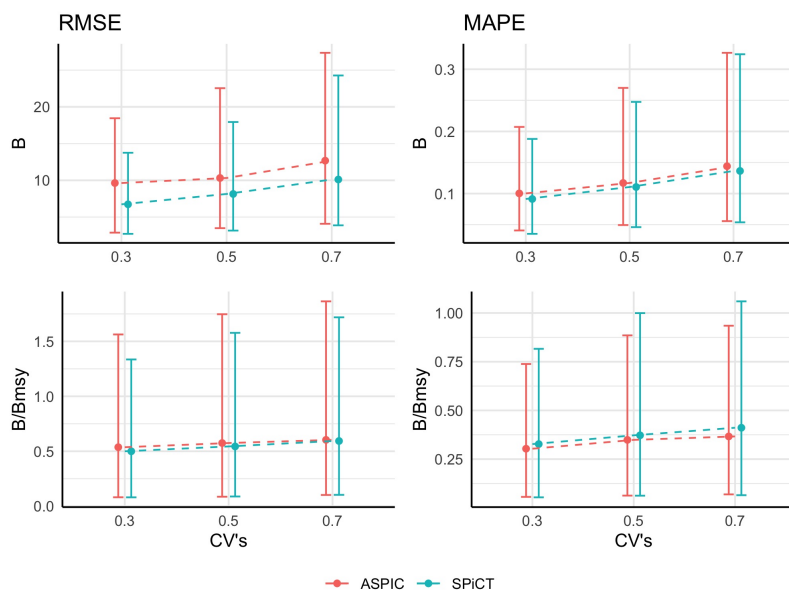


Figura 4.23: Erro de proceso: Medidas de erro para as traxectorias de biomasa para os diferentes CV^P (Sección 4.3.5). Media e percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro para as 1000 traxectorias de biomasa absoluta e relativa para cada CV^P . Represéntase cun punto a media e con barras verticais a distancia entre a media e os percentís P_5 e P_{95} das medidas de erro de ASPIC, en vermello, e de SPiCT, en azul.

En relación aos resultados obtidos para o MSY , a B_{msy} e a B_T/B_{msy} , na Figura 4.22 podemos apreciar que as estimacións da B_{msy} son as máis precisas xunto ás da B_T/B_{msy} , mentres que a estimación do MSY presenta valores de erro MAPE maiores. Ademais, na Figura 4.21 podemos ver que, en media, a estimación de B_T/B_{msy} é a máis semellante ao seu valor real independentemente do CV^R considerado, sendo o erro maior no caso de SPiCT para erro RMSE e $CV^R = 0.5$ e para todos os valores de variabilidade no caso de erro MAPE (Figura 4.22). En canto á B_{msy} , podemos apreciar na Figura 4.21 como SPiCT semella máis preciso na súa estimación media, mentres que ASPIC tende á sobreestimación. Ademais, o rango definido entre os percentís, P_5 e P_{95} , é menor en SPiCT (Figura 4.22 Porén, para MSY parece que ambos tenden a unha lixeira sobreestimación do valor real, maior a medida que aumentamos o CV^R (Figura 4.21). Neste caso, cantidade MSY , os valores das medidas de erro para ambos modelos (Figura 4.22) son case idénticos. En canto ás estimacións dos parámetros K e n , os erros obtidos para K son claramente máis baixos que aqueles obtidos para n . Por outra banda, na Figura 4.21 podemos apreciar como ASPIC tamén tende á sobreestimar na súa estimación. SPiCT, polo contrario, amosa unha estimación media cercana ao valor real, especialmente para K . En ambos casos, podemos ver na Figura 4.22 como os valores das medidas de erro para estes parámetros son superiores no caso de ASPIC. Cabe destacar, que para ASPIC, o valor do erro asociado a K diminúe ao aumentar o CV^R de 0.3 a 0.5, como se pode apreciar na Figura 4.22. Como comentamos na Sección 4.2, isto pode ter que ver coa non-converxencia do proceso de Montecarlo en dito escenario, xa que K presenta dificultades na converxencia para $CV^R = 0.3$ (ver Apéndice A).

