

COMISIÓN INTERAMERICANA DEL ATÚN TROPICAL

COMITÉ CIENTÍFICO ASESOR

13ª REUNIÓN

(por videoconferencia)

16-20 de mayo de 2022

DOCUMENTO SAC-13-05 Corr.

IDENTIFICACIÓN Y CORRECCIÓN DEL SESGO EN LA CAPTURA DE LA FLOTA CERQUERA PROVOCADO POR LA PANDEMIA DE COVID-19 EN 2020-2021

Anandamayee Majumdar, Cleridy E. Lennert-Cody, Mark N. Maunder y Alexandre Aires-da-Silva

ÍNDICE

1. Resumen .....	1
2. Antecedentes .....	2
3. Análisis exploratorio de los datos .....	5
4. Modelado espaciotemporal estadístico .....	7
5. Resultados.....	10
6. Discusión .....	12
7. Trabajo futuro.....	13
8. Conclusión.....	14
9. Referencias .....	15
Apéndice A: Modelación estadística.....	32
Apéndice B: Estimaciones y medidas de desempeño.....	35
Apéndice C: Fuentes de datos.....	42

1. RESUMEN

Los datos de muestreo en puerto de la CIAT se utilizan para determinar la composición por especie y talla de la captura de atunes tropicales y, por ende, desempeñan un papel sumamente importante en la metodología que se emplea actualmente para determinar la Mejor Estimación Científica (BSE, por sus siglas en inglés) de la captura. La pandemia de COVID-19 limitó de manera general la capacidad de los muestreadores en puerto de la CIAT para recolectar datos en 2020 y 2021, pero el impacto sobre la recolección de datos fue mayor en algunos puertos que en otros, lo cual pudo haber provocado un sesgo en la BSE de la composición de la captura en 2020-2021 debido a que algunos segmentos de la flota suelen descargar en puertos específicos. El aumento en la BSE de 2020 para el atún patudo (BET) en lances sobre objetos flotantes (OBJ) en 2020 respecto del año anterior ([SAC-13-03](#)), pese a una disminución en el número de lances OBJ ([SAC-13-06](#)), así como la notable disparidad entre la BSE de 2020 y las capturas notificadas por los observadores y en las bitácoras para 2020, contribuyeron a una preocupación sobre el sesgo potencial en la BSE en la 12ª Reunión del Comité Científico Asesor. Un estudio reciente en el que se aplicó la metodología BSE a datos de 2010 a 2019, tras simular una reducción sistemática en los datos de muestreo en puerto acorde con la reducción que se produjo en 2020, mostró que un sesgo era posible pero que podía producir tanto una sobreestimación como una subestimación ([SAC-13 INF-L](#)). Por lo tanto,

para abordar el efecto de la pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto en 2020 y 2021 sobre la BSE, se desarrolló un modelo espaciotemporal para estimar la composición de la captura correspondiente al muestreo en puerto a partir de datos de observadores (de bitácora) para la estimación de la captura de los estratos para los que no se disponía de datos de muestreo en puerto. Análisis exploratorios demostraron que se podían utilizar datos de observadores (complementados por datos de bitácora, cuando fuera necesario) para predecir exitosamente la composición por especie del muestreo en puerto y que se lograba mejorar la predicción cuando se incluían covariables espaciales y temporales en el modelo. El modelo espaciotemporal funcionó bien en términos de porcentaje de varianza explicada y error de predicción normalizado y las estimaciones de captura arrojadas por el modelo mostraron un alto grado de correlación con las BSE de 2010 a 2019, años en los que no se produjeron pérdidas sistemáticas de datos. A través de la simulación, se determinó que el modelo espaciotemporal era robusto ante el tipo de pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto que se produjo en 2020. Esto podría deberse a que se incorporó información histórica de largo plazo al modelo espaciotemporal a través de un proceso autorregresivo. Este modelo espaciotemporal se utilizó para estimar la captura por especie en la pesquería OBJ para 2020 y 2021 y los resultados<sup>1</sup> indican que la captura de BET fue sobreestimada por la metodología BSE en un 12% y 18% aproximadamente en 2020 y 2021, respectivamente, mientras que la captura de atún aleta amarilla fue subestimada en un 18% en 2020 y sobreestimada en un 10% en 2021; las estimaciones de sesgo para el atún barrilete fueron considerablemente más bajas. Sin embargo, los resultados para 2021 son preliminares ya que las estimaciones de 2021 se basan en datos de 2020, un año que también se vio afectado por la pandemia y quizás de una manera distinta al impacto que se vivió en 2021. Se requiere más investigación para determinar la robustez de las estimaciones de 2021 y para desarrollar modelos espaciotemporales para los demás tipos de lance.

## 2. ANTECEDENTES

Debido a la pandemia de COVID-19, en 2020-2021 no fue posible recolectar algunos de los datos utilizados para estimar la composición por especie y talla de la captura de atunes tropicales (aleta amarilla, patudo y barrilete) para la flota cerquera. Específicamente, no se recolectaron los datos que se recolectan en puerto (es decir, los datos de muestreo en puerto) durante parte de ese periodo de dos años en algunos de los principales puertos donde se descarga la captura de atún patudo (BET). En consecuencia, se teme que pueda existir sesgo en las Mejores Estimaciones Científicas (BSE) de la composición por especie y talla de la captura en esos dos años, particularmente para el atún patudo ([SAC-13 INF-L](#)). El hecho de que haya aumentado la BSE de 2020 para la captura de BET en lances sobre objetos flotantes (OBJ), respecto de la estimación de 2019 ([SAC-13-03](#)), mientras que el número de lances OBJ en 2020 disminuyó respecto de la cifra de 2019 ([SAC-13-06](#)), ha contribuido a la preocupación sobre el sesgo. Por lo tanto, para 2020-2021, probablemente resulte necesario modificar la metodología estadística utilizada para estimar la composición de la captura de atunes tropicales, para dar mayor importancia a otras fuentes de datos, distintas a los datos de muestreo en puerto, en la metodología de la estimación.

### 2.1 Fuentes de datos disponibles para estimar la composición de las capturas

Existen cuatro fuentes de datos primarias con las que se puede estimar la composición por especie de la captura cerquera de atunes tropicales en el Océano Pacífico oriental (OPO): (i) datos de observadores, (ii) datos de bitácora, (iii) datos de enlatadoras y (iv) datos de muestreo en puerto. Estas fuentes de datos difieren en su cobertura, métodos de recolección, tamaños de muestra y sesgos potenciales (tanto en las

---

<sup>1</sup> Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR para 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

cantidades de las capturas como en la identificación de especies) y en los efectos de COVID sobre la recolección de datos. Se describen con mayor detalle estas fuentes de datos en el Anexo C.

De las cuatro fuentes de datos, los datos de observadores y bitácora son los más extensos en términos de cobertura espacial y temporal de la pesquería. Se dispone de datos de bitácora para todas las clases de tamaño de buques cerqueros. Los datos de bitácora incluyen detalles sobre el esfuerzo de pesca y las estimaciones de la captura de especies objetivo, pero no informan sobre la talla de los peces y se depende de los pescadores para proporcionar información. Los datos de observadores ofrecen efectivamente un 100% de cobertura para los buques cerqueros grandes (clase 6 de la CIAT; > 363 mt de capacidad de acarreo) y contienen información adicional (por ejemplo, captura incidental, descartes de atún), pero solamente se cuenta con estos datos para una pequeña fracción de los buques cerqueros pequeños. Los datos de observadores proporcionan estimaciones de las cantidades de capturas de atún por especie en tres categorías de peso (“pequeños”: peces con un peso total < 2.5 kg; “medianos”: peces con un peso total de entre 2.5 kg y 15 kg; “grandes”: peces con un peso total > 15 kg), pero no dan medidas reales de la talla o peso de peces individuales.

Los datos de enlatadoras consisten principalmente en estimaciones de la cantidad de capturas de especies objetivo por viaje, comunicadas al personal de la CIAT por las enlatadoras de atún. No proporcionan información sobre las fechas y lugares exactos de pesca, ni sobre características operacionales (por ejemplo, el tipo de lance cerquero), aunque sí se proporciona información sobre las zonas de pesca y las fechas de salida y llegada de los viajes. No se dispone actualmente de información sobre la talla en la base de datos; algunas enlatadoras sí proporcionan estimaciones de captura por categorías de peso, pero las categorías difieren entre las enlatadoras, por lo que resulta problemático utilizar la información sobre la talla en las estimaciones de la composición de las capturas. El personal de la CIAT no dispone de datos de enlatadoras para todos los viajes, ni para todas las enlatadoras. Los datos de muestreo en puerto son recolectados por el personal de las oficinas regionales de la CIAT cuando los buques cerqueros descargan su captura en puerto y consisten principalmente en muestras de tallas y composición por especie de la captura almacenada en las bodegas de buques individuales. Los datos incluyen medidas de longitud al mm más cercano de una muestra de peces y conteos de especies de otra muestra independiente de peces (ver anexo en [Suter \(2010\)](#) para conocer los detalles del protocolo de muestreo). También incluyen datos sobre el mes, el área y el tipo de lance asociado a la captura en la bodega muestreada. A pesar de que el protocolo de recolección de datos de muestreo en puerto se basa en 13 áreas de muestreo, desde 2000 se dispone tanto del área de muestreo como del área de 5° para cada muestra. El programa de muestreo en puerto no muestrea todos los viajes y la cobertura de los viajes difiere según la clase de tamaño de los buques. En términos de porcentaje de bodegas muestreadas o porcentaje de las capturas muestreadas, la cobertura es baja.

## **2.2 Metodología actual para estimar la composición de las capturas**

Ninguna de las cuatro fuentes de datos primarias proporciona información completa y precisa sobre la composición por especie y talla de la captura de la flota. Por lo tanto, es necesario combinar estas fuentes de datos para producir la BSE. En el Anexo C, así como en el material citado en dicho anexo, se puede consultar más información sobre la metodología estadística de la BSE que se emplea desde 2000 para estimar la composición de las capturas cerqueras para las tres especies objetivo de atún. La metodología consiste en un enfoque hacia la estimación de captura basado en diseño, a diferencia de un enfoque basado en modelos. La metodología emplea los datos de muestreo en puerto para estimar la composición por especie y talla de la captura total de atunes tropicales por estratos que se definen por área y mes de pesca, tipo de lance cerquero y clase de tamaño de buque. La estimación de la captura cerquera total de atunes tropicales (la suma de las capturas de aleta amarilla, patudo y barrilete) se basa en las capturas de los datos de enlatadoras, en caso de estar disponibles; de lo contrario, se utilizan datos de observadores

o datos de bitácora. Esta captura total de atunes tropicales se distribuye en estratos a partir de los datos de observadores y de bitácora.

Debido a que siempre existen estratos con captura pero no sin datos de muestreo en puerto ([SAC-13 INF-L](#)), en algunos estratos la composición por especie y talla se basa en los datos de muestreo en puerto de estratos “vecinos”. El “mejor” estrato vecino se determina a través de un conjunto de reglas jerárquicas. En general, se da prioridad al tipo de lance y luego al área o al mes, según los programas utilizados, y finalmente a la clase de tamaño de los buques. Este procedimiento puede introducir sesgo si la verdadera composición por especie y talla de los estratos vecinos, para los que sí existen datos de muestreo en puerto, difiere lo suficiente de la del estrato para el que no existen datos de muestreo en puerto. Siempre existe la posibilidad de sesgo, pero es mucho más probable cuando el nivel general de muestreo en puerto es muy bajo o cuando se deja de muestrear la captura descargada en algunos puertos por un periodo de tiempo prolongado, como claramente sucedió en 2020 ([SAC-13 INF-L](#)).

### **2.3 Información general sobre el enfoque estadístico adoptado en este estudio**

El enfoque general adoptado en el presente estudio consistió en desarrollar una metodología estadística que utilizara los datos de muestreo en puerto para “ajustar”, de manera estadística, las estimaciones de composición de capturas obtenidas a partir de los datos de observadores y de bitácora. Eso se debe a dos razones. Primero, la recolección de datos de observadores y de bitácora no se vio tan afectada por la pandemia como la recolección de datos de muestreo en puerto. En segundo lugar, como ya se ha señalado, los datos de observadores y de bitácora también son más extensos en su cobertura espacial y temporal de la pesquería, en comparación con los datos de muestreo en puerto. Por ende, nos propusimos desarrollar un modelo estadístico integrado que pudiera dar cabida a múltiples fuentes de variación inherentes en los datos, de modo que pudieran utilizarse los datos de observadores y de bitácora para predecir la composición de la captura de muestreo en puerto por estrato (por ejemplo, por año y tipo de lance para unidades espaciales específicas), para los estratos para los que no se disponía de datos de muestreo en puerto.

En este estudio se utilizaron modelos espaciotemporales condicionalmente autorregresivos (CAR; Besag *et al.*, 1991) como tipo de modelo estadístico integrado. Estos modelos son capaces de aprovechar la estructura de correlación espacial y temporal innata en los datos y por lo tanto tienen mayores probabilidades de ofrecer estimaciones fiables cuando faltan sistemáticamente grandes cantidades de datos (por ejemplo, para ciertos puertos durante muchos meses). El trabajo realizado hasta la fecha se centra en la estimación de la composición por especie de las capturas en lances OBJ porque BET se pesca principalmente en lances OBJ ([SAC-13-03](#)) y porque la pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto provocada por la pandemia probablemente haya producido un sesgo en la BSE de la captura de BET en lances OBJ ([SAC-13 INF-L](#)).

Debido a que se desconoce la verdadera composición por especie de las capturas, en este estudio supusimos que el objetivo consiste en desarrollar un método capaz de producir estimaciones de captura lo más congruentes posible con las producidas por la metodología BSE antes de la pandemia (es decir, antes de 2020). Por lo tanto, no solamente se emplearon medidas estándar de desempeño de modelos para desarrollar el mejor modelo CAR, tales como el porcentaje de varianza explicada por el modelo y el error de predicción, sino que también se evaluó la nueva metodología en términos de su capacidad para igualar las BSE para 2000-2019, comunicadas en el *Informe de la Situación de la Pesquería* de la CIAT (por ejemplo, Tabla A-7 de [SAC-13-03](#)).

En este documento, presentamos trabajo sobre una nueva metodología para estimar la composición por especie de la captura de atunes tropicales, centrándonos en los lances OBJ. En primer lugar, describimos los análisis exploratorios empleados para investigar la relación entre las estimaciones de composición por

especie provenientes del muestreo en puerto y las realizadas por observadores. En segundo lugar, describimos la nueva metodología estadística integrada que fue desarrollada para estimar la composición por especie de las capturas a partir de datos de observadores (bitácora) y datos de muestreo en puerto. Concluimos con estimaciones revisadas de la captura por especie para 2020 y 2021 y una evaluación retrospectiva del sesgo si la falta de datos de 2020 ocurriera en años anteriores, así como una discusión sobre el trabajo futuro.

### 3. ANÁLISIS EXPLORATORIO DE LOS DATOS

Se realizaron diversos tipos de análisis exploratorios, centrados en los datos correspondientes a los buques de clase 6 de la CIAT, para investigar la relación entre las estimaciones de composición por especie de los datos de muestreo en puerto y las de los datos de observadores. Primero, se evaluó la magnitud de las diferencias en la composición por especie de las capturas entre los datos de observadores y los datos de muestreo en puerto, por estrato, mediante técnicas gráficas. Luego, se llevaron a cabo análisis de regresión múltiple con el fin de (i) entender la fuerza y la naturaleza de la relación entre las estimaciones de composición por especie de observadores y del muestreo en puerto y de (ii) identificar cualquier estructura espacial y temporal que pudiera estar presente en las estimaciones de composición por especie del muestreo en puerto.

#### 3.1 Resúmenes gráficos de datos

Para explorar gráficamente la relación entre las proporciones de composición por especie en los datos de muestreo en puerto,  $p_{kt}$ , y las proporciones de composición por especie en los datos de observadores,  $q_{kt}$ , donde  $k$  indica la unidad espacial y  $t$  indica la unidad temporal, se compararon las estimaciones de las dos fuentes de datos en su nivel de resolución común más fino, es decir un área de  $5^\circ$  x mes x año. Para cada fuente de datos, las proporciones de composición por especie, por estrato, se calcularon como la razón de la captura de la especie de interés en el estrato a la suma de las capturas de las tres especies de atunes tropical en el estrato.

De existir una relación lineal simple entre los dos conjuntos de proporciones para una especie determinada, se podría esperar encontrar:

$$p_{kt} = a + b q_{kt} + e_{kt}$$

donde  $e$  es el error aleatorio. En los diagramas de dispersión de  $p_{kt}$  frente a  $q_{kt}$  (Figuras 1-2), queda claro que existe una relación general creciente, pero también que esta relación difiere según la especie y que existe una gran variabilidad. Mientras que las proporciones para BET y el atún barrilete (SKJ) abarcan el rango completo de (0,1), los valores para el atún aleta amarilla (YFT) tienden a concentrarse más cerca del origen. La variabilidad existente en estos diagramas de dispersión puede deberse a diferentes factores, como efectos espaciales, efectos temporales o ambos.

