

**EVALUACION POBLACIONAL Y DE ESTRATEGIAS DE
MANEJO DEL PULPO DEL NORTE DE CHILE**

Dr. Cristian M. Canales
Mgs. Jesus Curiel

Valparaíso, 4 de abril 2025

Canales C.M y J. Curiel, 2025. Evaluación poblacional y de Estrategias de Manejo (EEM) del Pulpo del Norte de Chile. Pesca Sustentable. 75 pp.

1. Introducción

La pesquería del pulpo en el norte de Chile (*Octopus mimus*), es una actividad de gran importancia para las comunidades costeras, ya que representa una fuente relevante de empleo y sustento económico (Cardoso, et al., 2004). Este recurso se distribuye desde el norte de Perú hasta el norte de Chile, especialmente en áreas intermareales y submareales poco profundas. Es una especie bentónica, con hábitos solitarios, que se refugia en cavidades y grietas del fondo marino. Su ciclo de vida es relativamente corto, con una duración de aproximadamente 1 a 2 años. La reproducción es continua, pero con picos reproductivos que dependen de factores ambientales como la temperatura y la disponibilidad de alimento (Díaz y García, 2000; Cardoso et al., 2004; Ibáñez y Chong, 2008)

En Chile, la captura del pulpo del norte se lleva a cabo principalmente mediante el buceo artesanal. Los pescadores emplean métodos tradicionales y operan en pequeñas embarcaciones. En esta pesquería participan comunidades pesqueras locales en las regiones de Arica y Parinacota, Tarapacá y Antofagasta (**Figura 1**). Las capturas suelen ser estacionales y están reguladas en parte por vedas que coinciden con periodos reproductivos, buscando proteger la sostenibilidad del recurso. La pesquería está sujeta a regulaciones establecidas por la Subsecretaría de Pesca y Acuicultura (SUBPESCA), incluyendo vedas reproductivas y límites de captura. Se observa una disminución en la flota pesquera y en la frecuencia de los viajes de captura registrando desembarques de 905 toneladas el año 2023, el mayor desembarque se registró en 2019 con 2.708 toneladas (SERNAPESCA, 2024).

En los últimos años, se han implementado zonas de manejo y explotación de recursos bentónicos (Zonas de Reserva Marina) para proteger a la especie y sus hábitats, incentivando la conservación y explotación sostenible. También se llevan a cabo estudios de evaluación de stock, aunque existen desafíos asociados a la recolección de datos debido a la variabilidad y dispersión de las poblaciones.

La pesquería del pulpo del norte enfrenta retos en cuanto a la sostenibilidad, en parte debido a la sobreexplotación y la presión pesquera. Otro desafío importante es el cambio climático, que podría afectar la temperatura y otros factores del hábitat, impactando en la biología y distribución de la especie. Actualmente, existe interés en implementar modelos de evaluación más precisos y desarrollar estrategias de manejo adaptativas (Canales, 2021), que consideren la heterogeneidad biológica y los posibles efectos del cambio ambiental. Estos antecedentes pueden proporcionar una base para estudios adicionales y desarrollar modelos de evaluación de stock y evaluación de estrategias de manejo que consideren la variabilidad biológica y las condiciones ambientales en esta pesquería específica. El propósito de este trabajo fue evaluar las poblaciones en la zona de Iquique y Taltal, e identificar las estrategias de manejo bajo las cuales se puede asegurar la sostenibilidad del recurso pulpo y su pesquería.

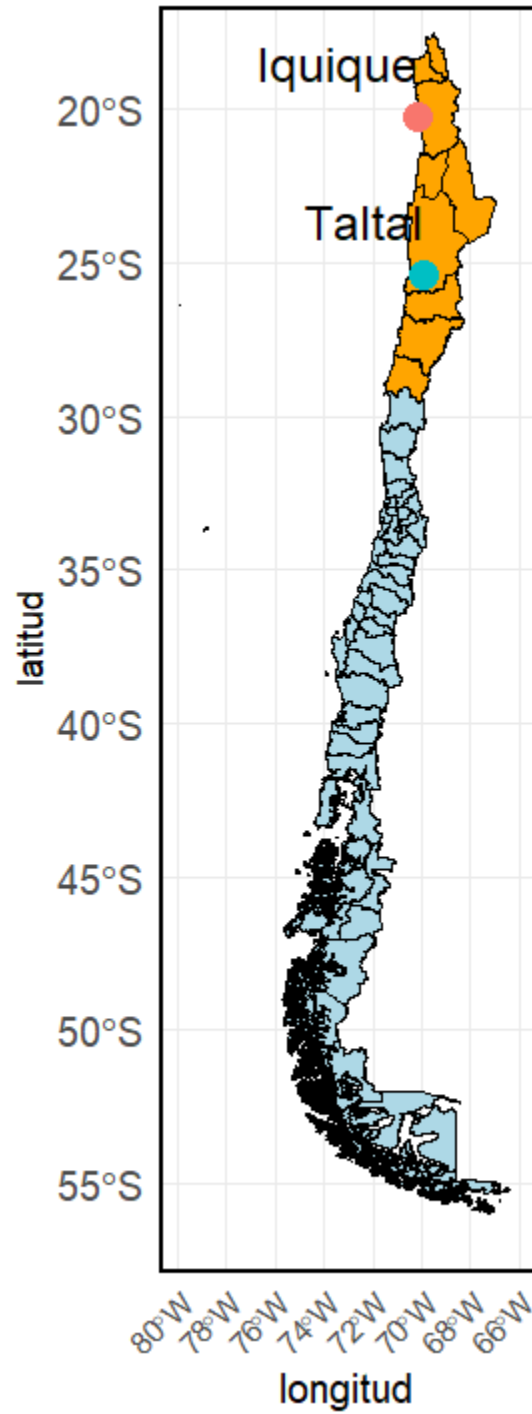


Figura 1. Distribución espacial de la pesquería del pulpo de norte (*Octopus mimus*). En rojo y azul se resalta las zonas analizadas.

2. METODOLOGÍA

2.1. Datos y consideraciones

La base de datos utilizada en este análisis, proporcionada por el Instituto de Fomento Pesquero (IFOP), abarca el periodo comprendido entre 2010 y 2023, e incluye información detallada sobre los desembarques pesqueros de los puertos de Taltal e Iquique. Este conjunto de datos recoge variables clave como la región geográfica, el nombre del puerto, la procedencia de las capturas, la cantidad desembarcada en kilos, el esfuerzo pesquero empleado y el rendimiento obtenido (**Figura 2; Tabla 1**).

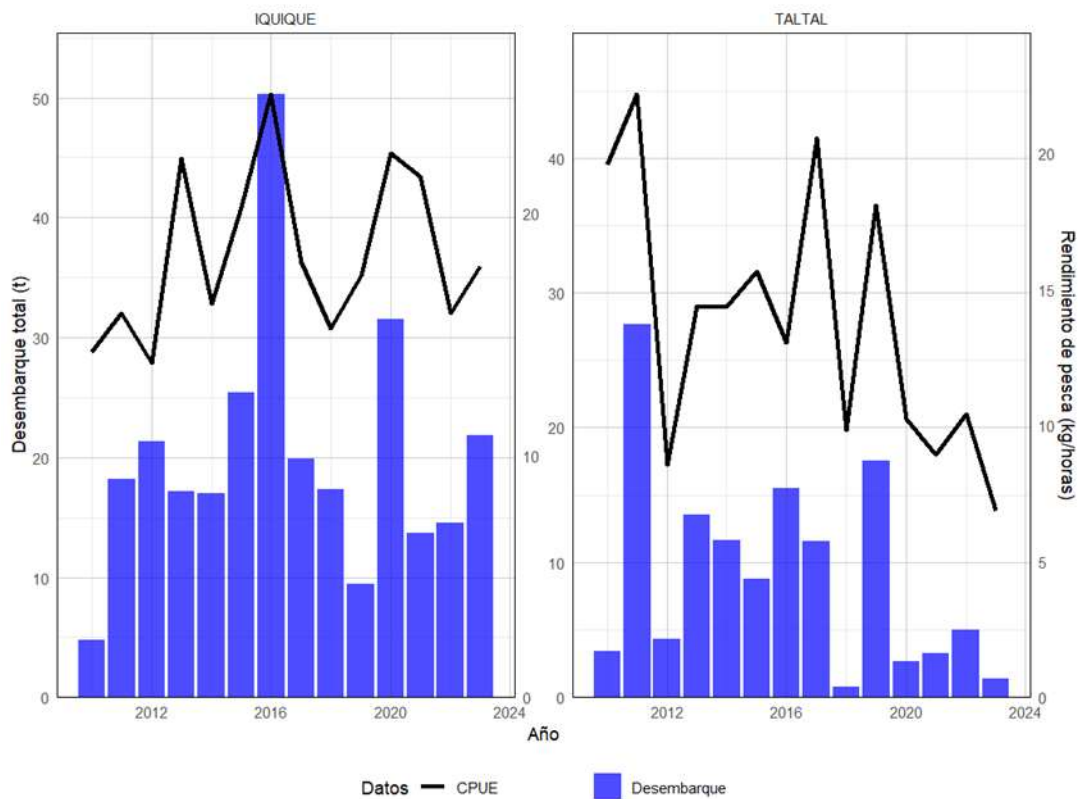


Figura 2. Capturas y rendimiento de pesca del pulpo del norte (*Octopus mimus*) por puerto de desembarque.

Tabla 1. Datos de desembarques y rendimientos de pesca de pulpo en la zona norte de Chile

Año	Iquique		Tal Tal	
	Desembarques (t)	Rendimiento (kg/hora)	Desembarques (t)	Rendimiento (kg/hora)
2010	4.7	14.3	3.4	19.6
2011	18.2	15.9	27.6	22.2
2012	21.3	13.8	4.3	8.6
2013	17.2	22.3	13.5	14.4
2014	16.9	16.3	11.6	14.4
2015	25.4	20.3	11.1	16.3
2016	50.3	25.0	15.9	12.9
2017	19.8	18.0	21.5	19.6
2018	17.3	15.2	5.7	9.7
2019	9.4	17.4	24.2	14.7
2020	31.5	22.5	3.3	9.1
2021	13.7	21.5	4.5	8.3
2022	14.5	15.9	7.1	8.2
2023	21.8	17.8	3.2	5.3

2.2. Evaluación poblacional

Para el análisis se empleó el modelo de producción excedente de Schaefer en espacio de estados bayesiano (BSM) desarrollado por Froese et al. (2017). Este modelo es ampliamente utilizado en pesquerías con datos limitados debido a su capacidad para estimar parámetros fundamentales de la dinámica poblacional, como la tasa de crecimiento intrínseco (r) y la capacidad de carga (k), a partir de datos mínimos como capturas, un indicador de abundancia (CPUE) y la resiliencia de la especie. Estas estimaciones permiten calcular métricas clave para la gestión pesquera, tales como:

- Biomasa (B)
- Mortalidad por pesca (F)
- Puntos de referencia como el rendimiento máximo sostenible (MSY), la biomasa relativa (B/B_{MSY}) y el nivel de explotación (F/F_{MSY})

El modelo integra tanto la incertidumbre en la dinámica poblacional (error de proceso) como en la medición y el muestreo (error de observación), lo que asegura una mayor robustez en los resultados (Thorson et al., 2014; Froese et al., 2017; Merino et al. 2022). Las distribuciones de probabilidad de los parámetros se estimaron utilizando el método de Monte Carlo mediante cadenas de Markov (MCMC) implementado en el software JAGS (Plummer, 2003).

BSM se basa en el modelo de producción excedente de Schaefer, que define la biomasa en un año dado (B_{t+1}) en función de la biomasa del año anterior (B_t), la tasa de crecimiento intrínseca (r), la capacidad de carga (k) y la captura (C_t):

$$B_{t+1} = \begin{cases} B_t + r \left(1 - \frac{B_t}{k}\right) B_t - C_t & \text{si } B > 0.25k \\ B_t + \left(4r \frac{B_t}{k}\right) \left(1 - \frac{B_t}{k}\right) B_t - C_t \frac{B_t}{k} & \text{si } B < 0.25k \end{cases} \quad (2)$$

donde:

- B_t : biomasa en el tiempo t ,
- r : tasa de crecimiento,
- k : capacidad de carga (biomasa no explotada),
- C_t : captura en el tiempo t .

La segunda ecuación de dinámica se refiere a una población severamente agotada y considera la descompensación o el reclutamiento reducido (Froese et al., 2017). El término $4r \frac{B_t}{k}$ expresa el supuesto de que la tasa de crecimiento intrínseco de la población disminuye linealmente con una biomasa por debajo de la mitad de la biomasa asociada con el MSY. Aquí, el término $4r \frac{B_t}{k}$ refleja la disminución lineal en la tasa de crecimiento poblacional cuando la biomasa está por debajo del nivel asociado al MSY. Los rangos uniformes de r y k utilizados se convierten en densidades previas con valores centrales razonables (Froese et al., 2017). Posteriormente, el coeficiente de capturabilidad q se estima a partir de los datos disponibles de CPUE considerando que:

$$CPUE_t = qB_t \quad (3)$$

donde $CPUE_t$ representa la captura por unidad de esfuerzo promedio, B_t la biomasa disponible en el año t y q el coeficiente de capturabilidad. Para $CPUE_t$, la dinámica básica del modelo de Schaefer puede expresarse como (Froese et al., 2017):

$$CPUE_{t+1} = CPUE + r \left(1 - \frac{CPUE_t}{qk}\right) CPUE_t - qC_t \quad (4)$$

Los valores previos de q se derivan del equilibrio de Schaefer en la ecuación de captura:

$$Y = rB \left(1 - \frac{B}{k}\right) \quad (5)$$

donde Y es el rendimiento en equilibrio para una biomasa B. Estableciendo $B/k=0.5$, $B=CPUE/q$, y $Y=C$ para los niveles de captura en el MSY, se obtiene:

$$q = 0.25r \frac{CPUE}{C} \quad (6)$$

Para biomasa baja ($B/k=0.25$), el valor de q se calcula como:

$$q = 0.75r \frac{CPUE}{C} \quad (7)$$

Los valores previos de q low y high se calcularon como se muestra en las Ecuaciones 8 y 9.

$$q_{low} = 0.25r_{pgm} \frac{CPUE_{mean}}{C_{mean}} \mid endb_{mean} \geq 0.5 \text{ or} \quad (8)$$

$$q_{low} = 0.5r_{pgm} \frac{CPUE_{mean}}{C_{mean}} \mid endb_{mean} < 0.5$$

donde q_{low} representa el valor más bajo del rango de valores a priori para el coeficiente de capturabilidad (q), r_{pgmr} es la media geométrica del rango de valores a priori para la tasa intrínseca de crecimiento poblacional (r), utilizada para definir los límites iniciales del modelo, $CPUE_{mean}$ y C_{mean} son la media de la CPUE y la captura, respectivamente, calculados en períodos distintos según el nivel de resiliencia de la especie: para especies con resiliencia media o alta, se consideran los últimos 5 años, mientras que para especies con resiliencia baja o muy baja, se toman los últimos 10 años. Finalmente, $endb_{mean}$ se define como la media del rango de valores a priori para la biomasa relativa estimada al final de la serie temporal.

$$q_{high} = 0.5r_{high} \frac{CPUE_{mean}}{C_{mean}} \mid endb_{mean} \geq 0.5 \quad (9)$$

o

$$q_{high} = r_{high} \frac{CPUE_{mean}}{C_{mean}} \mid endb_{mean} < 0.5$$

Donde q_{high} representa el valor superior dentro del rango de valores a priori para el coeficiente de capturabilidad (q), r_{high} es el valor superior dentro del rango de valores a priori para la tasa intrínseca de crecimiento poblacional (r), y los demás parámetros se definen en la ecuación 8.

Finalmente, el rango q se traduce en una distribución log-normal con el valor central definido por la media logarítmica del rango y una desviación estándar correspondiente a un cuarto de la distancia entre el valor central y q_{low} . Si se disponen de menos de 9 años de datos de CPUE, no se ajusta el modelo de Schaefer y, en su lugar, CPUE se grafica en un eje secundario junto a la biomasa estimada por CMSY.

● **Estimación de la tasa de crecimiento (r) y capacidad de carga (k)**

Para estimar los parámetros desconocidos, tasa de crecimiento intrínseca (r) y capacidad de carga (k), BSM, emplea un enfoque de simulación Monte Carlo. Este método genera múltiples combinaciones de valores para r y k , seleccionando aquellas que producen trayectorias de biomasa consistentes con las capturas observadas; es decir, la biomasa predicha no debe caer a niveles negativos y debe coincidir con las estimaciones de biomasa relativa al inicio y al final de la serie temporal. Los pares de parámetros r - k que cumplen estas condiciones forman una "nube" en el espacio logarítmico, en la que el valor óptimo se encuentra en el vértice de la forma triangular de esta nube (Froese et al., 2017). Este proceso se aplica a entre 10,000 y 200,000 pares r - k para identificar las combinaciones posibles de estos parámetros.

Los valores más probables de r se determinan agrupando los pares viables en compartimentos logarítmicos y seleccionando el percentil 75 de los valores medios. Una vez seleccionado r , el valor más probable de k se deriva mediante una regresión lineal basada en la relación $MSY=r \cdot k/4$. Para mejorar la precisión, los rangos iniciales de r y k se transforman en densidades previas informativas, asumiendo distribuciones log-normales. El valor central de r se calcula como el promedio del rango inicial, ajustando su densidad mediante un factor de rango inverso (irf) definido como

$$irf = \frac{3}{(r_{high}-r_{low})} \quad (10)$$

mientras que la desviación estándar de k se establece como un cuarto de la distancia entre el valor central y el límite inferior del rango (McAllister et al., 2001). Este enfoque garantiza que las estimaciones sean consistentes con los datos observados y biológicamente plausibles, permitiendo una evaluación robusta de los parámetros poblacionales incluso en escenarios de datos limitados.

● **Determinación del valor inicial de la tasa de crecimiento (r Prior)**

La resiliencia, que representa la capacidad de una población para recuperarse de la explotación, se clasifica en cuatro niveles basados en los criterios de Froese et al. (2017): alta (0.6 a 1.5), media (0.2 a 0.8), baja (0.05 a 0.5) y muy baja (0.015 a 0.1).