En canto ás medidas de erro obtidas para as diferentes traxectorias de biomasa representadas na Figura 4.23, podemos apreciar como, en termos absolutos, SPiCT presenta valores de erro RMSE menores (lixeiramente) aos de ASPIC, mentres que os valores para o erro obtidos para a biomasa relativa son similares.

Como conclusión deste escenario, semella que SPiCT amosa mellores estimacións cando o erro no proceso está presente, resultados que son consistentes coa definición deste modelo (descrita na Sección 2.4) ao considerar este tipo de erro na súa formulación, mentres que ASPIC omite a súa consideración. Nembargantes temos que ter en conta que estos escenarios onde se aumulan as

dificultades de estimación de parámetros son mais sensibles ó número de iteracións realizadas, e posiblemente con un maior número os resultados serían mais robustos.

4.3.6. Conclusións xerais

En vista aos resultados comentados ao longo desta Sección 4.3 podemos concluir que hai determinados parámetros que, de forma xeral, presentan maiores dificultades na súa estimación. Este é o caso do coeficiente de asimetría n e a taxa de crecemento intrínseco r . Porén, para K , ao igual que ocorre para as cantidades de referencia consideradas (MSY , B_{msy} e B_T/B_{msy}), as estimacións son bastante precisas en todos os escenarios considerados. Cabe destacar que na maioría dos casos SPiCT ofrece unha mellor estimación que ASPIC, tanto vendo a estimación media obtida como os valores medidos de erro relativas ás mesmas.

En canto aos diferentes escenarios simulados tamén podemos extraer unha serie de conclusións xerais sobre o funcionamento dos diferentes SPMs.

En relación aos resultados obtidos na Sección 4.3.1 podemos concluir que, no caso de que só estiveran presentes erros de observación nos índices de biomasa, sería preferible empregar SPiCT, sobre todo se considere que o erro de observación no índice de biomasa é maior. Porén, cabe destacar que na realidade este escenario é inexistente, xa que as series de capturas tamén teñen sempre unha variabilidade asociada. Neste sentido, os resultados obtidos tendo en consideración este tipo de erro, nas Seccións 4.3.2 e 4.3.3, apoian o previsto nestes escenarios, xa que SPiCT, que ten en conta a incerteza presente na serie de capturas –ao contrario do que ocorre con ASPIC, que non a considera–, amosa mellores resultados, especialmente cando a incerteza presente é maior, tanto cando consideramos unha variabilidade no índice de biomasa baixa (Sección 4.3.2) como cando esta tamén se ve incrementada (Sección 4.3.3).

Por outra banda, a partir dos resultados obtidos para series de capturas e índices de biomasa máis curtos (Sección 4.3.4), SPiCT tamén amosa unha maior precisión para a estimación de certos parámetros, como K , ou as diferentes cantidades de referencia (MSY , B_{msy} e B_T/B_{msy}), especialmente a medida que os períodos considerados son máis breves e, polo tanto, vese reducida a información aportada polas diferentes series observadas, mais isto non ocorre para todas as estimacións obtidas. De feito, no caso dos parámetros n e r semella que a medida que acurtamos as series observadas, os resultados obtidos por ambos SPMs son máis semellantes. Por outra banda, se temos en conta a serie máis curta e incrementamos a incerteza nas observacións sobre a biomasa, podemos apreciar como SPiCT tamén semella ter uns mellores resultados, agás no relativo a n e r (Sección 4.3.4).

Tamén cabe considerar o escenario no que a poboación simúlase tendo en conta o erro no proceso da Sección 4.3.5, xa que a partir dos resultados obtidos para este escenario podemos comprobar como SPiCT funciona mellor que ASPIC ante erro de proceso, o cal confirma o comportamento esperado xa que SPiCT considera este tipo de erro na súa formulación, mentres que ASPIC omíteo. Este feito é moi interesante á hora de facer estimacións sobre o estado dun stock, xa que a dinámica poboacional na realidade está fortemente influenciada por moitos factores, que son imposibles de reunir na súa totalidade nunha formulación de xeito preciso, e xa non só por aquelas ecuacións consideradas neste traballo (Sección 2.5), se non por todas aquelas formulacións que traten de explicar a realidade subxacente a calquera poboación de peixes.