Para explorar las diferencias espaciales entre los dos conjuntos de proporciones para cada especie, se elaboraron mapas anuales de la media de las diferencias ( $p_{kt} - q_{kt}$ ) para cada área de  $5^\circ$ , para cada una de las tres especies (Figuras 3-4). Estos mapas muestran la estructura espacial y las fluctuaciones interanuales en las diferencias de las medias. Al resumir las diferencias mensuales por área de  $5^\circ$  en bandas longitudinales (Figura 5), se observa una variación considerable entre las zonas costeras y de alta mar en el centro, la distribución y la forma de estos conjuntos de diferencias. De la Figura 5 se observa que existen (a) un patrón espacial significativo, ya que las medianas (los centros) de los resúmenes de gráficas de caja y bigote longitudinales por área de  $5^\circ$  cambian en función de la longitud, y además (b)

variación espacial, ya que los rangos intercuartiles y los rangos de las gráficas de caja y bigote cambian en función de la longitud. Además, estas características espaciales cambian anualmente. Otra característica de los datos de muestreo en puerto, en comparación con los datos de observadores, es que su extensión espacial es mucho más limitada, incluso al agruparse entre meses en un año (en las Figuras 3 y 4 se muestran marcadas en negro las áreas de 5° donde no se disponía de datos de muestreo en puerto). Estos resultados sugieren que es beneficioso desarrollar modelos estadísticos capaces de capturar estas características espaciales.

### 3.2 Regresión de las proporciones de especies del muestreo en puerto sobre las proporciones de especies de observadores

Para los análisis de regresión, se ajustó el siguiente modelo simple a los datos de cada año (se utilizó la transformación logarítmica natural porque estabiliza la varianza y asegura que las estimaciones de proporciones de especies queden entre 0 y 1):

$$\log(p_{k.}) = a + b \log(q_{k.}) + e_k.$$

donde  $k$  corresponde a un área de 5° y las proporciones de especies se han agrupado sobre meses en un año. Los resultados de este análisis de regresión indicaron que el modelo se ajustaba bien a los datos ya que  $R^2$  y  $adj R^2$ , que indican qué tan bien la ecuación de regresión lineal explica la variación en la variable de respuesta, se encontraban en el rango del 30% al 50%. Esto significa que, cuando se agrupan los datos sobre meses en un año, existe una relación más fuerte entre  $p$  y  $q$  que la que se observó en las Figuras 1 y 2. Quizás esto no sea sorprendente porque la agrupación sobre meses produce más puntos de datos por área de 5° y el teorema del límite central establece que las medias (en este caso, las proporciones) deberían converger a las verdaderas proporciones y las varianzas deben disminuir significativamente a medida que aumenta el tamaño de la muestra.

A continuación, con vistas a mejorar el ajuste del modelo al explicar parte de la variación espacial observada en las Figuras 3 y 4, la latitud (“lat”), la longitud (“long”) y un término de interacción latitud-longitud se incluyeron en el modelo de regresión:

$$\log(p_{k.}) = a + b_1 \log(q_{k.}) + b_2 lat_{k.} + b_3 long_{k.} + b_{23} lat_{k.} long_{k.} + e_k.$$

Para cada año, todos los regresores fueron estadísticamente significativos para cada una de las tres especies. Es decir, el ajuste del modelo mejoró significativamente al incluir la latitud, la longitud y el término de interacción latitud-longitud en el modelo. A modo de ejemplo, se presentan en la siguiente tabla los resultados del ajuste del modelo anterior para 2017 y para BET:

Coeficientes:				
	Estimación	Error estándar	Valor $t$	Valor $p$
Intercepto	-7.29	0.72	-9.9	< 2e-16
$\log(q_{kt})$	0.55	0.07	7.6	3.54E-13
$lat_{kt}$	0.29	0.05	5.1	5.30E-06
$long_{kt}$	-0.04	0.005	-8.5	1.52E-15
$lat_{kt} long_{kt}$	0.002	0.0005	4.7	3.22E-06

La varianza explicada por este modelo de regresión fue del 45%. El error estándar residual fue de 1.227 en 255 grados de libertad y el estadístico F fue de 54.21 en 4 y 255 grados de libertad, mientras que el valor  $p$  para

este modelo fue de  $2.2e-16$ . En cambio, cuando no se incluyó información espacial en el modelo, la varianza explicada solo fue del 29%. Esto indica que sería beneficioso realizar más modelado espacial.

#### 4. MODELADO ESPACIOTEMPORAL ESTADÍSTICO

En esta sección, se describe el modelo espaciotemporal CAR (Besag *et al.*, 1991) implementado en el presente estudio. En los análisis preliminares se consideraron modelos CAR espaciales sin componente temporal, pero debido a su desempeño deficiente, no se utilizaron en el análisis final (dichos modelos y su desempeño se describen en los Anexos A y B, respectivamente). Esta sección abre con una descripción de los aspectos clave del modelado estadístico que resultaron necesarios para tratar las características de los datos identificadas en los análisis exploratorios. Posteriormente se describe el “mejor” modelo CAR espaciotemporal desarrollado. En la última parte de esta sección, se presentan los resultados relacionados con el ajuste del modelo y su desempeño de predicción, así como las estimaciones de la composición por especie de la captura, mismas que se comparan con las BSE presentadas en [SAC-13-03](#).

Los aspectos clave del modelado estadístico que fueron necesarios para tratar las características de los datos son los siguientes:

1. El modelo estadístico tiene que ofrecer flexibilidad para que el patrón espacial (la media en cada lugar espacial) y la variación espacial (la varianza en cada lugar espacial) de los datos puedan cambiar de un año a otro, en un único modelo integrado. La presencia de un patrón espacial significa que las observaciones de unidades más cercanas guardan más similitud que aquéllas de unidades más alejadas. Si existe un patrón espacial plano y la varianza espacial también es constante, por ejemplo, se puede suponer que los datos se distribuyen en el espacio de manera aleatoria. Sin embargo, en los análisis exploratorios, se encontró que las proporciones de especies BET mostraban un patrón espacial y variación espacial que cambiaban a lo largo de los años. En concreto, las gráficas de caja y bigote de la Figura 5 tienen medianas diferentes y rangos intercuartiles diferentes y estos valores dependen de la longitud, lo cual sugiere la posible existencia de un patrón espacial y variación espacial residuales después de la regresión de las proporciones de muestreo en puerto sobre las proporciones de observadores.
2. El modelo estadístico debe atender la escasez de datos en el espacio y en el tiempo. La escasez de datos es una función de la resolución espaciotemporal de los datos utilizados para ajustar el modelo. A pesar de que los modelos estadísticos pueden ajustarse a datos de resolución relativamente fina (por ejemplo, datos mensuales por área de  $5^\circ$ ), la escasez de los datos de muestreo en puerto en el espacio y en el tiempo, en comparación con la extensión espaciotemporal de los datos de captura (de observadores, de bitácora), dificultó este tipo de modelado de las proporciones de especies de muestreo en puerto en los análisis preliminares. En la Figura 6 se muestra un ejemplo de la escasez de datos espaciales en los datos mensuales por área de  $5^\circ$ . Una manera de abordar este problema consiste en agrupar los datos en el espacio y en el tiempo para compensar los bajos tamaños de muestra en determinadas áreas del OPO, especialmente en algunos años en los que los datos eran particularmente escasos espacialmente. Sin embargo, aún existe escasez en los datos anuales, tal como lo muestran las Figuras 3 y 4. Otra forma de hacer frente a la escasez de datos consiste en aprovechar la estructura de correlación dentro de los datos, ya sea en el espacio en el mismo punto temporal, o a través del tiempo, mediante la incorporación de datos de varios años en un solo modelo. Así, el modelo puede aprovechar el patrón espacial que evoluciona de manera correlacionada a través del tiempo para ayudar a mitigar el problema de la escasez de datos.

3. El modelo estadístico debe poder realizar predicciones para nuevas unidades de área para poder estimar las proporciones de especies para unidades de área donde faltaron datos de muestreo en puerto en 2020-2021.

Tras varios intentos de desarrollar modelos con datos de resolución más fina, por ejemplo datos mensuales y trimestres con una resolución espacial de 5°, lo cual arrojó modelos de desempeño deficiente (pero ver la sección de Discusión), se decidió agrupar los datos en el tiempo a una resolución anual, así como en el espacio, en las 13 áreas de muestreo (Figura 7) utilizadas en la metodología BSE para estimar la captura (Tomlinson, 2002). La agrupación espacial reduce bien la variabilidad de las proporciones, lo que produce modelos de mejor ajuste, presumiblemente porque existen más puntos de datos en estas regiones más grandes que en las “celdas” espaciales más pequeñas. Así, los modelos CAR espaciotemporales que se describen a continuación se ajustaron a los datos agrupados para estimar  $p_{kt}$ .

#### 4.1 Modelos CAR espaciotemporales para obtener $p_{kt}$

Anteriormente no se disponía de software para llevar a cabo el modelado espaciotemporal con distribuciones previas autorregresivas condicionales por medio de simulación de MCMC, lo cual motivó el desarrollo del paquete CARBayesST (Lee, Rushworth y Napier, 2018) en R (R Core Team, 2021). El paquete CARBayesST se utilizó para la mayoría de los análisis presentados a continuación. En todos los casos, la inferencia se realiza en un entorno Bayesiano por medio de la simulación por métodos de Montecarlo basados en cadenas de Markov (MCMC). En esta sección se describe el modelo jerárquico general que se ajustó.

La formulación general del modelo viene dada por:

$$\log(p_{kt}) = Y_{kt}$$

$$Y_{kt} | \mu_{kt} \sim Normal(\mu_{kt}, v^2)$$

$$\mu_{kt} = X^T \beta + \psi_{kt}$$

donde  $X$  es una matriz de covariables y  $\beta$  es el vector de coeficientes de regresión. En nuestro contexto de modelado,  $X^T \beta = a + b_1 \log(q_{kt})$ , que corresponde a la primera parte del modelo de regresión múltiple que se utilizó en los análisis exploratorios descritos anteriormente.  $\psi_{kt}$  es el componente aleatorio autocorrelacionado espaciotemporalmente (que se describe con detalle en la Sección 4.2) y  $v^2$  denota el error residual, que se supone que corresponde a una combinación de variabilidad en la relación, la especificación errónea del modelo y el error de medición. Las distribuciones previas para los parámetros de efectos fijos vienen dadas por:

$$\beta \sim N(\mu_\beta, \Sigma_\beta);$$

$$v^2 \sim \text{Gamma-inversa}(a, b)$$

Los hiperparámetros  $a, b$  se pueden elegir según el problema. Generalmente se eligen  $a, b$  para que la distribución gamma inversa sea plana (o lo que es equivalente, para que tenga una varianza grande).  $\mu_\beta, \Sigma_\beta$  se eligen para centrar la distribución normal multivariante alrededor de cero con una varianza grande.

#### 4.2 Estructuras de efectos aleatorios espaciotemporales en el modelo CAR

Permitir que el modelo espaciotemporal aproveche la autocorrelación temporal que pueda existir en  $p_{kt}$  constituye una manera de compensar la escasez de datos a la vez que se mejora el desempeño del modelo. Para aprovechar la correlación temporal dentro del modelo espaciotemporal, el aspecto temporal del efecto aleatorio espaciotemporal se modela como un proceso autorregresivo de primer orden (por medio de la función ST.CARar en el paquete CARBayesST). En concreto,  $\psi_{kt}$  es la variable “espaciotemporal”



aleatoria o latente, definida sobre la  $k^{\text{iésima}}$  unidad de área (en nuestro caso, una de las  $M = 13$  áreas de muestreo de la Figura 7) y la  $t^{\text{iésima}}$  unidad temporal (en nuestro caso, la  $t^{\text{iésima}}$  unidad temporal corresponderá a un año, por ejemplo  $t = 2017$ ).  $\psi_{kt}$  se definió como sigue:

$$\begin{aligned}\psi_{kt} &= \phi_{kt} \\ \Phi_t | \Phi_{t-1} &\sim N(\rho_T \Phi_{t-1}, \tau^2 \mathbf{Q}(\mathbf{W}, \rho_S)^{-1}) \\ \Phi_1 &\sim N(\mathbf{0}, \tau^2 \mathbf{Q}(\mathbf{W}, \rho_S)^{-1}) \\ \tau^2 &\sim \text{Gamma inversa}(c, d) \\ \rho_S, \rho_T &\sim \text{Uniforme}(0, 1)\end{aligned}$$

donde  $\phi_t = (\phi_{1t}, \phi_{2t}, \dots, \phi_{NT})$  es un vector que contiene los efectos aleatorios espaciales en el momento  $t$ . Tiene una evolución “dinámica” a través del tiempo mediante un proceso autorregresivo de primer orden. Se supuso que esta evolución tenía una distribución condicional de  $\Phi_t | \Phi_{t-1}$ , que corresponde a la normal multivariante. Así, la autocorrelación temporal se infiere a través de la media  $\rho_T \Phi_{t-1}$ , mientras que la autocorrelación espacial se infiere a través de la varianza  $\tau^2 \mathbf{Q}(\mathbf{W}, \rho_S)^{-1}$ .  $\tau^2$  corresponde a la varianza espacial; los coeficientes de autocorrelación espacial global y autocorrelación temporal global son  $\rho_S$  y  $\rho_T$ , respectivamente, y por ende tienen valores en el rango de -1 a 1. Los hiperparámetros  $c$  y  $d$  fueron elegidos para que la distribución gamma inversa fuera plana. Se consideraron diversas opciones para el orden y alcance (número de años) para el proceso autorregresivo. La mejor opción se describe en la Sección 5.1 y otras opciones que se consideraron se abordan en los Anexos A y B.

$\mathbf{W}$  se denomina matriz de vecindad o adyacencia (es simétrica), donde  $\mathbf{W} = (w_{kj})$  y  $w_{ik}$  da el peso de la fuerza de la asociación espacial entre las regiones  $i^{\text{iésima}}$  y  $k^{\text{iésima}}$ . El único requisito es que los totales de las filas de  $\mathbf{W}$  sumen un valor positivo. En la mayoría de los casos, se decide que  $\mathbf{W}$  sea binaria, es decir que  $w_{kj} = 1$  si las áreas  $k^{\text{iésima}}$  e  $i^{\text{iésima}}$  comparten límites físicos y en caso contrario tiene un valor de 0.  $\mathbf{Q}$  es una función que ayuda a transformar la matriz  $\mathbf{W}$  para satisfacer las necesidades de una matriz varianza-covarianza y viene dada por:

$$\mathbf{Q}(\mathbf{W}, \rho_S) = \rho_S [(\text{diag } \mathbf{W} \cdot \mathbf{1}) - \mathbf{W}] + (1 - \rho_S) \mathbf{I}$$

Se estudiaron diversas opciones para la estructura de la matriz  $\mathbf{W}$  en los análisis preliminares. Dado que uno de los objetivos de este estudio fue el desarrollo de un modelo espaciotemporal que arrojará estimaciones de la composición de la captura similares a la metodología BSE en años anteriores a 2020, la estructura final de  $\mathbf{W}$  que se utilizó estaba relacionada con aspectos espaciales de la metodología BSE (ver la Sección 5.1). En el Anexo A se describen otras estructuras estudiadas para  $\mathbf{W}$  en análisis preliminares.

### 4.3 Estimación de la captura

Una vez que se han obtenido los valores estimados para las proporciones de especies del muestreo en puerto, el siguiente paso consiste en estimar la captura total de una especie para lances OBJ para todo el OPO, por año. Para estimar la captura total, se obtuvieron estimaciones de las proporciones de especies,  $p_{ktm}$ , por región espacial ( $k$ ), año ( $t$ ) y categoría de tamaño de buque ( $m$ ; clases 1 a 5 y clase 6). Para los buques de clases 1 a 5, los modelos CAR utilizaron datos tanto de observadores como de bitácora para calcular  $q_{ktm}$ , mientras que para buques de clase 6, los valores de  $q_{ktm}$  se basaron únicamente en datos de observadores. Si la captura total de atunes tropicales en el OPO en el año  $t$  viene dada por  $U_t$ , entonces  $U_t$  se prorratea al área y a la categoría de tamaño de buque utilizando la proporción de captura de atunes tropicales dentro de cada estrato, según las estimaciones realizadas a partir de datos de observadores y

de bitácora. Este procedimiento produce estimaciones a nivel de estrato de la captura total de atunes tropicales,  $U_{ktm}$ . Luego la captura estimada para dicho estrato y para alguna especie es  $U_{ktm} p_{ktm}$  y la captura total de los lances OBJ se obtiene como la suma  $C_t = \sum U_{ktm} p_{ktm}$  sobre los estratos correspondientes. Una vez que se han obtenido las estimaciones de la captura total de BET y SKJ de esta manera, obtenemos la estimación de la captura total para YFT al restar la suma de estos dos valores a la captura total OBJ de atunes tropicales del año correspondiente. Es decir,  $C_{t\_YFT} = U_t - C_{t\_BET} - C_{t\_SKJ}$ .

