INIDEP

INSTITUTO NACIONAL DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO PESQUERO

INFORME DE INVESTIGACIÓN

Número	Páginas	Fecha de aprobación
078	19	01 de Octubre de 2020

Dirección: DIRECCIÓN DE PESQUERIAS DE PECES

Programa / Gabinete: Pesquerías de Merluza y Fauna acompañante

Actividad:

ESTANDARIZACIÓN DE LA CPUE DE ABADEJO (*Genypterus blacodes*) PROVENIENTE DE LA FLOTA FRESQUERA ARRASTRERA ARGENTINA QUE OPERÓ DURANTE EL PERÍODO 2009-2019

A partir de la información derivada de los partes de pesca comercial se estimó un índice de abundancia relativa (CPUE) de abadejo en el periodo 2009-2019. Se aplicó un modelo lineal mixto (MLM) con aproximación Delta, que constó de la combinación de un MLM Lognormal, que permitió estimar la CPUE media anual derivada de registros con capturas positivas y un GLMM binomial que permitió estimar la probabilidad de ocurrencia de las capturas positivas a partir de los registros de captura tanto positivas como nulas. El modelo Lognormal se definió como: ln (CPUE)= μ + AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlu + AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA + ε, y el modelo binomial se definió como: ln (P/1-P)= μ + AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlul + AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA + ε, siendo P la probabilidad de ocurrencia de capturas mayores que cero. En ambos casos, se consideraron las interacciones AÑOxBUQUE y AÑOxÁREA como efectos aleatorios. Finalmente, la serie de valores medios de CPUE anual estandarizada derivada del modelo Delta-lognormal, se obtuvieron multiplicando los valores medios anuales resultantes del MLM lognormal por las probabilidades anuales de ocurrencia de lances de pesca con capturas positivas derivadas del GLMM binomial. El MLM planteado cumplió de forma adecuada con los supuestos básicos necesarios para su correcta aplicación y evidenció una capacidad aceptable para predecir los datos observados. Los efectos aleatorios AÑOxBUQUE y AÑOxÁREA habrían influido de manera positiva, disminuyendo el efecto de pseudoreplicación y mejorando la precisión en la estimación. La tendencia general anual de la CPUE estandarizada en el MLM Delta-lognormal resultó prácticamente estable, aunque con oscilaciones durante el período analizado. Se observaron máximos en los años 2009, 2014 y 2018, muy similares entre sí y un mínimo en el año 2016. En 2019, se registró una merma del 16% respecto al año anterior y del 17% respecto al comienzo de la serie histórica considerada. La CPUE media estandarizada que surge de este informe podría considerarse como un índice de abundancia relativa de la fracción de la población de abadejo accesible a la flota pesquera fresquera argentina durante el período 2009-2019, factible de ser utilizado en el modelo de evaluación de esta especie.

Citar Indicando la fuente. El contenido no debe ser reproducido total o parcialmente sin la expresa conformidad del INIDEP

SOLICITADO POR	Institución	Cargo

PREPARADO POR		APROBADO POR
Firma: DI MARCO, EMILIANO Nombre: JORGE		Jefe de Programa / Gabinete
Firma: Nombre: SAMMARONE, MARINA		Director de área
Firma: Nombre: PISANI, EMILIANO		Dra. CLAUDIA RAQUEL CAROZZA DIRECCIÓN NACIONAL INVESTIGACIÓN INIDEP Director Nacional de Investigación
		Director del INIDEP

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

ESTANDARIZACIÓN DE LA CPUE DE ABADEJO (*Genypterusblacodes*) PROVENIENTE DE LA FLOTA FRESQUERA ARRASTRERA ARGENTINA QUE OPERÓ DURANTE EL PERÍODO 2009-2019.

por

Emiliano Di Marco, Marina Sammarone y Emiliano Pisani

Instituto Nacional de Investigación y Desarrollo Pesquero (INIDEP)
Paseo Victoria Ocampo Nº1, 7600, Mar del Plata

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

1. INTRODUCCIÓN

La necesidad de contar con índices de abundancia de un recurso pesquero ha conducido al análisis de la Captura por Unidad de Esfuerzo (CPUE), la cual se supone que, en ciertas condiciones, es directamente proporcional a la biomasa media del recurso, aunque, en la práctica, este supuesto rara vez se cumple .Uno de los enfoques más utilizados para intentar resolver dicha problemática es la estandarización de la CPUE mediante la aplicación de modelos estadísticos multiplicativos (Gulland 1964, Gavaris 1980, Kimura 1981, Hillborn y Walters 1992, Large 1992). En tales modelos, se incluyen variables explicativas que influirían sobre la CPUE, tanto las de carácter espacio-temporal como lasrelacionadas con las características de las embarcaciones y artes utilizados en la operación de pesca.Al ajustar el modelo, las tasas de captura se estandarizan (o normalizan) removiéndose parte de los efectos originados por las diferentes variables o factores que afectarían al supuesto de proporcionalidad entre la CPUE y la biomasa (Hinton y Maunder 2003).

Históricamente, en el INIDEP, la estimación de los índices de abundancia derivados de la flota comercial de la mayoría de los recursos pesqueros demersales ha sido realizada mediante esta metodología, utilizando los datos de captura y esfuerzo derivados de la pesca comercial, los cualesse encuentran incompletos, desbalanceados, dispersos o correlacionados por distintos motivos. La implementación de Modelos Lineales Mixtos (MLM) sobre dichos datos permite tener en cuenta estas características al adicionar efectos “aleatorios” (Mc Cullagh y Nelder 1989; Venables y Dichmont 2004; Stroup 2012; Seoane 2014; Dicovskiy Riobóo y Pedroza Pacheco 2017; Bandera Fernández y Pérez Pelea 2018; Cayuelas 2018) representados por factores tales como “buque”, “profundidad”, “área” o sus interacciones entre sí o con otros factores. De esta forma, se tiende a disminuir probables sesgos en las estimaciones de la CPUE estandarizada respecto de la aplicación de los Modelos Lineales (Candy 2004; Di Marco et al. 2017, 2018b, 2019b).

La presencia de lances “nulos” (sin captura de la especie de interés), dentro del área de operación de la pesquería, es de relevancia al momento de investigar la abundancia del recurso. Una forma de abordar esta problemática es incorporar la probabilidad de ocurrencia de captura mediante la aplicación de Modelos Lineales con aproximación Delta(Stefánsson 1996; Munder y Punt 2004), tal como se ha realizado en las estimaciones de abundancia de abadejo desde el año 2010 (Cordo 2010, 2011, 2012, 2013, 2014; Di Marco et al. 2016, 2018a, 2019a).

El abadejo (*Genypterus blacodes*) está dentro de los principales recursos demersales de interés comercial de Argentina. En la plataforma, se distribuye entre los 35º y 55º S. La mayor concentración del recurso se observa en verano en el sector comprendido entre 40º y 48º S y en profundidades que van desde los 50 hasta los 300 m (Cordo 2004), momento y lugar en que la especie se congrega con fines reproductivos (Sammarone 2019). Los sectores latitudinales extremos, comprendidos entre los 34º y 40º S, y los 49º y 55º S, presentan bajas densidades durante todo el año. Sobre la plataforma argentina la especie se captura, principalmente, como fauna acompañante en la pesquería de merluza común (*Merluccius hubbsi*) y sólo el 22% se obtiene en forma dirigida (Cordo 2004). Las mayores capturas las realizan los buques arrastreros (Villarino 1997, 1998; Cordo 1998), siendo la flota fresquera la de mayor participación (60 a 80%) seguida de la flota congeladora que declara entre el 20 y 30% de la captura total anual de la especie (Gorini et al 2014; Pisani 2019). Cabe destacar que, durante los periodos 1992-1994 y 2001-2003, las capturas provenientes de buques palangreros, que explotaron el recurso en forma

dirigida, cobraron importancia (Cordo 2004). Los desembarques argentinos de abadejo aumentaron gradualmente de 6.700 t en el año 1980 hasta unas 35.000 t en el año 1990, momento en que se registró el máximo histórico. A partir de ese año la tendencia general fue a la baja, con un periodo de cierta estabilidad entre el 2000 y 2011 cuando los volúmenes declarados oscilaron entre 15 y 20.000 t, seguidos de una merma sostenida a partir del 2012. Las capturas cayeron de aproximadamente 10.000 t a valores que oscilaron alrededor de las 3.000 t en el periodo 2016-2019, de acuerdo a las diferentes medidas administrativas (Pisani 2019).

El objetivo del presente trabajo fue estandarizar la CPUE de la flota fresquera argentina que capturó abadejo durante el período 2009-2019, mediante la aplicación de un Modelo Lineal Generalizado Mixto (MLGM) con aproximación Delta, y así poder contar con un índice de abundancia de abadejoa fin de ser utilizado en la calibración de los modelos de evaluación.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Información básica

La información básica utilizada consistió en la CPUE (en kilogramos por hora, kg/h) de abadejo y en la información temporal (año y mes) y espacial (rectángulo estadístico) correspondientes a cada operación de pesca (lance) registrada en los partes de pesca de la flota fresquera de altura, que recopiló la Dirección Nacional de Coordinación Pesquera de la SSPyA,durante el período 2009-2019. Cabe destacar que, desde el año 2009 hasta la actualidad, el Área de Veda Permanente de Juveniles de Merluza (AVPJM) no registró modificaciones sustanciales en sus dimensiones.