Ademais, tal e como comentamos na Sección 2.6, foi calculada unha medida sobre o funcionamento de cada modelo en relación á ver a porcentaxe de repeticións nas que tanto ASPIC como SPiCT non acadaron foron capaces de obter un bo resultado, é dicir, é obter as $N = 1000$ réplicas con resultado converxente. Nembargantes, a medida que progresamos nos escenarios engadindo complexidade ás simulacións, atopamos algún resultado inconsistente, especialmente nas series curtas con aumento de erros (nos índices de biomasa e no proceso) onde os resultados hai que valoralos con cautela xa que a falta de converxencia pode estar mediando nos resultados.

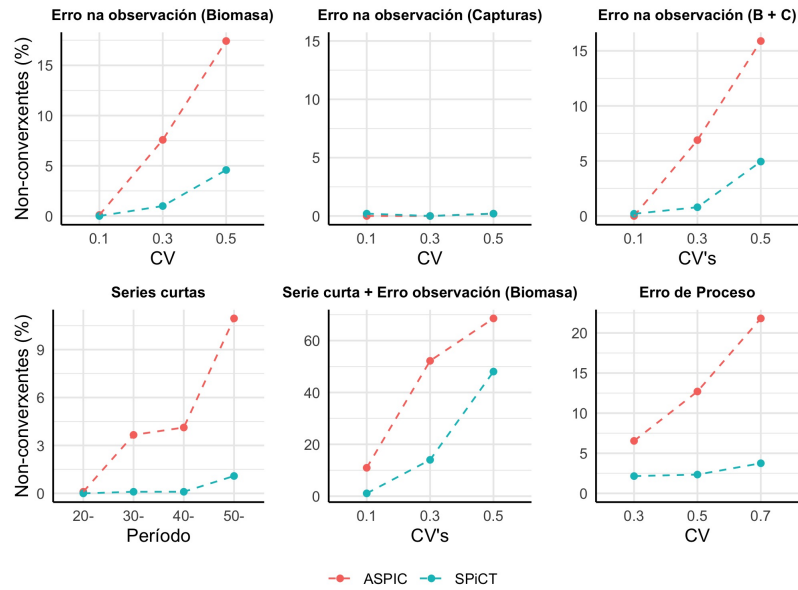


Figura 4.24: Taxa de non-converxencia dos diferentes SPMs para os diferentes escenarios considerados ata acadar as 1000 réplicas necesarias.

Esta porcentaxe, representada na Figura 4.24, amosa como SPiCT, ademais de obter estimacións máis precisas, tamén é capaz de acadar a converxencia do axuste a partir de cada repetición da simulación cunha maior taxa de éxito que ASPIC.

Cabe destacar que todos os scripts creados para a realización do presente traballo, así como as diferentes probas e descartes debido á problemática exposta no capítulo anterior, están dispoñibles na súa totalidade no repositorio <https://github.com/anxopaz/TFM>.

Capítulo 5

Conclusiones

O Capítulo 1 describe os obxectivos do presente traballo: comprender e analizar o funcionamento dos dous SPMs, SPiCT e ASPIC, obtendo conclusións acerca do seu valor na avaliación dos recursos pesqueiros. Para iso, avaliamos a súa capacidade para replicar a realidade identificando os problemas que dificultan a correcta estimación dos parámetros e cantidades de interese, comparando o comportamento en diferentes escenarios. Tal e como se explica na Sección 1.2, os SPMs son modelos que tratan explicar a realidade subxacente a unha poboación de peixes, proporcionando unha avaliación dun stock completa a partir de, soamente, unha serie de capturas e un índice de biomasa observados, o que os fan especialmente útiles cando os datos que se dispoñen son limitados ou tamén como complemento de outros modelos que requiren de máis información.