## 5. RESULTADOS

### 5.1. Modelado espaciotemporal

#### a) Parámetros de modelos

Debido a que uno de los objetivos del modelado estadístico era acercarse lo más posible a las BSE de 2010-2019, se definió una matriz de adyacencia espacial  $\mathbf{W}$  similar a las reglas de sustitución espacial utilizadas en la metodología de estimación BSE. La matriz de sustitución espacial que se utiliza en la metodología BSE (Tabla 1) da, para cada una de las 13 áreas (Figura 7), las 12 áreas que deben utilizarse como sustitutos, clasificadas por preferencia. Al crear  $\mathbf{W}$  para el modelo CAR espaciotemporal, se imitaron estas preferencias lo más posible. Para ello, si la  $k^{\text{ésima}}$  área es la  $n^{\text{ésima}}$  opción como sustituto para la  $j^{\text{ésima}}$  área, entonces  $w_{jk} = w_{kj} = \nu^n$ , donde  $\nu$  es un parámetro introducido para mantener la estructura flexible. Para mantener la base lógica de las reglas de sustitución, era necesario tener  $1 \geq \nu > 0$ . Entre menos deseable es un área como sustituto, mayor es  $n$  y menor es el valor de  $w_{jk}$ . Se probaron diferentes valores de  $\nu$  y a partir del diagnóstico de modelos y de medidas de diagnóstico de error de predicción, se seleccionó un valor de  $\nu = 0.001$  como óptimo. La elección de un valor pequeño para  $\nu$  significa que cuando  $n > 1$ ,  $\nu^n$  será muy pequeño, imitando de esta manera la baja preferencia de algunas áreas como sustitutos (es decir, las áreas de las últimas filas de la Tabla 1). Por último, cabe notar que las reglas de sustitución que se muestran en la Tabla 1 no siempre son simétricas y, por lo tanto, se tuvieron que realizar algunos ajustes a la formulación anterior para que  $\mathbf{W}$  fuera una matriz simétrica sin dejar de reflejar las sustituciones preferidas que se muestran en la Tabla 1. La  $\mathbf{W}$  resultante se muestra gráficamente en la Figura 8.

Con un intervalo temporal anual, se consideraron dos opciones para el proceso autorregresivo: (i) un modelo de corto plazo cuando se utilizaban tres años consecutivos en el modelo (por ejemplo, las predicciones para 2010 se basarían en datos de los años 2008, 2009 y 2010) y (ii) un modelo de largo plazo, cuando se utilizaban cinco años consecutivos en el modelo (o más, como en el caso de 2021). El modelo de largo plazo tuvo un mejor desempeño en términos de correlación con la BSE para los años 2010-2019, cuando no existía la pandemia. De aquí en adelante, este modelo de largo plazo se denominará el “mejor” modelo CAR.

Las estimaciones de parámetros para el mejor modelo CAR para cada año se presentan en el Anexo B. Existe cierta diferencia en las estimaciones de parámetros entre años. La varianza de error  $\nu^2$  y las varianzas espaciales  $\tau^2$  son pequeñas, lo que significa que los modelos funcionan bien para capturar la mayor parte de la variación existente en los datos disponibles. La correlación espacial  $\rho_S$  y la autocorrelación (anual) temporal  $\rho_T$  son positivas y moderadamente altas, lo cual sirve de justificación para el uso de modelos espaciotemporales. Por otra parte, los interceptos y las pendientes de la función de regresión varían con la categoría de tamaño de buque, la especie y el año. Por lo tanto, es razonable afirmar que la relación entre las proporciones de especies de observadores y del muestreo de puerto varía anualmente para los lances OBJ.

## b) Estimaciones de captura

Las estimaciones de captura de cada especie para los lances OBJ, que se basan en el mejor modelo CAR para cada uno de los años de 2010 a 2019, se presentan en la Tabla 2. Las de 2020 y 2021 se muestran por separado en la Tabla 3.

## c) Desempeño del modelo

La proporción de variación explicada por los modelos anuales y los errores de predicción normalizados (raíz cuadrada de la suma del error de predicción al cuadrado dividida por la varianza de los datos) indicó que los modelos se ajustaban a los datos razonablemente bien. Los resultados del desempeño de los modelos se resumen en las Tablas 4 y 5. La proporción de la varianza explicada por estos modelos oscila entre el 74% y el 100% y es mayoritariamente superior al 90%, lo cual indica que los modelos se ajustan bien a los datos. Los errores de predicción normalizados son en su mayoría pequeños (es decir, inferiores a 1), lo cual indica un buen desempeño de predicción general.

Los resultados de la tercera medida de desempeño –correlación con las BSE históricas (Tabla A-7 en [SAC-13-03](#)) para cada una de las tres especies– se muestran en la Figura 9 y en la Tabla 6. Si se supone que las BSE de 2000 a 2019 son la “verdad”, entonces la nueva metodología de estimación de la captura se puede aplicar a esos años y las estimaciones se pueden comparar con las BSE históricas mediante el coeficiente de correlación (sin considerar el error de los dos conjuntos de estimaciones). Para las estimaciones de los mejores modelos CAR, el coeficiente de correlación fue de 0.78<sup>2</sup> para BET, 0.98 para SKJ y 0.95 para YFT.

## d) Sesgo estimado

Uno de los principales objetivos de este trabajo era investigar el sesgo en la BSE a consecuencia de la pérdida de datos de muestreo en puerto provocada por la pandemia en 2020 y 2021. Se determinó que los modelos CAR espaciotemporales que se desarrollaron para mantener congruencia con la BSE en los años sin pandemia de 2010 a 2019 tuvieron un desempeño similar (ver Sección 5.3) cuando se excluyeron, en los años anteriores a 2020, datos de muestreo en puerto correspondientes a algunos puertos para los que faltaron sistemáticamente datos en 2020 ([SAC-13 INF-L](#)). Esta robustez se interpretó como una indicación de que estos mejores modelos CAR espaciotemporales probablemente produzcan estimaciones fiables para 2020 y 2021. Dado todo lo anterior, el sesgo de la BSE para una especie determinada se definió como la diferencia entre la estimación BSE y la estimación CAR, dividido por la estimación CAR (Tabla 7). El sesgo estimado<sup>3</sup> fue alto para BET, con un 12% de sesgo en 2020 y 18% en 2021, y para YFT, con un -18% en 2020 y 10% en 2021; el sesgo estimado fue más bajo en el caso de SKJ (0.6% y -6% para 2020 y 2021, respectivamente).

## 5.2. Análisis retrospectivo del sesgo

Con el fin de evaluar el efecto de la pérdida de datos de muestreo en puerto, provocada por la pandemia, sobre la BSE de la captura de BET en lances OBJ en 2020, se ejecutó la metodología de estimación BSE para cada uno de los años de 2010 a 2019, utilizando todos los datos de enlatadoras, de observadores y de bitácora disponibles, pero con solo un subconjunto de los datos de muestreo en puerto; se pueden consultar los detalles de este análisis en [SAC-13 INF-L](#). Los resultados indican que la pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto en 2020, asociada a la pandemia, en puertos donde se estima que se

---

<sup>2</sup> Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

<sup>3</sup> Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR de 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

descarga gran parte del BET del OPO, pudo haber provocado un sesgo en la BSE de la captura de BET en lances OBJ. Aunque la diferencia mediana entre las estimaciones, con y sin la simulación de la pérdida de datos, fue cercana a 0, se observaron sesgos tanto negativos como positivos de un 20% aproximadamente durante el periodo de 2010 a 2019 (Figuras 10 y 11). Aún no concluye un análisis similar para 2021.

Para evaluar el sesgo aún mejor, se presentan en la Tabla 8 las razones correspondientes a las estimaciones de la BSE de OBJ divididas por las estimaciones del mejor modelo CAR espaciotemporal para las tres especies de atunes, para los años 2020-2021. Al comparar estas razones con los resultados del estudio de simulación de [SAC-13 INF-L](#) (las gráficas de caja y bigote que se muestran aquí en la Figura 11), se nota que las razones quedan cerca o dentro del rango intercuartil de las razones de las estimaciones BSE, con y sin la simulación de pérdida de datos derivada de la pandemia, que se obtuvieron en dicho estudio de simulación. Esto indica que existe coherencia entre los dos estudios en lo que respecta a la magnitud potencial del sesgo.

### **5.3. Análisis de sensibilidad del mejor modelo CAR en 2020**

Con el fin de probar la sensibilidad de la metodología CAR a la pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto en el año para el que se desean obtener estimaciones, se realizó un análisis de sensibilidad con datos de 2019 y años anteriores, imitando la pérdida de datos de 2020 en el año de interés. Específicamente, se procedió a excluir los datos de muestreo en puerto provenientes de los puertos de Manta (abril-diciembre), Mazatlán (abril) y Posorja (abril-mayo) (ver [SAC-13 INF-L](#) para conocer las razones por las que se seleccionaron estos puertos y periodos de tiempo) para el año de interés y se reestimaron los totales de captura para dicho año utilizando el mismo mejor modelo CAR. Se siguió el procedimiento anterior para cada uno de los años de 2010 a 2019. La comparación de estas estimaciones con las BSE y con las estimaciones CAR basadas en los conjuntos de datos completos para 2010-2019 demuestra que incluso después de excluir algunos de los datos de muestreo en puerto, las estimaciones CAR parecen robustas ya que están próximas a las estimaciones obtenidas cuando los datos no se excluyeron (Figura 12).

Para demostrar todavía más la robustez de las estimaciones CAR, la Tabla 9 muestra los coeficientes de correlación de las estimaciones CAR para el mejor modelo con la BSE (i) cuando no se excluyeron datos de muestreo en puerto y (ii) cuando se excluyeron algunos datos de muestreo en puerto. Los coeficientes de correlación son muy similares para (i) y para (ii).

## **6. DISCUSIÓN**

Para hacer frente a la pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto de algunos puertos durante 2020 y 2021, se desarrolló un modelo CAR espaciotemporal lognormal para obtener estimaciones anuales de la composición por especie de la captura en los lances OBJ. Este enfoque de modelado hace uso de los datos de observadores (de bitácora), así como de la estructura espacial y temporal inherente a los datos de muestreo en puerto disponibles, para predecir la composición por especie de las capturas para estratos de estimación para los que no se recolectaron datos de muestreo en puerto. La estructura de correlación espacial del modelo CAR fue diseñada específicamente para imitar las dependencias espaciales inherentes a la metodología BSE actual. Así, este modelo CAR se puede ver como una extensión de la metodología BSE actual, capaz de aprovechar otras fuentes de datos para mitigar la escasez normal de los datos de muestreo en puerto, un aspecto que se vio exacerbado por el impacto de la pandemia sobre la recolección de datos en 2020 y 2021. Este modelo CAR demostró un buen desempeño en términos de porcentaje de variación explicada y error de predicción normalizado y además las estimaciones anuales arrojadas por el modelo CAR presentaron una correlación razonablemente alta con las BSE de 2010 a 2019 para lances OBJ. Por otra parte, las estimaciones del modelo CAR fueron razonablemente congruentes con las estimaciones BSE, incluso cuando se excluyeron viajes sistemáticamente en los años anteriores a 2020

con el fin de simular la pérdida de datos provocada por la pandemia. Esto puede deberse quizás a que el modelo CAR incorporó información histórica de largo plazo de manera estructurada, lo cual puede ser un método fiable para corregir la pérdida sistemática de datos de corto plazo.

El modelo CAR se utilizó para estimar el “sesgo” potencial en la BSE para los lances OBJ para 2020 y 2021 y para cada una de las tres especies de atunes tropical. De estos resultados<sup>4</sup> parece que la captura de BET pudo haber sido sobreestimada por la metodología BSE para los años 2020 y 2021 en un 12 y 18%, respectivamente. El porcentaje de sesgo para BET en 2021 (18%) y para YFT en 2020 (-18%) fue mayor que las diferencias entre las estimaciones BSE y CAR de 2010 a 2019, años en los que no se esperaba la presencia de sesgo en la BSE debido a que no hubo pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto. En cambio, los valores de “sesgo” para SKJ para 2020 y 2021 se encuentran dentro del rango de valores obtenidos para años anteriores, es decir de 2010 a 2019. Esto sugiere que, de las estimaciones de las tres especies para 2020 y 2021, las estimaciones de SKJ son las que tienen menos probabilidades de haberse visto afectadas por la pérdida de datos relacionada con la pandemia.

Parece que el impacto de la pandemia sobre la pesquería y el muestreo en 2021 fue menor que en 2020. El número de lances OBJ y la capacidad de pesca incrementaron con respecto a 2020 ([SAC-13-06](#)), al igual que el número de bodegas muestreadas por el muestreo en puerto (se utilizaron 447 muestras de bodegas en el análisis de 2020 frente a 611 para el año 2021). Sin embargo, pese al aumento del esfuerzo de pesca, disminuyó la estimación BSE de la captura de atún patudo ([SAC-13-06](#)). Además, el sesgo estimado en las estimaciones BSE para BET fue aproximadamente el mismo que en 2020 y 2021, pese al aumento en las bodegas muestreadas por el programa de muestreo en puerto. Diversas razones podrían explicar estos cambios inesperados. El análisis retrospectivo de las estimaciones BSE de la captura mostró que puede existir sesgo en las estimaciones BSE en caso de pérdida sistemática de datos, pero que puede haber tanto una sobreestimación como una subestimación de la captura en diferentes años. Además, el hecho de que el estimador CAR utilice series de tiempo significa que los datos de muestreo en puerto de 2020, que presentaban carencias significativas para algunos puertos, se utilizaron en la estimación de la composición de capturas de 2021 (aunque para compensar esto, se utilizó una serie de tiempo más larga). Otros factores, como la abundancia de atún patudo, también podrían afectar las estimaciones. Por lo tanto, se requiere más trabajo para investigar la fiabilidad de las estimaciones de captura y sesgo de 2021. En particular, planeamos realizar un análisis de sensibilidad completo para 2021, tal como se hizo para 2020. Esto es importante porque el impacto de la pandemia sobre la disponibilidad de datos de muestreo en puerto en 2021 puede ser distinto al que se observó en 2020, lo cual podría tener implicaciones para la formulación del proceso AR en el modelo CAR, sobre todo dados los movimientos espaciotemporales de la flota dentro del OPO a lo largo de un año.

## 7. TRABAJO FUTURO

Los análisis exploratorios llevados a cabo para los lances no asociados (NOA) y los lances asociados a delfines (DEL) mostraron que las proporciones de composición por especie, por estrato, se acercaban más a ceros o unos (en el caso de los lances DEL) y son escasas (en el caso de los lances NOA) que para lances OBJ, como se refleja en las Figuras 1-2. A pesar de esto, el ajuste inicial del modelo para lances NOA indicó que una metodología CAR similar podría utilizarse con esos datos, por lo que éste será un tema de investigaciones futuras.

Con base en la metodología CAR desarrollada para lances OBJ, un siguiente paso puede ser investigar la estimación de la composición por talla de la captura de cada especie dentro del mismo marco para determinar si los modelos CAR espaciotemporales lognormales son adecuados para esos datos. Uno de

---

<sup>4</sup> Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR de 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales

los desafíos es que, para los datos de observadores, la información disponible sobre la talla se ordena por categorías de peso (es decir, pequeño/mediano/grande) en lugar de por longitud. Esto puede llevar a la agrupación de los datos de muestreo en puerto en tres categorías de talla y, eventualmente, a un análisis categórico de datos y al consiguiente desarrollo de modelos espaciotemporales.

En el futuro también es de interés determinar si se podrían desarrollar modelos a escala fina (por ejemplo, 5°-mes o 5°-trimestre) para ajustarse a los datos de composición por especie. Esto podría resultar ventajoso porque los modelos de evaluación de poblaciones tienen un intervalo temporal trimestral y las definiciones de las pesquerías difieren de las 13 áreas utilizadas en este análisis. Como se mencionó anteriormente, la agrupación de los datos a las 13 áreas de muestreo (Figura 7) y al año resultó en modelos de buen desempeño que también fueron consistentes con la BSE para 2010-2019. A una escala más fina, hay muchas "celdas" espaciales en las que no se dispone de datos de muestreo en puerto, como se ilustra en la Figura 6, lo que dificulta el desarrollo de modelos. Las figuras 1-2 también muestran que en la situación a escala fina también existe el desafío de modelado de lidiar con muchas "observaciones" de valor cero y esto puede requerir el uso de modelos de cero inflado u otros modelos mixtos.

Una de nuestras prioridades para este trabajo era elaborar modelos estadísticos con buen desempeño que pudieran coincidir con las estimaciones de la BSE en los años 2010-2019 y que tuvieran un desempeño robusto incluso en casos de ausencia sistemática de datos. No obstante, en el futuro se considerarán metodologías basadas en fórmulas alternativas de la matriz  $W$  (de adyacencia) para los modelos CAR espaciotemporales, lo que puede conducir a opciones alternativas de modelado para estimar la composición por especie. Por ejemplo, en el Apéndice A, discutimos esfuerzos preliminares de modelado estadístico donde se consideraron diferentes matrices de adyacencia; las medidas de desempeño para esos modelos alternativos se muestran en el Apéndice B. Cabe señalar que el desempeño de estos modelos es bueno; sin embargo, no fueron seleccionados ya que no pasaron la "prueba de consistencia" con respecto a las estimaciones BSE históricas para 2010-2019. Por lo tanto, es posible que el trabajo futuro incluya una investigación de matrices  $W$  alternativas en las que los criterios de selección de modelado no estén restringidos a incluir el requisito de una alta correlación con las BSE históricas.