2.2. Metodología aplicada

Serealizó una estandarización de la CPUE de abadejo derivada de la flota comercial, mediante la aplicación de un Modelo Lineal Generalizado Mixto con aproximación Delta (Delta-MLGM), la cual constó de la combinación de dos modelos. Por un lado, un modelo que incluyó los registros de capturas positivas,en el cual se consideró como variable respuesta el logaritmo natural de la CPUE (ln[CPUE]) asumiéndose distribución Normal en los errores (Modelo Lineal Mixto, MLM lognormal). Por otro lado, un modelo que incluyó los registros de capturas tanto positivas como nulas, en el cual se consideró como variable respuesta el logaritmo natural de la probabilidad de ocurrencia de capturas positivas respecto de la probabilidad de ocurrencia de capturas cero (ln[P/(1-P)]), asumiéndose distribución binomial en los errores con función de enlace “logit” (Modelo Lineal Generalizado Mixto, MLGM binomial).

En ambos modelos, se incorporaron los mismos factores relacionados con el espacio, el tiempo o la presencia de otras especies, considerados como influyentes sobre la CPUE al momento de la realización del lance de pesca, tales como el año (AÑO), el mes (MES), el área (ÁREA) y la CPUE de merluza común (CPUE merlu), especie objetivo de la pesquería, comúnmente empleados y recomendados por varios autores (Cooke 1997; Candy 2003, 2004: Tascheri et al. 2010; Campbell 2015). Los factores considerados como efectos aleatorios fueron las interacciones AÑO x BUQUE y AÑO x ÁREA, sin la necesidad de que todas las combinaciones posibles de sus niveles hayan estado representadas ni balanceadas.

El MLMlognormal base, que incluyó los valores positivos de captura, se definió como:

$$\ln(CPUE_{ijklm}) = \mu + AÑO_i + MES_j + ÁREA_k + CPUEmerlu_l + AÑO_i x BUQUE_m + AÑO_i x ÁREA_k + \varepsilon_{ijklm}$$

con$\varepsilon_{ijklm} \sim N(0,\sigma_\varepsilon)$ (distribución de errores “Normal”)

donde

$CPUE_{ijklm}$: es la variable continua correspondiente a la CPUE expresada en kilogramos por hora de arrastre (kg/h) en cada lance de pesca.

μ: constante del modelo (o *intercepto*)

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

$AÑO_i$: es el factor fijo correspondiente al año en que se efectuó el lance de pesca, con i niveles (i=10 años: 2009 a 2018).

MES_j: es el factor fijo correspondiente al mes enque se efectuó el lance de pesca, con j niveles (j=12 meses: enero a diciembre).

$ÁREA_k$: es el factor fijo correspondiente al estrato de área, representado por el rectángulo estadístico en que se efectuó el lance de pesca, con k niveles.

$CPUEmerlu_l$: es el factor fijo correspondiente a la CPUE de merluza común, expresada en kilogramos por hora de arrastre (kg/h) en cada lance de pesca, y categorizada por rangos, con l niveles (l=9 niveles). Niveles:"[0-0,0001)", "[0,0001-250)", "[250-500)", "[500-750)", "[750-1.000)", "[1.000-1.500)", "[1.500-2.000)", "[2.000-3.000)" y "[3.000-3.500)".

$AÑO_i xBUQUE_m$: es la interacción aleatoria correspondiente al año i y al buque fresquero arrastrero que efectuó el lance de pesca, con i*m niveles (i*m=10* =años*buques).

$AÑO_i xÁREA_k$: es la interacción aleatoria correspondiente al año i y al rectángulo estadístico k, en que se efectuó el lance de pesca, con i*k niveles (i*k=10*= años*áreas).

ε_{ijklm}: es el término de error del modelo.

El MLGM binomial, que incluyó tanto los valores de captura positivos como nulos, se definió como:

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \mu + AÑO_i + MES_j + ÁREA_k + CPUEmerlu_l + AÑO_i xBUQUE_m + AÑO_i xÁREA_k + \varepsilon_{ijklm}$$

donde

$$P = \frac{1}{1 + \exp\left(-\left(\mu + AÑO_i + MES_j + ÁREA_k + CPUEmerlu_l + AÑO_i xBUQUE_m + AÑO_i xÁREA_k\right)\right) + \varepsilon_{ijklm}}$$

donde

P:es la probabilidad de ocurrencia de capturas mayores que cero (positivas) en los lances de pesca.

A fin de elegir el mejor modelo, se procedió a seleccionar la estructura óptima tanto de la componente fija como de la aleatoria, siguiendo el protocolo de selección de modelos descripto por Zuuret al. (2009). Con el objeto de evaluar la significancia de la influencia de los efectos fijos sobre la CPUE, se implementó un Análisis de Varianza (ANOVA) mediante la prueba de chi-cuadrado (χ^2) de Wald (tipo II).El método implementado para evaluar las rutinas de selección del mejor modelo (tanto efectos fijos como aleatorios) fue el Criterio de Información de Akaike (AIC,Akaike 1973) y el menor valor como criterio de mejor modelo. En cada uno de los submodelos, incluido el modelo base, se calculó la diferencia respecto del AIC del mejor modelo (delta Akaike: ΔAIC) y la importancia relativa del mismo (peso relativo: ω) (Burnhamy Anderson2002). El ajuste de los modelos se realizó considerando la parametrización *sigma-restrictiva* (Hernández 2004). La estimación de los parámetros de efectos fijos se realizó por medio de Máxima Verosimilitud (ML) y la de las varianzas de los efectos aleatorios se obtuvo utilizando Máxima Verosimilitud Restringida (REML).

Una vez ajustado el mejor MLMlognormal, se determinó el grado de bondad de ajuste y varianzas explicadas por las componentes fija y aleatoria del mismo, mediante la estimación de los coeficientes de determinación marginal (R^2m) y condicional (R^2c) (Nakagaway Schielzeth 2013).

Se realizó un diagnóstico del MLM lognormala fin de validar los supuestos de normalidad, homocedasticidad y linealidad (AltmanyKrzywinski 2016). Dicho diagnóstico, se llevó a cabo mediante el análisis de los residuos, tanto para los efectos fijos como para los aleatorios

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

(Zuur2009;Bolker et al.2009;Pinheiroy Bates 2000; Correa Morales y Salazar Uribe 2016). Para analizarla normalidad de los niveles de cada efecto aleatorio yla variabilidad de los mismos entre sí y respecto del *intercepto* general del modelo, se estimaron las modas condicionales de los interceptos individuales ("predictores") y sus intervalos de confianza al 95%, basados sobre la "Mejor Predicción Lineal Insesgada" (MPLI) o BLUP ("Best Linear UnbiasedPrediction").

A fin de evaluar el mejoramiento del MLM lognormal debido a la inclusión de los efectos aleatorios, se midió la disminución del efecto de pesudoréplicasobre los efectos fijos (Crawley 2013;DicovskiyRiobóoy Pedroza Pacheco 2017). Se realizaron pruebas F de hipótesis marginales sobre los efectos fijos, tanto para el modelo que incluyó sólo los efectos fijos como para el que incluyó, además, los aleatorios. Particularmente, se intentó evidenciar si se produjo disminución en el valor de los grados de libertad del denominador de la prueba dado que ello indicaría la reducción del efecto de pseudoreplicación y, por lo tanto, disminución del Error de Tipo I (rechazar la hipótesis nula cuando esta es cierta) (Seoane 2014;Hurlbert 1984).

Finalmente, la serie de CPUE estandarizada media anual derivada del modelo Delta-lognormal se obtuvo multiplicando los valores medios anuales extraídos del factor AÑO del MLMlognormal por las probabilidades anuales de ocurrencia de lances de pesca con capturas positivasextraídas del factor AÑO del MLGM binomial:

$$CPUE_i^{DL} = CPUE_i^{L} * P_i \text{para los años } i=2009, \ldots, 2019$$

donde

$CPUE_i^{DL}$: es laCPUE media estandarizada anual derivada del modelo Delta-lognormal.

$CPUE_i^{L}$:es la CPUE media estandarizada anual derivada del MLMlognormal.

P_i: es la probabilidad media anual de ocurrencia de lances con capturas positivas.

Los desvíos estándares e intervalos de confianza de la CPUE anual estandarizada para el factor AÑO del MLM Delta-lognormalse consideraron iguales a los estimados para el MLM lognormal.

Todos los análisis estadísticos, en este trabajo, se realizaron en la plataforma de programación R versión 3.6.1 (http://www.R-project.org/, R CoreTeam2019) con la ayuda de librerías relacionadas con la selección de submodelos, ajuste, diagnóstico, inferencia y extracción de estimaciones de este tipo de modelos (mixtos), entre ellas los paquetes *lme4* (Bates et al.2015, 2019), *nlme* (Pinheiro et al.2018), *cAIC4* (Säfken et al.2018), *ggeffects* (Lüdecke 2018), *lmerTest* (Kuznetsova et al.2017, 2019), *car* (Fox 2011, 2018), *ggplot2* (Wickham et al.2018), *sjstats* (Lüdecke 2019), *r2glmm* (Jaeger 2017,Jaegeret al.2017), *MuMIn* (Barton 2013, 2018), *HLMdiag* (LoyyHofmann 2014), *maps* (Brownriggy Minka 2010; Becker y Wilks 2018).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Procesamiento de la información

Del total de los registros de la base de datos proveniente de los partes de pesca, 55.406resultaron aptos para su posterior análisis e inclusión en el Delta-MLGM. De este total, el 63%presentaron capturas mayores de cero (Tabla 1). Los buques fresqueros seleccionados fueron 129. El área de pesca(rectángulos estadísticos) se extendió entre35º y 52ºS. Se observaron dos focos con altos valores de CPUE promedio elevados durante el período 2009-2019, uno al noreste del AVPJM entre los 42º y 45ºS, y el otro al sur de esta entre los 48ºS y 50ºS (Figura 1).En la primera de ellas ,pesca principalmente la flota fresquera merluceray en la segunda, opera la flota congeladora durante todo el año (Pisani 2019).