En canto á comprensión do funcionamento dos dous SPMs abordados nesta investigación, ASPIC e SPiCT (cuxa formulación foi exposta nas Seccións 2.3 e 2.4, respectivamente), foi enfocada principalmente co finalidade, de poder identificar as diferenzas fundamentais entre ambos, e así identificar os motivos polos cales os resultados obtidos a partir dos seus respectivos axustes poden diferir dependendo do escenario de estudo. Ademais de avaliar a súa capacidade de explicar a realidade subxacente. Como mencionamos ao longo do Capítulo 2, a diferenza fundamental entre ambos SPMs consiste en onde se asocian os erros residuais, se no propio modelo ou nos datos dispoñibles. Mentres que SPiCT considera erro na observación tanto no índice de biomasa como nas capturas, así como erro de proceso, ASPIC só ten en conta erros no índice de biomasa observado. Este feito levounos a deseñar unha serie de escenarios simulados, mediante a metodoloxía proposta na Sección 2.5, obtendo os datos de entrada representativos da poboación determinada de peixes, descrita na Sección 4.1. Ditos datos de entrada para os diferentes escenarios creáronse a partir da adición de diferentes termos para introducir variabilidade nas observacións do índice de biomasa, nas capturas e/ou no proceso a diferentes niveis, así como outros nos que a cantidade de datos dispoñible sexa máis limitada acurtando a duración dos períodos de tempo considerados. Os resultados obtidos nos diferentes escenarios amosan como SPiCT obtén estimacións máis precisas en relación á poboación de sardiña simulada para practicamente todas as situacións, especialmente a medida que aumenta a incerteza tanto nas diferentes observacións como nas ecuacións que tratan de determinar a dinámica poboacional subxacente aos datos. Neste sentido, a obtención de estimacións certas para moitos dos parámetros e cantidades de interese a partir destes modelos para datos limitados, como o tamaño máximo poboacional K , o rendemento máximo sostible MSY e a biomasa correspondente a este rendemento B_{msy} é moi importante no eido da bioloxía, da ecoloxía e, especialmente, da investigación e xestión pesqueiras.

Polo tanto, a presente investigación pode ser considerados relevantes para o estudos de ASPIC e SPiCT, mais tamén cabe destacar que sería necesario un maior esforzo de investigación para poder confirmar os resultados amosados neste traballo, sendo precisas máis simulacións tanto nos escenarios considerados como noutros diferentes, así como con outros datos que imiten a realidade doutras especies de peixes ou con datos reais.

Apéndice A

Estudo de converxencia

Neste Apéndice amósanse as figuras obtidas tras realizar o estudo de converxencia comentado na Sección 4.2 para:

- O escenario máis desfavorable, correspondente a aquel no que se inclúe variabilidade nas observacións do índice de biomasa con $CV^I = 0.5$ e nas capturas con $CV^C = 5$ (Sección 4.3.3)
- MSY e n estimados mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.4 para o período 2050-2100 con $CV^I = 0.3$ e $CV^I = 0.5$
- K obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.5 con $CV^P = 0.3$.

En cada Figura represéntanse, para cada repetición $i = \{1, 2, \dots, N\}$, a media e os percentís P_{95} e P_5 acumulados.

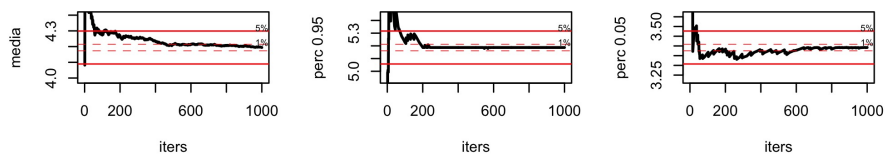


Figura A.1: Converxencia para MSY obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

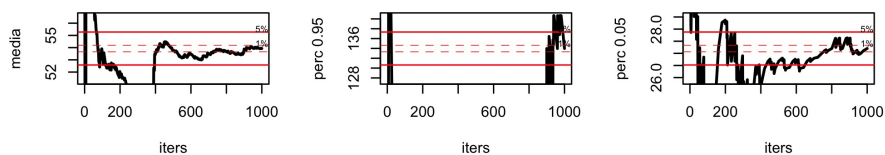


Figura A.2: Converxencia para B_{msy} obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