## 8. CONCLUSIÓN

- La pandemia de COVID-19 limitó la capacidad de los muestreadores en puerto para tomar muestras, lo que resultó en una reducción de las muestras de lances OBJ para 2020 y 2021 del 66% y el 35%, respectivamente, en comparación con 2019.
- Los datos de muestreo en puerto se utilizan para calcular la composición por especie y talla de la captura y, por consiguiente, desempeñan un papel muy importante en la metodología BSE actual de estimación de la captura.
- La recolección de datos de muestreo en puerto se vio interrumpida por la pandemia en algunos puertos más que en otros y es posible que esto resulte en un sesgo en las estimaciones de la captura por especie ya que ciertos segmentos de flota descargan de manera preferencial en puertos específicos.
- Aplicar la misma reducción sistemática de muestreo por puerto a los datos de años anteriores a 2020 mostró que podría haber sesgo, pero que éste podría ser una sobreestimación o una subestimación ([SAC-13 INF-L](#)).
- Análisis exploratorios demostraron que se podían utilizar datos de observadores (complementados con datos de bitácora, cuando fuera necesario) para predecir la composición

por especie del muestreo en puerto y que se mejoró la predicción cuando se incluyeron covariables espaciales y temporales en el modelo.

- Se desarrolló un modelo espaciotemporal para estimar las proporciones de especies del muestreo en puerto a partir de datos de observadores (bitácora) en estratos de estimación de captura para los que no se disponía de datos de muestreo en puerto.
- El uso del modelo espaciotemporal para estimar la composición de la captura de años anteriores (2010-2019), tras simular la misma reducción sistemática en los datos de muestreo en puerto que se produjo en 2020, mostró que las estimaciones de la composición de la captura del modelo espaciotemporal fueron robustas a la pérdida sistemática de datos de muestreo en puerto para el año para el que se desearon estimaciones de captura, siempre y cuando se dispusiera de datos completos para años anteriores.
- El modelo espaciotemporal se utilizó para estimar la captura por especie en la pesquería OBJ para 2020 y 2021 y los resultados<sup>5</sup> indicaron que la captura de BET estaba sobreestimada en un 12% en 2020 y 18% en 2021.
- Sin embargo, los resultados para 2021 son preliminares ya que las estimaciones de 2021 se basan en datos de 2020, un año que también se vio afectado por la pandemia y quizás de una manera distinta al impacto que se vivió en 2021.
- Se deben realizar más investigaciones para determinar la robustez de las estimaciones de 2021 y para proporcionar estimaciones para los otros tipos de lance.

## 9. REFERENCIAS

Besag J, York J, Mollié A (1991). "Bayesian Image Restoration with Two Applications in Spatial Statistics." *Annals of the Institute of Statistics and Mathematics*, 43, 1–59.

Lee D, Mitchell R (2012). "Boundary Detection in Disease Mapping Studies." *Biostatistics*, 13, 415–426

Lee D, Rushworth A, Napier G (2018). "Spatio-Temporal Areal Unit Modeling in R with Conditional Autoregressive Priors Using the CARBayesST Package." *Journal of Statistical Software, Articles*, 84(9), 1–39. Doi:10.18637/jss.v084.i09.

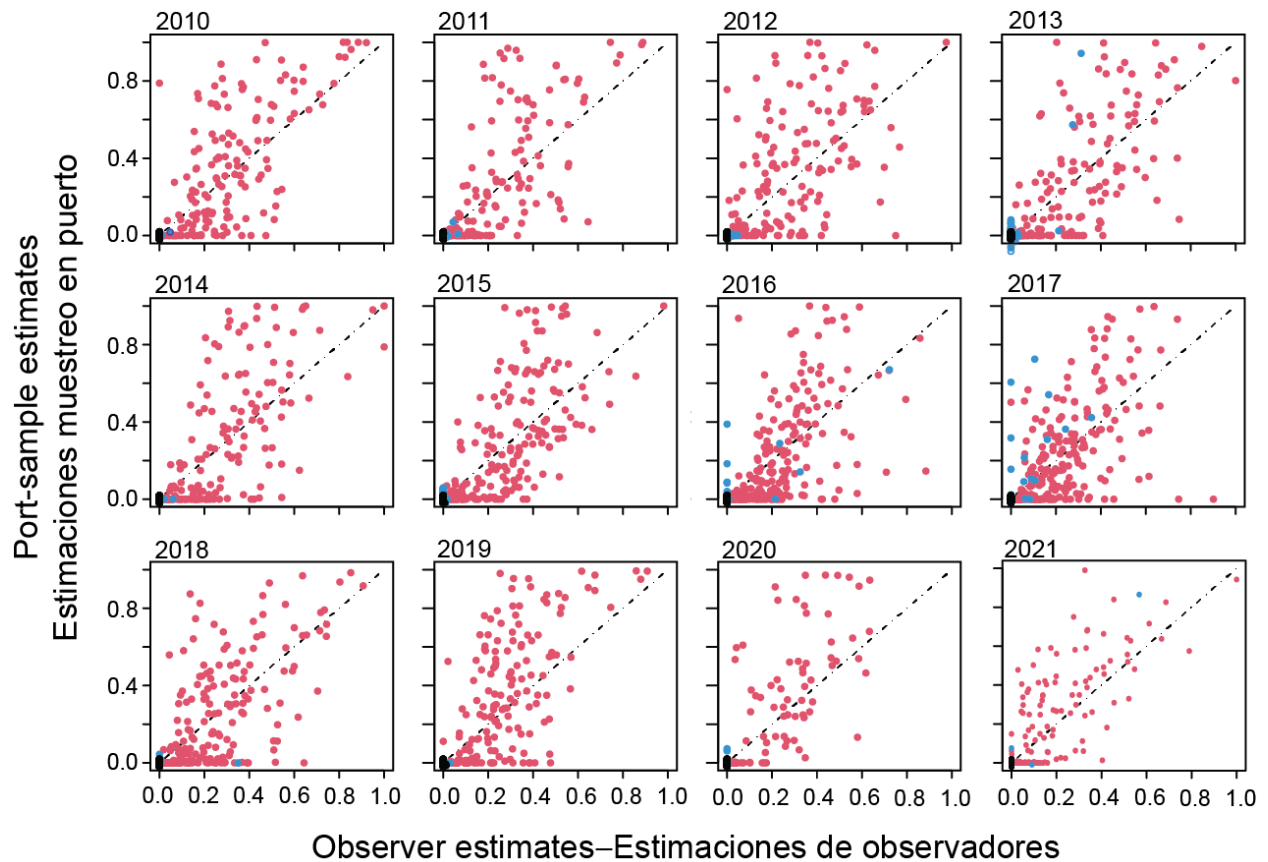
Lee D, Sarran C (2015). "Controlling for unmeasured confounding and spatial misalignment in long-term air pollution and health studies." *Environmetrics*, 26, 477–487.

Leroux B, Lei X, Breslow N (2000). "Estimation of Disease Rates in Small Areas: A New Mixed Model for Spatial Dependence." In M Halloran, D Berry (eds.), *Statistical Models in Epidemiology, the Environment and Clinical Trials*, pp. 179–191. Springer-Verlag, New York.

R Core Team 2021. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

---

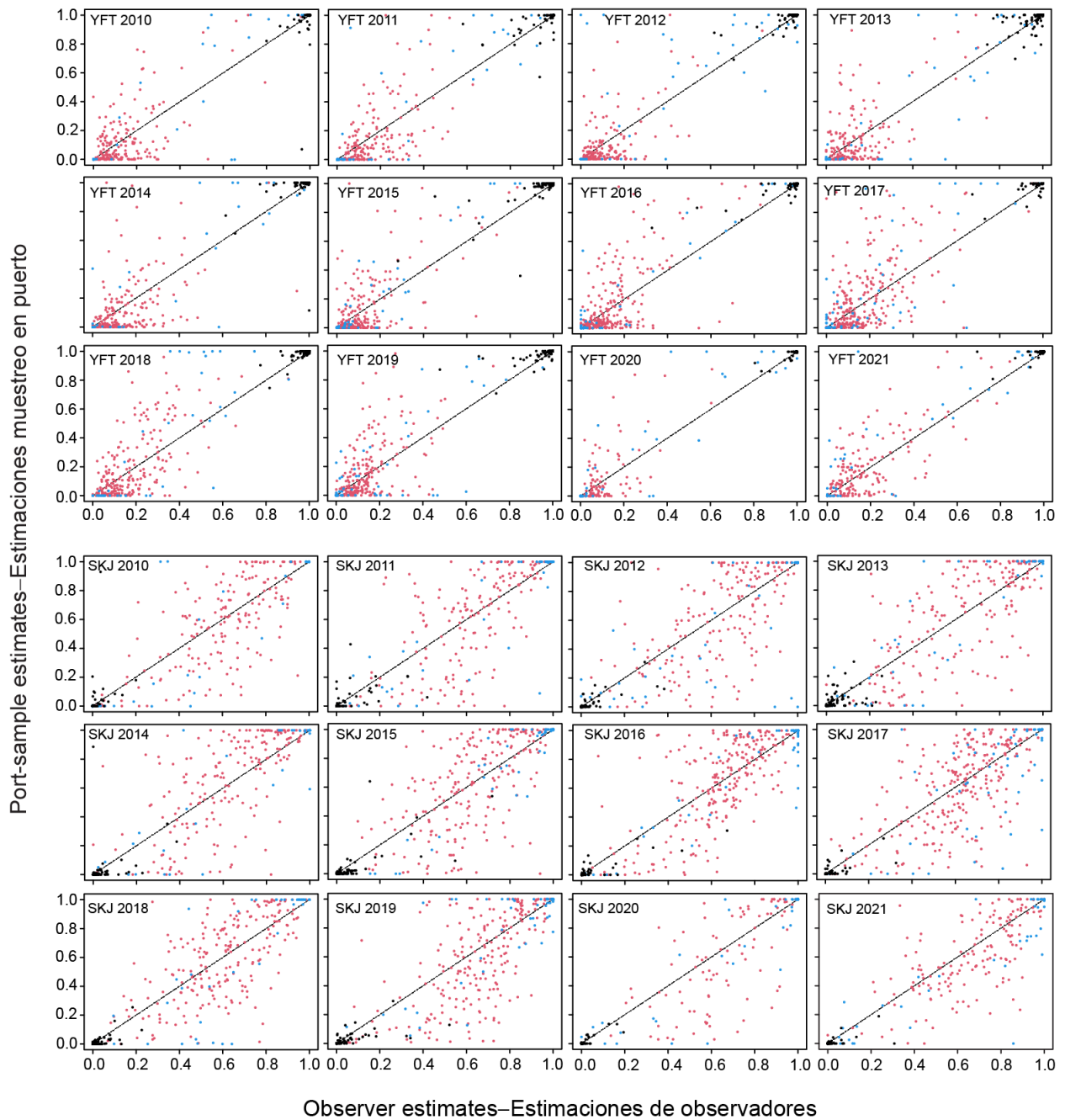
<sup>5</sup> Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR de 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.



**FIGURE 1.** Scatter plots of the observer versus the port-sampling proportions for BET at a resolution of 5°area x month, for 2010 – 2021, plotted for 'cells' that had both port-sampling and observer data. Red dots: OBJ sets; black dots: NOA sets; and blue dots: DEL sets.

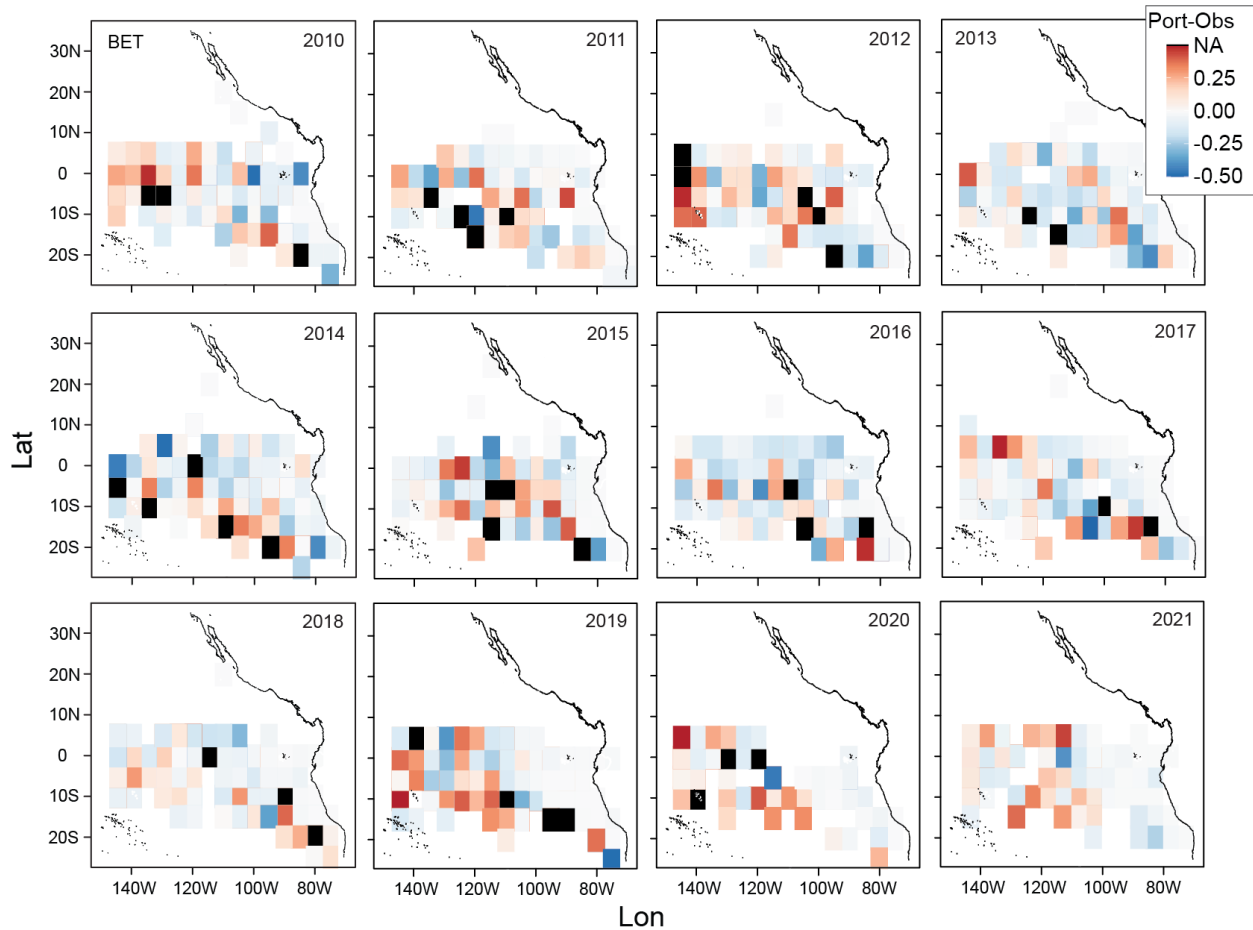
**FIGURA 1.** Diagramas de dispersión de las proporciones de observadores frente a las proporciones de muestreo en puerto para BET en una resolución de área de 5° por mes, para 2010–2021, trazados para "celdas" que tenían datos de muestreo en puerto y de observadores. Puntos rojos: lances OBJ; puntos negros: lances NOA; puntos azules: lances DEL.