El proceso comienza determinando si el stock evaluado es de alta ($0.6 < r < 1.5$), intermedia ($0.2 < r < 0.8$), baja ($0.05 < r < 0.5$) o muy baja resiliencia ($0.015 < r < 0.1$). El proceso para determinar el valor inicial de r parte de clasificar la resiliencia del stock dentro de estos rangos. Evaluaciones previas del pulpo (*Octopus maya*) sugieren que, según los criterios de Froese et al. (2017), esta especie se caracteriza por una resiliencia que varía entre media y alta (Jurado, 2010). De manera similar, investigaciones realizadas en el pulpo *Enteroctopus megalocyathus* en aguas frías subantárticas muestran que esta especie también presenta valores de r dentro del rango correspondiente a resiliencia media a alta (Roa et al., 2020). Con base en esta evidencia, en el presente estudio, el stock de pulpo del norte fue evaluado considerando niveles de resiliencia moderada y alta.

● **Puntos Biológicos de Referencia**

Después de identificar un par óptimo de r y k , BSM permite calcular una serie temporal de biomasa (B) y mortalidad por pesca (F), junto con varios indicadores conocidos como Puntos Biológicos de Referencia:

- Rendimiento máximo sostenible

$$MSY = \frac{r*k}{4} \quad (11)$$

- Biomasa objetivo en el MSY

$$B_{RMS} = 0.5 * k \quad (12)$$

- Mortalidad por pesca límite en el MSY

$$F_{RMS} = 0.5 * r \quad (13)$$

2.3. Evaluación de estrategias de explotación

La Evaluación de Estrategias de Explotación o Manejo (MSE, por sus siglas en inglés) es una herramienta empleada en la gestión pesquera, diseñada para evaluar el desempeño de diferentes estrategias de manejo antes de su implementación (Butterworth & Punt, 1999). Su propósito principal es reducir la incertidumbre y optimizar la toma de decisiones en el manejo de recursos pesqueros. La MSE es un enfoque basado en simulaciones que permite comparar diferentes estrategias de manejo bajo múltiples fuentes de incertidumbre (biológicas, ecológicas, económicas y de gobernanza) (Punt et al., 2016). Se modela el sistema pesquero (Modelo Operativo) incorporando aspectos como: dinámica poblacional del recurso (reclutamiento, crecimiento, mortalidad), el impacto de la pesca (captura, esfuerzo, selectividad), el proceso de evaluación del stock (modelo de evaluación y sus sesgos), las reglas de control de captura (cuotas, vedas, áreas protegidas, etc.) y los objetivos de manejo (biológicos, económicos, sociales).

El MSE se usa para identificar reglas de control de captura que permitan mantener la biomasa del stock en niveles biológicamente seguros y económicamente viables. Para esto, se prueban distintas reglas de control (por ejemplo, ajustes del esfuerzo o la captura en función del estado del stock) para determinar cuál es más robusta ante la incertidumbre. En este sentido, esta aproximación permite evaluar el impacto de diferentes fuentes de incertidumbre en la dinámica del stock y el rendimiento de la pesquería y además, puede ser empleada para evaluar la efectividad de distintos programas de monitoreo y su impacto en la calidad de las evaluaciones de stock. Un aspecto clave es que facilita la comunicación con pescadores, administradores y otros actores, al proporcionar escenarios comparativos de manejo y sus consecuencias.

- **Modelos operativos**

Un modelo operativo es la mejor representación posible del sistema analizado. En el caso el pulpo del norte, el modelo operativo (MO) base fue formulado a partir del modelo de evaluación poblacional (**Anexo 1**). Para esto, se consideraron las mismas ecuaciones de dinámica previamente definidas, aplicando los rangos de valores de biomasa, capacidad de carga (k) y tasa de crecimiento (r) obtenidos a partir de la evaluación del stock. Para ello, se consideró la matriz de varianza-covarianza de los parámetros poblacionales, y mediante simulación MonteCarlo se realizaron 500 réplicas con diferentes pares de combinaciones de r y k, seleccionando únicamente aquellas que se encontraban dentro de los límites inferior y superior estimados por el modelo de evaluación de stock (**Figura 3**). La simulación de la dinámica de la pesquería de pulpo incluyó diversas fuentes de incertidumbre consideradas en dos categorías principales: error de observación y error de proceso. Los MO consideraron dos escenarios de resiliencia: alta (caso base) y media (escenario de robustez).

Las ecuaciones de la dinámica de la biomasa simulada con error de proceso afectando la productividad del recurso fueron formuladas como:

$$\widetilde{B}_{t+1} = \begin{cases} \widetilde{B}_t + r \left(1 - \frac{\widetilde{B}_t}{k}\right) \widetilde{B}_t e^\varepsilon - C_t & \text{si } \widetilde{B} > 0.25k \\ \widetilde{B}_t + \left(4r \frac{\widetilde{B}_t}{k}\right) \left(1 - \frac{\widetilde{B}_t}{k}\right) \widetilde{B}_t e^\varepsilon - C_t \frac{\widetilde{B}_t}{k} & \text{si } \widetilde{B} < 0.25k \end{cases} \quad (14)$$

donde $\varepsilon \sim N(0, \sigma)$

Por su lado, las decisiones de manejo fueron supuestas bajo error de observación del índice de abundancia CPUE como factor de decisión y los procesos decisionales se simularon con error de información. Para ello se consideró un error multiplicativo de manera que la CPUE fue modelada y simulada anualmente como

$$CPUE_t = qB_t e^\delta \quad (15)$$

donde $\delta \sim N(0, \sigma)$ mientras el coeficiente de capturabilidad (q) de la CPUE se calculó a partir de las estimaciones de biomasa anuales:

$$q = e^{\frac{1}{n} \sum \log\left(\frac{CPUE_t}{B_t}\right)} \quad (16)$$

La población de pulpo y su pesquería se proyectó a 10 años considerando Ec (14) bajo distintas reglas de control de capturas (estrategias de manejo) y Puntos Biológicos de Referencia. Independientemente de los escenarios o modelos operativos, las simulaciones consideraron los PBR estimados para la condición de resiliencia alta como referencia. Esto significa que el manejo pesquero se simuló bajo el supuesto que la mejor opción es considerar un estado de alta resiliencia y sus PBRs, y como prueba de robustez, se consideró la dinámica de un recurso de resiliencia media manejado con PBRs incorrectos. Lo anterior equivale a suponer que el manejo de la pesquería es “ciego” al verdadero nivel de resiliencia del recurso, situación ante la cual es de interés conocer cuál de las estrategias analizadas es comparativamente mejor a otras.

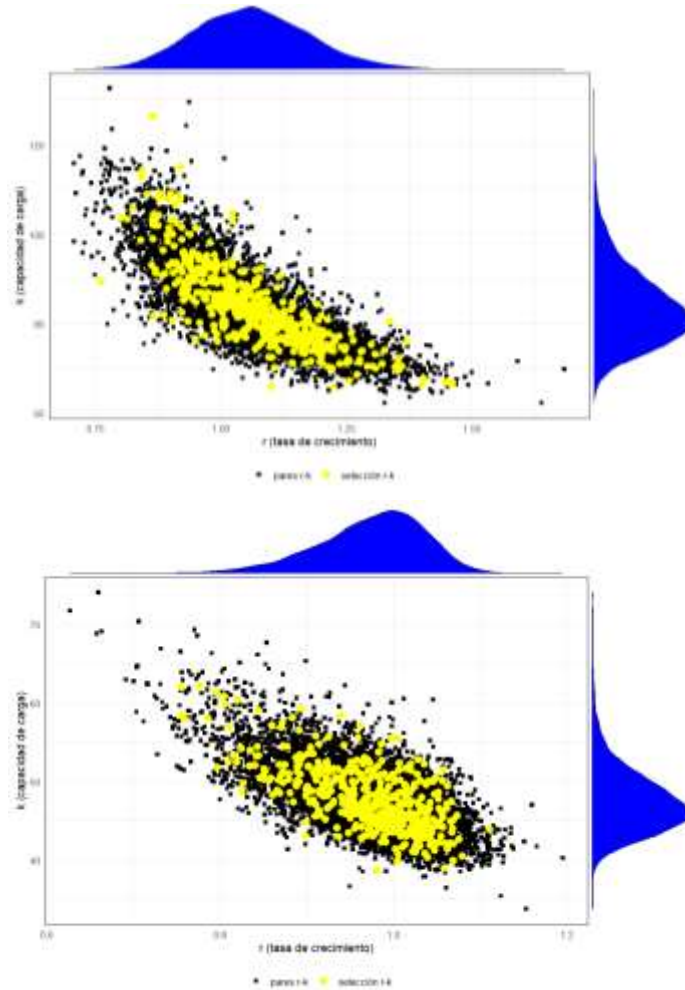


Figura 3. Correlación de valores k vs r del modelo de estimación BSM empleados para simular escenarios futuros de biomasa.

- **Reglas de control de captura (RCC)**

Se consideraron reglas de control/decisión basada en indicadores empíricos y control indirecto de las capturas a través del del esfuerzo de pesca (días de veda). Se consideró como objetivo de manejo (Puntos Biológicos de Referencia) un rendimiento de pesca promedio por faena $CPUE_{MSY}$ calculado a partir de la biomasa en el rendimiento máximo sostenible (B_{MSY}).

$$CPUE_{MSY} = q B_{MSY} \quad (17)$$

$$E_{ref} = F_{MSY} / q \quad (18)$$

mientras las capturas fueron calculadas con error de implementación en el esfuerzo de pesca

$$C_t = q E_t B_t e^\eta \quad (19)$$

donde $\delta\eta \sim N(0, \sigma)$. El error de proceso consideró el mismo calculado para la capacidad de carga (k) en $\sigma = 0.10$, mientras que el error de observación de la CPUE consideró el ajuste del modelo a los datos y calculado en $\sigma = 0.15$. Por su parte, el error de implementación en el esfuerzo de pesca se supuso bajo y establecido en $\sigma = 0.03$.

Las simulaciones permitieron explorar el impacto de diferentes estrategias de manejo en la sostenibilidad de la pesquería del pulpo, considerando tanto la dinámica poblacional como las incertidumbres inherentes. Se evaluaron cuatros tipos de reglas de decisiones genéricas y más usadas dadas su sencillez y facilidad de implementar en la pesquería. Estas reglas son tipo rampla, lineal, constante y rampla con veda. Esta facilidad de estas reglas permitirá mejor comprensión a los diferentes actores de la pesquería del pulpo (principalmente a los pescadores) de cómo se tomarán las decisiones de manejo. El detalle gráfico de estas se entrega en **Figura 4**.

a) RCC 1: Regla de control del esfuerzo tipo constante

Esta estrategia se basa en mantener un esfuerzo de pesca constante en torno al valor de referencia (E_{ref}), sin considerar las variaciones en el estado de la CPUE. El valor de referencia (E_{ref}) se define como el esfuerzo necesario para recuperar o mantener el recurso en el largo plazo, en línea con el objetivo de manejo planteado MSY. El esfuerzo por aplicar en todo momento será:

$$E_t = E_{ref} \quad (20)$$

b) RCC 2: Reglas de control del esfuerzo tipo lineal

Esta estrategia establece una relación lineal entre la CPUE y el Esfuerzo de pesca relativo al esfuerzo de referencia (E_{ref}). La regla permite una variabilidad completa del esfuerzo pesquero en función del estado poblacional, lo que significa que el esfuerzo puede incrementarse cuando las condiciones poblacionales son favorables y la CPUE supera su punto de referencia establecido. De esta forma, el esfuerzo se calcula como:

$$E_t = E_{ref} \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} \quad (21)$$

c) RCC 3: Regla de control del esfuerzo tipo rampla

En esta estrategia, la regla de manejo establece que el esfuerzo de pesca se mantiene constante en torno al esfuerzo de pesca de referencia (E_{ref}), mientras la CPUE se encuentre por sobre su Punto de Referencia Objetivo ($CPUE_{MSY}$). En caso contrario, el esfuerzo de pesca (E) debe disminuir y corresponde al E_{ref} corregido por la relación ($CPUE/CPUE_{MSY}$). Si la CPUE supera la $CPUE_{MSY}$ se debe mantener E_{ref} . El esfuerzo se calcula como:

$$E_t = \begin{cases} E_{ref} \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} & \text{si } \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} < 1 \\ E_{ref} & \text{si } \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} > 1 \end{cases} \quad (22)$$

d) RCC 4: Regla de control del esfuerzo tipo rampla con veda

Regla de control tipo rampa: La mortalidad por pesca se mantiene en F_{MSY} siempre que la CPUE sea mayor a $CPUE_{MSY}$. Sin embargo, cuando la CPUE cae por debajo de este valor, la mortalidad por pesca se reduce en la proporción $2 \times CPUE/CPUE_{MSY}$. Además, si la CPUE desciende por debajo del umbral límite de $0.5 CPUE_{MSY}$, la pesquería se cerraría completamente. El esfuerzo se calcula como:

$$E_t = \begin{cases} 0 & \text{si } \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} < 0.5 \\ 2 E_{ref} \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} & \text{si } 0.5 < \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} < 1 \\ E_{ref} & \text{si } \frac{CPUE_t}{CPUE_{MSY}} > 1 \end{cases} \quad (23)$$

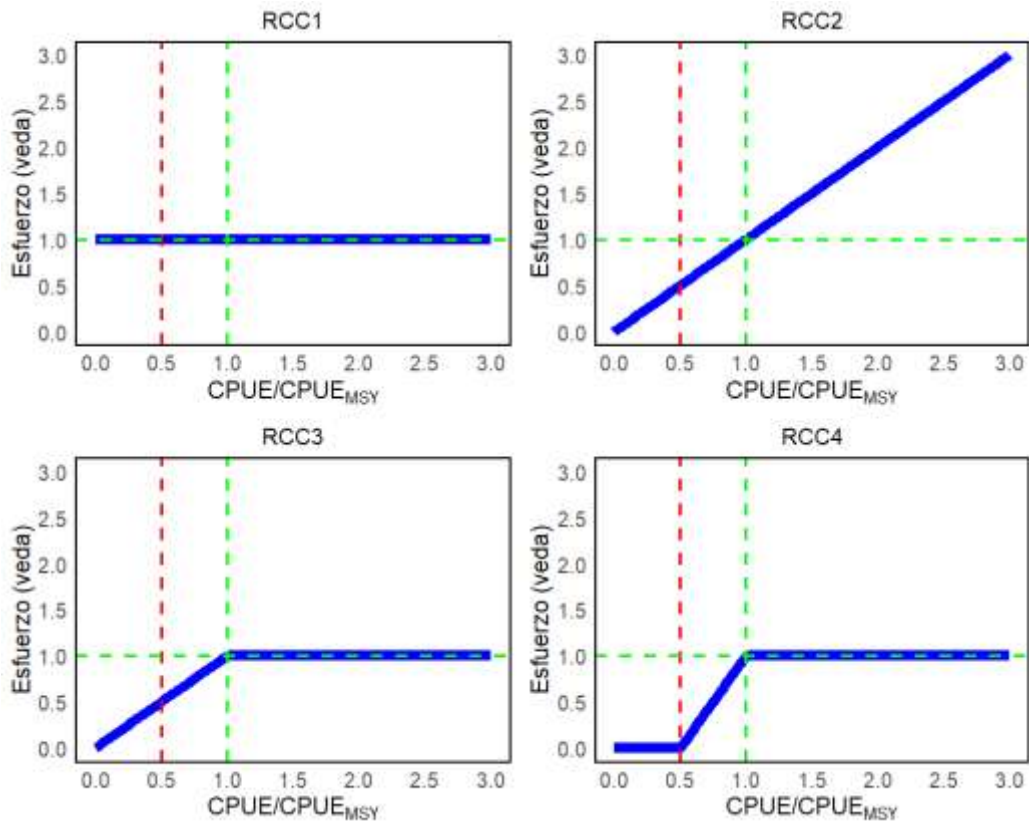


Figura 4. Reglas de decisión de esfuerzo para el pulpo del norte. En verde se destaca el valor de referencia objetivo de la CPUE y el correspondiente nivel de esfuerzo de pesca MSY, y en rojo el valor límite.

- **Indicadores de desempeño**

Con el fin de evaluar el desempeño de las distintas RCC, se consideraron diez indicadores medidos a 2 y 7 años de la proyección (**Tabla 2**)

Tabla 2. Indicadores de desempeño para evaluar estrategias de manejo del pulpo del norte

Variable	Objetivo	Nomenclatura
1. Probabilidad de caer en sobreexplotación	Minimizar la probabilidad de que la biomasa caiga por debajo de B_{msy}	$p(B < B_{msy})$
2. Probabilidad de caer en sobrepesca	Minimizar la probabilidad de que la mortalidad por pesca supere F_{msy}	$p(F > F_{msy})$
3. Probabilidad de rendimientos altos ($> CPUE_{RMS}$ kg/hora)	Maximizar la probabilidad de lograr altos rendimientos	$p(CPUE > CPUE_{RMS})$
4. Riesgo de rendimientos bajos (< 12 kg/hora)	Evitar caer en zona de colapso/agotamiento	$p(CPUE < 12)$
5. Probabilidad de estar en Kobe verde	Evitar caer en sobrepesca ($F > F_{msy}$) y sobreexplotación ($B < B_{msy}$)	$p(\text{verde})$
6. Biomasa relativa	Aumentar la biomasa explotable en relación con el punto de referencia	Biomasa (B/B_{msy})
7. Capturas	Maximizar las capturas	Captura (t)
8. Variabilidad en la captura	Reducir la variabilidad en la captura	Var Capt
9. Variabilidad del esfuerzo pesquero	Reducir la variabilidad anual del esfuerzo de pesca	Var Esf
10. CPUE	Maximizar la captura por unidad de esfuerzo	CPUE (kg/h)

3. RESULTADOS

3.1 Evaluación poblacional

- Zona de Iquique

El historial de capturas del stock muestra un aumento progresivo en la extracción, reflejando la tendencia de la pesquería en los últimos años. Los desembarques anuales han fluctuado entre un mínimo de 4.7 toneladas y un máximo de 50.3 toneladas (**Figura 5**). Al comparar estos valores con el rendimiento máximo sostenible (MSY) estimado para cada escenario de resiliencia, se observa que en varios años las capturas se han mantenido dentro de rangos biológicamente sostenibles. Sin embargo, en algunos periodos, las extracciones han superado significativamente el MSY, lo que ha podido generar impactos negativos en la biomasa del stock. Un caso relevante se presentó en 2016, cuando la captura alcanzó las 50.3 toneladas, más del doble del MSY estimado en 22.0 toneladas (resiliencia alta) y 21.8 toneladas (resiliencia media).