Sólo se incluyeron los registros correspondientes a aquellos buques con tres o más años de registros de capturas y con arrastres de duración entre media (0,5) y seis (6) horas. Se eliminaron aquellos registros en los cuales el número de lances, el tiempo de pesca o la captura total del rectángulo figuraron como nulos (0)existiendo, al mismo tiempo, el registro de la captura positiva (>0) de al menos una especie.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

Tabla 1. Número de registros anuales, tanto positivos con capturas mayores a cerocomo nulos con capturas iguales a cero, considerados para la aplicación delmodelo Delta-lognormal durante el período 2009-2019.

Año	Positivos MLM log-normal	Nulos MLM binomial	Total Delta-lognormal
2009	3.537	1.705	5.242
2010	5.483	2.657	8.140
2011	4.869	2.463	7.332
2012	2.671	2.009	4.680
2013	3.098	1.831	4.929
2014	2.593	1.741	4.334
2015	2.472	1.826	4.298
2016	2.174	2.176	4.350
2017	2.691	1.837	4.528
2018	2.997	1.194	4.191
2019	2.309	1.073	3.382
Total	**34.894**	**20.512**	**55.406**

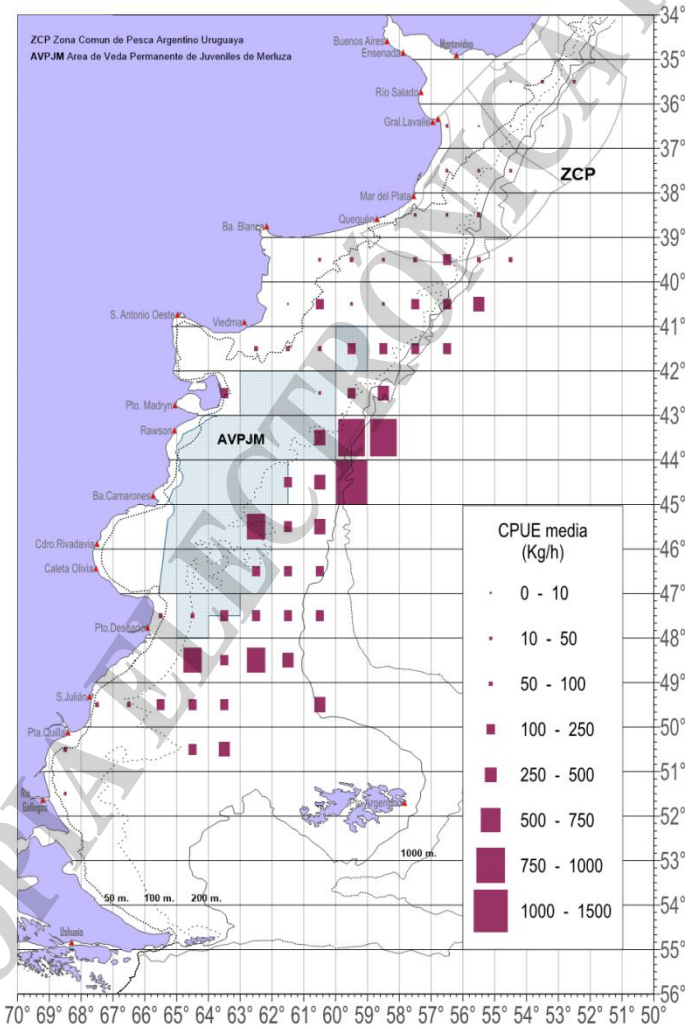

Figura 1. Valores medios de CPUE nominal(kg/h) por rectángulo estadístico, durante el período 2009-2019, considerados para la aplicación del modelo Delta-lognormal.

COPIA ELECTRONICA INIDEP

3.2. Construcción del MLM (protocolo de selección de modelos)

Como inicio del protocolo, se planteó un modelo con todos los efectosijos que se creen que más influyen sobre la CPUE. Como resultado arrojó que todos los efectos fijos planteados en el MLM lognormal resultaron estadísticamente significativos (Tabla 2).

Tabla 2. Significancia de los factores fijos planteados en el MLM lognormalde partida. ANOVA (prueba de chi-cuadrado (χ^2) de Wald tipo II)

Factor	X^2	gl	p (>X^2)
AÑO	39,78	10	<1,84e-05
MES	253,6	11	<2,20e-16
ÁREA	839,34	71	<2,20e-16
CPUEmerlu	1.694,74	8	<2,20e-16

Con el objetivo de seleccionar la estructura óptima de la componente aleatoria del modelo, se ajustaroncuatro modelos con diferente estructura aleatoria mediante Máxima Verosimilitud Restringida (REML)(Tabla 3). El mejor modelo, evaluado mediante AIC, resultó ser aquel que incluyó, además de la componente fija, todos los efectos aleatorios planteados (AÑOxBUQUE y AÑOxÁREA) (ω=1,00), y fue el modelo más parsimonioso de los planteados (ω=0,00), los cuales se consideraron como muy improbables (ΔAIC > 10;Burnhamy Anderson, 2002).

Tabla 3. Resultados del Criterio de Información de Akaike (AIC) sobre las componentes fija y aleatoria, respectivamente del MLM lognormal ajustado por Máxima Verosimilitud Restringida.Log-V: logaritmo de la verosimilitud; gl: grados de libertad. El mejor modelo se indica en negrita.

Componente fija	Componente aleatoria	log-V	gl	AIC	ΔAIC	ω
AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlu	+ BUQUE	-63.460	103	127.126	4.404	0,00
AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlu	+ BUQUE + AÑOxÁREA	-62.842	104	125.892	3.170	0,00
AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlu	+ AÑOxBUQUE	-61.865	103	123.937	1.215	0,00
AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlu	**+ AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA**	**-61.266**	**104**	**122.722**	**0,00**	**1,00**

A fin de obtener la estructura óptima de la componente fija del modelo, se compararon cuatro modelos anidados, con estructura aleatoria constante, los cuales fueron ajustados por el método de máxima verosimilitud (ML) (Tabla 4). El mejor modelo resultó ser el que incluyó, además de la componente aleatoria seleccionada como óptima en el paso previo, todos los efectos fijos considerados (ω=1,00), y fue el modelo más parsimonioso que el resto (ω=0,00), los cuales se consideraron muy improbables (ΔAIC > 10; Burnham y Anderson, 2002).

Tabla 4. Resultados del Criterio de Información de Akaike (AIC) sobre las componentes fija y aleatoria, respectivamente del MLM lognormal ajustado por Máxima Verosimilitud. Log-V: logaritmo de la verosimilitud; gl: grados de libertad. El mejor modelo se indica en negrita.

Componente fija	Componente aleatoria	log-V	Gl	AIC	ΔAIC	ω
AÑO	+ AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA	-62.464	14	124.956	2.393	0,00
AÑO + MES	+ AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA	-62.258	25	124.566	2002	0,00
AÑO + MES + ÁREA	+ AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA	-62.005	96	124.202	1.639	0,00
AÑO + MES + ÁREA + CPUEmerlu	**+ AÑOxBUQUE + AÑOxÁREA**	**-61.177**	**104**	**122.563**	**0,00**	**1,00**

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

Sobre la base de los resultados obtenidos en los procedimientos de selección de las estructuras aleatoria y fija para el MLM (Tablas 3 y 4), se definió el modelo más apropiado y se efectuó el ajuste mediante máxima verosimilitud restringida (REML).

El modelo finalfue definido de la siguiente manera:

$$\ln(CPUE_{ijklm}) = \mu + AÑO_i + MES_j + ÁREA_k + CPUEmerlu_l + AÑO_i x BUQUE_m + AÑO_i x ÁREA_k + \varepsilon_{ijklm}$$

donde, $\varepsilon_{ijklm} \sim N(0,\sigma_\varepsilon)$ (distribución de errores “Normal”)

3.4. Diagnóstico del MLM (verificación de supuestos)

La ausencia de tendencia o patrón evidente en los errores del modelo, o desviación notoria respecto de la forma lineal, indicó que se cumpliría de forma aceptable el supuesto de homoscedasticidad y linealidad del MLM (Figura 2). El gráfico “a” mostró varianza relativamente constante con una ligera reducción en los extremos y en el centro, probablemente como resultado de un bajo número de observaciones en ciertos rangos de valores esperados. El gráfico “b” presentó una nube de puntos sin una tendencia definida, los residuos se encontraron aleatoriamente distribuidos, indicando una distribución normal de los mismos.