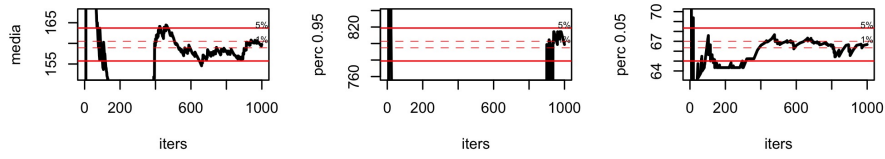


Figura A.3: Convergencia para K obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

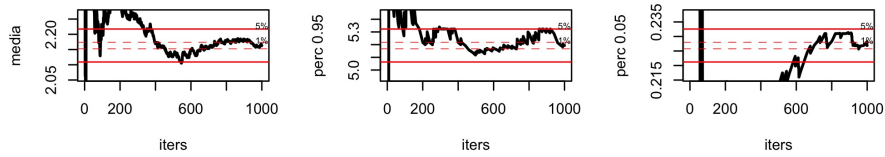


Figura A.4: Convergencia para n obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

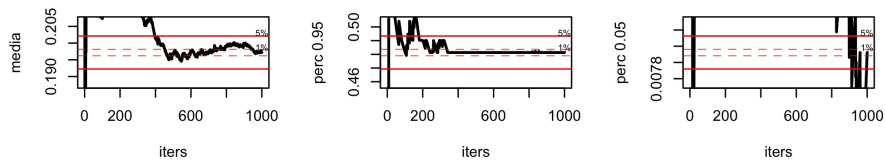


Figura A.5: Convergencia para r obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

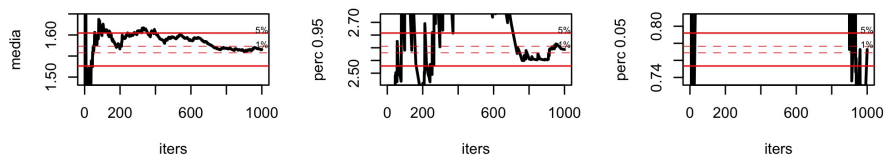


Figura A.6: Convergencia para B_T/B_{msy} obtido mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

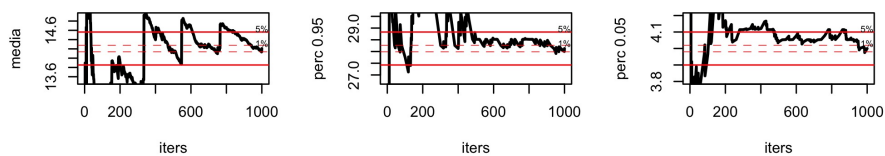


Figura A.7: Convergencia para o RMSE calculado para as traxectorias de biomasa absoluta obtidas mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

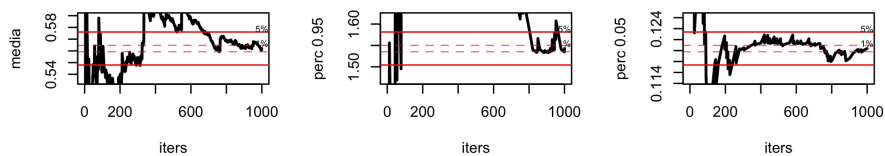


Figura A.8: Convergencia para o RMSE calculado para as traxectorias de biomasa relativa obtidas mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

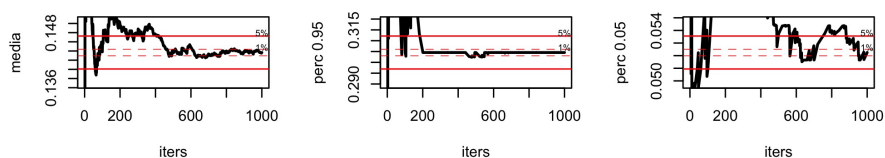


Figura A.9: Convergencia para o MAPE calculado para as traxectorias de biomasa absoluta obtidas mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