Entre 2010 y 2023, la biomasa y la mortalidad por pesca en Iquique han mostrado variaciones significativas, reflejando cambios en la dinámica del stock bajo los dos niveles de resiliencia. En 2010, la biomasa fue de 25.2 t para resiliencia alta (equivalente al 60% de B_{MSY}) y de 49.3 t para resiliencia media (63% de B_{MSY}) (**Tabla 3**). A lo largo de los años, la biomasa mostró una tendencia de recuperación, alcanzando su punto máximo en 2016, con 52.0 t (124% de B_{MSY}) para resiliencia alta y 83.5 t (106% de B_{MSY}) para resiliencia media. Sin embargo, después de 2016, la biomasa comenzó a disminuir, alcanzando en 2019 valores de 30.4 t (73% de B_{MSY}) para resiliencia alta y 59.6 t (76% de B_{MSY}) para resiliencia media, lo que indica un aumento en la presión pesquera sobre el recurso.

En cuanto a la mortalidad por pesca (F/F_{MSY}), los valores indican fluctuaciones alternando períodos de sobrepesca y recuperación. Para el escenario de resiliencia alta, el esfuerzo pesquero se mantuvo por debajo de F_{MSY} en la mayoría de los años, salvo en 2016, cuando alcanzó un valor de 1.84, indicando un nivel de sobrepesca significativo. En el escenario de resiliencia media, la dinámica fue similar, aunque los valores de F/F_{MSY} fueron más moderados, alcanzando un pico de 2.18 en 2016.

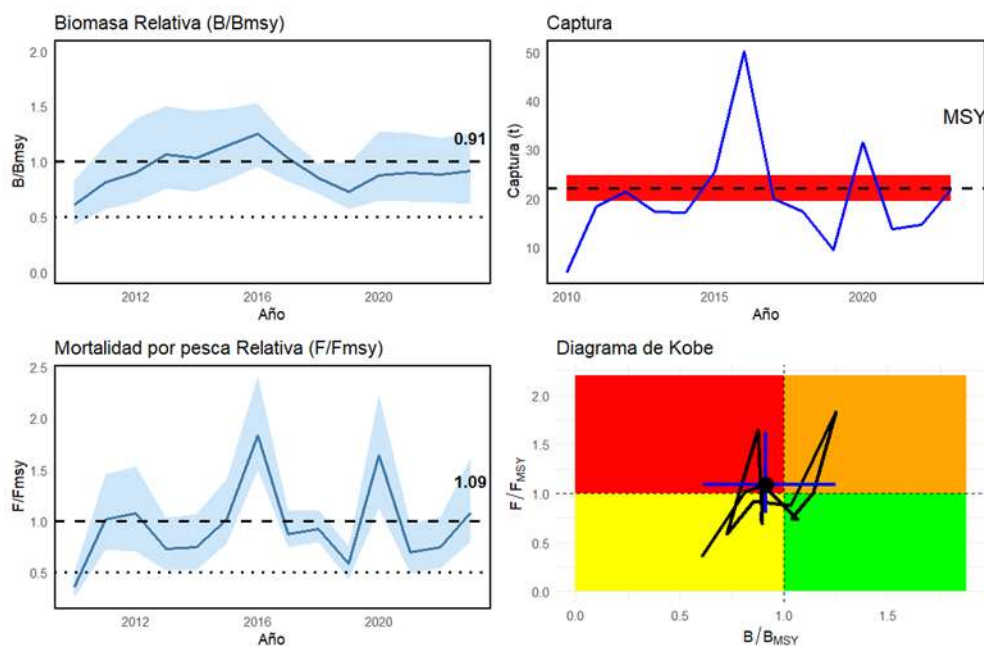
Al analizar estos datos en el contexto del diagrama de Kobe, es evidente que Iquique ha permanecido en el cuadrante rojo durante la mayoría de los años, con niveles elevados de mortalidad por pesca y biomasa por debajo de sus niveles sostenibles. Sin embargo, en los últimos años (2020-2023), se observa una ligera mejora en termino de biomasa. En 2023, la biomasa fue de 38.0 t (92% de B_{MSY}) para resiliencia alta y 68.7 t (87% de B_{MSY}) para resiliencia media, mientras que la mortalidad por pesca se mantuvo cerca de F_{MSY} , con 1.09 y 1.15, respectivamente. A pesar de mostrar señales positivas, la ubicación actual de la

pesquería sigue estando en el cuadrante rojo, lo que indica que se está aplicando una explotación no sostenible. No obstante, los indicadores muestran una tendencia hacia condiciones de manejo adecuadas, lo que resalta la importancia de continuar y fortalecer las medidas de manejo para contribuir la recuperación del stock y evitar que continúe en el cuadrante rojo.

La evaluación de los parámetros poblacionales bajo diferentes niveles de resiliencia revela importantes diferencias en la dinámica del recurso. Para la resiliencia alta, el coeficiente de crecimiento poblacional (r) se estimó en 1.05 año^{-1} , con un intervalo de confianza del 95% entre 0.84 y 1.31. En contraste, bajo resiliencia media, el valor de r fue significativamente menor (0.55 año^{-1}), con un rango de incertidumbre entre 0.40 y 0.76, lo que indica una menor capacidad de recuperación del stock ante la explotación (**Tabla 4**).

El parámetro de capacidad de carga (k), que representa la biomasa máxima que el ambiente puede soportar, también mostró una diferencia considerable entre niveles de resiliencia (**Tabla 4**). Para la resiliencia alta, k se estimó en 83.8 toneladas (rango entre 68.7 y 102.0 t), mientras que bajo resiliencia media, la capacidad de carga se duplicó hasta 158.0 toneladas (intervalo de 115.0 a 217.0 t). Esta diferencia sugiere que, bajo resiliencia media, el stock podría alcanzar una mayor biomasa en ausencia de explotación. Del mismo modo, estos resultados sugieren que, aunque la pesquería ha operado dentro de niveles biológicamente sostenibles, la presión pesquera ha aumentado progresivamente y podría acercarse a límites críticos en los próximos años si no se implementan estrategias de manejo adecuadas.

I. Resiliencia alta



II. Resiliencia media

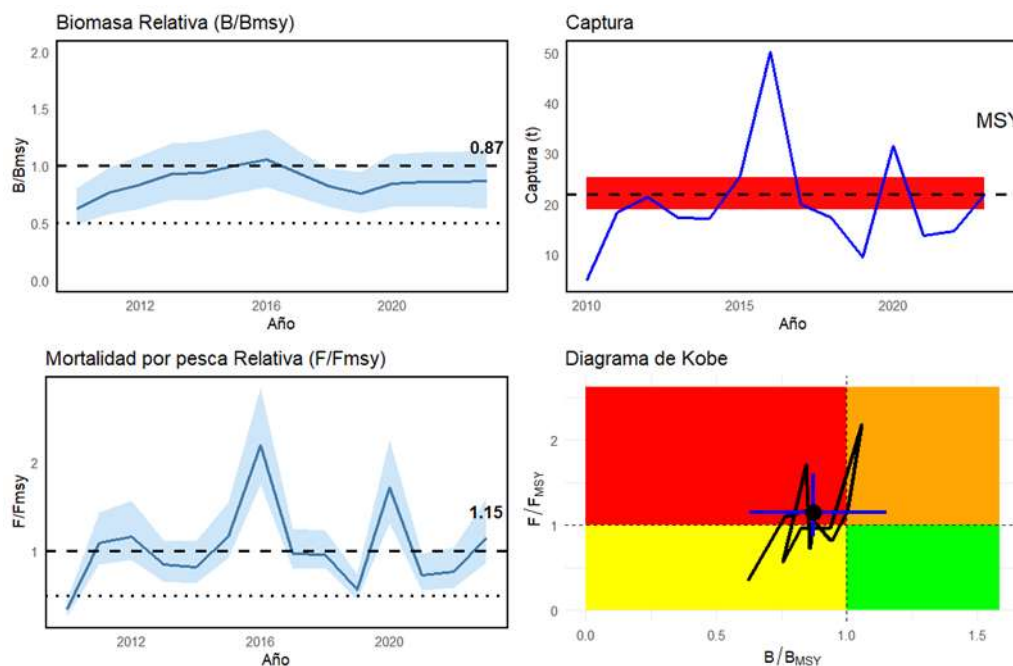


Figura 5. Resultado del análisis del BSM para Pulpo del norte (*Octopus mimus*) en el puerto de Iquique con un nivel de resiliencia alta (I) y media (II). (A) Biomasa total relativa (B/B_{MSY}), (B) Captura respecto al Máximo Rendimiento Sostenible (MSY), (C) Mortalidad por pesca relativa (F/F_{MSY}) y (D) Diagrama de Kobe. Los intervalos de confianza al 95% de presentan en área azul claro.

Tabla 3. Variables poblacionales biomasa, biomasa relativa y mortalidad por pesca relativa de Pulpo en la zona de Iquique para dos escenarios de resiliencia

Año	Resiliencia alta			Resiliencia media		
	Biomasa (t)	B/B _{MSY}	F/F _{MSY}	Biomasa (t)	B/B _{MSY}	F/F _{MSY}
2010	25.29	0.60	0.36	49.33	0.63	0.35
2011	33.68	0.80	1.03	60.39	0.77	1.09
2012	37.05	0.88	1.10	66.45	0.84	1.16
2013	44.21	1.06	0.74	73.93	0.94	0.84
2014	42.73	1.02	0.76	74.62	0.95	0.82
2015	47.13	1.13	1.03	79.41	1.01	1.16
2016	52.01	1.24	1.84	83.55	1.06	2.18
2017	43.09	1.03	0.88	74.27	0.94	0.97
2018	35.60	0.85	0.93	65.02	0.82	0.97
2019	30.42	0.73	0.59	59.66	0.76	0.57
2020	36.68	0.88	1.64	66.84	0.85	1.71
2021	37.64	0.90	0.69	68.00	0.86	0.73
2022	36.92	0.88	0.75	67.88	0.86	0.78
2023	38.01	0.91	1.09	68.77	0.87	1.15

Tabla 4. Valores de r, k, y valores de referencia de captura, biomasa y mortalidad por pesca de Pulpo del norte pulpo en el norte de Chile (*Octopus mimus*) en el puerto de desembarque Iquique evaluada mediante el método BSM.

Parámetros	Resiliencia alta			Resiliencia media		
	Estimado	Li	Ls	Estimado	Li	Ls
r (año ⁻¹)	1.05	0.84	1.31	0.55	0.4	0.76
k (t)	83.8	68.7	102	158	115	217
MSY (t)	22	19.4	25	21.8	18.8	25.3
B _{MSY} (t)	41.9	34.4	51.1	78.9	57.3	109
F _{MSY}	0.53	0.42	0.66	0.28	0.2	0.38
E _{MSY} (días)	138	109	172	131	94	178
CPUE _{MSY} (kg/h)	20.1	16.5	24.5	21.1	15.3	29.1

- **Zona de Taltal**

En Taltal, las capturas del stock han mostrado variaciones significativas a lo largo de los años, reflejando una pesquería con una evolución fluctuante en términos de esfuerzo y extracción. Los desembarques anuales de Taltal han mostrado fluctuaciones entre un mínimo de 3.2 toneladas y un máximo de 27.6 toneladas (**Figura 6**). Al comparar estos valores con el rendimiento máximo sostenible (MSY) estimado para cada escenario de resiliencia, se observa que en algunos años las capturas han superado el MSY, lo que ha generado efectos negativos en la biomasa del stock. Un ejemplo relevante se presentó en 2011, 2016 y 2019, cuando las capturas superaron el valor MSY estimado de 11.4 toneladas para resiliencia alta y 11.0 toneladas para resiliencia media.

La biomasa de MSY (B_{MSY}) presenta diferencias destacadas entre los dos escenarios, siendo de 23.4 toneladas para resiliencia alta y de 45.0 toneladas para resiliencia media. Estos valores reflejan las distintas capacidades de carga y sostenibilidad de los recursos bajo cada nivel de resiliencia. En cuanto a la mortalidad por pesca del MSY (F_{MSY}), los valores fueron más elevados en el escenario de resiliencia alta (0.49 año^{-1}) en comparación con resiliencia media (0.24 año^{-1}), lo que indica que en stocks más resilientes es posible mantener un nivel de explotación mayor sin comprometer la sostenibilidad del recurso.

Entre 2010 y 2023, la biomasa y la mortalidad por pesca en Taltal reflejan las variaciones en la dinámica del stock. En 2010, la biomasa fue de 17.7 t para resiliencia alta (equivalente al 76% de B_{MSY}) y de 33.5 t para resiliencia media (74% de B_{MSY}) (**Tabla 5**). En los años posteriores, se observaron fluctuaciones, con un pico en 2011, cuando la biomasa alcanzó las 24.6 t (105% de B_{MSY}) para resiliencia alta y 39.8 t (89% de B_{MSY}) para resiliencia media. Sin embargo, a partir de 2016, la biomasa comenzó a disminuir, alcanzando en 2019 valores de 11.8 t (51% de B_{MSY}) y 21.4 t (48% de B_{MSY}) en resiliencia alta y media, respectivamente, lo que refleja un aumento en la presión pesquera sobre el recurso.

Respecto a la mortalidad por pesca (F/F_{MSY}), se observó que, en resiliencia alta, el esfuerzo pesquero superó en varios años los niveles de sostenibilidad, con un pico significativo en 2011 (2.30) y en 2016 (1.97). En resiliencia media, los valores de F/F_{MSY} también fueron elevados, alcanzando 2.85 en 2011 y 2.27 en 2016. Esta dinámica muestra que en ciertos años se excedieron los límites biológicamente sostenibles, lo que pudo haber afectado negativamente la biomasa.

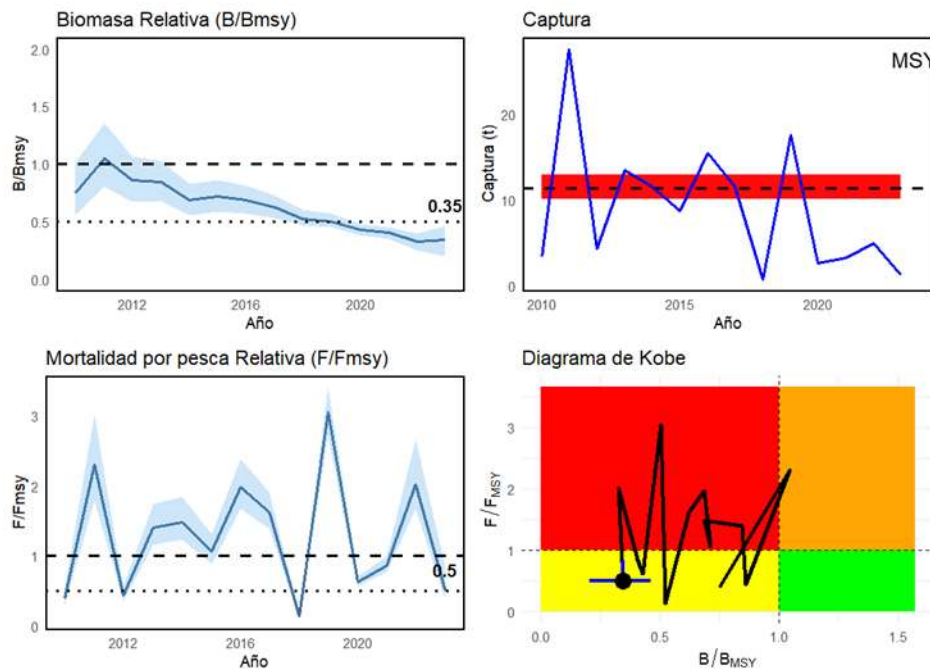
En términos del diagrama de Kobe, los valores de biomasa y mortalidad por pesca en Taltal muestran que el stock se ha mantenido principalmente en el cuadrante rojo, donde los niveles de mortalidad por pesca han sido elevados y la biomasa ha estado por debajo de su valor de referencia. Esta situación de sobrepesca fue especialmente evidente en 2011 y 2016, cuando los índices de esfuerzo pesquero (F/F_{MSY}) superaron considerablemente el valor de sostenibilidad. Sin embargo, en los últimos años (2020-2023), la biomasa ha mostrado una

ligera estabilización, alcanzando en 2023 valores de 8.1 t (35% de B_{MSY}) para resiliencia alta y 15.3 t (34% de B_{MSY}) para resiliencia media, mientras que la mortalidad por pesca se ha mantenido cerca de F_{MSY} , con 0.49 y 0.54, respectivamente. Esto sugiere que, aunque el stock sigue estando en niveles bajos de biomasa, la pesquería ha entrado en el cuadrante amarillo del diagrama de Kobe, caracterizado por una explotación más controlada y dentro de umbrales más sostenibles. No obstante, la biomasa sigue siendo preocupantemente baja, lo que requiere un monitoreo continuo y posibles ajustes en las estrategias de manejo para asegurar la recuperación del recurso.

Al evaluar los parámetros poblacionales bajo diferentes niveles de resiliencia, se observan diferencias importantes que influyen en la dinámica del recurso. Para el escenario de resiliencia alta, el coeficiente de crecimiento poblacional (r) se estimó en 0.97 año^{-1} , con un intervalo de confianza entre 0.85 y 1.11. Por otro lado, en el escenario de resiliencia media, el valor de r fue considerablemente inferior (0.49 año^{-1}), con un rango de incertidumbre entre 0.34 y 0.69, lo que indica una menor capacidad de recuperación del stock frente a la explotación.

El parámetro de capacidad de carga (k), que representa la biomasa máxima que el ecosistema puede soportar, mostró una diferencia considerable entre los dos niveles de resiliencia (**Tabla 6**). En el escenario de resiliencia alta, k se estimó en 46.9 toneladas, con un rango entre 40.1 y 54.7 t. En comparación, para resiliencia media, la capacidad de carga se incrementó a 90.1 toneladas (con un rango entre 64.8 y 125.0 t). Esta diferencia sugiere que, en condiciones de resiliencia media, el stock tiene el potencial de alcanzar una biomasa considerablemente mayor en ausencia de explotación.