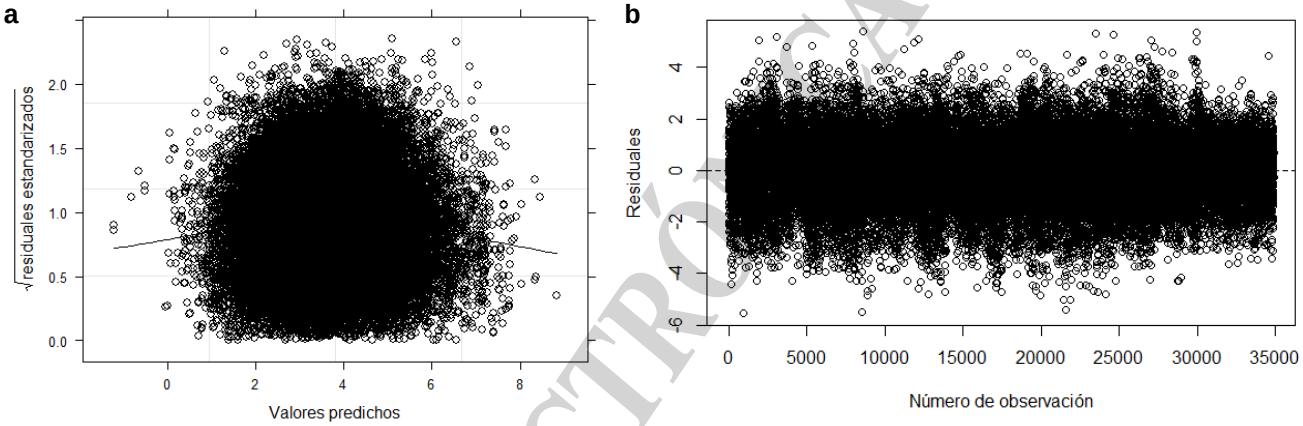

Figura 2. Distribución de los residuos estandarizados por sus desviaciones estándares estimadas respecto de los valores esperados (**a**) y por número de observación (**b**) a partir del MLM.

La distribución de frecuencias de los errores (o residuos) correspondientes al MLM ajustado resultó aproximadamente normal, por lo cual se aceptó el supuesto básico de normalidad para la correcta aplicación del MLM (Figura 3 a).

El gráfico de la probabilidad normal de los residuos evidenció una cierta aproximación a la distribución normal (Figura 3 b). La mayoría de los residuos se encontraron normalmente distribuidos, por dentro del intervalo de confianza.

Se decidió analizar el comportamiento anual de dichos residuos y, de este modo, observar si algún año en particular influyó en el comportamiento general del modelo (Figura 4). Se observó un buen comportamiento de los puntos respecto de la aproximación a la recta teórica normal, como así también en la estabilidad de la pendiente de la serie de puntos. Esto permitiría aceptar, en general, los supuestos de normalidad y homocedasticidad.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

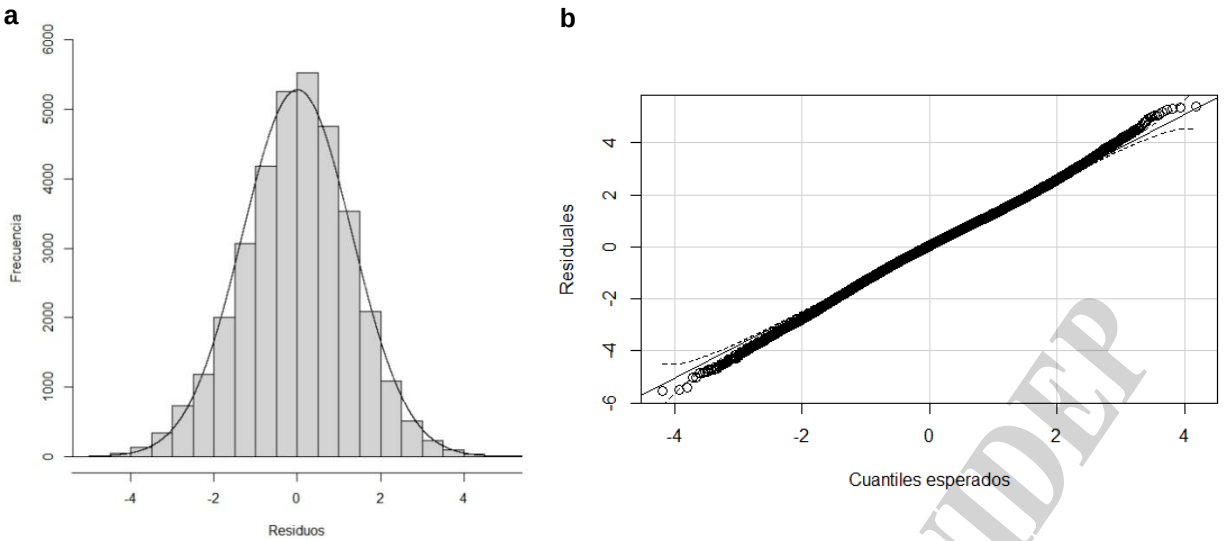

Figura 3. Valores normales esperados (**a**) y distribución de frecuencias (**b**) de los residuos estandarizados del MLM. Las líneas continuas (curva y recta) indican la distribución teórica normal.

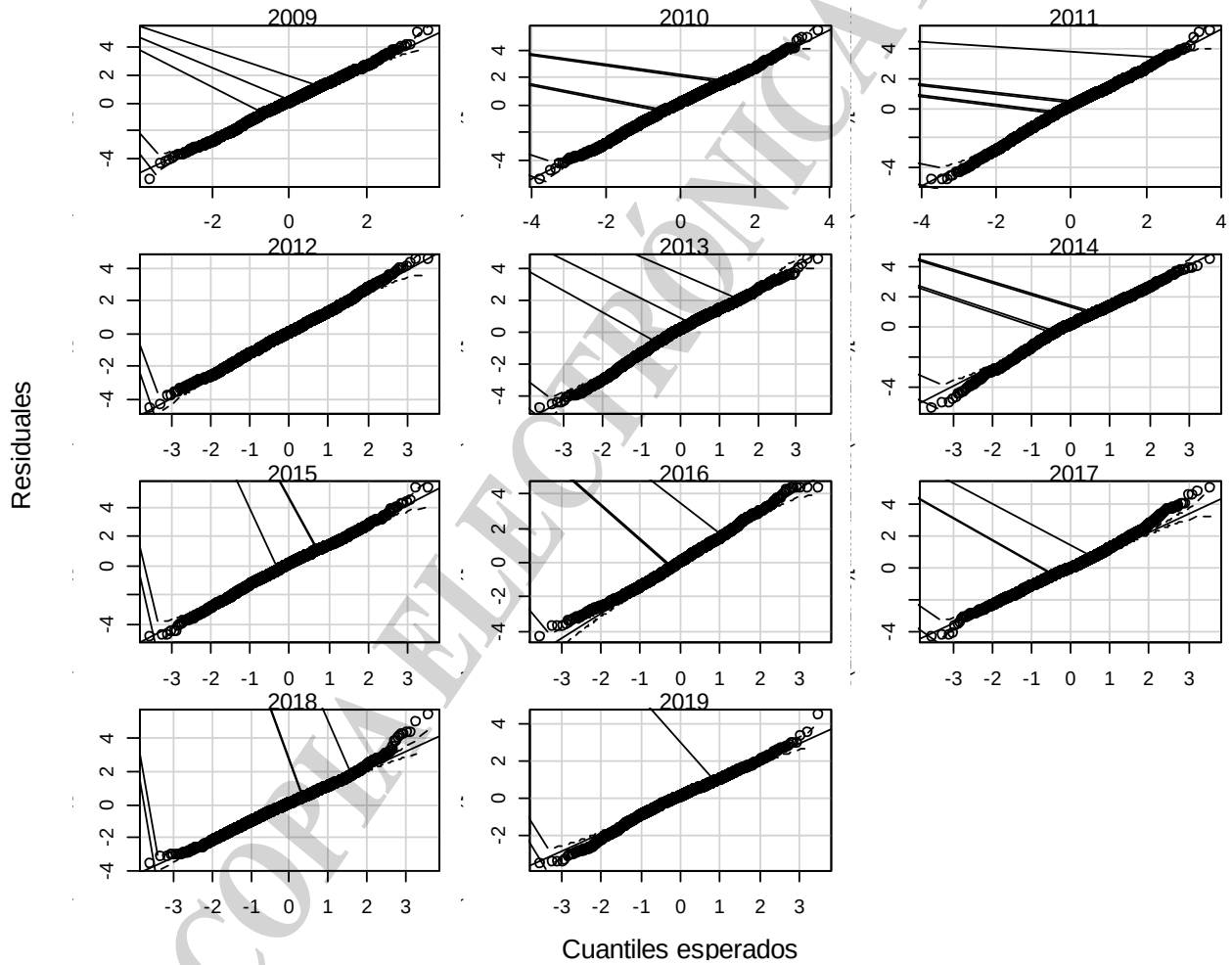

Figura 4. Valores normales esperados de los residuos estandarizados (gráfico cuantil-cuantil) por cada nivel del factor AÑO considerado en el MLM. La línea recta continua indica la probabilidad teórica normal.