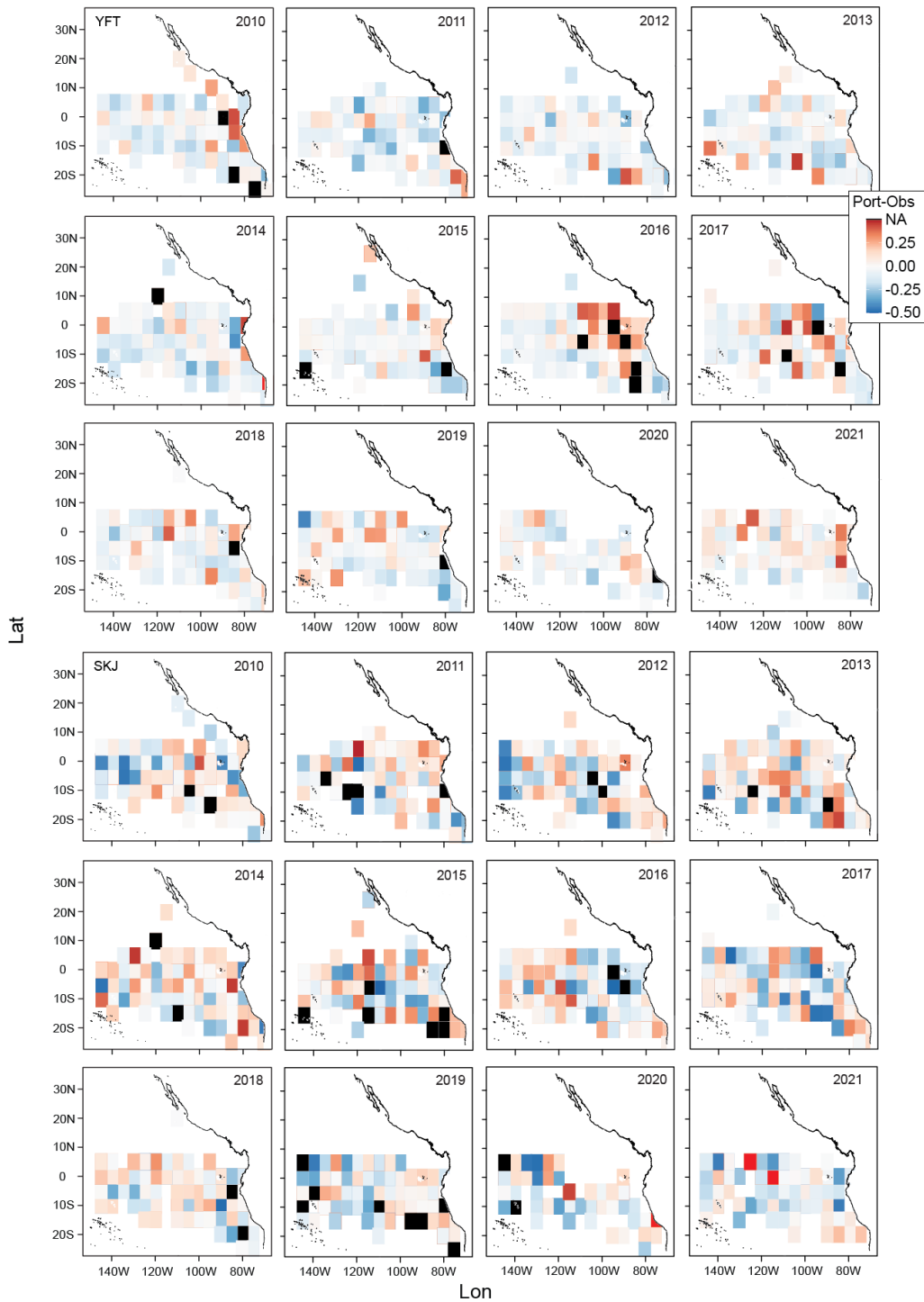
**FIGURE 2.** Scatter plots of the observer versus port-sampling proportions for YFT (upper panel) and SKJ (lower panel) at a resolution of  $5^{\circ}$  area x month, for 2010 – 2021, plotted for 'cells' that had both port-sampling and observer data. Red dots: OBJ sets; black dots: NOA sets; and blue dots: DEL sets.

**FIGURA 2.** Diagramas de dispersión de las proporciones de observadores frente a las proporciones de muestreo en puerto para YFT (panel superior) y SKJ (panel inferior) en una resolución de área de  $5^{\circ}$  por mes, para 2010–2021, trazados para "celdas" que tenían datos de muestreo en puerto y de observadores. Puntos rojos: lances OBJ; puntos negros: lances NOA; puntos azules: lances DEL.



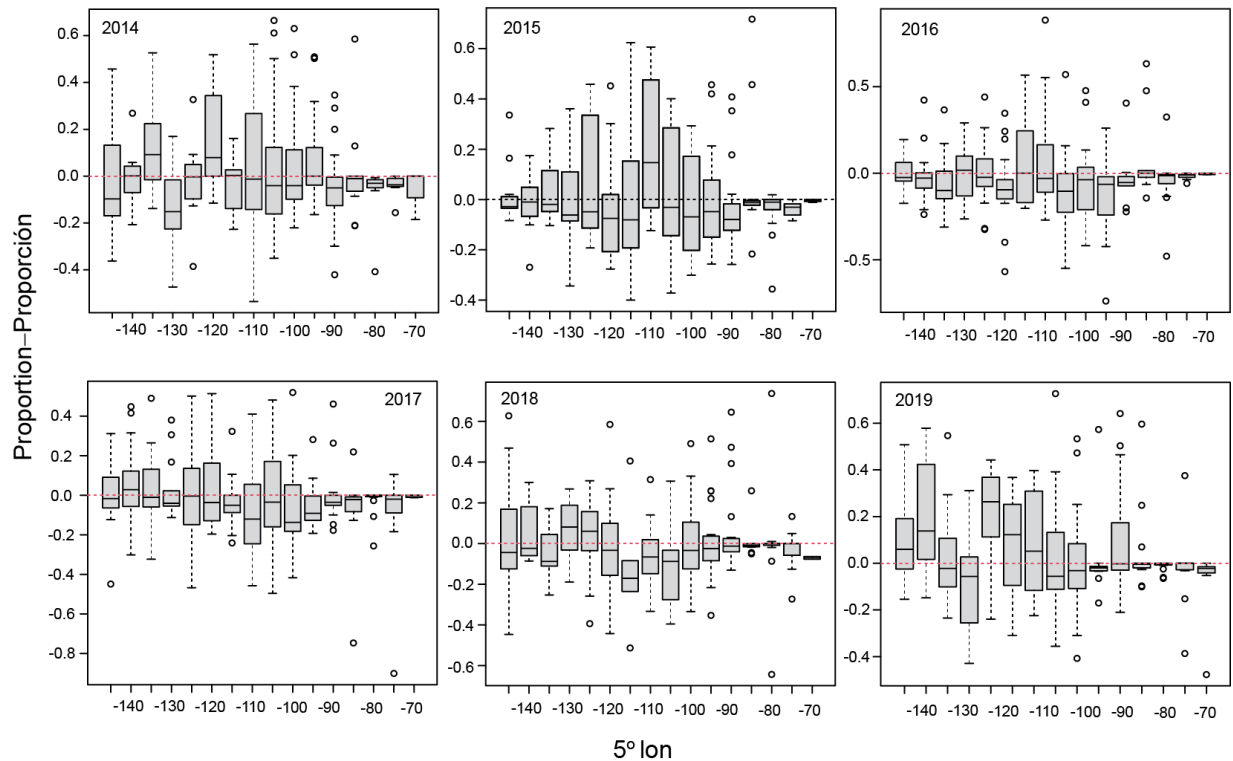
**FIGURE 3.** Annual maps of differences between port-sampling and observer proportions ( $p_{kt} - q_{kt}$ ) for BET (Class-6 OBJ), at a 5° resolution. The black color indicates 5° areas for which port-sampling data were unavailable.

**FIGURA 3.** Mapas anuales de las diferencias entre las proporciones de muestreo en puerto y las proporciones de observadores ( $p_{kt} - q_{kt}$ ) para BET (OBJ clase 6), en una resolución de 5°. El color negro indica áreas de 5° para las que no se disponía de datos de muestreo en puerto.



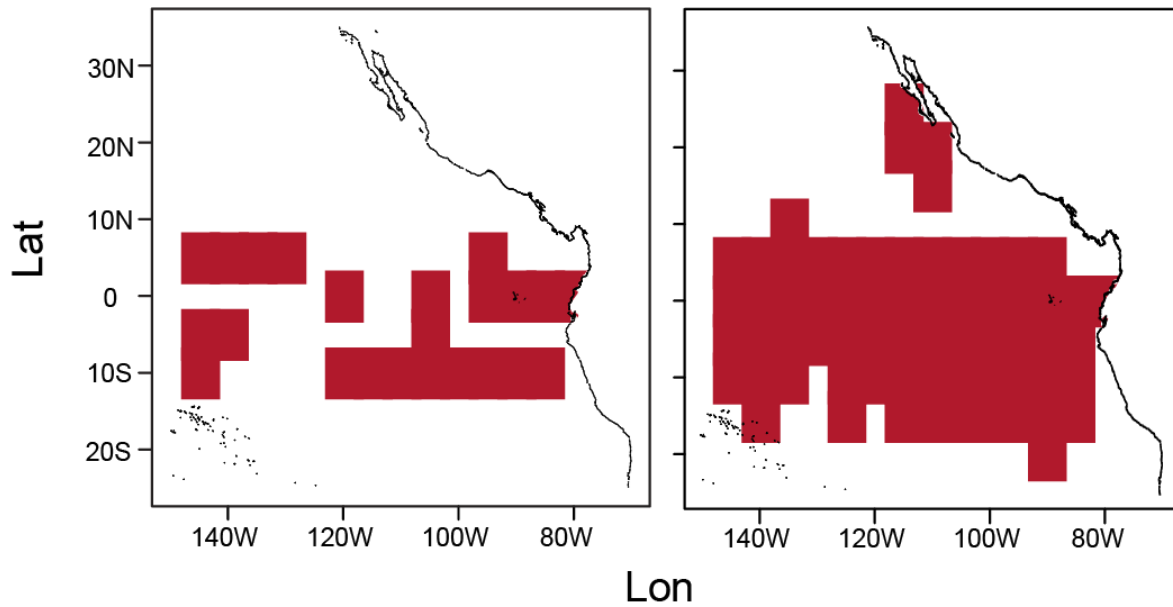
**FIGURE 4.** Annual maps of differences between port-sampling and observer proportions ( $p_{kt} - q_{kt}$ ) for YFT (top panel) and SKJ (bottom panel) (both Class-6 OBJ), at a 5° resolution. The black color indicates 5° areas for which port-sampling data were unavailable.

**FIGURA 4.** Mapas anuales de las diferencias entre las proporciones de muestreo en puerto y las proporciones de observadores ( $p_{kt} - q_{kt}$ ) para YFT (panel superior) y SKJ (panel inferior) (ambos OBJ clase 6), en una resolución de 5°. El color negro indica áreas de 5° para las que no se disponía de datos de muestreo en puerto.



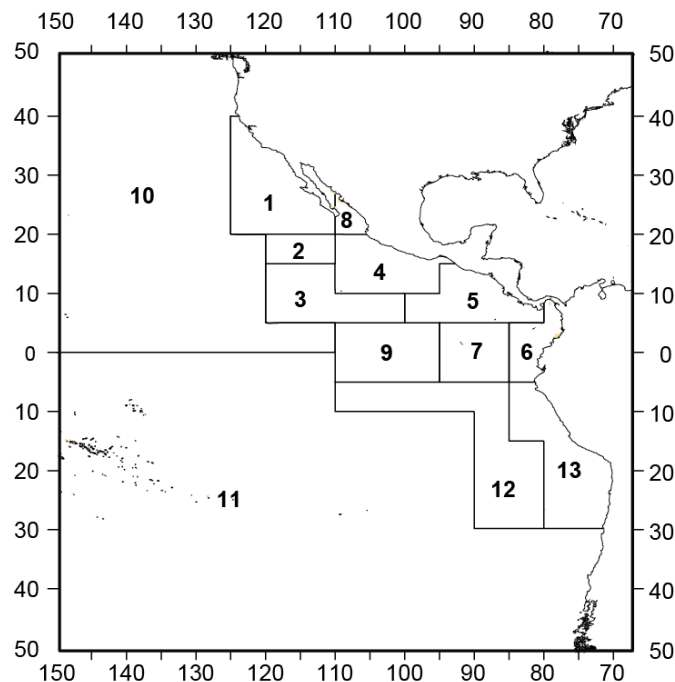
**FIGURE 5.** Box-and-whisker plots of the  $5^\circ \times$  month differences between port-sampling and observer proportions of BET shown in Figure 3, for 2014-2019, grouped into longitudinal bins of  $5^\circ$  resolution. The horizontal bar within each gray box indicates the median difference for the  $5^\circ$  longitudinal bin, the gray box shows the interquartile range (the middle 50% of the values), the whiskers indicate variability outside the upper and lower quartiles, and the open circles indicate values beyond  $1.5 \times$  the interquartile range.

**FIGURA 5.** Gráficas de caja y bigote de las diferencias de  $5^\circ$  por mes entre las proporciones de muestreo en puerto y las proporciones de observadores de BET mostradas en la Figura 3, para 2014-2019, agrupadas en intervalos longitudinales de  $5^\circ$  de resolución. La barra horizontal dentro de cada caja gris indica la diferencia mediana para el intervalo longitudinal de  $5^\circ$ ; la caja gris muestra el rango intercuartil (el 50% de los valores); los bigotes indican variabilidad fuera de los cuartiles superiores e inferiores; los círculos abiertos indican valores más allá de  $1.5$  por el rango intercuartil.



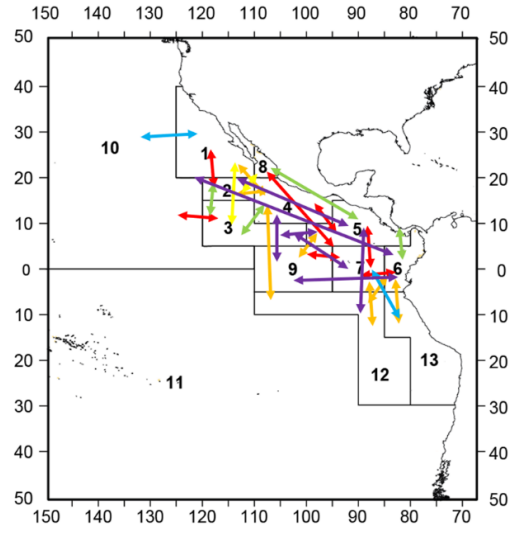
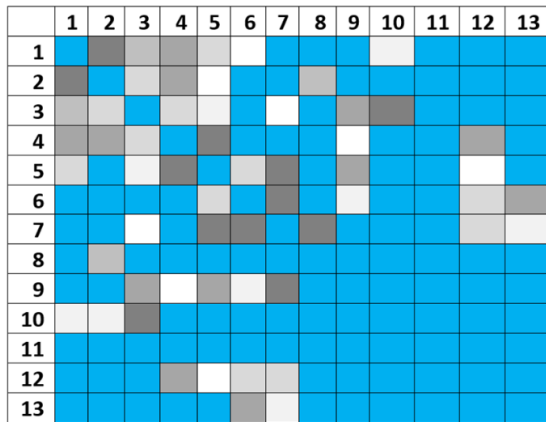
**FIGURE 6.** An example of the spatial sparsity of the port-sampling data, as compared to the observer data, for Class-6 OBJ, July 2017. The 5° areas shown in red denote positive catch of any of the tropical tuna species, for port-sampling samples (left panel) and observer data (right panel).

**FIGURA 6.** Un ejemplo de la escasez espacial de los datos de muestreo en puerto en comparación con los datos de observadores para la clase 6 OBJ, julio de 2017. Las áreas de 5° señaladas en rojo denotan capturas positivas de cualquiera de las especies de atunes tropicales, para muestras de muestreo en puerto (panel izquierdo) y datos de observadores (panel derecho).



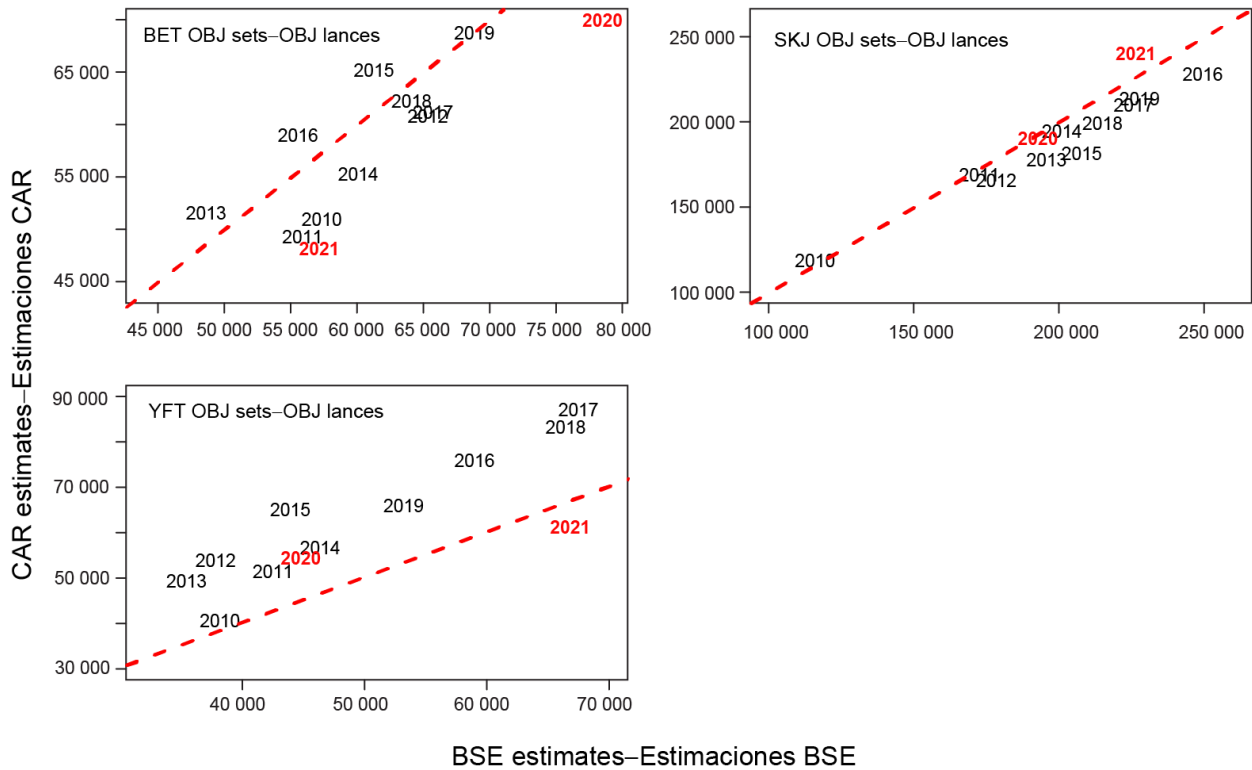
**FIGURE 7.** The 13 sampling areas in the EPO used for carrying out final analysis of the catch estimation (Tomlinson, 2002).