I. Resiliencia alta



II. Resiliencia media

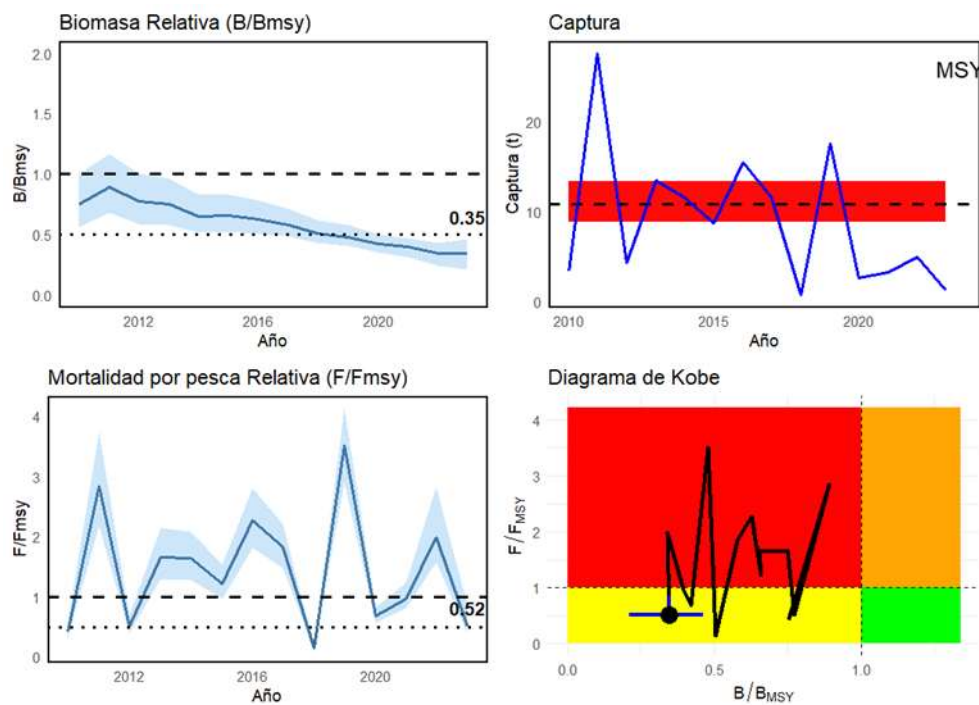


Figura 6. Resultado del análisis del BSM para Pulpo del norte (*Octopus mimus*) en el puerto de Taltal con un nivel de resiliencia alta (I) y media (II). (A) Biomasa total relativa (B/B_{MSY}), (B) Captura respecto al Máximo Rendimiento Sostenible (MSY), (C) Mortalidad por pesca relativa (F/F_{MSY}) y (D) Diagrama de Kobe. Los intervalos de confianza al 95% de presentan en área azul claro.

Tabla 5. Variables poblacionales biomasa, biomasa relativa y mortalidad por pesca relativa de Pulpo en la zona de Taltal para dos escenarios de resiliencia

Año	Resiliencia alta			Resiliencia media		
	Biomasa (t)	B/Bmsy	F/Fmsy	Biomasa (t)	B/Bmsy	F/Fmsy
2010	17.73	0.76	0.40	33.52	0.74	0.42
2011	24.69	1.05	2.30	39.90	0.89	2.85
2012	20.20	0.86	0.44	34.55	0.77	0.52
2013	19.95	0.85	1.40	33.68	0.75	1.65
2014	16.16	0.69	1.48	29.19	0.65	1.64
2015	16.87	0.72	1.07	29.45	0.65	1.22
2016	16.19	0.69	1.97	28.08	0.62	2.27
2017	14.65	0.63	1.63	25.75	0.57	1.85
2018	12.35	0.53	0.13	22.62	0.50	0.15
2019	11.84	0.51	3.05	21.46	0.48	3.53
2020	10.10	0.43	0.62	18.73	0.42	0.70
2021	9.60	0.41	0.86	17.57	0.39	0.99
2022	7.76	0.33	2.00	15.00	0.33	2.05
2023	8.16	0.35	0.49	15.30	0.34	0.54

Tabla 6. Valores de r , k , y valores de referencia de captura, Biomasa y mortalidad por pesca de Pulpo del norte pulpo en el norte de Chile (*Octopus mimus*) en el puerto de desembarque Taltal evaluada mediante el método BSM.

Parámetros	Resiliencia alta			Resiliencia media		
	Estimado	Li	Ls	Estimado	Li	Ls
r (año ⁻¹)	0.97	0.85	1.11	0.49	0.34	0.69
k (t)	46.90	40.10	54.70	90.10	64.80	125.00
MSY (t)	11.40	10.10	12.90	11.00	8.83	13.60
B _{MSY} (t)	23.40	20.10	27.40	45.00	32.40	62.60
F _{MSY}	0.49	0.43	0.55	0.24	0.17	0.35
E _{MSY} (días)	63	55	71	56	39	81
CPUE _{MSY}	22.7	19.5	26.6	24.3	17.5	33.8

3.2. Evaluación de Estrategias de Manejo

La evaluación de estrategias de manejo consideró los resultados de las proyecciones bajo condiciones de incertidumbre y escenarios de resiliencia alta y resiliencia media. Estas destacaron por sus diferencias claras en el comportamiento de las métricas de biomasa, capturas, esfuerzo y CPUE, dependiendo de la regla de manejo que fue aplicada.

- **Zona de Iquique**

En condiciones de alta resiliencia, todas las reglas llevan a la biomasa y los indicadores de la pesquería en torno al objetivo de manejo durante el período proyectado. Destacan RCC2 y RCC4 con mayor variabilidad denotada en la mayor banda de confianza (**Figura 7**). En ninguna de las RCC analizadas se vería comprometido el recurso por cuanto todas las proyecciones muestran que nunca los rendimientos de pesca caerían por debajo de 10 kg/día de faena.

La RCC1 muestra que el esfuerzo de pesca no sufriría mayores alteraciones respecto de la condición del año más reciente, y que en general, las variaciones en las variables de desempeño tanto poblacionales (biomasa) y pesqueras (captura, esfuerzo y CPUE) en el largo plazo son mínimas (**Figura 7**). En el largo plazo, la CPUE se estabilizaría en torno a 20 kg/día de faena, valor que corresponde al referente $CPUE_{MSY}$ en esta región. Con relativa mayor variación en las variables de desempeño, RCC2 (lineal) muestra además que en el 2do año se registraría una ligera disminución en el esfuerzo y las capturas (**Figura 7**), acompañada por el aumento de la biomasa y CPUE, para luego estabilizarse en torno al valor objetivo. Por su lado, tanto RCC3 como RCC4 destacan por similar desempeño en cuanto a la variabilidad de las variables analizadas, pero menores a RCC2. Con RCC4 existe mayor probabilidad de registrar niveles de biomasa, capturas y CPUE por sobre el objetivo, sujeto a mayor nivel de incertidumbre en atención a las bandas de confianza. Sin embargo, en un escenario de menor resiliencia/productividad y suponiendo que los puntos de referencia no se ven afectados (condición ciega/ escenario de robustez), gran parte de las estrategias de manejo conducirían a la población a la zona de sobreexplotación y/o agotamiento, salvo con RCC4, la cual permitiría que la población no se aleje tanto del objetivo de manejo y las capturas no se vean tan afectadas en el largo plazo (**Figura 8**).

Lo anterior se representa en un diagrama de boxplot a fin de evidenciar el desempeño de largo plazo. Los resultados muestran que RCC1 y RCC3 exhiben la menor variabilidad de las capturas anuales aunque todas las RCC conducen a la población de pulpo al objetivo B_{MSY} . En condiciones de resiliencia media, las bandas de confianza de las variables analizadas se amplifican notablemente, particularmente en RCC2, RCC3 y RCC4. Conforme lo antes mencionado, de todas estas reglas se advierte que RCC4 es la más próxima a los valores de referencia objetivos (**Figura 9**). De hecho, solo con RCC3 y RCC4, el valor esperado de la población se ubica en la zona Kobe verde, en la cual, tanto la biomasa como

el esfuerzo de pesca son sostenibles (**Figura 10**). Del mismo modo y en condiciones de resiliencia media, RCC4 es la más próxima a la zona Kobe verde.

El desempeño de las RCCs muestra que, evaluadas a los 2 años de proyección, las probabilidades de reducir la biomasa por debajo de los niveles de referencia (B_{MSY}) aún son altas y varían entre 0.75 (RCC1) y 0.37 (RCC4) (**Figura 10, Tabla 7**). Estos resultados indican que no obstante la alta tasa de recuperación del pulpo, su población no se recupera a los valores objetivos sino en el mediano y largo plazo. De hecho, la probabilidad de permanecer dentro de la zona segura (Kobe verde) a 7 años es mayor al 45% solo en RCC3 y RCC4 (**Figura 10, Tabla 7**). En el mediano plazo, las RCC3 y RCC4 presentan un riesgo de sobreexplotación $p(B < B_{MSY})$ inferior al 34%. Las capturas de largo plazo en cualquiera de las reglas bordean las 21 toneladas anuales y rendimientos en torno a 20 kg/día de faena. Las reglas RCC3 y RCC4 presentan las mayores probabilidades de superar los 20 kg/día de rendimiento $p(CPUE > 20 \text{ kg/h})$ con valores superiores al 60%. Caso contrario ocurre en un escenario de resiliencia media bajo el error de usar PBR de resiliencia alta, en la cual el riesgo de sobreexplotación es mayor al 95%, exceptuando RCC4 con un riesgo del 69%, la que además muestra el más bajo riesgo que la CPUE caiga bajo los 12 kg/día ($p=0.04$) (**Tabla 7**).

La proyección de las probabilidades de la biomasa de permanecer en la zona sustentable incrementan conforme las estrategias de manejo. Con RCC1 la probabilidad es menor al 50% mientras que con RCC4 supera el 70%. Del mismo modo en escenario de baja resiliencia, el riesgo de colapso en el largo plazo es máximo en RCC2 y mínimo con RCC4. En este último caso y en el largo plazo, el riesgo de sobreexplotación tiende a disminuir (**Figura 11**). Por su parte, la probabilidad de registrar capturas mayores a 1.5 veces son bajas en todos los escenarios, mientras los riesgos de registrar capturas menores del 50% del promedio incrementan marginalmente en RCC4. En condiciones de baja resiliencia, los riesgos de capturas bajas son máximas en RCC2 (más del 70%) y mínimas en RCC3 y RCC4 (**Figura 11**).

Este desempeño anterior se verifica en la gráfica de radar, en la cual destaca que, mientras predominen condiciones de resiliencia alta, RCC1 es la que ofrece la mayor estabilidad de la pesquería en el corto y mediano plazo. Sin embargo, y a costa de esta estabilidad, a diferencia de RCC1, destaca RCC3 y RCC4 que a corto y mediano plazo presentan mayor probabilidad de alcanzar la plena explotación ($B > B_{MSY}$), en tanto todas las RCC tienen similar desempeño respecto de las capturas y biomasa. Sin embargo y en condiciones de resiliencia media, en el corto plazo ninguna de las RCC tiene probabilidad de alcanzar la plena explotación, mientras RCC1 registraría las más altas capturas y estabilidad. En estas condiciones y a mediano plazo, solo RCC4 permitiría estabilizar la pesquería (capturas), registrar máximos relativos de capturas, recuperar biomasa y aumentar la probabilidad de alcanzar la plena explotación (**Figura 12**). Para los últimos años, las reglas RCC3 y RCC4 mantendrían los mejores rendimientos entre capturas, estabilidad del esfuerzo y la probabilidad de alcanzar la plena explotación, para ambos niveles de resiliencia (**Figura 13**).

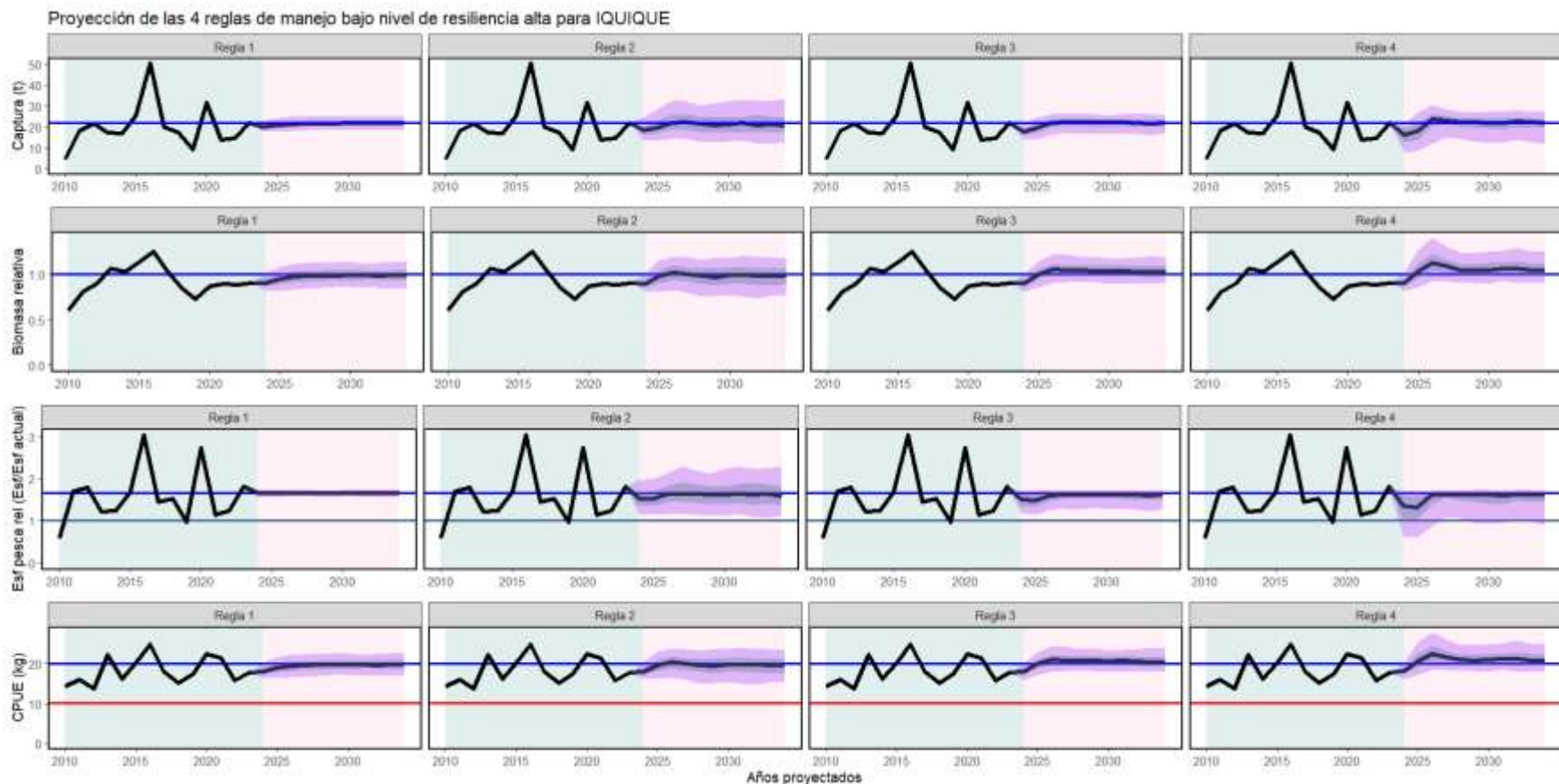


Figura 7. Proyecciones de captura, biomasa, esfuerzo de pesca relativo y CPUE para el pulpo del norte de Chile en el puerto de desembarque Iquique bajo un nivel de **resiliencia alta**, evaluadas con diferentes estrategias de manejo: a) esfuerzo de pesca de referencia, b) regla de manejo tipo lineal, c) regla de manejo tipo rampa y d) regla de control tipo rampa con escape. Las franjas moradas representan los posibles escenarios simulados, la línea roja es el valor límite, la línea azul el objetivo y la línea gris valor actual.

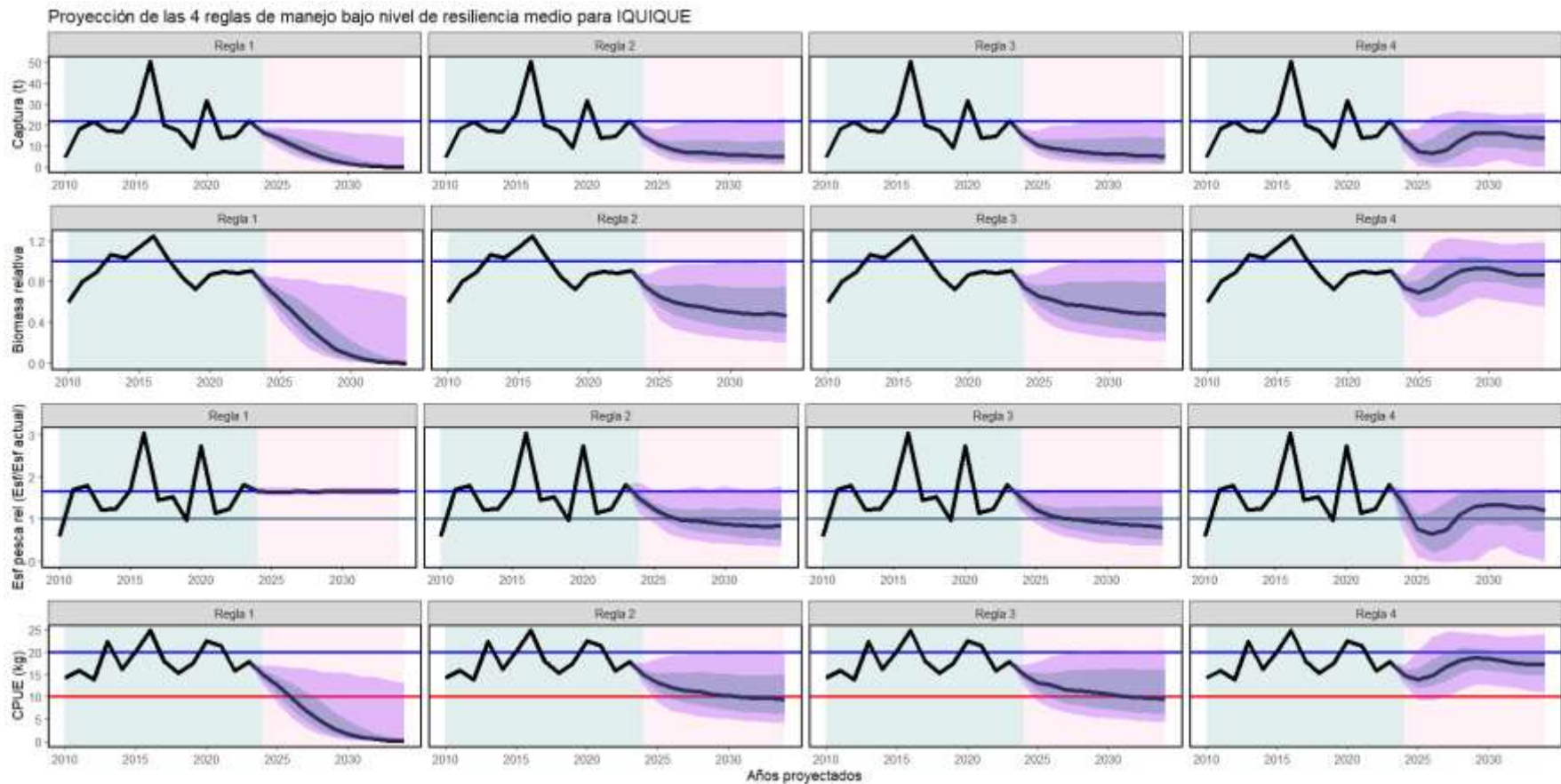


Figura 8. Proyecciones de captura, biomasa, esfuerzo de pesca relativo y CPUE para el pulpo del norte de Chile en el puerto de desembarque Iquique bajo un nivel de resiliencia media, evaluadas con diferentes estrategias de manejo: a) esfuerzo de pesca de referencia, b) regla de manejo tipo lineal, c) regla de manejo tipo rampa y d) regla de control tipo rampa con escape. Las franjas moradas representan los posibles escenarios simulados, la línea roja es el valor límite, la línea azul el objetivo y la línea gris valor actual.