El análisis residual de los valores observados para cada efecto fijo (Figura 5) no mostró problemas de falta de homogeneidad de varianzas ni de linealidad, dado que, en general, no se observaron patrones o tendencias marcadas en el comportamiento de las varianzas ni de las medianas.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

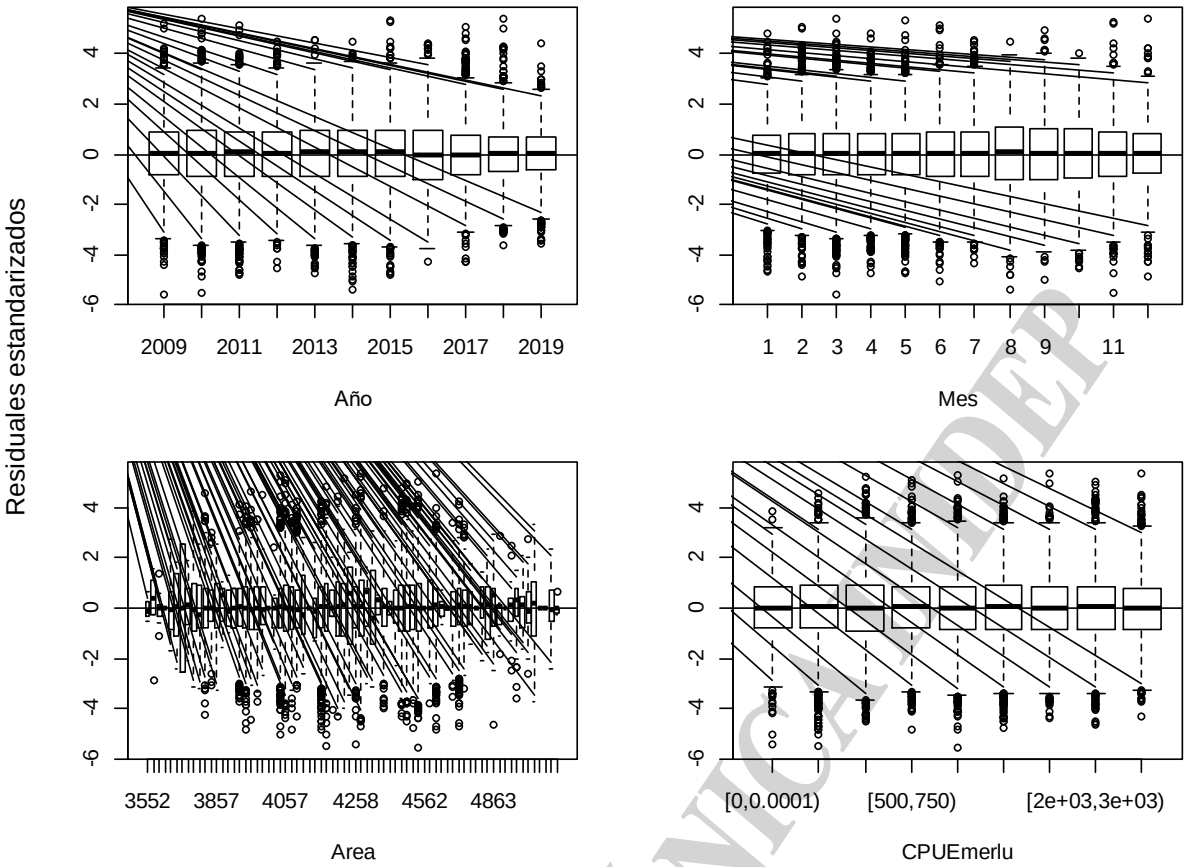

Figura 5. Gráficos de "caja" de los residuales estandarizados para los factores fijos (AÑO, MES, ÁREA y CPUEmerlu).

Además, se analizóla normalidad de los niveles de los efectos aleatoriosAÑOxBUQUE y AÑOxÁREA, a partir de los residuos BLUP.Se observó que algunos de los puntos quedaron fuera del intervalo de confianza de la distribución normal esperada, aunque no se alejaron mucho, indicando una cierta aproximación normal(Figura 6).Sin embargo, este supuesto puede relajarse según ciertos autores o incluso no ser necesario (Verbeke y Molenberghs 2000 Sec.7.8.1).

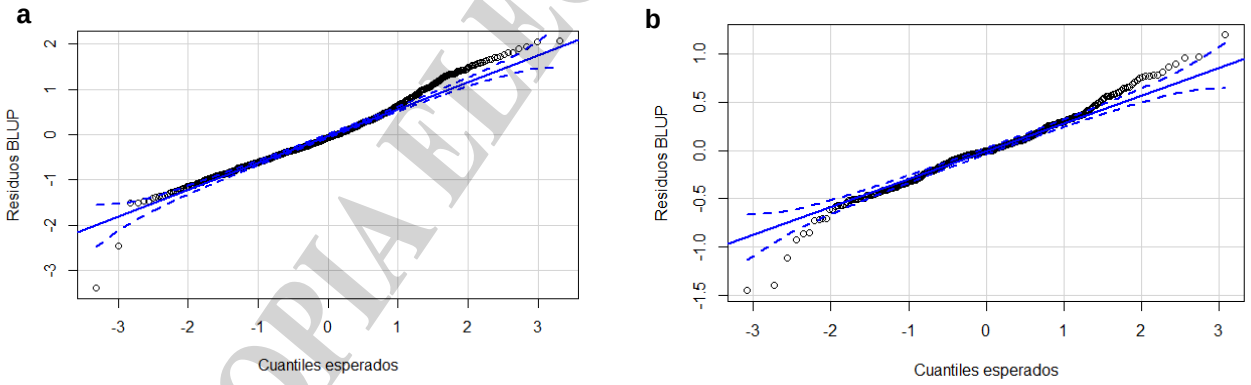

Figura 6. Valores normales esperados de los residuos BLUP (Mejor Predictor Lineal Insesgado) sobrelos efectos aleatorios AÑOxBUQUE (**a**) y AÑOxÁREA (**b**) del MLM ajustado. La línea recta continua indica la probabilidad teórica normal y las líneas discontinuas indican los límites del intervalo de confianza al 95%.

Tanto los valores medios como los desvíos estándar de las "predicciones" (BLUP) de los interceptos para cada nivel de los efectos aleatorios (AÑOxBUQUE y AÑOxÁREA) se comportaron de forma muy similar (Figura 7 a y b). Los valores medios, en general, se encontraron alejados del cero (estimación correspondiente a los efectos fijos), con interceptostanto negativos como positivos. Los intervalos de confianza resultaron amplios en su mayoría, aunque algunos no incluyeron al cero ni se superpusieron entre sí.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

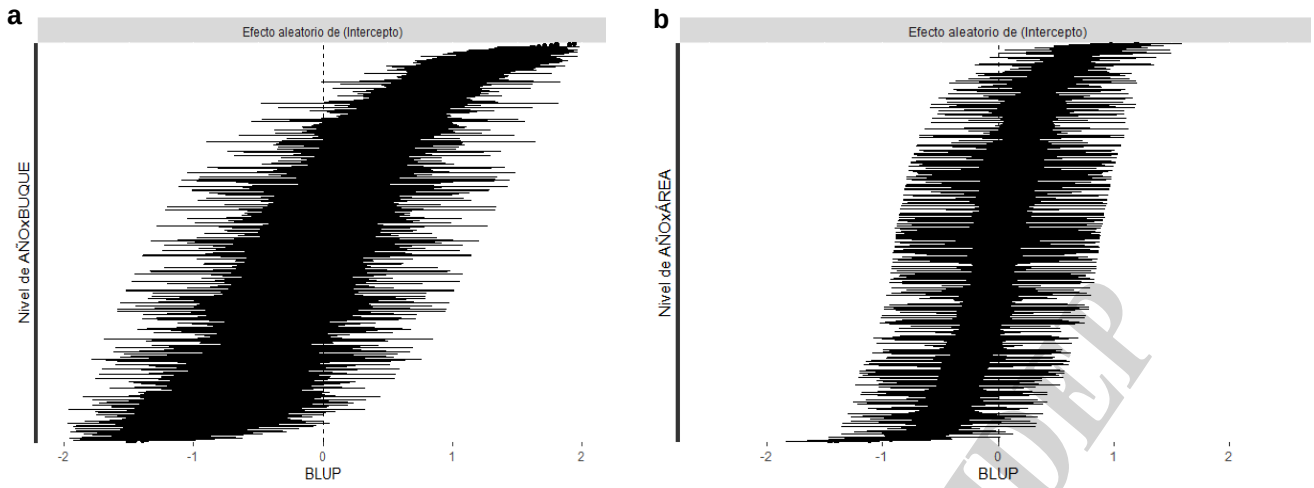

Figura 7. Gráfico de "oruga": intervalo de predicción (BLUP: Mejor Predictor Lineal Insesgado) del 95% (valores medios y desviaciones estándares)basado sobre las modas (distribuciones)y varianzas condicionales para cada nivel de los efectos aleatoriosAÑOxBUQUE (**a**) yAÑOxÁREA (**b**) dados los datos observados.

Por lo tanto, ambos factores aleatorios, AÑOxBUQUE y AÑOxÁREA, tendrían un efecto relativamente "significativo" sobre la CPUE, sumado a la diferencia significativa que arrojó el análisis de varianza, lo que justificaría la consideración de un modelo con una estructura de error adicional (error aleatorio). De otra manera, no se tendrían en cuenta las correlaciones producidas entre las observaciones que provinieran de un mismo nivel de factor aleatorio, aumentando el efecto de pseudoreplicación. Además, si los efectos aleatorios se consideraran como fijos, la estimación del modelo podría presentar algún tipo de problema dependiendo del grado de desbalance en los datos (Candy 2003).

3.5. Bondad de ajuste del MLMlognormal y varianzas explicadas por las componentes fija y aleatoria

El grado de bondad de ajuste del modelo lognormalfinal (óptimo) fue aceptable, resultando el coeficiente de determinación marginal (R^2_m) en 0,19(proporción de la varianza explicada por la componente fija) y el condicional (R^2_c) en 0,42(proporción de la varianza explicada por ambas componentes, fija y aleatoria). La diferencia entre dichos valores, interpretada como la varianza explicada por la componente aleatoria, resultó de 0,23 (23% del total), valor relativamente significativo. El modelo tuvo adecuada capacidad para predecir los datos observados respecto de los modelos lineales comúnmente aplicados sobre datos de captura y esfuerzo, los que suelen presentar valores de R^2 relativamente bajos, menores que los aquí estimados, debido a distintos factores que influyen sobre la abundancia relativa pero que no pueden ser considerados, tales como factores ambientales, tecnológicos y operacionales (MaunderyPunt 2004).