**FIGURA 7.** Las 13 áreas de muestreo en el OPO utilizadas para realizar el análisis final de la estimación de la captura (Tomlinson, 2002).



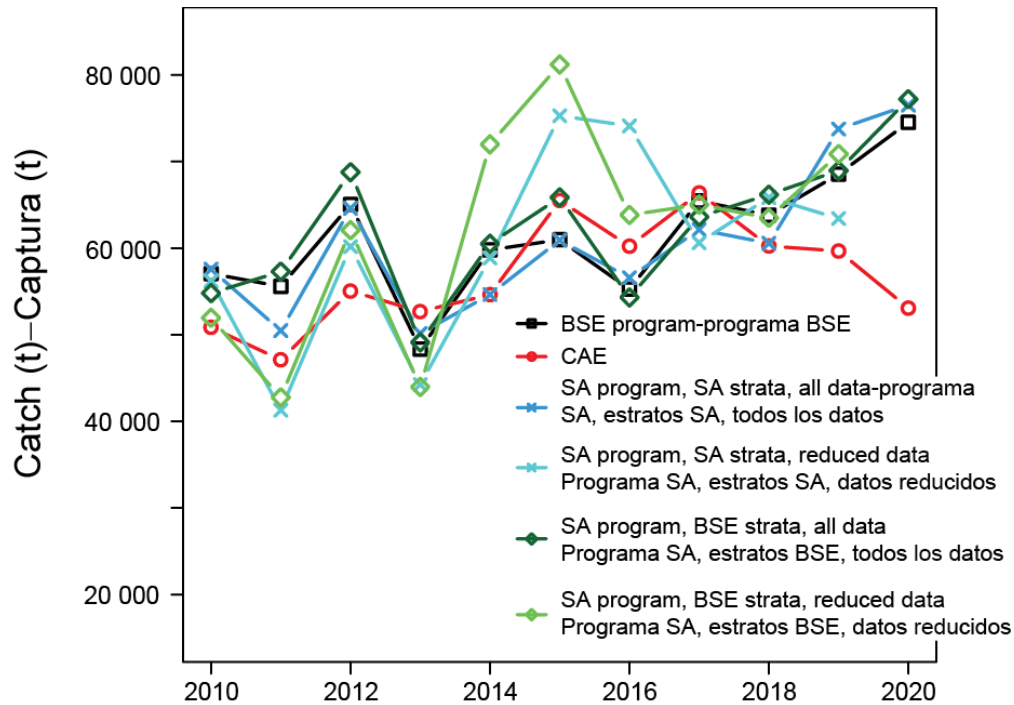
**FIGURE 8.**  $W$  matrix used in spatio-temporal CAR model represented as a matrix (left panel) and through arrows (right panel). In the left panel, the blue colors denote a value of zero for  $w_{kj}$  or no direct substitution. The white and black are shades to denote positive values between 0 and 1, the darker the shade, the larger the value. So, for instance for substituting for area 1, area 2 is the first choice and so on. In the right panel, the substitution rules are represented by colored arrows, with the rainbow color scheme. The substitution rules in order of the colors are red, orange, yellow, green, blue and violet. Thus, the red denotes the first order (strongest) substitution rule where the violet denotes the 6<sup>th</sup> order (weakest) substitution rule we have used.

**FIGURA 8.** La matriz  $W$  utilizada en el modelo CAR espaciotemporal representada como una matriz (panel izquierdo) y mediante flechas (panel derecho). En el panel izquierdo, el color azul indica un valor de cero para  $w_{kj}$  o ninguna sustitución directa. Los tonos de grises señalan valores positivos entre 0 y 1; cuanto más oscuro es el tono, mayor es el valor. Por lo tanto, por ejemplo, para sustituir el área 1, el área 2 es la primera opción y así sucesivamente. En el panel derecho, las reglas de sustitución están representadas por flechas de colores del arcoíris. Las reglas de sustitución en el orden de los colores son rojo, naranja, amarillo, verde, azul y violeta. Así, el rojo denota la regla de sustitución de primer orden (la más fuerte) mientras que el color violeta denota la regla de sustitución de sexto orden (la más débil) que utilizamos.



**FIGURE 9.** The BSE (on the x-axis) *versus* the estimates from the ‘best’ CAR model for 2010-2021 (y-axis), with 2020-2021 estimates shown in red, for: (a) BET (upper left panel); (b) SKJ (upper right panel); and (c) YFT (lower left panel). The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

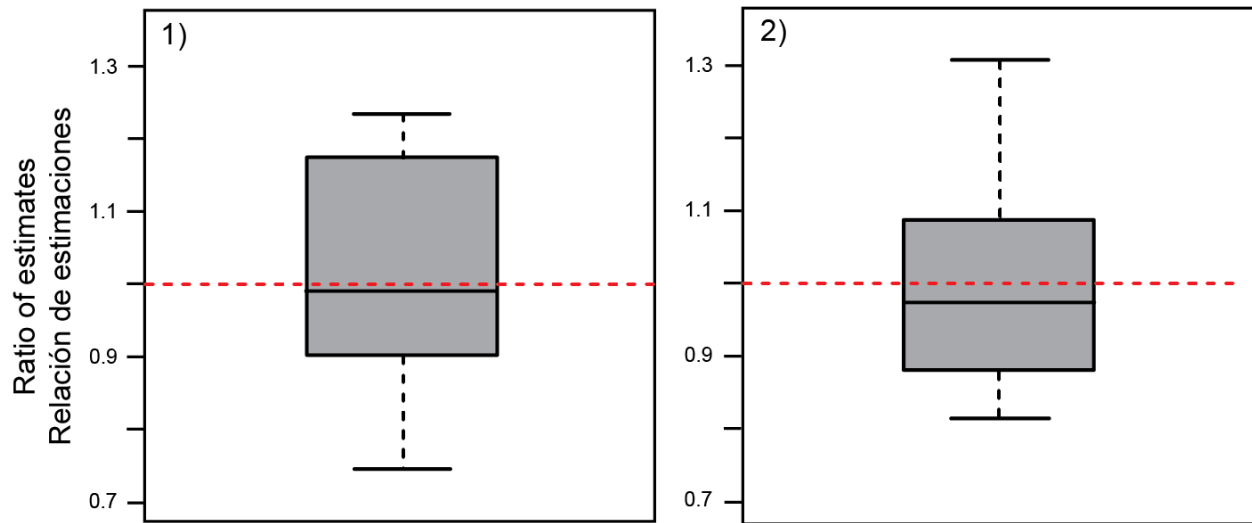
**FIGURA 9.** La BSE (en el eje ‘x’) *versus* las estimaciones del “mejor” modelo CAR para 2010-2021 (eje ‘y’); las estimaciones de 2020-2021 se muestran en rojo para: (a) BET (panel superior izquierdo); (b) SKJ (panel superior derecho); y (c) YFT (panel inferior izquierdo). Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.



**FIGURE 10.** BET OBJ catch estimates for years 2010-2020. “BSE program”: BSEs shown in [Table A-7](#) of the IATTC Fishery Status Report; “SA program, BSE strata”: BSEs from the stock assessment (“SA”) estimation program using the BSE strata; CAE: IATTC Catch and Effort database summary (not adjusted for coverage); “SA program, SA strata”: BSEs from the SA program using the SA strata; “reduced data”: the estimation program used the reduced port-sampling data set (see SAC-13-INF-L for details).

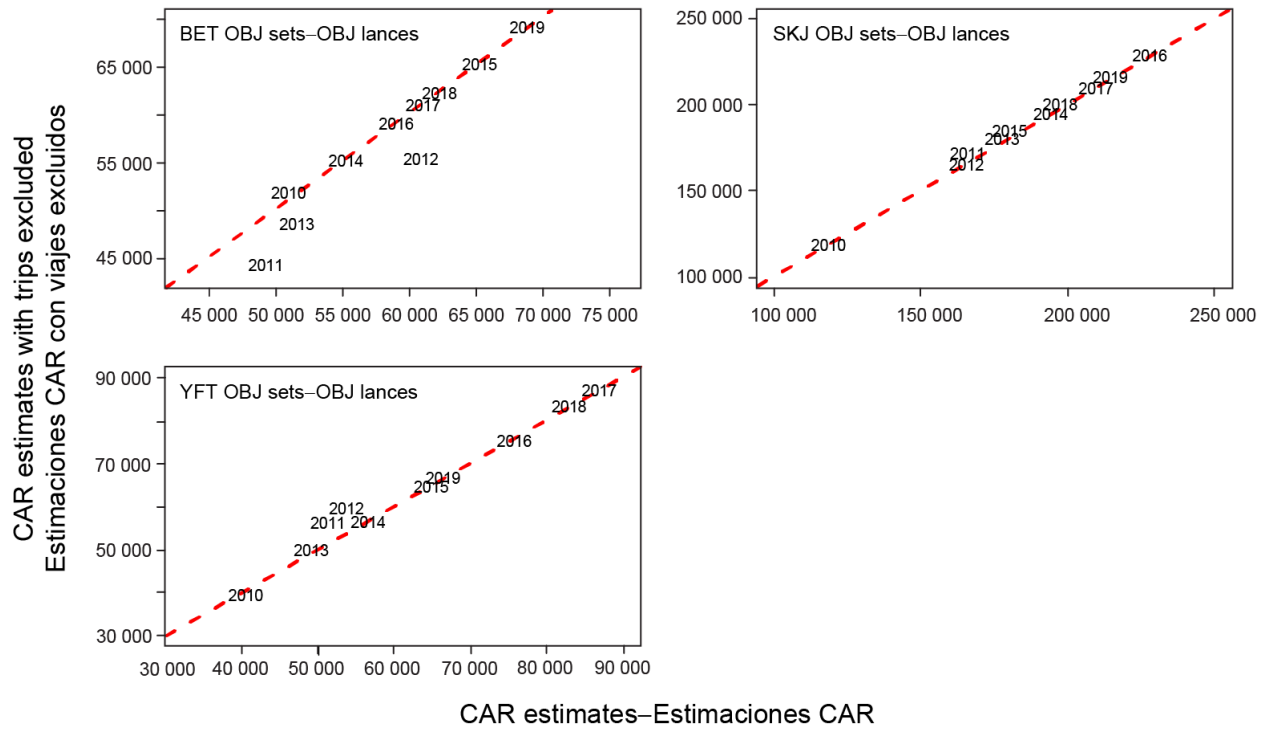
**FIGURA 10:** Estimaciones de captura de BET en lances OBJ para el periodo 2010-2020. “Programa BSE”: las BSE presentadas en la [Tabla A-7](#) del *Informe de la situación de la pesquería de la CIAT*; “Programa SA, estratos BSE”: las BSE del programa SA utilizando los estratos BSE; CAE: resumen de la base de datos de captura y esfuerzo de la CIAT (no ajustado por la cobertura); “Programa SA, estratos SA”: las BSE del programa SA utilizando los estratos SA; “Datos reducidos”: el programa utilizó el conjunto de datos de muestreo en puerto reducidos (ver SAC-13-INF-L para más detalles).





**FIGURE 11.** Box-and-whisker plots of ratios of some of the BET OBJ estimates shown in Figure 10, 2010 - 2019: 1) ratio of the dark green time series of Figure 10 to the light green times series of Figure 10; and, 2) ratio of the dark blue time series of Figure 10 to the light blue time series of figure 10 (see SAC-13-INF-L for details).

**FIGURA 11.** Gráficas de caja y bigote de las razones de algunas de las estimaciones de captura de BET en lances OBJ mostradas en la Figura 10, 2010-2019: 1) razón de la serie de tiempo color verde oscuro de la Figura 10 a la serie de tiempo color verde claro de la Figura 10; y, 2) razón de la serie de tiempo color azul oscuro de la Figura 10 a la serie de tiempo color azul claro de la Figura 10 (ver SAC-13-INF-L para más detalles).



**FIGURE 12.** The CAR estimates with some port-sampling data excluded (on the x-axis) *versus* the CAR estimates for 2010-2019 with no data excluded: (a) BET (upper left panel); (b) SKJ (upper right panel); and, (c) YFT (lower left panel). The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

**FIGURA 12.** Las estimaciones CAR con algunos datos de muestreo en puerto excluidos (en el eje 'x') *versus* las estimaciones CAR para 2010-2019 sin datos excluidos: (a) BET (panel superior izquierdo); (b) SKJ (panel superior derecho); y, (c) YFT (panel inferior izquierdo). Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

**TABLE 1.** Matrix showing the area substitution choices that are used by the current BSE methodology. The top row (bold numbers, gray highlighting) gives the number of the sampling area (Figure 7) for which a substitute area is needed. The subsequent rows give the areas to be used as substitutes, starting with the preferred choice in the second row of the table, down to the least desirable choice in the last row of the table. For example, for Area 1, the best substitute is Area 8, the second-best substitute is Area 2, and so on, down to the least desirable substitute, which is Area 11.

**TABLA 1.** Matriz que muestra las opciones de sustitución de área utilizadas por la actual metodología BSE. La fila superior (números en negrita, resaltada en gris) proporciona el número del área de muestreo (Figura 7) para la que se necesita un área sustituta. Las filas siguientes proporcionan las áreas a utilizarse como sustitutas, comenzando por la opción preferida en la segunda fila de la tabla, hasta la opción menos deseable en la última fila. Por ejemplo, para el Área 1, la mejor sustitución es el Área 8, la segunda mejor el Área 2, y así sucesivamente hasta el área sustituta menos deseable, que es el Área 11.

<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	<b>11</b>	<b>12</b>	<b>13</b>
8	1	10	5	7	7	9	1	7	3	12	13	12
2	4	9	8	9	13	6	4	3	11	9	11	6
4	8	2	3	3	5	5	2	11	2	10	9	7
3	3	4	2	6	12	12	5	12	9	7	7	9
5	10	5	1	4	9	13	3	10	5	3	6	5
10	5	7	9	12	4	3	6	5	7	5	5	4
6	9	1	10	2	3	11	7	2	1	13	3	11
7	7	12	7	10	8	4	13	4	4	6	10	3
13	12	11	6	8	2	10	9	6	12	2	2	8
12	11	6	13	1	1	2	10	13	6	4	4	2
9	6	8	12	11	10	1	12	1	8	1	1	1
11	13	13	11	13	11	8	11	8	13	8	8	10

**TABLE 2.** OBJ catch estimates of BET, YFT, SKJ (metric tons) for 2010-2019 based on the 'best' CAR model. The BSE values were taken from Table A-7 of SAC-13-03. The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

**TABLA 2.** Estimaciones de captura de BET, YFT, SKJ en lances OBJ (toneladas métricas) para 2010-2019 basadas en el 'mejor' modelo CAR. Los valores BSE se tomaron de la Tabla A-7 del documento SAC-13-03. Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

Est.	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
BET CAR	50909	49212.8	60780	51531	55197	65169	58943	60953	62173.9	68715
BET BSE	57059	55587	65035	48337	59797	60975	55269	65443	63815	68553
YFT CAR	40231	51011.6	53457	48828	56311	64603	75507	86681	82712.5	65568
YFT BSE	37850	42176	37487	35112	46049	43603	58673	67167	66122	52862
SKJ CAR	118427	168732	165340	177462	194034	181321	227682	209398	198677	213507
SKJ BSE	114659	171193	177055	194372	199696	206515	248190	224422	213626	226375

**TABLE 3.** OBJ catch estimates of BET, YFT, SKJ (metric tons) for 2020-2021 based on the 'best' CAR model. The BSE values were taken from Table A-7 of SAC-13-03. The following correction was made to the 2020-2021 CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

**TABLA 3.** Estimaciones de captura de BET, YFT, SKJ en lances OBJ (toneladas métricas) para 2020-2021 basadas en el 'mejor' modelo CAR. Los valores BSE se tomaron de la Tabla A-7 del documento SAC-13-03. Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR de 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

Valores estimados	2020 CAR	2020 BSE	2021 CAR	2021 BSE
BET	69,901	78,208	48,088	56,861
SKJ	190,243	191,399	239,692	225,132
YFT	53,924	44,461	60,701	66,488

**TABLE 4.** Proportion of variance explained, and normalized prediction error (sum of prediction error divided by variance of response) for the BET and SKJ 'best' CAR models for 2010-2021, for Class-6 vessel data (OBJ sets). The values in the table are interpreted as follows: 1 is highest and signifies perfect fit while 0 is the lowest value and signifies ineffective model fitting.