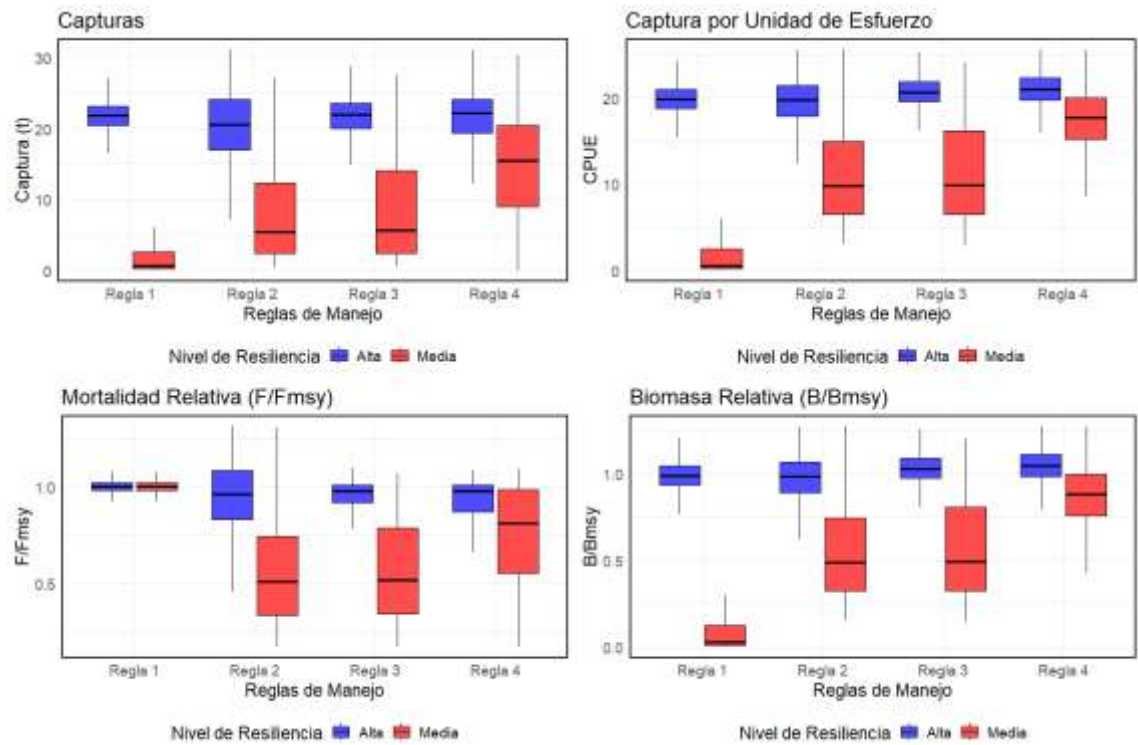


Figura 9. Boxplot del desempeño de los últimos 5 años de Captura, CPUE, F/FMSY y B/BMSY obtenidas de la aplicación de distintas reglas de control de capturas (RCC) y nivel de resiliencia para Iquique.

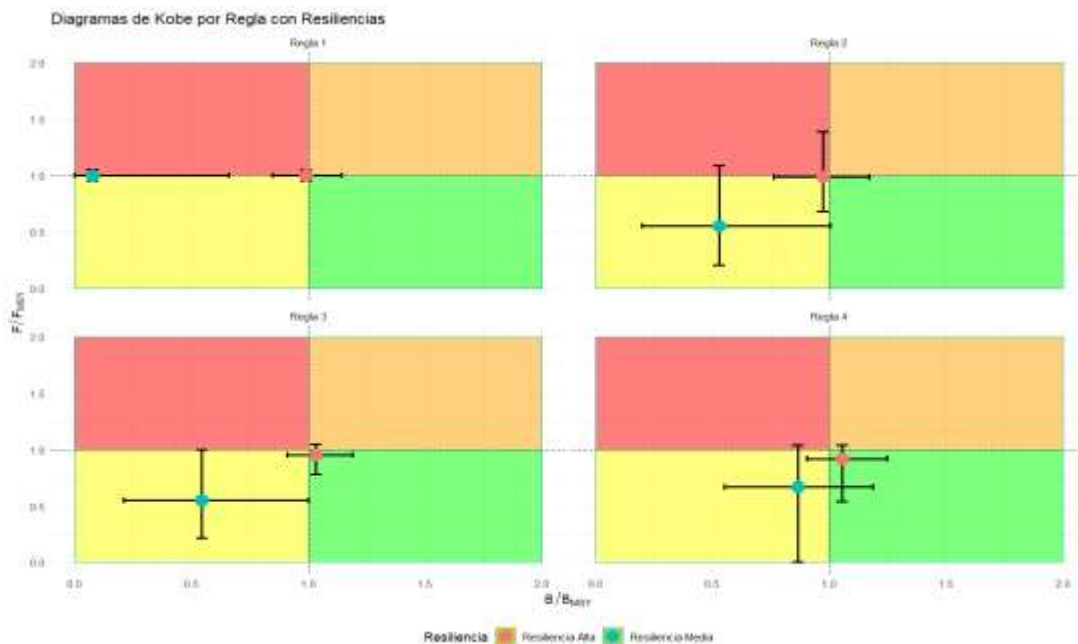


Figura 10. Diagrama de Kobe para diferentes reglas de manejo y niveles de resiliencia para el puerto de Iquique.

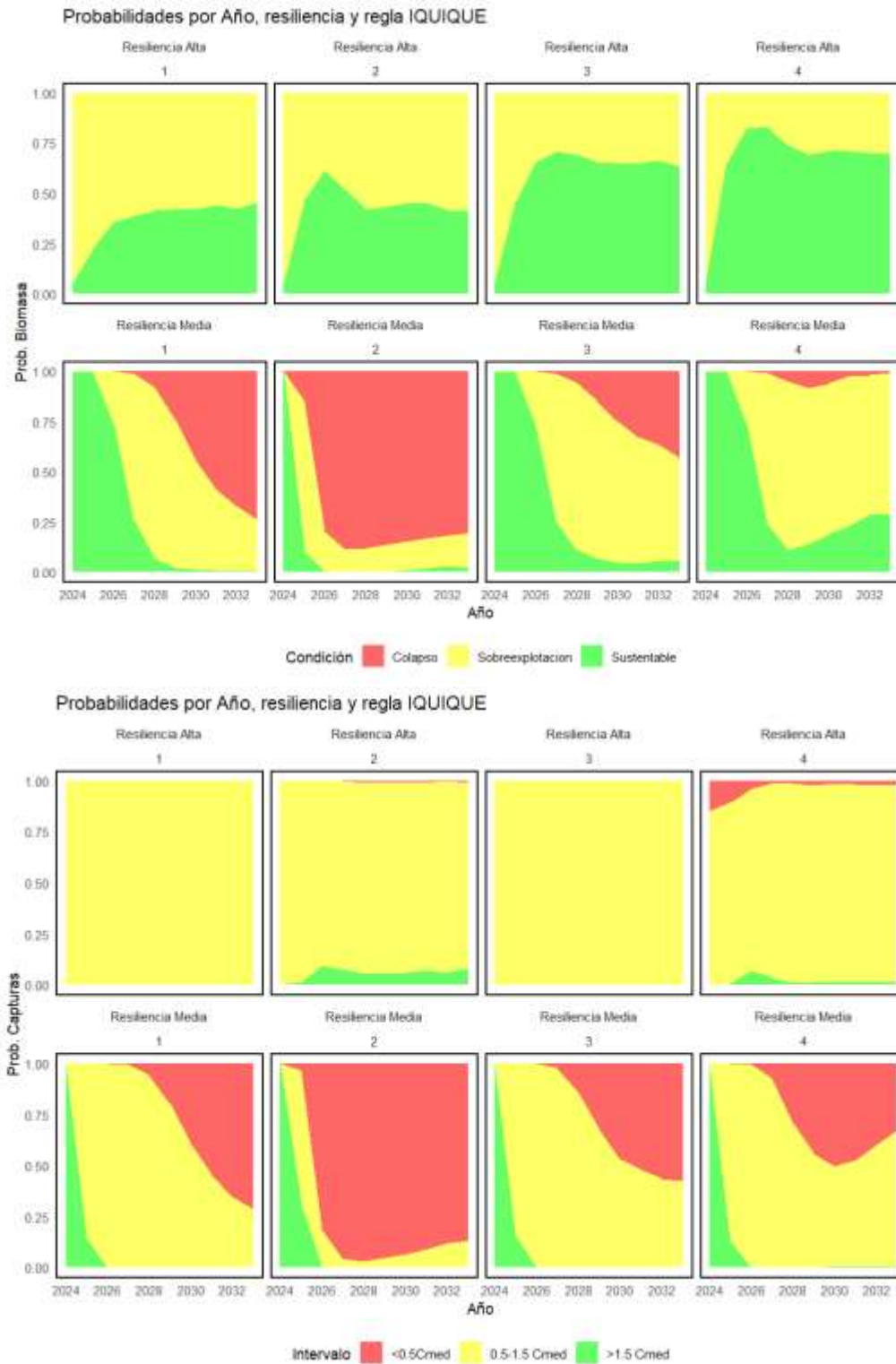


Figura 11. Proyección de probabilidades de la biomasa y capturas futuras para distintos escenarios de resiliencia y procedimiento de manejo del puerto de Iquique.

Tabla 7. Variables de desempeño asociadas a diferentes estrategias de explotación del pulpo del norte, evaluadas para la zona de Iquique y distintos escenarios de resiliencia.

MO1	Resiliencia alta-Iquique							
	a 2 años				a 7 años			
	Variable	RCC1	RCC2	RCC3	RCC4	RCC1	RCC2	RCC3
P(B<Bmsy)	0.75	0.57	0.49	0.37	0.54	0.52	0.34	0.31
P(F>Fmsy)	0.51	0.31	0.17	0.13	0.50	0.44	0.31	0.31
p(CPUE>20)	0.25	0.43	0.51	0.63	0.46	0.48	0.66	0.69
P(CPUE<12)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
p(verde)	0.13	0.26	0.41	0.54	0.25	0.23	0.45	0.47
B/Bmsy	0.95	0.98	1.00	1.05	0.99	0.99	1.04	1.06
Captura (t)	20.90	20.27	19.52	17.81	21.85	21.57	21.74	21.27
Var Capt	0.09	0.24	0.17	0.32	0.09	0.27	0.12	0.21
Var Esf	0.03	0.18	0.13	0.28	0.03	0.22	0.08	0.17
CPUE (kg)	19.06	19.69	20.08	21.06	19.89	19.77	20.76	21.24
MO2	Resiliencia media-Iquique							
	a 2 años				a 7 años			
	Variable	RCC1	RCC2	RCC3	RCC4	RCC1	RCC2	RCC3
P(B<Bmsy)	1.00	0.99	1.00	0.94	1.00	0.95	0.96	0.69
P(F>Fmsy)	0.45	0.07	0.03	0.04	0.50	0.07	0.05	0.18
p(CPUE>20)	0.00	0.01	0.00	0.06	0.00	0.05	0.04	0.31
P(CPUE<12)	0.43	0.35	0.34	0.26	0.90	0.60	0.58	0.04
p(verde)	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.03	0.03	0.21
B/Bmsy	0.63	0.66	0.67	0.71	0.19	0.56	0.58	0.92
Captura (t)	13.75	11.28	11.02	8.04	4.12	8.29	8.69	15.41
Var Capt	0.21	0.34	0.32	0.66	1.24	0.81	0.77	0.47
Var Esf	0.03	0.18	0.17	0.55	0.03	0.44	0.42	0.39
CPUE (kg)	12.55	13.26	13.34	14.26	3.74	11.23	11.60	18.36

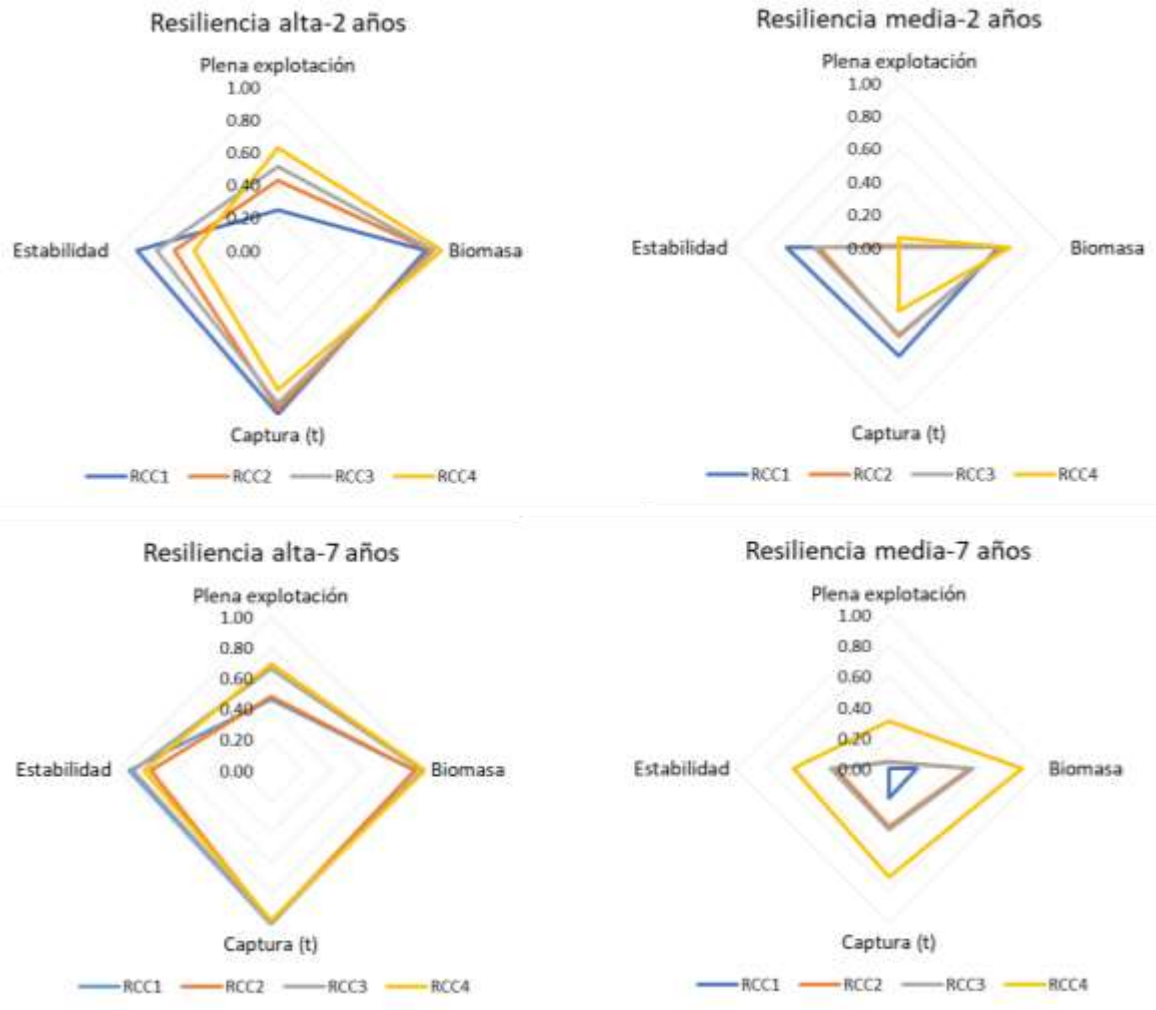


Figura 12. Diagramas de radar que representan las variables de desempeño asociadas a diferentes estrategias de explotación del pulpo del norte, evaluadas en el puerto de desembarque de Iquique bajo distintos escenarios de resiliencia.

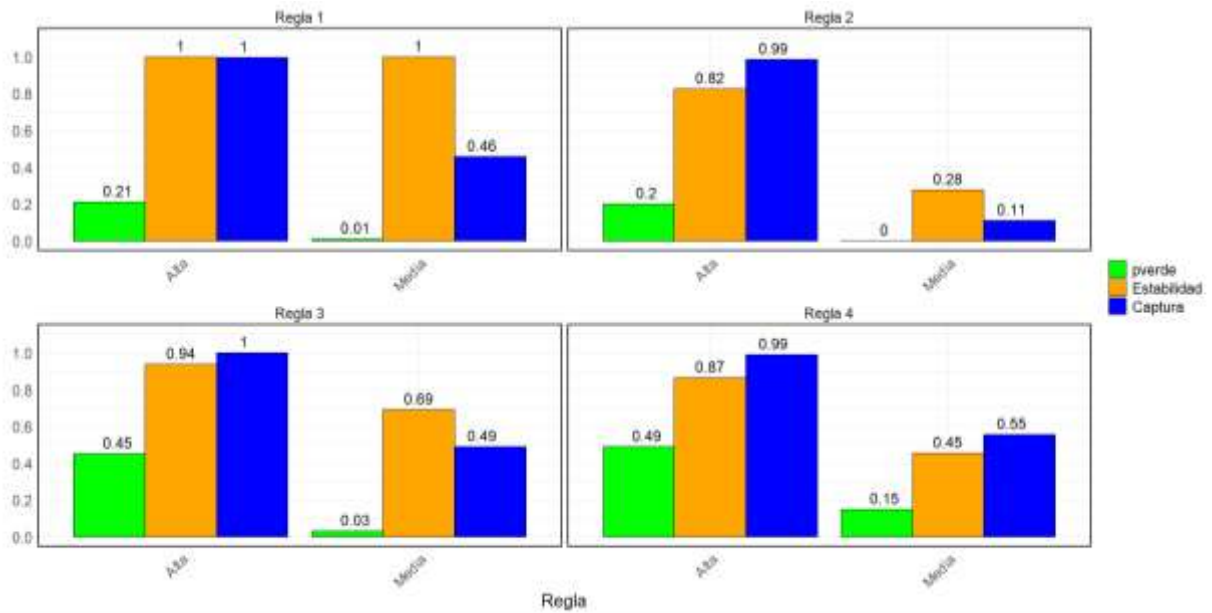


Figura 13. Desempeño de las reglas de control de captura (RCC) durante los últimos 5 años bajo distintos niveles de resiliencia en Iquique: probabilidad de estar en el cuadrante verde, captura y estabilidad del esfuerzo.