La varianza explicada por la componente fija (19%) resultó similar a la varianza explicada por los efectos aleatorios en conjunto (16 y 7%) aunque ambas fueronmenos importantes que la residual (57%)(Tabla 5). Cabe aclarar que la varianza residual, en un MLM, representa las desviaciones de los valores estimados dentro de cada nivel de efecto aleatorio que no puede ser atribuida a ningún efecto considerado en el modelo.

De lo dicho previamente, se interpreta que el aporte de la componente aleatoria al modelo fue de un mejoramiento de un 23% en la variabilidad explicada.

Tabla 5. Varianzas de las componentes fija, aleatoria y residual del MLM.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

Efecto	Tipo	Varianza	Varianza explicada (%)
COMPONENTE FIJA	Factores fijos	0,607	19,35
COMPONENTE ALEATORIA	Factores aleatorios		
AÑOxBUQUE	(intercepto)	0,517	16,45
AÑOxÁREA	(intercepto)	0,219	6,97
RESIDUAL		1,798	57,22

Dicho modelo está aplicado sobre observaciones de CPUE desbalanceadas (con distinto número de observaciones o registros), que provienen tanto del mismo nivel como de niveles diferentes de los efectos aleatorios. Estas últimas se consideraron como réplicas, independientes entre sí (no correlacionadas), mientras que las correspondientes al mismo nivel se consideraron como medidas repetidas, dependientes entre sí (correlacionadas), efecto que se conoce como pseudoreplicación sobre la componente fija (Crawley 2013). Por ejemplo, las particularidades de cada nivel, tales como las características de cada buque en cada año, se verían reflejadas en todas observaciones que provengan de dicho nivel de AÑOxBUQUE. Por lo tanto, el modelo que incluyó solamente factores fijos estaría sujeto, en este caso, al efecto de pseudoreplicación.

Al comparar las pruebas F (pruebas de Wald) de hipótesis marginales (sobre los factores fijos) del modelo que incluyó sólo componente fija (de referencia) con el MLM con ambas componentes, fija y aleatoria (mejor modelo), se observó que la modelación mixta disminuyó los grados de libertad (gl) del denominador de la prueba F en el caso de los efectos fijos AÑO y ÁREA, evidenciando una disminución del efecto de pseudoréplica sobre dichos factores (Tabla 6). No ocurrió lo mismo con el factor MES y CPUEmerlu, para los cuales el denominador de la prueba se modificó muy poco. De esto, se puede concluir que la introducción de los efectos aleatorios evitó, parcialmente, incurrir en el efecto de pseudoreplicación, y en consecuencia, en el problema que se conoce como Error de Tipo I, rechazar la hipótesis nula cuando esta es cierta (Seoane 2014;Hurlbert 1984;DicovskiyRiobóoy Pedroza Pacheco 2017).

Cabe destacar que al considerar los factores AÑOxBUQUE y AÑOxÁREA como aleatorios, la cantidad de parámetros a ser estimados fue menor que si se hubiera considerado como fijos, tal como en un modelo lineal simple, siendo el modelo mixto, así, un modelo más parsimonioso.

Tabla 6. Pruebas de hipótesis marginales (sobre los factores fijos) del modelo que incluyó sólo la componente fija (ML) (**a**) y el que incluyó ambas componentes, la fija y la aleatoria (MLM) (**b**).glNum y glDen son losgrados de libertad del numerador y denominador, respectivamente, de la prueba Wald-F.

a

Factor	glNum	glDen	F	p (>F)
AÑO	10	34.793	58,96	<0,0001
MES	11	34.793	30,90	<0,0001
ÁREA	71	34.793	70,64	<0,0001
CPUEmerlu	8	34.793	355,37	<0,0001

b

Factor	glNum	glDen	F	p (>F)
AÑO	10	611	3,97	<0,0001
MES	11	34.464	23,05	<0,0001
ÁREA	71	472	11,82	<0,0001
CPUEmerlu	8	34.205	211,85	<0,0001

3.6. CPUE estandarizada en función delos factoresdel MLM ajustado

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

Valores medios correspondientes al factor AÑO

Las probabilidades estimadas para el factor AÑO (P) a partir del MLGMbinomial se mantuvieron relativamente estables durante casi todo el período considerado (2009-2019), con probabilidades que oscilaron alrededor de 0,4, por lo que no generaron una diferencia notoria entre las tendencias relativas de los MLM lognormal y Delta-lognormal (Tabla 7 y Figura 8). Los valores medios correspondientes al factor AÑO del MLM Delta-lognormal evidenciaron una tendencia general estable, aunque con oscilaciones durante el período analizado (Tabla 7, Figura 9). El valor más bajo estimadocorrespondió al año 2016(~ 7 kg/h), en tanto que, en los añosposteriores,la CPUE fue relativamente estable (~ 15-20 kg/h)(Tabla 7 c). En 2019, se observó una merma de aproximadamente el 16% respecto al 2018 y de 17% respecto al comienzo de la serie histórica considerada en este trabajo.

Tabla 7. Valores medios,desvíos estándares (DE),intervalos de confianza (Lím.Inf. IC-95%; Lím.Sup.IC+95%), número de registros (N) y probabilidades de captura positiva (P)de la CPUE (kg/h) media anual estandarizadapor los MLMlog-normal (**a**), binomial (**b**) y Delta-lognormal (**c**)(período 2009-2019).

a

AÑO	CPUE	DEe	Lím.Inf. (IC-95%)	Lím.Sup. (IC+95%)	N
2009	34,84	4,48	27,07	44,84	3.537
2010	22,47	2,84	17,53	28,80	5.484
2011	26,43	3,36	20,59	33,93	4.869
2012	21,73	3,08	16,46	28,69	2.671
2013	35,32	4,90	26,90	46,37	3.098
2014	38,72	5,54	29,25	51,26	2.593
2015	26,30	3,89	19,68	35,16	2.472
2016	18,81	2,82	14,02	25,23	2.174
2017	31,66	4,63	23,77	42,18	2.691
2018	36,24	5,45	26,98	48,68	2.997
2019	33,32	5,15	24,60	45,13	2.309

b

AÑO	P	DE	N
2009	0,56	3,67	5.242
2010	0,53	3,69	8.140
2011	0,54	3,68	7.332
2012	0,45	3,68	4.680
2013	0,46	3,69	4.929
2014	0,44	3,68	4.334
2015	0,37	3,56	4.298
2016	0,35	3,51	4.350
2017	0,45	3,68	4.528
2018	0,53	3,69	4.191
2019	0,49	3,70	3.382

c

AÑO	P*CPUE	*DE	Lím.Inf. (IC-95%)	Lím.Sup. (IC+95%)	N
2009	19,67	4,48	15,29	25,32	5.242
2010	12,06	2,84	9,41	15,46	8.140
2011	14,39	3,36	11,21	18,48	7.332
2012	9,81	3,08	7,43	12,96	4.680
2013	16,55	4,90	12,61	21,73	4.929
2014	17,26	5,54	13,04	22,85	4.334
2015	9,76	3,89	7,3	13,05	4.298
2016	6,61	2,82	4,93	8,87	4.350
2017	14,45	4,63	10,84	19,24	4.528
2018	19,43	5,45	14,47	26,11	4.191
2019	16,34	5,15	12,06	22,14	3.382

COPIA ELECTRONICA INIDEP

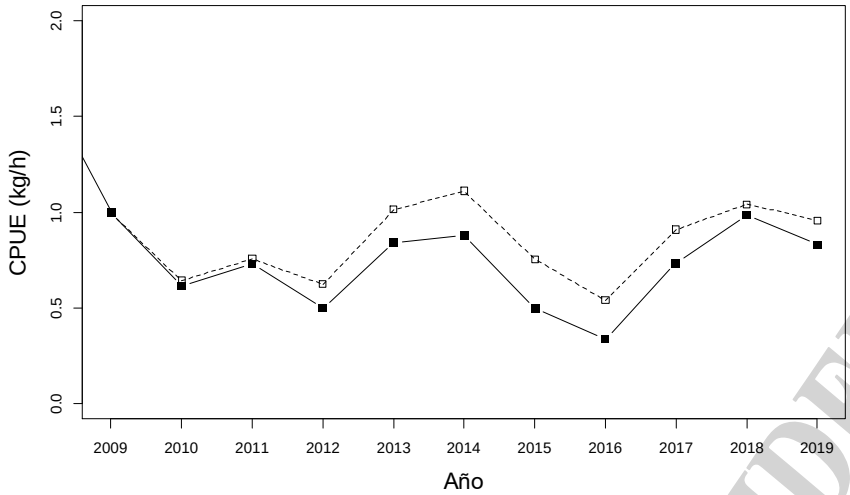

Figura 8. Valores medios relativizados al primer año de la serie de la CPUE estandarizada (kg/h) correspondientes al factor AÑO de los MLMlognormal (línea discontinua) y Delta-lognormal(línea continua) aplicados (período 2009-2019).