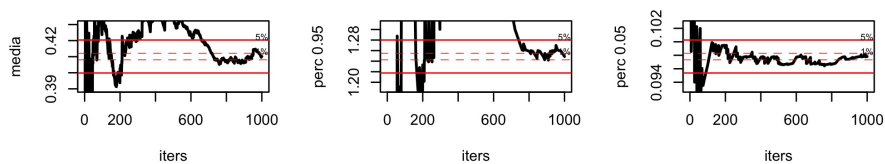


Figura A.10: Convergencia para o MAPE calculado para as traxectorias de biomasa relativa obtidas mediante ASPIC no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

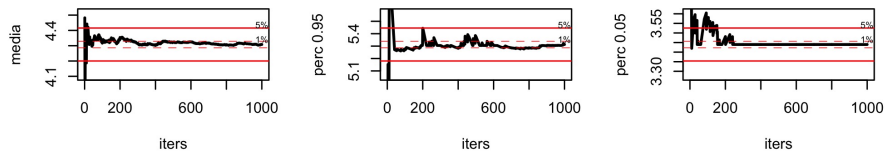


Figura A.11: Convergencia para MSY obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

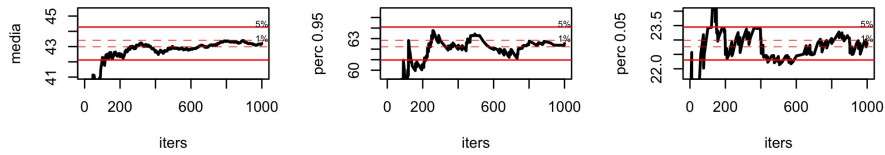


Figura A.12: Convergencia para B_{msy} obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

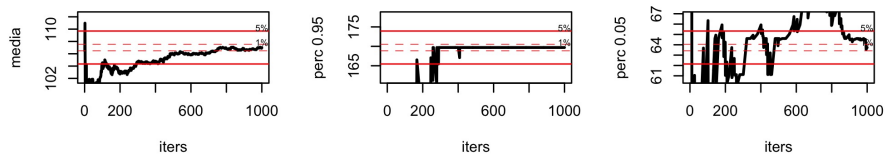


Figura A.13: Convergencia para K obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

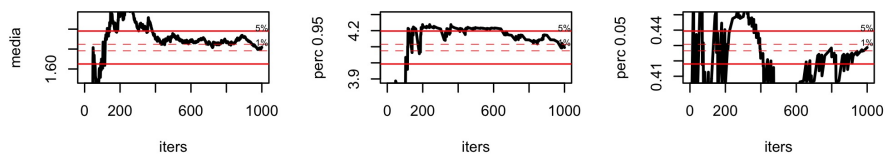


Figura A.14: Convergencia para n obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

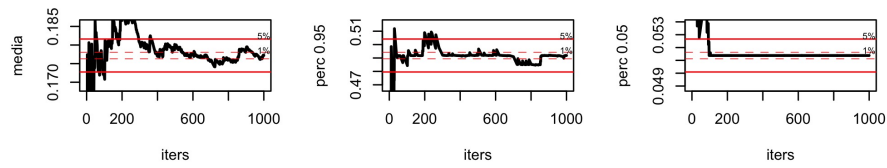


Figura A.15: Convergencia para r obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

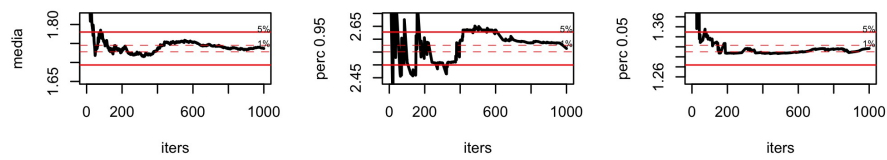


Figura A.16: Convergencia para B_T/B_{msy} obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