- **Zona de Taltal**

Al igual que Iquique, los análisis en Taltal muestran que en condiciones de alta resiliencia, todas las reglas llevan a la biomasa y los indicadores de la pesquería en torno al objetivo de manejo durante el período proyectado. En este caso, RCC2 y RCC4 destacan con mayor variabilidad dada la mayor banda de confianza (**Figura 14**). Si bien en ninguna de las RCC analizadas se vería comprometido el recurso, las bandas de confianza en RCC2 sugieren que los eventos de disminución de biomasa son más recurrentes. Todas las proyecciones muestran que los rendimientos de pesca nunca caerían por debajo de 10 kg/día de faena.

Conforme el diseño de la estrategia, la RCC1 muestra que el esfuerzo de pesca podría incrementar respecto de la condición del año más reciente, lo cual se debe a los bajos desembarques respecto de MSY registrados los últimos 4 años. Con esta RCC1 la zona de plena explotación se podría lograr en los próximos 5 años mientras, que en las otras RCC, la recuperación podría ocurrir antes, sujeto a mayor variabilidad interanual en las variables de desempeño tanto poblacionales (biomasa) como pesqueras (captura, esfuerzo y CPUE) (**Figura 14**). En el largo plazo, la CPUE se estabilizaría en torno al valor de referencia de $CPUE_{MSY} = 22.7$ kg/día de faena. Con relativa mayor variación en las variables de desempeño, RCC2 (lineal) muestra que su implementación significaría oscilaciones en el esfuerzo y las capturas como consecuencia de una política que permite estas fluctuaciones conforme los cambios en abundancia (**Figura 14**). Los rangos de variación de las capturas y esfuerzo de pesca son mucho mayores al resto de las RCC analizadas.

Por su lado, tanto RCC3 como RCC4 destacan por similar desempeño, pero con menor variación de las variables analizadas en RCC2. Considerando las bandas de confianza, con RCC4 existiría mayor probabilidad de registrar niveles de biomasa y CPUE por sobre el objetivo, situación totalmente contraria al desempeño del esfuerzo de pesca y las capturas. Por su lado, con RCC3 se registraría menor variación en estas variables respecto del RCC4.

En un escenario de menor resiliencia/productividad y suponiendo que los puntos de referencia no se ven afectados (condición ciega/escenario de robustez), casi todas las estrategias de manejo conducirían a la población a la zona de sobreexplotación y/o agotamiento, con excepción de RCC4, la cual permitiría la recuperación poblacional próxima a los niveles objetivo. Sin embargo, lo anterior implicaría el cierre de la pesquería con el consiguiente impacto en el esfuerzo y las capturas de largo plazo (**Figura 15**).

El desempeño global de largo plazo en condiciones de resiliencia alta se representa en un diagrama de boxplot (**Figura 16**). Los resultados muestran que RCC1 y RCC3 exhiben la menor variabilidad de las capturas y el esfuerzo de pesca, aunque todas las RCC conducen a la población de pulpo al objetivo B_{MSY} . En condiciones de menor productividad (resiliencia media), las bandas de confianza de las variables analizadas se amplifican particularmente en RCC4. De todas las reglas analizadas se advierte que en el largo plazo, RCC4 es la más

cercana a los valores de referencia objetivos (**Figura 16**). Similar a lo observado en Iquique, las RCC3 y RCC4 ubican a la población en la zona Kobe verde, en la cual, tanto la biomasa como el esfuerzo de pesca son sostenibles (**Figura 17**). Del mismo modo y en condiciones de resiliencia media, destaca solo RCC4 como la más próxima a la zona Kobe verde.

El desempeño de las RCCs muestra que en el corto plazo, las probabilidades de mantener/reducir la biomasa por debajo de los niveles de referencia (B_{MSY}) son ciertas en cualquiera de las RCC analizadas (**Tabla 8**). Esto indican que no obstante la alta tasa de recuperación del pulpo, su población es recuperable en los próximos dos años. De hecho, la probabilidad de alcanzar la zona segura (Kobe verde) a 7 años aumenta al 15% en RCC1 y 51% en RCC3 y RCC4 (**Tabla 8**). En el mediano plazo, las RCC3 y RCC4 presentan un riesgo de sobreexplotación $p(B < B_{MSY})$ inferior al 22%, mientras en RCC1 y RCC2 superan el 67%. Asimismo, la RCC3 y RCC4, destacan por presentar las mayores probabilidades de superar los 22 kg/h de rendimiento ($p(CPUE > 22)$), con valores superiores al 70%. Las capturas de largo plazo en cualquiera de las reglas bordean las 11 toneladas anuales y rendimientos por día de faena entre 21 kg (RCC1 y RCC2) y 25 kg (RCC3 y RCC4). Lo contrario se observa en un escenario de resiliencia media suponiendo el uso de PBR de resiliencia alta. En este caso el riesgo de sobreexplotación es cierto, exceptuando RCC4 con un riesgo del 58%, la que además muestra el más bajo riesgo que la CPUE caiga bajo los 12 kg/día ($p=0.02$) (**Tabla 8**).

La proyección de las probabilidades de la biomasa de permanecer en la zona sustentable incrementa, al igual que Iquique, conforme las estrategias de manejo. Con RCC1 la probabilidad es menor al 30% mientras que con RCC4 supera el 75%. Del mismo modo en escenario de baja resiliencia, el riesgo de colapso en el largo plazo es máximo en RCC1 y mínimo con RCC4. En este último caso y en el largo plazo, el riesgo de sobreexplotación tiende a incrementar (**Figura 18**). Por su parte, la probabilidad de registrar capturas mayores a 1.5 veces son mayores al 25% en RCC2 y mínimas en RCC1, mientras los riesgos de registrar capturas menores del 50% del promedio incrementan marginalmente a largo plazo en RCC2 y RCC4. En condiciones de baja resiliencia, los riesgos de capturas bajas son máximas en RCC1 (más del 90%) y mínimas en RCC3 y RCC4 (**Figura 18**). En esta última incluso existe alguna probabilidad de registrar capturas mayores a 1.5 veces el desembarque promedio

El desempeño comparativo representado en la gráfica de radar muestra que, independientemente del escenario de resiliencia, en el corto plazo la RCC1 genera la mayor estabilidad de la pesquería y capturas. A corto plazo, RCC1 es la que presentaría el mejor desempeño en todas las dimensiones consideradas excepto en la biomasa y plena explotación, mientras RCC4 el peor desempeño. Esto último se debe al estado de situación de la población, en la cual RCC4 debiera disminuir drásticamente los desembarques (**Figura 19**). Sin embargo, en el mediano plazo destacan RCC3 y RCC4 con los más altos niveles en las cuatro dimensiones consideradas, incrementando notablemente la probabilidad de alcanzar la plena

explotación ($B > B_{MSY}$). Sin embargo y en condiciones de resiliencia media, en el corto plazo ninguna de las RCC tiene probabilidad de alcanzar la plena explotación no obstante RCC4 es la de más alta puntuación, mientras RCC1 registraría las más altas capturas y estabilidad. En estas condiciones y a mediano plazo, solo RCC4 permitiría estabilizar la pesquería (capturas), registrar máximos relativos de capturas, recuperar biomasa y aumentar la probabilidad de alcanzar la plena explotación (**Figura 20**).

Finalmente, un diagrama de radar que integra el desempeño de los dos escenarios (modelos operativos) y todas las variables analizadas, muestra que en general el desempeño de las RCC fue distinto entre reglas pero similar en las zonas analizadas. La mejor puntuación quedó representado en la RCC4 con 0.70 (100%), seguido de RCC3 con 0.58 (83%) de puntuación. RCC1 tuvo la más baja puntuación con 0.46 (66%) (**Figura 21**).

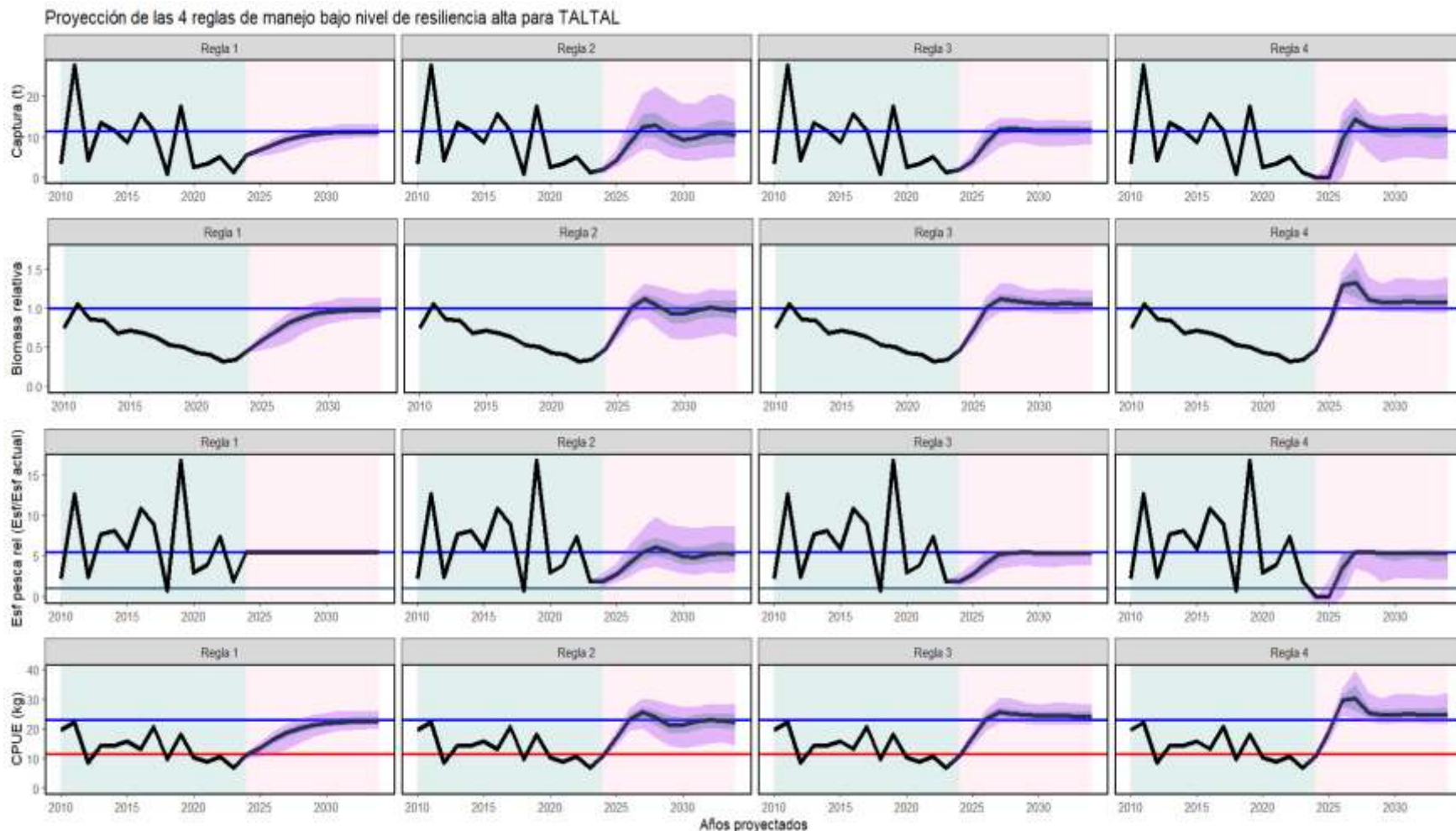


Figura 14. Proyecciones de captura, biomasa, esfuerzo de pesca relativo y CPUE para el pulpo del norte de Chile en el puerto de desembarque Taltal bajo un nivel de resiliencia alta, evaluadas con diferentes estrategias de manejo: a) esfuerzo de pesca de referencia, b) regla de manejo tipo lineal, c) regla de manejo tipo rampa y d) regla de control tipo rampa con escape. Las franjas moradas representan los posibles escenarios simulados, la línea roja es el valor límite, la línea azul el objetivo y la línea gris valor actual.

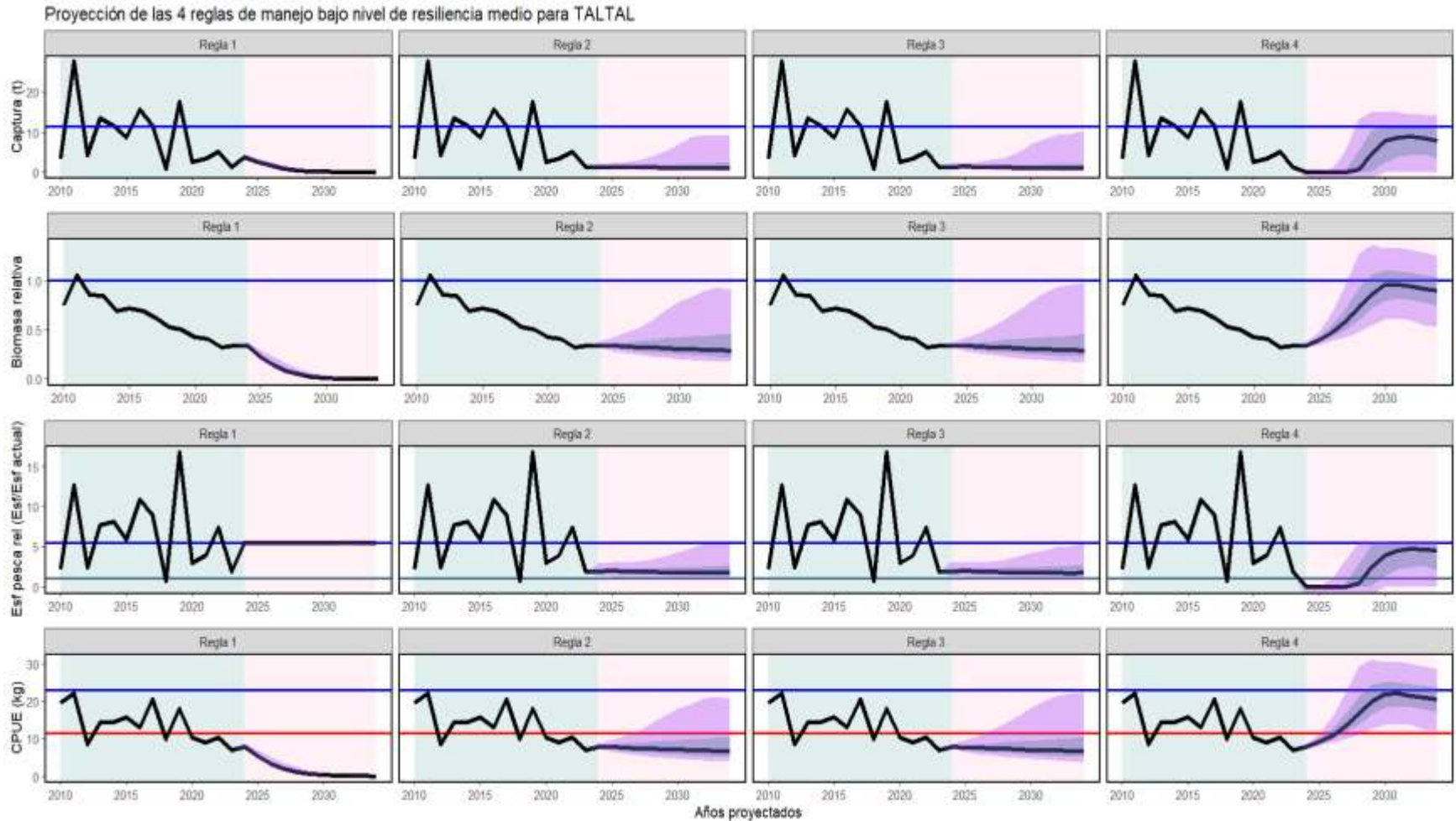


Figura 15. Proyecciones de captura, biomasa, esfuerzo de pesca relativo y CPUE para el pulpo del norte de Chile en el puerto de desembarque Taltal bajo un nivel de resiliencia media, evaluadas con diferentes estrategias de manejo: a) esfuerzo de pesca de referencia, b) regla de manejo tipo lineal, c) regla de manejo tipo rampa y d) regla de control tipo rampa con escape. Las franjas moradas representan los posibles escenarios simulados, la línea roja es el valor límite, la línea azul el objetivo y la línea gris valor actual.

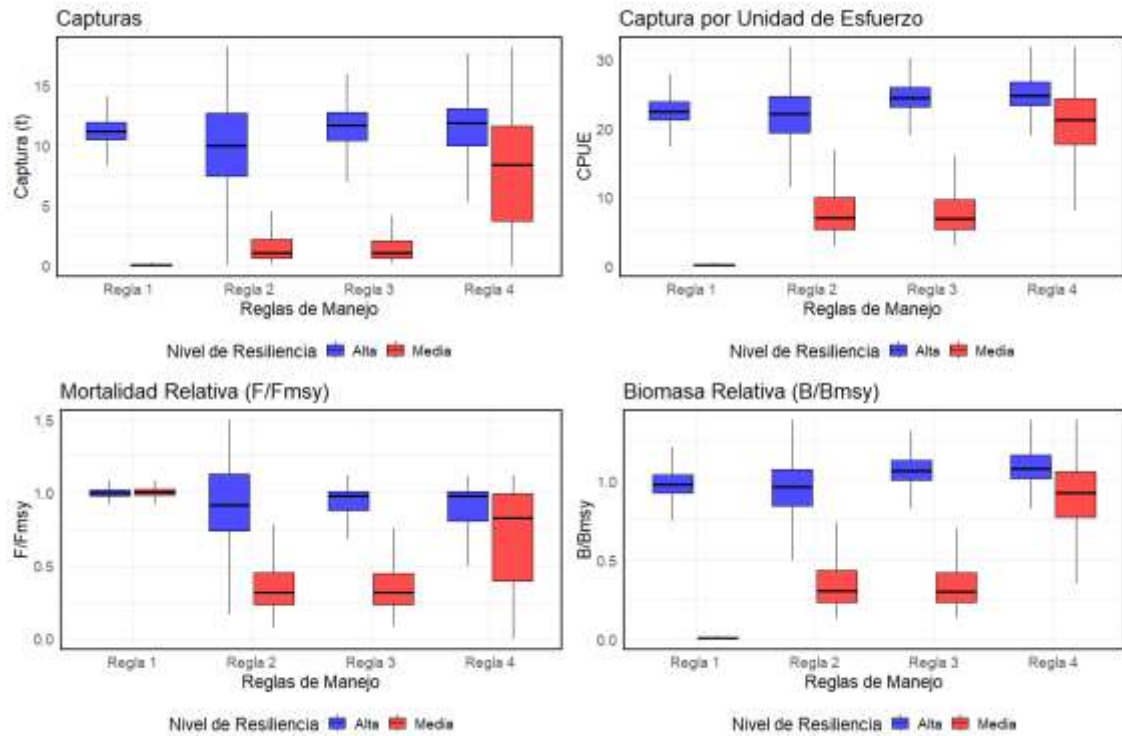


Figura 16. Boxplot del desempeño de los últimos 5 años de Captura, CPUE, F/Fmsy y B/Bmsy obtenidas de la aplicación de distintas reglas de control de capturas (RCC) y nivel de resiliencia para Taltal.