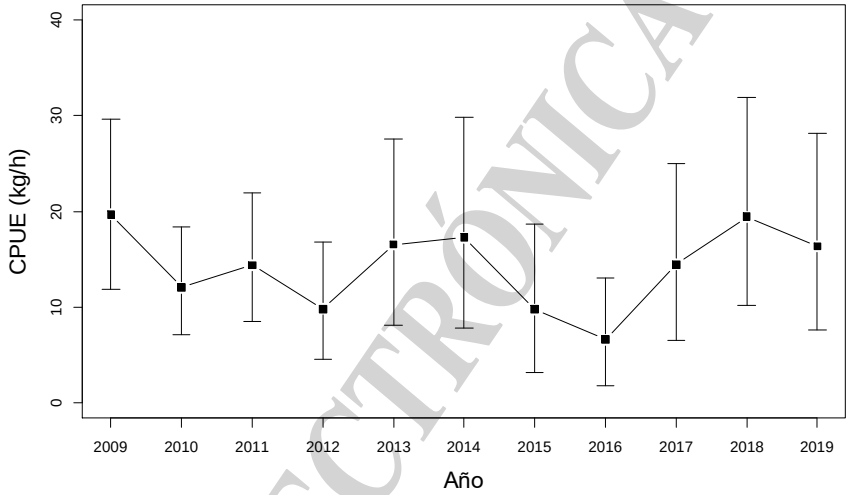

Figura 9. Valores medios e intervalos de confianza (95%) de la CPUE estandarizada (Kg/h) correspondientes al factor AÑO del MLM Delta-lognormalaplicado (período 2009-2019).

4. CONSIDERACIONES FINALES

El Modelo Lineal Mixto (MLM) aquí planteado, con distribución Delta-lognormalque consideró capturas de abadejo positivas ynulas,cumplió de forma adecuada con los supuestos básicos necesarios para su correcta aplicación y evidenció una capacidad aceptable para predecir los datos observados (bondad de ajuste: R^2_c=0,42).

Los efectos aleatorios AÑOxBUQUE y AÑOxÁREAhabríaninfluido de manera positiva en el modelo, disminuyendo el efecto de pseudoreplicación que se daría si no hubieran sido considerados,mejorando de esta forma, la precisión en la estimación.

La tendencia general anual de la CPUE estandarizada en el MLM Delta-lognormalresultó estable aunque con oscilaciones durante el período analizado (2009-2019).El valor de CPUE estimado para el año 2019 fue 16% más bajo que el correspondiente al año previo.

La CPUE media estandarizada que surge de este informe podría considerarse como un índice deabundancia relativa de la fracción de la población de abadejoaccesible a la flota pesquera fresquera argentina durante el período 2009-2019, factible de ser utilizado en elmodelo de evaluación de esta especie.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

5. REFERENCIAS

AKAIKE H. 1973. Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle.En: B.N. PETROV and F. CSAKI, eds. Second International Symposium on Information Theory. Budapest: AkademiaiKiado, pp. 267–281.

ALTMAN N, KRZYWINSKI M. 2016. Points of Significance: Regression diagnostics.Nature Methods 13, 385–386.

BANDERA FERNÁNDEZ E,PÉREZ PELEA L. 2018. Los modelos lineales generalizados mixtos. Su aplicación en el mejoramiento de plantas. Ultrop vol.39 N°1 La Habana ene.-mar.

BARTON K. 2013.MuMIn: Multi-model inference. R package version 1.10.0.1.

BARTON K. 2018.MuMIn: Multi-Model Inference (Version 1.42.1).

BATESD. 2010. lme4: Mixed-effects modeling with R. URL:http://lme4.r-forge.r-project.org/book.

BATES D, MAECHLER M. 2009.lme4 Linear Mixed-Effects Models Using S4 Classes. R package version 0.999375-32.

BATES D, MAECHLER M, BOLKER B,WALKER S. 2015.Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. Journal of Statistical Software, 67(1), 1-48. doi:10.18637/jss.v067.i01.

BATES D, MAECHLER M, BOLKER B, WALKER S, BOJESEN CHRISTENSEN RH, SINGMANN H, DAI B, SCHEIPL F, GROTHENDIECK G, GREEN P, FOX J. 2019. Linear Mixed-Effects Models using 'Eigen' and S4.R package.https://cran.r-project.org/web/packages/lme4/lme4.pdf

BECKER R, WILKS A. 2018.Maps (version 3.3.0).R version by Ray Brownrigg.Enhancements by Thomas P Minka and Alex Deckmyn.

BOLKER B, BROOKS M, CLARK C, GEANGE S, POULSEN J, STEVENS HS, WHITE J. 2009. Generalized Linear Mixed Models: A Practical Guide for Ecology and Evolution.Trends in ecology & evolution (Personal edition). 24. 127-35. 10.1016/j.tree.2008.10.008.

BROWNRIGGR, MINKA T. 2010. Maps: Draw Geographical Maps. R package version 2.1-4.

CAMPBELL RA. 2015. CPUE standardization and the construction of indices of stock abundance in a spatially varying fishery using general linear models. Fish. Res. 161, 109–130.

CANDY SG. 2003. Modelling catch and effort data using generalised linear models, the Tweedie distribution, and random vessel effects: longline fishery for Dissostichuseleginoides in CCAMLR Subarea 48.3. Document WG-FSA-SAM-03/12.CCAMLR, Hobart, Australia.

CANDY SG. 2004. Modelling catch and effort data using generalised linear models, the tweedie distribution, random vessel effects and random stratum-by-year effects. CCAMLR Science, Vol. 11 (2004): 59–80.

CAYUELA L. 2018. Modelos Lineales Mixtos (MLM) y Modelos Lineales Generalizados Mixtos (GLMM) en R. Area de Biodiversidad y Conservación Rey Juan Carlos, Madrid, España. https://dl.orangedox.com/XpAzAQ0duvnoBmWZJ2/5Modelos/20lineales/20mixtos/20en/20R.pdf

COOKE JG.1997.A procedure for using catch-effort indices in bluefin tuna assessments (revised). ICCAT Collective Volume of Scientific Papers 46, 228–232

CORREA MORALES J, SALAZAR URIBE J. 2016.Introducción a los modelos mixtos. Medellín: Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias, Escuela de Estadística, 2016. 257 páginas.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

CORDO HD. 1998. Estandarización del esfuerzo de pesca ejercida sobre el abadejo (Genypterusblacodes), período 1986-1996. Informe Técnico Interno. INIDEP-DNI N 6/98:18 pp.

CORDO HD.2001. Evaluación del estado actual del recurso abadejo y recomendaciones sobre su explotación a partir del año 2002. Informe Técnico Interno. INIDEP-DNI N 98/01:17 pp.

CORDO HD. 2004. Evaluación del estado actual del recurso abadejo y recomendaciones sobre su explotación a partir del año 2004. Informe Técnico Interno. INIDEP Nº 8/04:13 pp.

CORDO HD. 2008. Estimación de índice de abundancia de abadejo (*Genypterusblacodes*), a partir de datos de captura y esfuerzo de la flota comercial (1986-2007). Informe de Investigación. INIDEP Nº 42/08:7 pp.

CORDO HD. 2009. Estimación de índice de abundancia de abadejo (*Genypterusblacodes*), a partir de datos de captura y esfuerzo de la flota comercial (1986-2008). Informe de Investigación. INIDEP Nº 27/09:7 pp.

CORDO HD. 2010. Estimación de índice de abundancia de abadejo (*Genypterusblacodes*), a partir de datos de captura y esfuerzo de la flota comercial (1986-2009). Informede de Investigación. INIDEP Nº 60/10:9 pp.

CORDO HD. 2011. Estimación de índice de abundancia de abadejo (*Genypterusblacodes*), a partir de datos de captura y esfuerzo de la flota comercial (1986-2010). Informe de Investigación. INIDEP Nº 26/11:9 pp.

CORDO HD. 2012. Estimación de índice de abundancia de abadejo (*Genypterusblacodes*), a partir de datos de captura y esfuerzo de la flota comercial (1986-2011). Informe deInvestigacion. INIDEP Nº 29/12:9 pp.

CORDO HD. 2013. Evaluación del estado actual del recurso abadejo (*Genypterusblacodes*) y estimación de la captura biológicamente aceptable en el año 2013 y en el largo plazo. Informe Técnico Oficial. INIDEP Nº 16/2013, 35 pp.

CORDO HD. 2014. Evaluación del estado actual del recurso abadejo (*Genypterusblacodes*) y estimación de la captura biológicamente aceptable en el año 2014 y en el largo plazo. InformeTécnicoOficial.INIDEP Nº 13/2014, 36 pp.

CRAWLEY MJ. 2013.The R Book. Second Edition. Michael J. Crawley. Imperial College London at Silwood Park, UK http://www.bio.ic.ac.uk/research/mjcraw/therbook/index.htm.

DICOVSKIY RIOBÓOLM, PEDROZA PACHECO ME. 2017. Modelos lineales generales y mixtos en la caracterización de la variable calificación,Ingeniería Agroindustrial, Uni-norte. Nexo Revista Científica, ISSN-e 1995-9516, Vol. 30, Nº2, 2017 (Ejemplar dedicado a: Nexo Revista Científica), págs. 84-95.

DI MARCO EJ. 2016. Evaluación del estado de explotación del abadejo (*Genypterusblacodes*) del Atlántico Sudoccidental. Período 1980-2015. Recomendación de captura biológicamente aceptable para el año 2017. Informe Técnico Oficial. INIDEP N° 43/2016, 38 pp.

DI MARCO EJ, TROCCOLI G, MARTÍNEZ P. 2017. Índice de abundancia de merluza negra (*Dissostichuseleginoides*) derivado de la información de observadores a bordo de La flota comercial palangrera/cachalotera argentina. Período 2009-2015. Informe de Investigación. INIDEP Nº27/17, 14 pp.

DI MARCO EJ. 2018a. Estado de explotación del abadejo (*Genypterusblacodes*) del Atlántico sudoccidental durante el período 1980-2017 y proyecciones de la abundancia. Captura Biológicamente Aceptable para el año 2018. Informe Técnico Oficial. INIDEPN° 26/2018, 40 pp.