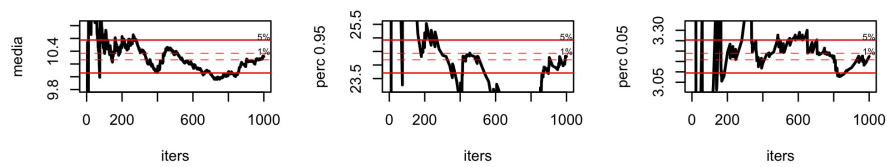


Figura A.17: Convergencia para o RMSE calculado para as traxectorias de biomasa absoluta obtidas mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

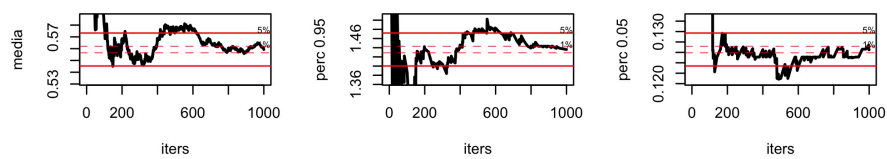


Figura A.18: Convergencia para o RMSE calculado para as traxectorias de biomasa relativa obtidas mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

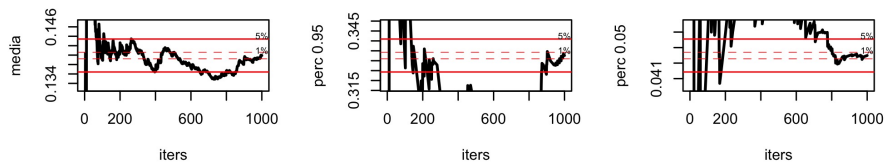


Figura A.19: Convergencia para o MAPE calculado para as traxectorias de biomasa absoluta obtidas mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

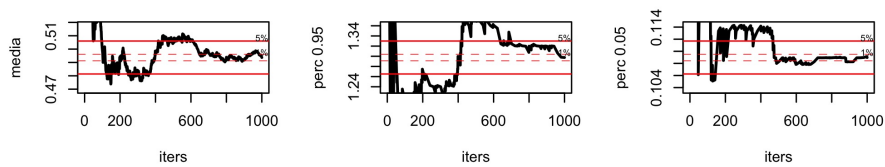


Figura A.20: Convergencia para o RMSE calculado para as traxectorias de biomasa relativa obtidas mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.3 para $CV^I = 0.5$ e $CV^C = 0.5$.

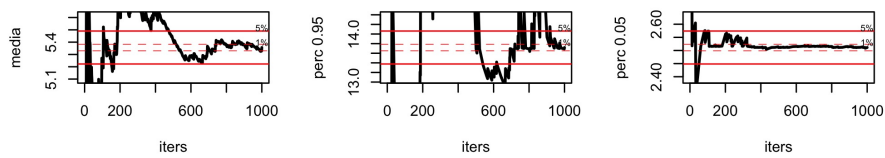


Figura A.21: Convergencia para MSY obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.4 para o período 2050-2100 con $CV^I = 0.3$.

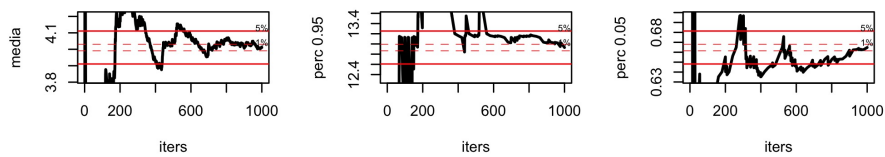


Figura A.22: Convergencia para n obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.4 para o período 2050-2100 con $CV^I = 0.3$.

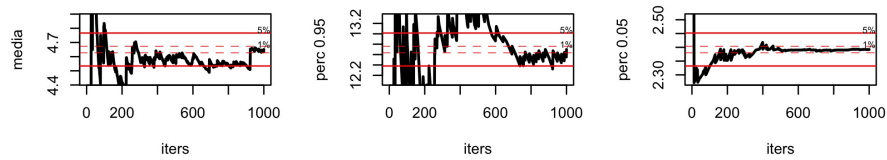


Figura A.23: Convergencia para MSY obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.4 para o período 2050-2100 con $CV^I = 0.5$.