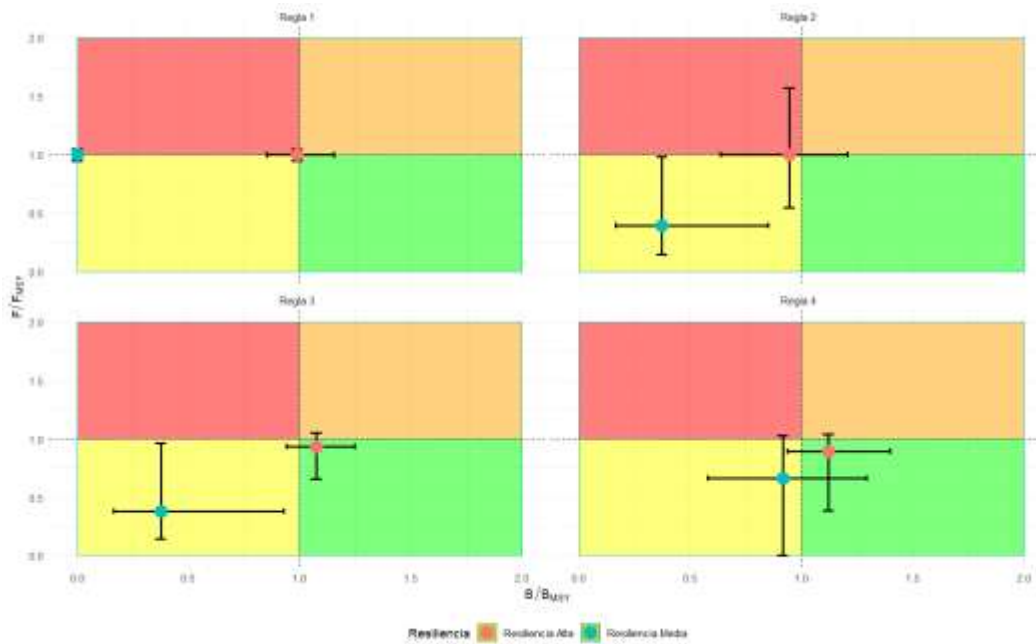


Figura 17. Diagrama de Kobe para diferentes reglas de manejo y niveles de resiliencia para el puerto de Taltal.

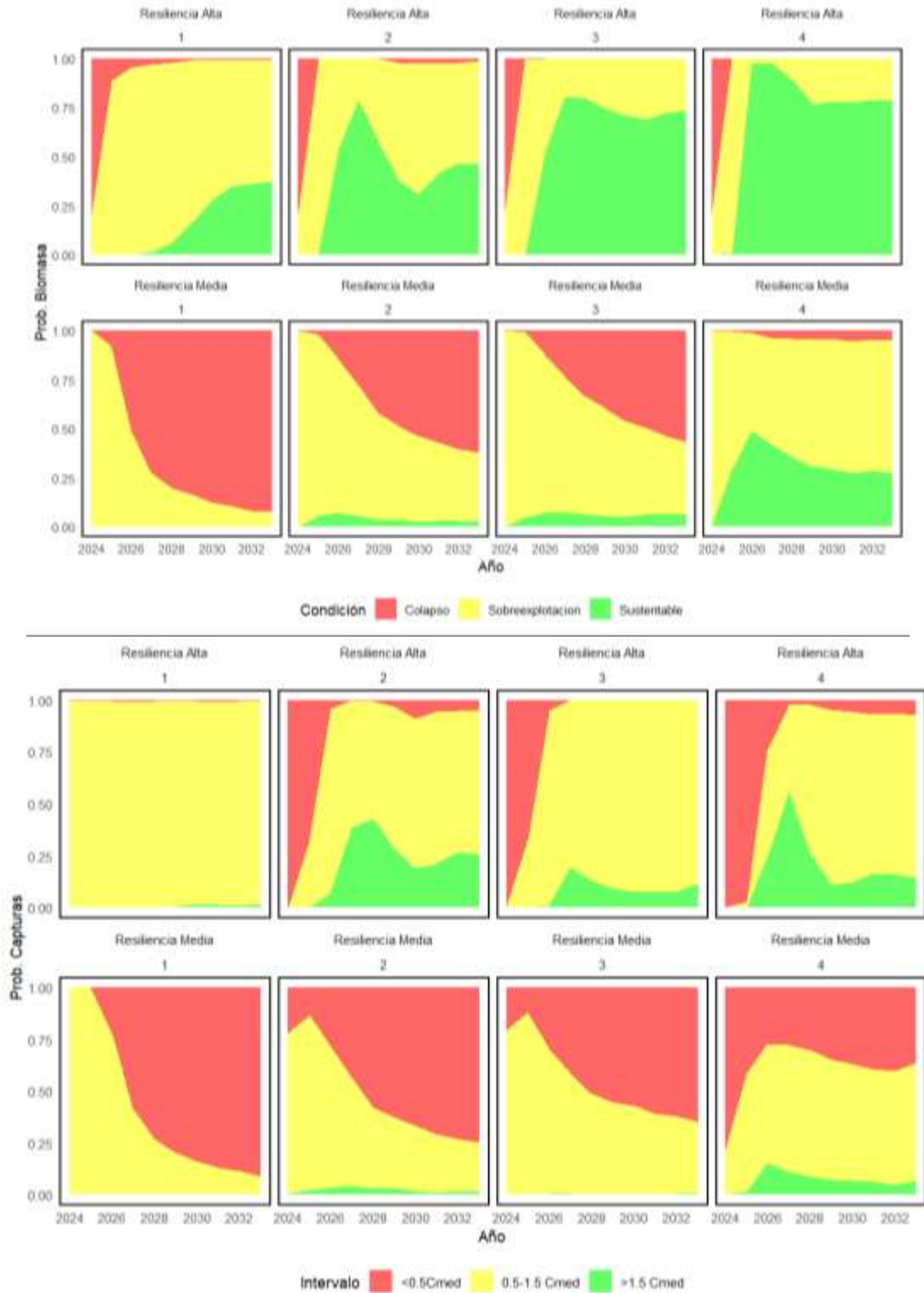


Figura 18. Proyección de probabilidades de la biomasa y capturas futuras para distintos escenarios de resiliencia y procedimiento de manejo del puerto de Taltal

Tabla 8. Variables de desempeño asociadas a diferentes estrategias de explotación del pulpo del norte, evaluadas para la zona de Taltal y distintos escenarios de resiliencia.

MO1	Resiliencia alta-Taltal							
	a 2 años				a 7 años			
	Variable	RCC1	RCC2	RCC3	RCC4	RCC1	RCC2	RCC3
P(B<Bmsy)	1.00	1.00	1.00	0.99	0.70	0.67	0.22	0.20
P(F>Fmsy)	0.55	0.00	0.00	0.00	0.51	0.40	0.32	0.34
p(CPUE>22)	0.00	0.00	0.00	0.01	0.30	0.33	0.78	0.80
P(CPUE<12)	0.19	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.00	0.00
p(verde)	0.00	0.00	0.00	0.01	0.15	0.16	0.51	0.51
B/Bmsy	0.58	0.73	0.73	0.81	0.95	0.91	1.07	1.11
Captura (t)	6.67	4.19	4.12	0.49	10.83	10.07	11.41	11.15
Var Capt	0.12	0.31	0.32	2.83	0.14	0.45	0.17	0.28
Var Esf	0.03	0.27	0.29	2.82	0.03	0.36	0.13	0.24
CPUE (kg)	13.35	16.71	16.73	18.66	21.73	20.98	24.66	25.43
MO2	Resiliencia media-Taltal							
	a 2 años				a 7 años			
	Variable	RCC1	RCC2	RCC3	RCC4	RCC1	RCC2	RCC3
P(B<Bmsy)	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.58
P(F>Fmsy)	0.54	0.00	0.00	0.00	0.51	0.01	0.00	0.20
p(CPUE>22)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.42
P(CPUE<12)	1.00	1.00	1.00	0.99	1.00	0.86	0.86	0.02
p(verde)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.27
B/Bmsy	0.23	0.34	0.34	0.41	0.02	0.37	0.36	0.96
Captura (t)	2.69	1.40	1.41	0.01	0.18	1.85	1.77	7.47
Var Capt	0.14	0.32	0.33	15.60	0.50	1.12	1.08	0.72
Var Esf	0.03	0.27	0.29	15.35	0.03	0.49	0.49	0.62
CPUE (kg)	5.39	7.89	7.86	9.30	0.35	8.38	8.25	21.92

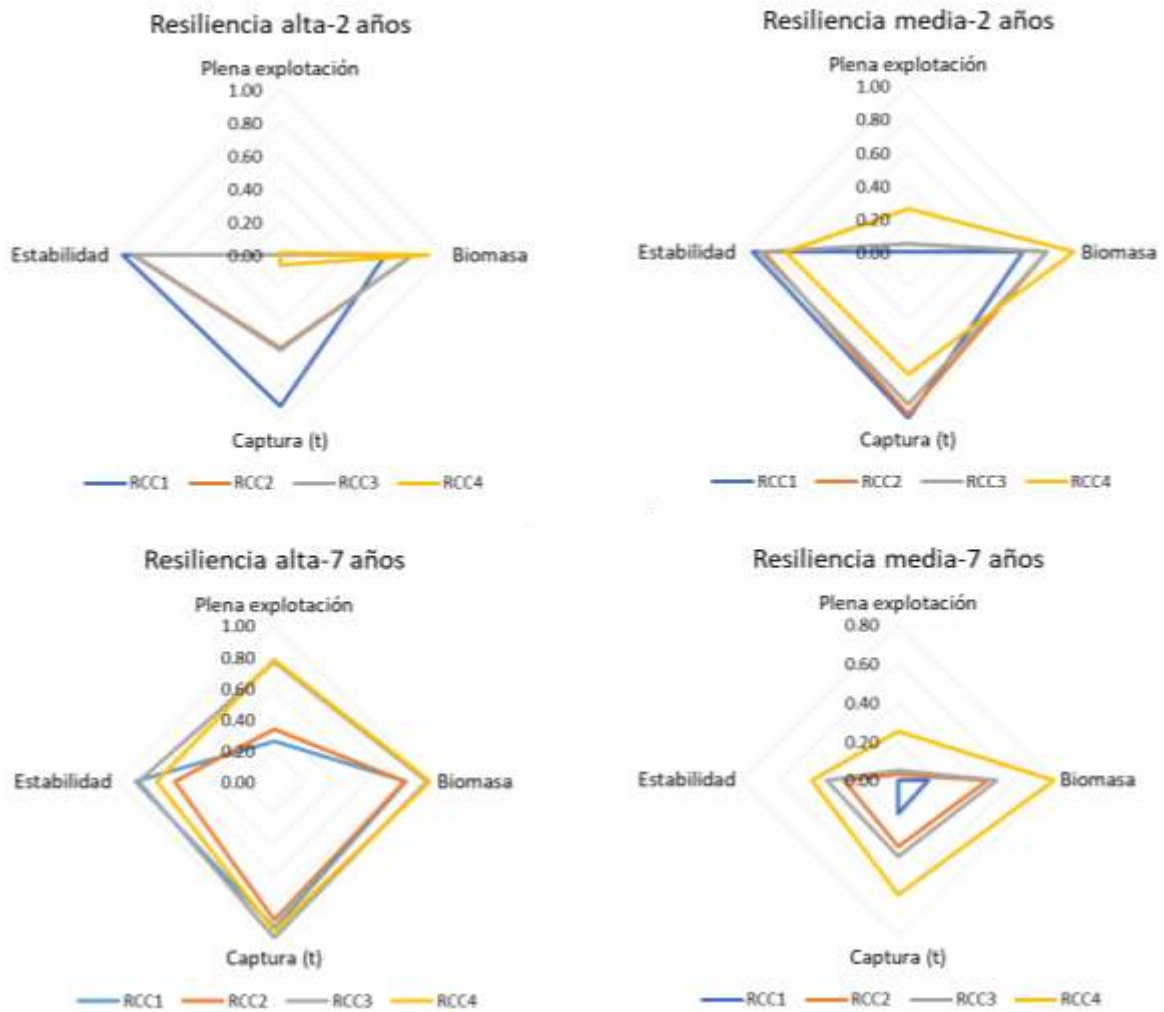


Figura 19. Diagramas de radar que representan las variables de desempeño asociadas a diferentes estrategias de explotación del pulpo del norte, evaluadas en el puerto de desembarque de Taltal bajo distintos escenarios de resiliencia.

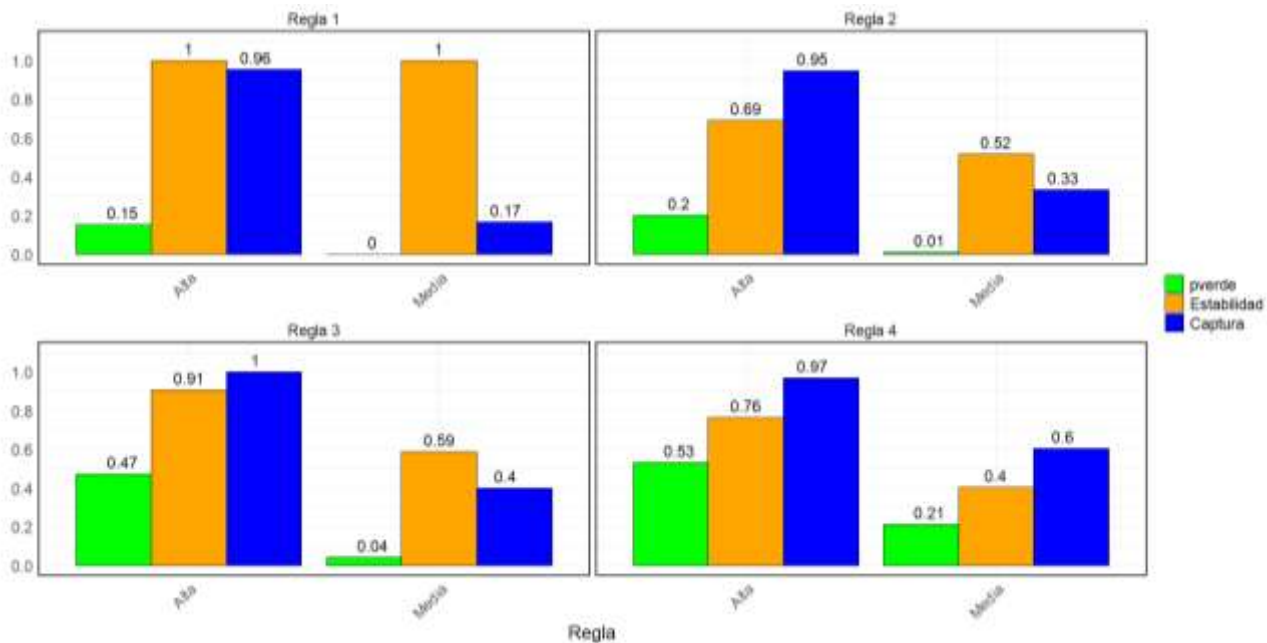


Figura 20. Desempeño de las reglas de control de captura (RCC) durante los últimos 5 años bajo distintos niveles de resiliencia en Taltal: probabilidad de estar en el cuadrante verde, captura y estabilidad del esfuerzo.

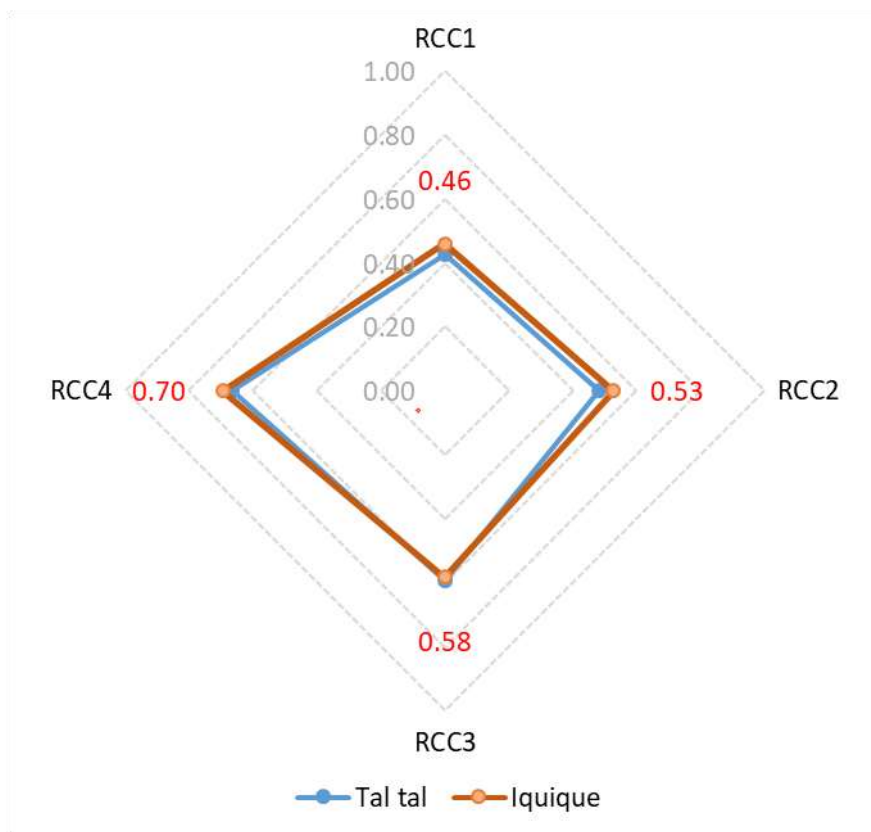


Figura 21. Diagrama de radar del desempeño general de las 4 reglas de control de capturas en las dos zonas/puertos de análisis

4. Conclusiones

- **Zona de Iquique**

Evaluación poblacional

Los desembarques en Iquique mostraron un incremento progresivo en la extracción, alcanzando en algunos años niveles superiores al rendimiento máximo sostenible (MSY). Esto ha generado efectos negativos en la biomasa del stock, especialmente en 2016, cuando la captura duplicó el MSY, indicando un escenario de sobreexplotación. Por su lado, la biomasa en esta zona mostró una tendencia de recuperación hasta 2016, seguido de una disminución debido al aumento de la presión pesquera. En los últimos años (2020-2023) se ha observado una ligera mejora en los niveles de biomasa, y la población se encontraría próxima a la biomasa objetivo entre un 87% y 92% de BMSY, para los escenarios de resiliencia alta y media, respectivamente. En este sentido, el ratio de sobrepesca (F/F_{MSY}) ha fluctuado con episodios de sobrepesca evidentes especialmente en 2016. No obstante esto, en los años recientes la mortalidad se ha acercado a niveles sostenibles y explica el estado de situación poblacional.