DI MARCO EJ, TROCCOLI G, MARTINEZ PA. 2018b. Índice de abundancia de merluza negra (*Dissostichuseleginoides*): estandarización de la CPUE de la flotapalangrera/cachalotera

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

argentina que operó durante el período 2009-2016. Informe de Investigación. INIDEP Nº 44/2018, 13 pp.

DI MARCO E. J. 2019a. Abundancia y estado de explotación del abadejo (*Genypterusblacodes*) del Atlántico Sudoccidental durante el período 1980-2018. Captura Biológicamente Aceptable para el año 2019 y provisoria 2020. Informe Técnico Oficial. INIDEP Nº 41/2019, 34 pp.

DI MARCO E. J, TROCCOLI G, MARTINEZ PA. 2019b. Estandarización de la captura por unidad de esfuerzo de merluza negra (*Dissostichuseleginoides*) derivada de la flota arrastrera argentina mediante la aplicación de un modelo lineal mixto. Período 2010-2017. Inf. Invest. INIDEP N° 65/2019.19 pp.

FOX J, WEISBERG S. 2011. An R Companion to Applied Regression, Second Edition. Thousand Oaks CA: Sage.URL: http://socserv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion.

FOX J, WEISBERG S. 2018. An R Companion to Applied Regression, Third Edition. Thousand Oaks CA: Sage. https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion.

GAVARIS S. 1980. Use of the multiplicative model to estimate catch rate and effort from commercial data.Can. J. Fish.AqUat.Sci. 37:2272 -2275.

GORINI F, GIUSSI A, WÖHLER OC. 2014. Actualización de la estadística pesquera de peces demersales australes en el Atlántico Sudoccidental (período 2001-2013). Informe Técnico Oficial. INIDEP N°17/14, 72 pp.

GREVEN S, KNEIB T. 2008. On the Behavior of Marginal and Conditional Akaike Information Criteria in Linear Mixed Models. Johns Hopkins University, Department of Biostatistics Working Papers, Paper 179.

GREVEN S., KNEIB T. 2010. On the behaviour of marginal and conditional AIC in linear mixed models, Biometrika,Volume97,Issue4,1December2010,Pages773–789,https://doi.org/10.1093/biomet/asq042.

GULLAND JA. 1964. Catch per uniteffort as a measure of abundance. Rapp. P-v. Réun. Cons. int. Explor. Mer, 155: 8-14.

HENDERSONCR. 1975.Best Linear Unbiased Estimation and Prediction under a Selection Model.Biometrics, Vol. 31, No. 2 (Jun., 1975), pp. 423-447.International Biometric Society Stable http://www.jstor.org/stable/2529430.

HERNÁNDEZ D. 2004. Estimación de índices de abundancia relativa, estimación del poder de pesca y estandarización del esfuerzo a partir de modelos multiplicativos. Revisión y ampliación de notas de 2002. Notas de divulgación, Biblioteca INIDEP, Mar del Plata, 56 pp.

HILLBORN R, WALTERS CJ. 1992. Quantitativefisheries stock assesment: choice, dynamic and uncertainty. Chapman and Hall, London, 542 pp.

HINTON MG, MAUNDER M. 2003. CPUE methods for standarizing and how to select them. Inter-American Tropical Tuna Commission

HURLBERTSH. 1984. Pseudoreplication and the design of ecological field experiments. Ecological Monographs 54: 187–211.

JAEGER B. 2017. r2glmm: Computes R Squared for Mixed (Multilevel) Models (Version 0.1.2)

JAEGER B, EDWARDS L, DAS K, SENP. 2017. An R2 statistic for fixed effects in the generalized linear mixed model, Journal of Applied Statistics, 44:6, 1086-1105, DOI:10.1080/02664763.2016.1193725

KENWARD MG,ROGER JH. 1997. “Small Sample Inference for Fixed Effects from Restricted Maximum Likelihood.” Biometrics 53:983–997.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

KENWARD MG, ROGER JH.2009. “An Improved Approximation to the Precision of Fixed Effects from Restricted Maximum Likelihood.” Computational Statistics and Data Analysis 53:2583–2595.

KIMURA DK. 1981. Standardized measures of relative abundance based on modellinglog(c.p.u.e), and their application to Pacific ocean perch (*Sebastesalutus*). J. Cons. int. Explor. Mer, 39: 211-218.

KUZNETSOVA A, BROCKHOFF PB, CHRISTENSEN RHB. 2017. “lmerTest Package: Tests in Linear Mixed Effects Models.” Journal of Statistical Software, 82(13), 1–26. doi: 10.18637/jss.v082.i13

KUZNETSOVA A, BROCKHOFF PB, CHRISTENSEN RHB. 2019. Tests in Linear Mixed Effects Models. https://cran.r-project.org/web/packages/lmerTest/lmerTest.pdf

LARGE PA. 1992. Use of a multiplicative model to estimate relative abundance from commercial CPUE data. ICES. J. Mar. Sci., 49: 253-261.

LIANG H, WU H, ZOU G. 2008. A note on conditional AIC for linear mixed-effects models.Biometrika, 95, 773–778.

LOY A, HOFMANN, H. 2014. HLMdiag: A Suite of Diagnostics for Hierarchical Linear Models in R. Journal of Statistical Software, 56(5), 1-28. URL http://www.jstatsoft.org/v56/i05/.

LÜDECKE D. 2018.ggeffects: Tidy Data Frames of Marginal Effects from Regression Models. Journal of Open Source Software, 3(26), 772.doi: 10.21105/joss.00772.

LÜDECKE D. 2019.Sjstats: Statistical Functions for Regression Models (Version 0.17.4). doi:10.5281/zenodo.1284472,https://CRAN.R-project.org/package=sjstats.

MAUNDER MN, PUNT AE. 2004. Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches Fish. Res., 70 (2004), pp. 141-159.

McCULLAGH P, NELDER JA. 1989. Generalised Linear Models. 2nd ed. Chapman and Hall, London.

NAKAGAWA S, SCHIELZETH H. 2013. A general and simple method for obtaining R^2 from Generalized Linear Mixed-effects Models. Methods in Ecology and Evolution 4: 133–142

PINHEIRO JC, BATES DM. 2000. Mixed-effectsmodels in S and S-PLUS. New York: Springer. 528 p.

PINHEIRO JC, BATES D, DEBROY S, SARKAR D, HEISTERKAMP S, VAN WILLIEGEN B. 2018. Linear and Nonlinear Mixed Effects Models.R package.https://cran.r-project.org/web/packages/nlme/nlme.pdf.

PISANI E. 2019. Captura y esfuerzo de la flota comercial argentina que declaró abadejo (*Genypterusblacodes*) durante los años 2016-2017, medidas de manejo implementadas. InformeTécnicoOficial Nº12/2019, 18 pp.

ROBINSON GK. 1991. That BLUP is a good thing: the estimation of random effects. Statist.Sci., 6 (1991), pp. 15-51.

SÄFKEN B, RUEGAMER D, KNEIB T, GREVEN S. 2018. Conditional Model Selection in Mixed-Effects Models with cAIC4. https://arxiv.org/abs/1803.05664.

SAMMARONE M. 2019. Distribución, estructura de longitudes y abundanciadelabadejo(*Genypterusblacodes*) en el área reproductiva patagónica. Período 2000-2012. Informe de Investigación. INIDEP Nº 63/2019, 19 pp.

SEOANEJ.2014.¿Modelosmixtos(lineales)?Unaintroducciónparaelusuariotemeroso.Etología, 24, 15-37.

STEFÁNSSON G. 1996. Analysis of groundfish survey data: combining the GLM and delta approaches. Fisheries resaech, 70: 141-159.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP

STROUP W. 2012.Generalized linear mixed models: modern concepts, methods and applications. En: Texts in Statistical Science.(Chapman & Hall/CRC Texts in Statistical Science).

TASCHERI R, SAAVEDRA NIEVAS C, ROA URETA R. 2010. Statistical models to standardize catch rates in the multi-species trawl fishery for Patagonian grenadier (Macruronusmagellanicus) off southern Chile. Fisheries Research 105, 200-214.

VAIDA F, BLANCHARD S. 2005. Conditional Akaike information for mixed-effects models.Biometrika 2005; 92: 351-70.

VILLARINOMF. 1997. Evolución de las capturas de abadejo (Genypterusblacodes) en relación a la de merluza (Merlucciushubbsi), por mes y área de pesca durante los años 1987-1990. INIDEP Inf. Téc. 12.

VILLARINO MF. 1998. Distribución estacional y estructuras de tallas del abadejo (Genypterusblacodes) en el Mar Argentino. INIDEP InformeTécnico 18, 25 pp.

VENABLES B, DICHMONT CM. 2004. GLMs, GAMs and GLMMs: An overview of theory for applications in fisheries research. Fisheries Research 70(2-3): 315-333 pp.

WICKHAM H, CHANG W, HENRY L, PEDERSEN T, TAKAHASHI K, WILKE C, WOO K. 2018. Ggplot2: Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics (Version 3.1.0).

ZHU R, ZOU GH. 2014. BLUP estimation of linear mixed-effects models with measurement errors and its applications to the estimation of small areas. Acta.Math. Sin.-English Ser. 30, 2027–2044. https://doi.org/10.1007/s10114-014-2707-5.

ZUUR AF, IENO EN, WALKER N, SAVELIEV A., SMITH G. 2009. Mixed Effect Models and Extensions in Ecology With R. DOI: 10.1007/978-0-387-87458-6.

COPIA ELECTRÓNICA INIDEP