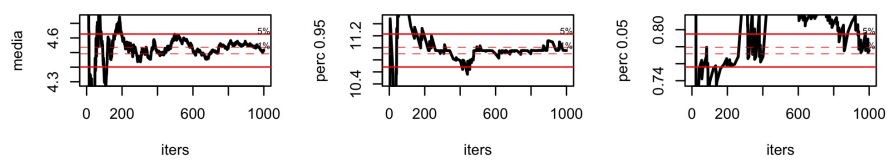


Figura A.24: Convergencia para n obtido mediante SPiCT no escenario da Sección 4.3.4 para o período 2050-2100 con $CV^I = 0.5$.

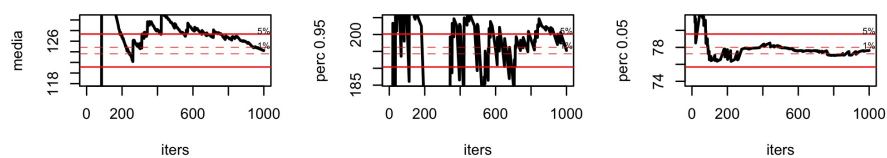


Figura A.25: Convergencia para K obtido mediante ASPiC no escenario da Sección 4.3.4 para $CV^P = 0.3$.

Bibliografía

- [1] Beverton RJH, Holt SJ (1957). On the dynamics of exploited fish populations. *Fisheries Investigations*, 19, 1-533.
- [2] Costello C, Ovando D, Hilborn R, Gaines SD, Deschenes O, Lester SE (2012). Status and solutions for the world's unassessed fisheries. *Science*, 338, 517–520.
- [3] Fox WW (1970). An exponential surplus-yield model for optimizing exploited fish populations. *Transactions of the American Fish Society*, 99, 80–88.
- [4] 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). Lisbon, Portugal.
- [5] Ludwig D, Walters CJ (1985). Are Age-Structured Models Appropriate for Catch-Effort Data?. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 42(6), 1066–1072.
- [6] Ludwig D, Walters CJ (1989). A Robust Method for Parameter Estimation from Catch and Effort Data. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 46(1), 137–144.
- [7] Pedersen MW, Berg CW (2017). A stochastic surplus production model in continuous time. *Fish Fish.*, 18, 226-243.
- [8] Pella JJ (1967). A study of methods to estimate the Schaefer model parameter with special reference to the yellowfish tuna fishery in the eastern tropical Pacific Ocean. Tesis, University of Washington.
- [9] Pella JJ, Tomlinson PK (1969). A generalized stock-production model. *Bulletin of the Inter-American Tropical Tuna Commission*, 13, 421–58.
- [10] Prager MH (1992). ASPIC: A Surplus-Production Model Incorporating Covariates. *Coll. Vol. Sci. Pap., Int. Comm. Conserv. Atl. Tunas (ICCAT)*, 28, 218–229.
- [11] Prager MH (1994). A suite of extensions to a nonequilibrium surplus-production model. *Fish. Bull. (U.S.)*, 92, 374–389.
- [12] Prager M (2016). User's Guide for ASPIC Suite, version 7: A Stock-Production Model Incorporating Covariates and auxiliary programs. Portland, OR: Prager Consulting. <http://www.mhprager.com/aspic7-guide.pdf>
- [13] R Core Team (2019). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>
- [14] Robert C, Casella G (2004). *Monte Carlo Statistical Methods* (2nd ed.). Springer, New York.
- [15] Russell ES (1931). Some theoretical considerations on the “overfishing” problem. *Journal du Conseil International pour l'Exploration de la Mer*, 6, 3–20.
- [16] Schaefer, M. B. (1954). Some aspects of the dynamics of populations important to the management of the commercial marine fisheries. *Bulletin, Inter-American Tropical Tuna Commission*, 1, 25–56.

- [17] Schaefer MB (1957). A study of the dynamics of the fishery for yellowfin tuna in the Eastern Tropical Pacific Ocean. Bulletin, Inter-American Tropical Tuna Commission, 2, 247–85.