**TABLA 4.** Proporción de varianza explicada y error de predicción normalizado (suma del error de predicción dividido por la varianza de respuesta) para los 'mejores' modelos CAR para BET y SKJ para 2010-2021, para datos de buques de clase 6 (lances OBJ). Los valores en la tabla se interpretan de la siguiente manera: 1 es el más alto y significa un ajuste perfecto mientras que 0 es el valor más bajo y significa un ajuste ineficaz del modelo.

Buques de clase 6	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
<b>BET</b>												
Proporción de varianza explicada	0.99	0.99	0.99	0.96	0.96	0.96	1	1	1	1	0.99	0.99
Error de predicción normalizado	0.2	0.12	0.25	0.45	0.72	0.91	0.15	0.2	0.12	0.12	0.14	0.19
<b>SKJ</b>												
Proporción de varianza explicada	0.88	0.87	0.74	0.82	0.8	0.82	0.74	0.83	0.83	0.85	0.88	1
Error de predicción normalizado	1.6	0.61	3.2	1.39	0.73	0.96	2.2	0.91	0.96	0.59	0.62	0.19

**TABLE 5.** Proportion of variance explained, and normalized prediction error (sum of prediction error divided by variance of response) for the BET and SKJ 'best' CAR models for 2010-2021, for Classes 1-5 vessel data (OBJ sets). Values smaller than 1 indicate good prediction performance.

**TABLA 5.** Proporción de varianza explicada y error de predicción normalizado (suma del error de predicción dividido por la varianza de respuesta) para los 'mejores' modelos CAR para BET y SKJ para 2010-2021, para datos de buques de clases 1-5 (lances OBJ). Los valores menores de 1 indican un buen desempeño de predicción.

Buques clases 1-5	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
<b>BET</b>												
Proporción de varianza explicada	0.88	0.97	0.94	0.98	0.84	0.95	0.95	0.96	0.97	0.97	0.97	0.96
Error de predicción normalizado	0.8	0.35	0.4	0.18	0.93	0.56	0.29	0.31	0.33	0.24	0.19	0.21
<b>SKJ</b>												
Proporción de varianza explicada	0.91	0.97	0.97	0.98	0.97	0.95	0.95	0.99	0.99	0.99	0.99	0.87
Error de predicción normalizado	0.51	0.25	0.17	0.09	0.23	0.61	0.39	0.24	0.04	0.11	0.15	0.3

**TABLE 6.** Correlation coefficients of the CAR estimates with the BSE for 2010-2019 for the three species of tuna using the short-term and long-term models. The ‘best’ model is marked in bold. The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

**TABLA 6.** Los coeficientes de correlación de las estimaciones CAR con la BSE para 2010-2019 para las tres especies de atunes utilizando los modelos de corto y largo plazo. El 'mejor' modelo está marcado en negrita. Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

<i>Coeficientes de correlación</i>	2010-2019 BET	2010-2019 SKJ	2010-2019 YFT
Modelo de corto plazo	0.70	0.98	0.92
<b>Modelo de largo plazo</b>	<b>0.78</b>	<b>0.98</b>	<b>0.95</b>

**TABLE 7.** Absolute (in metric tons) and percent bias of the BSE in 2020-2021 as estimated from the best CAR model. Bias is defined as the BSE estimate minus the CAR estimate, divided by the CAR estimate. The following correction was made to the 2020-2021 CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

**TABLA 7.** Sesgo absoluto (en toneladas métricas) y porcentual de la BSE en 2020-2021 según la estimación del mejor modelo CAR. El sesgo se define como la estimación BSE menos la estimación CAR, dividido por la estimación CAR. Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR de 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

Sesgo	2020	2021
BET	8,307 (12%)	8,773 (18%)
SKJ	1,156 (0.6%)	-14,560 (-6%)
YFT	-9,463 (-18%)	5,787 (10%)

**TABLE 8.** OBJ estimates for BSE program divided by CAR model, for 2020-2021 for the three species of tuna. The following correction was made to the 2020-2021 CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

**TABLA 8.** Estimaciones OBJ del programa BSE divididas por el modelo CAR, para 2020-2021, para las tres especies de atunes. Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR de 2020-2021: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

Razón	2020	2021
BET	1.12	1.18
SKJ	1.00	0.94
YFT	0.82	1.10

**TABLE 9.** Correlation of BSE with the best CAR models for the three tuna species in 2010-2019. The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

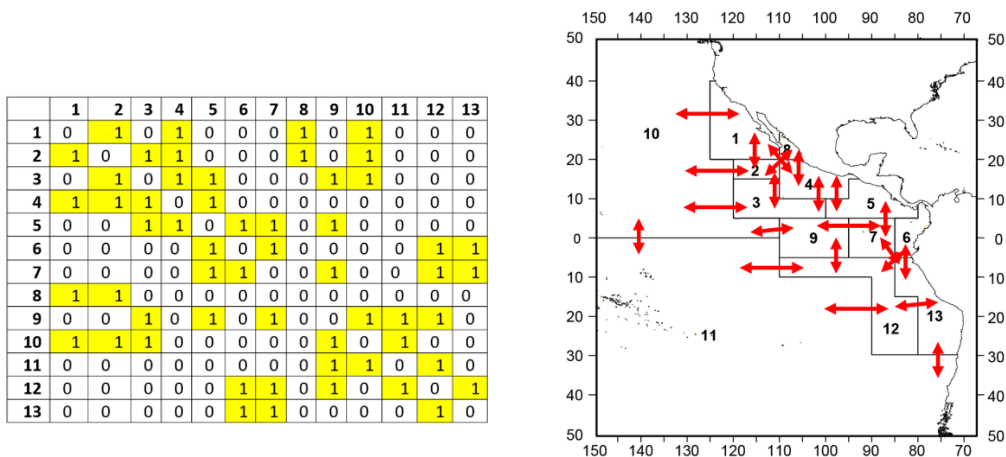
**TABLA 9.** Correlación de la BSE con los mejores modelos CAR para las tres especies de atunes en 2010-2019. Se realizó la siguiente corrección en las estimaciones CAR: se actualizaron para reflejar la captura total más reciente de la flota de atunes tropicales.

<i>Coefficientes de correlación</i>	2010-2019 BET	2010-2019 SKJ	2010-2019 YFT
Mejor modelo CAR	0.78	0.98	0.95
Mejor modelo CAR con viajes excluidos que imita la situación de pérdida de datos de 2020	0.73	0.98	0.92

## APPENDIX A: STATISTICAL MODELING

In our modeling we have tested for different choices of spatio-temporal CAR model with adjacency matrix  $W$  as described below:

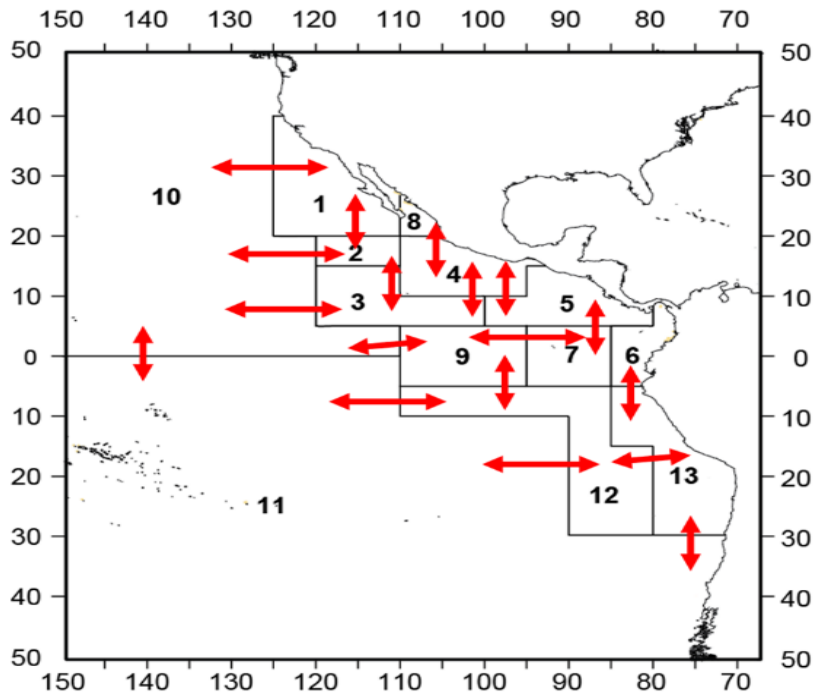
In Figure A1, we have used the *traditional method* to define  $W$  from the physical maps of the regions which give us a spatial matrix map with an adjacency matrix of the form. In the left panel of the figure, we represent this using a colored matrix. The yellow values denote 1 or direct adjacency and the whites denote 0 or no direct adjacency. In the arrow map (right panel), the substitution rules are represented by red arrows. The arrows denote adjacency of the binary  $W$  matrix, so  $w_{jk} = w_{kj} = 1$  if  $j$ -th and  $k$ -th regions share boundaries or corners. The result by running this model on the data for OBJ set types is given in the Appendix. In our preliminary analysis, we have also used the traditional method to define  $W$  from the physical maps of the regions which give us a spatial matrix map with an adjacency matrix of the form – but we removed the diagonal areas from the adjacency matrix. The yellow values denote 1 or direct adjacency and the whites denote 0 or no direct adjacency.



**FIGURE A1.**  $W$  or adjacency/neighborhood matrix of the traditional model in spatio-temporal CAR models through a matrix (left) and through arrows (right).

In Figure A2, we represent the model with a certain adjacency matrix where the adjacency is defined when the regions share boundaries but not corners. Again, as in Figure A1 (right panel) the substitution rules are represented by red arrows. The arrows denote adjacency of the binary  $W$  matrix, so  $w_{jk} = w_{kj} = 1$  if  $j$ -th and  $k$ -th regions share boundaries (but not corners). The results corresponding to the modeling where temporal units were chosen to be years were not very good. We modeled the BET using the model but discontinued observing the poor performance of the model defined by poor consistency with the BSE estimates.





**FIGURE A2.** W or adjacency/neighborhood matrix of the traditional model having got rid of the diagonal adjacencies in spatio-temporal through arrows (right).

**Building areal models with no temporal component**

Although the spatial structure seen in the  $p_{kt}$  (Figures 2,3,4) may be modelled by known predictor variables in a regression model, as was done in the exploratory analyses, it is common for spatial structure to remain in the residuals. The most common remedy for this residual autocorrelation is to augment the linear predictor with a set of spatially autocorrelated random effects, as part of a Bayesian hierarchical model. These random effects are typically represented with a conditional autoregressive (CAR, Besag *et al.* 1991) prior, which induces spatial autocorrelation through the adjacency structure of the areal units. However, these CAR priors force the random effects to exhibit a single global level of spatial autocorrelation, ranging from independence through to strong spatial smoothness. Such a uniform level of spatial autocorrelation for the entire EPO may be unrealistic, given the spatial variation seen in  $p_{kt}$  (Figure 4).

A number of approaches have been proposed for extending the class of CAR priors to deal with localized spatial smoothing amongst the random effects, including Lee and Mitchell (2012), and Lee and Sarran (2015). These types of models are typically implemented in a Bayesian setting, where inference is based on Markov chain Monte Carlo (MCMC) simulation. Some of the choices we considered are

**Univariate Model with Gaussian assumption**

**Model**

$$\log(p_s) = Y_s$$

$$Y_s | \mu_s \sim Normal(\mu_s, v^2)$$

$$\mu_s = X^T \beta + \psi_s$$

Here  $\psi_s$  is the spatially autocorrelated component.

### Priors

$$\beta \sim N(\mu_\beta, \Sigma_\beta)$$

$$\nu^2 \sim \text{Inverse-Gamma}(a, b).$$

For the spatial model with no temporal component the following was a special case to incorporate the latent spatial effects  $\psi_s$  into a hierarchical model structure.

*S.CARleroux model*: Leroux *et al.* (2000) proposed the following alternative Conditional Autoregressive (CAR) prior for modeling varying strengths of spatial autocorrelation using only a single set of random effects.  $\mathbf{W}$  is the symmetric neighborhood matrix so that  $W_{ik}$  give the weights of the strength of the spatial association between the  $i$ 'th and  $k$ 'th regions when they are "neighbors". The only condition we need are the row totals of  $\mathbf{W}$  add up to a positive value. And  $\phi_k$  are the spatially autocorrelated components.

$$\psi_k = \phi_k$$

$$\Phi_k | \Phi_{-k}, \mathbf{W}, \tau^2, \rho \sim N\left(\frac{\rho \sum_i w_{ki} \Phi_i}{\rho \sum_i w_{ki} + 1 - \rho}, \frac{\tau^2}{\rho \sum_i w_{ki} + 1 - \rho}\right)$$

$$\rho \sim \text{Unif}(0, 1)$$

$$\tau^2 \sim \text{Inverse Gamma}(a, b)$$

Thus,  $\rho$  represents overall spatial autocorrelation in the model, where as  $\tau^2$  represents the overall spatial variance. In the model the traditional adjacency matrix  $\mathbf{W}$  defined in Appendix A (i) was used.

**APPENDIX B: ESTIMATES AND PERFORMANCE MEASURES**

Apart from numerical values, we have also used some other performance measures for model screening of the CAR models discussed in the paper and in Appendix A, namely (i) Normal Quantile-Quantile plots of the residuals, (ii) fitted versus observed plots. Additionally, for each candidate CAR model – we have used two options: (i) autoregressive (1) or AR (1) versus (ii) autoregressive (2) or AR (2). We observed that AR (1) was a better choice in each case, and so the results quoted below pertain to AR (1).

Below we provide the catch estimates and model performance of different models we have built, tested, and compared results with the BSE through 2010-2019. The results of the model can be summarized as follows – estimates of the species composition are given in the first, and performance measures are given in the consecutive table below the first.

**TABLE B1.** Model performance with W chosen to be ‘traditional’ adjacency matrix for 13 regions, using annual data. The difference with the ‘best’ CAR model is that the W is given as in Figure A1:

Year	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Vessel size class 6											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.97	0.93	0.9	0.91	0.95	0.99	0.999	0.98	0.98	0.88	0.76
normalized prediction error	0.41	0.58	0.93	0.77	0.75	0.13	0.09	0.42	0.29	0.98	1.41
<b>SKJ</b>											
proportion of variance explained	0.59	0.45	0.78	0.64	0.64	0.39	0.38	0.47	0.41	0.42	0.47
normalized prediction error	2.37	0.73	3.9	1.71	1.27	1	1.5	1.15	0.75	1.18	1.59
vessel size class 1-5											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.57	0.91	0.75	0.8	0.97	0.99	0.99	0.65	0.8	0.92	0.7
normalized prediction error	1.7	0.87	1.21	1.72	0.4	0.09	0.12	1.21	1.61	0.87	1.24
<b>SKJ</b>											
Proportion of variance explained	0.67	0.97	0.99	0.99	0.49	0.6	0.77	0.32	0.25	0.24	0.59
normalized prediction error	0.93	0.23	0.11	0.18	2	1.92	0.49	1.37	1.4	1.69	1.79

**TABLE B2.** Model performance with W chosen to be 'traditional' adjacency matrix for 13 regions, using quarterly data. The difference with the 'best' CAR model is that the W is given by Figure A1 and the data was aggregated on quarters, and not years.

<b>OBJ sets</b>											
<b>Vessel size class 6</b>											
<b>Year</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.866	0.85	0.87	0.9	0.89	0.91	0.91	0.91	0.92	0.95	0.9
normalized prediction error	8.11	6.95	7.35	7.83	6.84	7.91	7.3	7.8	6.28	9.56	11.54
<b>SKJ</b>											
proportion of variance explained	0.866	0.85	0.87	0.9	0.89	0.91	0.91	0.91	0.92	0.95	0.9
normalized prediction error	8.11	6.95	7.35	7.83	6.84	7.91	7.3	7.8	6.28	9.56	11.54
vessel size class 1-5											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.9	0.89	0.9	0.88	0.85	0.94	0.99	0.98	0.93	0.88	0.94
normalized prediction error	1.4	1.6	2.95	3.03	2.73	1.51	0.56	1.19	1.52	1.78	0.89
<b>SKJ</b>											
proportion variance explained	0.9	0.89	0.9	0.88	0.85	0.94	0.99	0.98	0.93	0.88	0.94
normalized prediction error	1.4	1.6	2.95	3.03	2.73	1.51	0.56	1.19	1.52	1.78	0.89

**TABLE B3.** Model performance from CAR model with W mimicking BSE substitution rules for 13 regions, using quarterly data. This is the like the 'best' CAR model we used; however, the data that was used was aggregated over quarters instead of years:

<b>OBJ sets</b>											
<b>Year</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>
vessel size class 6											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.9	0.9	0.91	0.96	0.92	0.93	0.9	0.9	0.92	0.99	0.99
normalized prediction error	1.96	1.98	2	2.02	2.55	1.72	2.47	2.32	1.39	0.63	0.42
<b>SKJ</b>											
proportion of variance explained	0.69	0.73	0.71	0.83	0.75	0.81	0.85	0.93	0.94	0.89	0.93
normalized prediction error	4.04	2.53	4.2	3.34	3.89	1.66	1.67	2.24	2.18	1.79	1.57
vessel size class 1-5											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.94	0.93	0.95	0.89	0.97	0.99	0.997	0.998	0.995	0.98	0.88
normalized prediction error	1.4	1.32	2.19	2.85	1.22	0.63	0.3	0.39	0.39	0.71	1.88
<b>SKJ</b>											
proportion of variance explained	0.78	0.87	0.88	0.96	0.96	0.98	0.59	0.7	0.62	0.48	0.78
normalized prediction error	3.5	0.36	2.03	2.03	1.07	0.91	7.66	6.13	1.53	2.98	2.75

**TABLE B4.** Model performance from CAR model with W mimicking BSE substitution rules for 13 regions, with annual data (short-term model). This is the like the ‘best’ CAR model we used; however, the number of years used in the model was three instead of five:

<b>OBJ sets</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>
<b>Year</b>											
vessel size class 6											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	1	0.98	0.98	0.97	0.96	1	0.99	1	0.99	0.99	0.93
normalized prediction error	0.54	0.38	0.48	0.49	0.73	0.12	0.11	0.14	0.22	0.17	0.75
<b>SKJ</b>											
proportion of variance explained	1	0.92	0.99	0.86	0.76	0.89	0.95	0.93	0.92	0.9	0.86
normalized prediction error	0.14	0.81	0.38	0.99	1.04	0.78	1.06	0.62	0.67	0.98	1.28
vessel size class 1-5											
<b>BET</b>											
proportion of variance explained	0.88	0.98	0.9	0.92	0.85	0.93	0.94	0.96	0.96	0.93	0.97
normalized prediction error	0.79	0.27	0.34	0.34	0.82	0.63	0.32	0.35	0.41	0.34	0.19
<b>SKJ</b>											
proportion of variance explained	0.91	0.89	0.98	0.81	0.9	0.85	0.87	0.92	0.89	0.87	0.99
normalized prediction error	0.5	0.42	0.04	0.19	0.42	1.01	0.62	1.1	0.13	0.43	0.15

**TABLE B5.** Model performance from best CAR model with trips excluded at Manta, Mazartan, Pasorja (April-December for all years) mimicking the pandemic situation (see Appendix A):

<b>OBJ sets</b>												
<b>Year</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>
vessel size class 6												
<b>BET</b>												
proportion of variance explained	0.99	0.99	0.98	0.95	0.96	0.95	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
normalized prediction error	0.36	0.19	0.52	0.63	0.77	0.91	0.15	0.19	0.12	0.1	0.14	0.19
<b>SKJ</b>												
proportion of variance explained	1	0.82	0.78	0.87	0.83	0.79	0.74	0.84	0.83	0.85	0.88	1
normalized prediction error	0.2	1.35	2.9	1.18	0.68	1.03	2.22	0.9	0.97	0.59	0.62	0.19
vessel size class 1-5												
<b>BET</b>												
proportion of variance explained	0.88	0.97	0.94	0.98	0.84	0.95	0.95	0.96	0.97	0.97	0.97	0.96
normalized prediction error	0.8	0.35	0.4	0.18	0.93	0.56	0.29	0.31	0.33	0.24	0.19	0.21
<b>SKJ</b>												
proportion of variance explained	0.91	0.97	0.97	0.98	0.97	0.95	0.95	0.99	0.99	0.99	0.99	0.87
normalized prediction error	0.51	0.25	0.17	0.09	0.23	0.61	0.39	0.24	0.04	0.11	0.15	0.3

Next, we provide the correlation coefficients between the CAR estimates and the BSE for the three species (BET, SKJ, YFT). We have calculated correlations twice—once for the years 2010-2019, and once for 2010-2020.

**TABLE B6.** Correlation of CAR estimates with BSE; the ‘best’ CAR model results are marked in bold. The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

Correlation coefficients	2010-2020 BET	2010-2019 BET	2010-2020 SKJ	2010-2019 SKJ	2010-2020 YFT	2010-2019 YFT
Traditional W with year as temporal unit	.80	0.59	0.98	0.99	0.97	0.96
Traditional W with quarters as temporal unit	0.68	0.34	0.97	0.99	.84	.93
W mimicking BSE substitution quarters as temporal units	0.76	0.43	0.89	.92	0.69	0.80
W mimicking BSE substitution with year as temporal unit (Short-term model)	0.52	0.70	0.98	0.98	0.85	0.92
<b>W mimicking BSE substitution with year as temporal unit (Long-term model)</b>	<b>0.83</b>	<b>0.78</b>	<b>0.98</b>	<b>0.98</b>	<b>0.95</b>	<b>0.95</b>

**TABLE B7.** Correlation of BET CAR estimates with BSE for various CAR models, the ‘best’ CAR Model results is marked in bold fonts. The following correction was made to the CAR estimates: updated to reflect the latest total fleet catch of tropical tunas.

<i>Correlation coefficient</i>	2010-2020	2010-2019
Traditional W with year as temporal unit	0.80	0.59
Traditional W with year as temporal unit remove the diagonals from W	-0.08	0.39
Traditional W with quarters as temporal unit	0.68	0.34
Modified W with quarters as temporal units	0.76	0.43
Modified W with year as temporal unit (short term)	0.52	0.70
<b>Modified W with year as temporal unit (long-term)</b>	<b>0.83</b>	<b>0.78</b>
Spatial CAR with no temporal term, with traditional W	0.15	0.18



**TABLE B8a.** Parameter estimates of the BET and SKJ ‘best’ CAR model for vessel size 6.

BET	vessel 6						SKJ						
	Parameters	Intercept	Slope	tau2	nu2	rho.S		rho.T	Intercept	Slope	tau2	nu2	rho.S
2010	0.27	1.25	0.03	0.07	0.66	0.45	0.54	2.41	0.05	0.01	0.72	0.92	
2011	0.47	1.34	0.03	0.05	0.65	0.48	-0.03	1.08	0.01	0.03	0.45	0.42	
2012	0.25	1.20	0.01	0.25	0.49	0.30	0.31	1.96	0.02	0.31	0.58	0.42	
2013	-0.16	1.06	0.05	0.02	0.74	0.83	0.38	2.16	0.02	0.13	0.57	0.30	
2014	-0.28	1.06	0.05	0.01	0.83	0.90	0.46	2.38	0.01	0.50	0.49	0.32	
2015	-0.16	1.06	0.05	0.02	0.74	0.83	0.38	2.15	0.02	0.13	0.55	0.30	
2016	-0.28	1.06	0.06	0.01	0.82	0.90	0.46	2.38	0.01	0.51	0.46	0.34	
2017	-0.47	1.05	0.08	0.02	0.80	0.71	0.32	1.80	0.01	0.09	0.36	0.20	
2018	-0.99	0.85	0.08	0.02	0.82	0.65	0.38	1.98	0.01	0.08	0.42	0.23	
2019	-0.43	1.01	0.06	0.02	0.76	0.46	-0.06	0.85	0.01	0.01	0.31	0.35	
2020	-0.02	1.13	0.02	0.29	0.60	0.39	-0.06	0.99	0.01	0.01	0.29	0.39	
2021	-0.26	1.06	0.05	0.02	0.77	0.38	0.22	1.69	0.03	0.01	0.70	0.92	

**TABLE B8b.** Parameter estimates of the BET and SKJ ‘best’ CAR model for vessel size 1-5.

BET	vessel type 1-5						SKJ						
	Parameters	Intercept	Slope	tau2	nu2	rho.S		rho.T	Intercept	Slope	tau2	nu2	rho.S
2010	-0.67	0.88	0.03	0.71	0.61	0.35	0.08	1.66	0.02	0.10	0.58	0.32	
2011	-0.92	0.84	0.06	0.04	0.82	0.45	-0.08	1.09	0.03	0.04	0.66	0.34	
2012	-1.03	0.82	0.07	0.04	0.80	0.41	-0.05	1.08	0.03	0.03	0.73	0.35	
2013	-1.12	0.82	0.09	0.03	0.82	0.45	-0.03	1.09	0.03	0.03	0.71	0.34	
2014	-1.15	0.83	0.03	0.52	0.71	0.33	0.01	1.10	0.04	0.02	0.69	0.33	
2015	-1.56	0.72	0.07	0.06	0.81	0.37	0.00	1.13	0.03	0.05	0.66	0.29	
2016	-1.60	0.73	0.07	0.05	0.81	0.40	0.02	1.16	0.02	0.07	0.62	0.28	
2017	-1.65	0.73	0.09	0.05	0.79	0.42	-0.14	0.72	0.05	0.02	0.84	0.82	
2018	-1.65	0.72	0.09	0.03	0.84	0.36	-0.14	0.62	0.06	0.02	0.80	0.56	
2019	-1.71	0.72	0.06	0.03	0.87	0.31	-0.15	0.63	0.05	0.02	0.84	0.53	
2020	-1.75	0.71	0.06	0.06	0.81	0.32	-0.17	0.61	0.06	0.02	0.83	0.57	
2021	-1.99	0.66	0.09	0.04	0.74	0.32	-0.15	0.63	0.02	0.14	0.65	0.25	

## APPENDIX C

### DATA SOURCES

The primary three data sources are (i) Observer data, (ii) Logbook data (iii) Cannery data and (iv) Port-sampling data and are described below.

#### Observer data

These data are collected by observers on board large (IATTC Class-6; > 363 mt fish carrying-capacity) vessels, for which data collection began in 1980 and there has been 100% observer coverage (or nearly so) since 1992. To note, however, is that detailed observer data are only available on the IATTC database for all Class-6 trips since 2009; data of trips of Mexican-flag vessels sampled by the Mexican national observer program are not available on the database for years prior to 2009, although logbook data are available for many of these trips (see below). Observer data are also available for a small percentage of trips of small (IATTC Classes 1-5; ≤ 363mt) purse-seine vessels.

Observers collect data on fishing activities, gear characteristics, and catch of target and non-target species (non-target species are also referred to as ‘bycatch’, e.g., billfish species, dorado, turtles, marine mammals, etc.). For catch of both target and non-target species, size composition is recorded. However, the type of size data collected depends on the taxonomic group; size data for the tropical tuna species are only amounts of catch by three weight categories (‘small’: fish < 2.5 kg total weight; ‘medium’: fish between 2.5 kg and 15 kg; ‘large’: fish > 15 kg), not actual measurements of length or weight of individual fish. The observer data have the finest spatial and temporal resolution of any of the four main data sources, with a spatial resolution of 100<sup>th</sup> of a degree (decimal degrees) and a temporal resolution of minutes to hours (depending on the fishing activity). One important difference between the catch data collected by observers and that abstracted from vessel logbooks (see below) is that logbooks contain only the amount of catch loaded into the wells of the specific vessel, whereas observers record several catch quantities: the amount of tuna caught (sometimes referred to as ‘catch weights’ or ‘capture’); the amount of tuna loaded onto the vessel (referred to as ‘load weights’); and, the amount of tuna discarded. (Discarding of fish has been prohibited in recent years, however.) The amount of tuna ‘retained’, which is the difference between the capture and the discards, includes any tuna catch given to another vessel or transferred to storage pens, in addition to the amount of tuna catch loaded into the vessel’s wells. Thus, the only the loaded catch can be compared between observer data and logbook data.

For a comprehensive description of observer data held at IATTC, see Fuller *et al.* ([2022](#)).

#### Logbook data

Logbook data are data abstracted by IATTC staff from fishermen’s logbooks on fishing locations, dates, types of purse-seines sets, and target species catch amounts (no size information is available). The logbook data on catches (load weights only) are set-by-set data, at a spatial resolution of 100<sup>th</sup> of a degree (decimal degrees). The data are available for all size classes of purse-seine vessels but are typically not used for fishing trips for which observer data are also available because the logbook data are more limited in scope. The coverage of the logbook database has improved over time and a timeline can be found in [Document SAC-08-06a](#) (which also contains a useful description of the types of data available for Class 1-5 purse-seine vessels).

#### Cannery data

Cannery data are catch amounts of target species by trip, provided to the IATTC staff by tuna canneries. They are trip-level data, without any information on exact fishing locations or dates or operational characteristics (e.g., purse-seine set type), although information on fishing zones and trip departure and

arrival dates are provided. No size information is currently available on the IATTC database; some canneries do provide estimates of catch by weight categories, but those categories differ among canneries, making the size information problematic to use for catch composition estimation. Cannery data are not available to IATTC staff for all trips nor from all canneries.

### **Port-sampling data**

The port-sampling data are collected by IATTC field office staff when purse-seine vessels unload their catch in port. The data are samples of the catch from one or more wells (fish storage compartments on board the vessel); staff typically try to sample only one or two wells of a trip, rather than all wells of the trip that meet the sampling criteria (see below). The data collected include length measurements from a sample of fish, and, separately from the fish measured, counts of species from another sample of fish. The sampling protocol that is to be followed by the staff can be found in the appendix of [Suter \(2010\)](#). Very generally, the protocol requires samplers to alternate between counting and measuring fish (in groups of 25 fish for counts and 50 fish for measurements), with the purpose of extending each type of sampling over a larger fraction of the unloading than would occur if the counts and measurements were each collected from a contiguous number of fish. The port-sampling data can be linked to observer and/or logbook data through trip and vessel identifiers.

The port-sampling data have a coarse spatial and temporal resolution. Since 2000, all samples can be assigned to a 5° square area. A monthly resolution is likely the smallest temporal resolution that can be assigned to all samples. In principle, for some percentage of samples, it is possible to obtain finer spatial and temporal resolution. However, this is only in cases where, for example, an entire set fills the well that was sampled; wells on the vessel can contain samples from multiple sets and the catch of one set may be loaded into multiple wells. The sampling instructions stipulate that sampled wells must have catch from the same purse-seine set type, sampling area (Figure 7) and month. Wells with catch from different set types/sampling areas/months are not sampled.

Not every trip is sampled by the port-sampling program, and the coverage of trips differs by vessel size class (see last slides of this [presentation](#)). Although the coverage computed in terms of sampled trips is relatively high (at least for Class-6 vessels), the coverage in terms of the percentage of wells sampled or percentage of the catch sampled is low; an added consideration when considering the percentage of wells sampled is that not all wells would be considered sampleable under the current protocol, as noted above. The percentage of trips sampled is determined by resources available and logistical constraints, rather than being established to achieve a specific precision for the estimates of catch. Some vessels unload in locations where it is not possible to sample their catch in port.

The sampling protocol has changed over time. Prior to 2000 the sampling was only for the length composition of the catch. Beginning in 2000, sampling was also for species composition. The sampling has always been a multi-stage protocol, where first a fishing trip and then a well (or wells) of that trip are selected for sampling, and then fish within the well are selected. It is worth noting that although the instructions to samplers (appendix of Suter 2010) imply that selection of units for sampling is at random, when in actuality, the selection of trips to sample is largely opportunistic (as is selection of wells, from among those wells of a trip that meet the same area/month/set type criteria), and the sampling of fish within a well most closely resembles a single-cluster systematic sample (but not initiated from a random start).

## CURRENT CATCH COMPOSITION ESTIMATION METHODOLOGY

A description of the statistical methodology used since 2000 to estimate the purse-seine tuna catch composition for the three target tuna species can be found in several documents: starting on page 339 of [Stock Assessment Report 2](#); starting on page 311 of [Stock Assessment Report 4](#); and, for both time periods (1975-1999 and 2000 onwards), in [Document BET-02-06](#). The latter document also contains a description of the data used for catch-estimation and stock assessments.

The methodology is a design-based approach to catch estimation, as opposed to a model-based approach. The methodology amounts to estimation of catch composition using a type of ratio estimator of species and size composition, which is applied to the port-sampling data, by strata. Equations can be found in the documents noted in the previous paragraph. In practical terms, the methodology can be broken down into the following three steps:

- 1) Obtain the total purse-seine fleet catch of tropical tunas (that is find the total of yellowfin, bigeye and skipjack). This total is based on catches from: cannery data, observer data (load weights; if no cannery data for a trip are available), and logbook data (if no cannery or observer data are available for a trip).
- 2) Distribute the total from (1) to strata (area x month x set type x vessel size class category (Classes 1-5; Class-6)), using the proportion of total tropical tuna catch in each stratum (proportions computed from the combination of observer and logbook data).
- 3) For each stratum, distribute the total tropical tuna catch total from (2) to species and size (1 cm length bins), using estimates of the species and size composition of the catch from the port-sampling data. Because there are always strata with catch but no port-sampling data, species and size composition in some strata are based on port-sampling data from 'neighboring' strata. Briefly, the 'best' neighboring stratum to a stratum without port-sampling data is determined through a set of hierarchical rules. In general, priority is given to set type – which means that to the extent possible, the 'neighbor' stratum should have the same set type. Then priority is given to month and area, and finally to vessel size class category. For example, a stratum that has catch from OBJ sets in area 7, month 3, and Class-6 vessels, would be considered 'closer' to a stratum with catch from OBJ sets in the area 7 and month 3 but from Class 1-5 vessels than to a stratum with catch from OBJ sets in area 9 and month 3 and Class-6 vessels.