A lo largo del periodo analizado, se estima que la población del pulpo ha permanecido mayoritariamente en el cuadrante rojo del diagrama de Kobe, zona en la cual se reflejan niveles elevados de mortalidad y biomasa insuficiente. Sin embargo, una leve mejora en los últimos años ha permitido desplazar la situación hacia el cuadrante amarillo, lo que sugiere una explotación más controlada pero aún vulnerable. A pesar de la aparente mejora reciente, la biomasa sigue estando por debajo de los niveles de referencia máximos sostenibles B_{MSY} y la mortalidad por pesca se encuentra próxima a los límites críticos.

Evaluación de estrategias de manejo

Se realizaron los análisis considerando dos modelos operativos correspondientes a escenarios de resiliencia. En el caso de resiliencia media y como escenario de robustez, se probó intencionalmente el desempeño de las RCCs en base a PBRs de resiliencia alta.

En condiciones de alta resiliencia, los análisis en la zona de Iquique mostraron que todas las reglas de control de captura (RCC) logran mantener la biomasa y los indicadores pesqueros cerca del objetivo de manejo. Destacan RCC2 y RCC4 con una mayor variabilidad reflejado en bandas de confianza más amplias. A nivel particular RCC1 destaca por mantener el esfuerzo de pesca similar al del año más reciente y una baja variación en las variables de desempeño, mientras RCC4 muestra una mayor probabilidad de alcanzar niveles de biomasa, capturas y CPUE superiores al objetivo, aunque con mayor incertidumbre. Sin embargo, en un escenario de menor resiliencia/productividad y suponiendo que los puntos de referencia no se ven afectados (condición ciega/ escenario de robustez), gran parte de las estrategias de

manejo conducirían a la población a la zona de sobreexplotación y/o agotamiento, salvo con RCC4, la cual permitiría que la población no se aleje tanto del objetivo de manejo y las capturas no se vean tan afectadas en el largo plazo.

Si bien RCC4 se destaca como la estrategia de manejo más robusta en términos de sostenibilidad a largo plazo y resiliencia frente a variabilidad ambiental, el contexto de resiliencia debe evaluarse para evitar riesgos de sobreexplotación bajo supuestos inadecuados. Del mismo modo y si el cierre de la pesquería es impracticable, se recomienda considerar la segunda mejor opción equivalente a RCC3.

- **Zona de Taltal**

Evaluación poblacional

Los desembarques en Taltal destacan por valores máximo puntuales que superaron el rendimiento máximo sostenible (MSY) en varios periodos, especialmente en 2011 y 2016, con efectos negativos en la biomasa del stock. En efecto y si bien la población presentó una tendencia de recuperación hasta 2011, ha mostrado una disminución sostenida y alcanzando niveles mínimos en 2019. Aunque en los últimos años (2020-2023) se observa una ligera estabilización, la biomasa sigue siendo baja y no alcanza los niveles sostenibles, estimándose valores relativos del 34% de B_{MSY} , independiente del escenario de resiliencia considerado. Se destaca que el ratio de sobrepesca (F/F_{MSY}) ha sido elevados en varios años, especialmente en 2011 y 2016, cuando se excedieron considerablemente los límites sostenibles. Si bien en los últimos años la mortalidad se ha reducido y se ha acercado al umbral de sostenibilidad (F_{MSY}), la vulnerabilidad del recurso persiste. De hecho, en el diagrama de Kobe el stock de Taltal ha permanecido en el cuadrante rojo, lo que refleja un estado de sobrepesca y sobreexplotación. Aunque en los años recientes se ha observado una leve transición hacia el cuadrante amarillo, la población se mantiene en niveles bajos.

Evaluación de estrategias de manejo

Al igual que en la zona de Iquique, la evaluación de estrategias de manejo/explotación en base a las RCC en un escenario de alta resiliencia, mostró que todas las RCC logran mantener la biomasa y los indicadores pesqueros cerca del objetivo de manejo durante el período proyectado, en tanto RCC2 y RCC4 destacan por presentar mayor variabilidad dada bandas de confianza más amplias en los indicadores analizados.

Se determinó que con RCC1 se podría incrementar el esfuerzo de pesca respecto del año más reciente debido a bajos desembarques históricos. Los análisis mostraron que RCC4 tiene mayor probabilidad de mantener la biomasa y la CPUE por encima del objetivo, aunque esto implica mayor incertidumbre. En condiciones de menor resiliencia, la mayoría de las estrategias llevarían la población a una zona de sobreexplotación, excepto RCC4, que

permitiría la recuperación a niveles objetivos aunque implique cierres pesqueros temporales. De hecho, las probabilidades de sobreexplotación son significativamente más bajas en RCC3 y RCC4, mientras que en RCC1 y RCC2 el riesgo supera el 67%. En el largo plazo resiliencia alta, RCC3 y RCC4 mantienen la población en la zona Kobe verde, asegurando la sostenibilidad de la biomasa y el esfuerzo. En el corto plazo, RCC1 proporciona la mayor estabilidad, aunque su efectividad para recuperar la biomasa es limitada, en tanto RCC3 y RCC4 muestran un mayor potencial de recuperación y sostenibilidad, con riesgo de sobreexplotación inferior al 22%.

Finalmente y en términos generales, en ambas zonas analizadas, RCC4 se destaca como la estrategia de manejo más robusta y eficiente en condiciones de alta y media resiliencia, proporcionando mayores probabilidades de sostenibilidad a largo plazo. De igual modo y dado que RCC3 también mostró un buen desempeño, esta no debería ser descartada en caso que el cierre de pesquería sea una cuestión inviable. En este sentido, RCC4 obtiene la mejor puntuación global (0.70), seguida por RCC3 (0.58) y RCC2 (0.53), lo que la consolida como la estrategia de manejo óptima para escenarios de alta y resiliencia media del pulpo del norte. Se recomienda que su implementación sea desarrollada por los propios usuarios, y realizar el acompañamiento adecuado que asegure el éxito de esta acción de manejo.

5. Referencia

- Andrašūnas V, Ivanauskas E, Švagždys A, Razinkovas-Baziukas A. 2022. Assessment of Four Major Fish Species Stocks in 573 the Lithuanian and Russian Parts of Curonian Lagoon (SE Baltic Sea) Using CMSY Method. *Fishes*.
- Butterworth, D. S., & Punt, A. E. 1999. Experiences in the evaluation and implementation of management procedures. *ICES Journal of Marine Science*, 56(6), 985-998.
- Canales C. M. 2021. Evaluación de estrategias de explotación para la pesquería del Pulpo (*Enteroctopus megalocyathus*) en la X Región, Chile. *ECOS*, 23 pp.
- Cardoso, F., Villegas, P., & Estrella, C. 2004. Observaciones sobre la biología de *Octopus mimus* (Cephalopoda: Octopoda) en la costa peruana. *Revista Peruana de Biología*, 11(1), 45-50.
- Díaz JM, Ardila N, García A. 2000. Calamares y Pulpos (Mollusca: Cephalopoda) del Mar Caribe Colombiano. *Biota Colombiana* 1: 195–201.
- Froese, R., Demirel, N., Coro, G., Kleisner, K. M., and Winker, H. 2017. Estimating fisheries reference points from catch and resilience. *Fish Fish.* 18, 506–526. doi: 10.1111/faf.12190
- Ibáñez, C. M. y Chong, J. 2008. Feeding ecology of *Enteroctopus megalocyathus* (Cephalopoda: Octopodidae) in Southern Chile. *Journal of the Marine Biological Association of the United Kingdom*. 88(4): 793 - 798.
- Jurado-Molina, JA. 2010. Bayesian framework with implementation error to improve the management of the red octopus (*Octopus maya*) fishery off the Yucatán Peninsula. *Cienc Mar.* 36(1):1–14.
- McAllister, M. K., Pikitch, E. K., and Babcock, E. A. 2001. Using demographic methods to construct Bayesian priors for the intrinsic rate of increase in the Schaefer model and implications for stock rebuilding. *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 58, 1871–1890. doi: 10.1139/cjfas-58-9-1871
- Merino, G., Urtizberea, A., Fu, D., et al., 2022. Investigating trends in process error as a diagnostic for integrated fisheries stock assessments. *Fish. Res.* 256, 106478 <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2022.106478>.
- Plummer, M. 2003. “JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs sampling,” in *Proceedings of the 3rd International Workshop on Distributed Statistical Computing (DSC 2003)* March 20-22, Vienna, 2003, eds K. Hornik, F. Leisch, and A. Zeileis (Vienna: Vienna Technical University), 20–22.

Punt, A. E., Smith, A. D. M., & Cui, G. 2016. Review of progress in the introduction of Management Strategy Evaluation (MSE) approaches in fisheries management since the 1990s. *ICES Journal of Marine Science*, 73(10), 2239-2254.

Roa-Ureta, R. H., Henríquez, J. y Molinet, C. 2020. Achieving sustainable exploitation through co-management in three Chilean small-scale fisheries, *Fisheries Research*, vol. 230, p. 105674, 2020.

Servicio Nacional de Pesca (SERNAPESCA). 2024. Anuario estadístico de pesca y acuicultura 2023. SERNAPESCA, Valparaíso.

Thorson, J. T., Ono, K., and Munch, S. B. 2014. A Bayesian approach to identifying and compensating for model misspecification in population models. *Ecology* 95, 329–341. doi: 10.1890/13-0187.1

6. Anexo

Anexo 1. Códigos de modelo operativo para la pesquería del Pulpo del norte

```
library(readxl)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(datalimited2)
library(R2jags)
library(coda)
library(parallel)
library(foreach)
library(doParallel)
library(gplots)
library(openxlsx)
library(patchwork)
library(mvtnorm)
library(cowplot)
library(gridExtra)
library(MASS)
library(tidyr)
library(knitr)
library(writexl)
library(ggplot2)
library(reshape2)
library(ggExtra)

#####
# Cargo de los datos
#####

Datos_Pulpo_BSM<- read_excel("datos/BD_Pulpo_del_Norte (1).xlsx",
                             sheet = "DESEMBARQUE_1997_2023")

#####
# BSM
#####

Datos_Pulpo_BSM$Año<-as.numeric(format(Datos_Pulpo_BSM$FECHA_HORA_RECALADA, "%Y")) ##
Año
Datos_Pulpo_BSM$DESEMBARQUE_Ton<-Datos_Pulpo_BSM$DESEMBARQUE_KILOS/1000
Datos_Pulpo_BSM$RENDIMIENTO_Ton<-
Datos_Pulpo_BSM$DESEMBARQUE_Ton/Datos_Pulpo_BSM$ESFUERZO

Datos_Pulpo_BSM2 <- Datos_Pulpo_BSM %>%
  filter(NOMBRE_ARTE=="Buceo")%>%
  group_by(Año, NOMBRE_PUERTO) %>%
  summarise(Desembarque_total = sum(DESEMBARQUE_KILOS), CPUE= mean(RENDIMIENTO)) %>%
  ungroup()%>%
  filter(NOMBRE_PUERTO=="TALTAL" & Año>2009)#TALTAL, IQUIQUE
```

```

#####
#           Punto de referencia
#####

m1=bsm(year=Datos_Pulpo_BSM2$Año,
catch=Datos_Pulpo_BSM2$Desembarque_total,biomass=Datos_Pulpo_BSM2$CPUE,      btype="CPUE",
resilience="High")
rv_value = kv_value = b1 = numeric()
for(i in 1:length(m1$r_viable)){
  if(m1$r_viable[i]>m1$ref_pts[1,3]&m1$r_viable[i]<m1$ref_pts[1,4]){
    rv_value[i] = m1$r_viable[i]
    kv_value[i] = m1$k_viable[i]
    #b1[i] = m1$bt_viable[i,1]
  }
}
rv_value = na.omit(rv_value)
kv_value = na.omit(kv_value)

bmsy <- m1$ref_pts[4,2]/1000 # toneladas
fmsy <- m1$ref_pts[5,2]
RMS = m1$ref_pts[3,2]/1000 # toneladas
blim=bmsy/2
Bend <- m1$ref_ts$b[length(m1$ref_ts$b)]/1000 # toneladas
Yend <- m1$ref_ts$catch[length(m1$ref_ts$catch)]/1000 # toneladas
Qobj=Datos_Pulpo_BSM2$CPUE[length(Datos_Pulpo_BSM2$CPUE)]/60
bobj=Bend/Qobj
Qlim=Datos_Pulpo_BSM2$CPUE[length(Datos_Pulpo_BSM2$CPUE)]/12

resiliencia=c("High","Medium") #, "Low", or "Very low"

#####
# INPUTS
#####

nsim = 500 ### nreplicas
Nreglas=4 ##### regla
SBE=SBP=RobjCPUE=RlimCPUE=rep(nsim,0)
q=mean(Datos_Pulpo_BSM2$CPUE/m1$ref_ts$b)
nyr <- length(m1$ref_ts$year)
nproy = nyr+10 #numero de años proyectados
yrp = seq(last(m1$ref_ts$year) + 1, last(m1$ref_ts$year) + nproy+1, 1) #años futuros
F_Fmsy=B_Bmsy = B = C = Ft = Ct = array(data = NA, dim = c(nsim, nproy+1,Nreglas,length(resiliencia)))

for (z in 1:length(resiliencia)) {

m2=bsm(year=Datos_Pulpo_BSM2$Año,
catch=Datos_Pulpo_BSM2$Desembarque_total,biomass=Datos_Pulpo_BSM2$CPUE,      btype="CPUE",
resilience=resiliencia[z])

```

```

# Extraer el valor de MSY y sus intervalos de confianza
msy_value <- m2$ref_pts$est[m2$ref_pts$param == "msy"]
msy_lo <- m2$ref_pts$lo[m2$ref_pts$param == "msy"]
msy_hi <- m2$ref_pts$hi[m2$ref_pts$param == "msy"]

# Gráfico de captura con intervalo de confianza de MSY
Figure_1=ggplot(m2$ref_ts, aes(x = year, y = catch / 1000)) +
  # Sombrar la región de MSY
  geom_rect(aes(xmin = min(year), xmax = max(year), ymin = msy_lo / 1000, ymax = msy_hi / 1000),
    fill = "red", alpha = 0.2) + # Banda sombreada para MSY
  geom_hline(yintercept = msy_value / 1000, linetype = "dashed", color = "black", size = 1) + # Línea central
  de MSY
  #geom_hline(yintercept = msy_lo / 1000, linetype = "dotted", color = "red", size = 0.8) + # Límite inferior de
  MSY
  #geom_hline(yintercept = msy_hi / 1000, linetype = "dotted", color = "red", size = 0.8) + # Límite superior
  de MSY
  geom_line(color = "blue", size = 1) + # Línea de captura
  # Añadir texto identificando la región de MSY
  annotate("text", x = mean(range(m2$ref_ts$year))+ 7, y = (msy_value / 1000) + 15, label = "MSY", color =
  "black", size = 5) +
  labs(title = "Captura",
    x = "Año", y = "Captura (miles de toneladas)") +
  theme_minimal() +
  theme(
    panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1), # Agregar borde negro al gráfico
    panel.grid.major = element_blank(), # Eliminar las líneas de la grilla mayor
    panel.grid.minor = element_blank() # Eliminar las líneas de la grilla menor
  )

# Obtener el último año y su valor de B/Bmsy
ultimo_anio <- tail(m2$ref_ts$year, 1) # Último año en los datos
ultimo_bbmsy <- tail(m2$ref_ts$bbmsy, 1) # Último valor de B/Bmsy
ultimo_ffmsy <- tail(m2$ref_ts$ffmsy, 1) # Último valor de B/Bmsy

# Gráfico de biomasa/Bmsy con intervalos de confianza y valor final anotado

Figure_2=ggplot(m2$ref_ts, aes(x = year, y = bbmsy)) +
  geom_line(color = "#36648B", size = 1) + # Línea de B/Bmsy
  geom_ribbon(aes(ymin = bbmsy_lo, ymax = bbmsy_hi), fill = "#5CACEE", alpha = 0.3) + # Intervalos de
  confianza
  geom_hline(yintercept = 1, linetype = "dashed", color = "black", size = 1) + # Línea en 1 (punto de
  sostenibilidad)
  geom_hline(yintercept = 0.5, linetype = "dotted", color = "black", size = 1) + # Línea en 0.5 (riesgo de
  sobreexplotación)
  scale_y_continuous(limits = c(0, 2)) + # Fijar el rango del eje Y desde 0 hasta 2
  # Anotar el valor final de B/Bmsy en el último año
  annotate("text", x = ultimo_anio, y = ultimo_bbmsy + 0.3,
    label = round(ultimo_bbmsy, 2), color = "black", size = 4, fontface = "bold") +
  labs(title = "Biomasa Relativa (B/Bmsy)",

```

```

    x = "Año", y = "B/Bmsy") +
theme_minimal() +
theme(
  panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1), # Agregar borde negro al gráfico
  panel.grid.major = element_blank(), # Eliminar las líneas de la grilla mayor
  panel.grid.minor = element_blank() # Eliminar las líneas de la grilla menor
)

# Gráfico de F/Fmsy con intervalos de confianza y valor final anotado
Figure_3=ggplot(m2$ref_ts, aes(x = year, y = ffmsy)) +
  geom_line(color = "#36648B", size = 1) + # Línea de B/Bmsy
  geom_ribbon(aes(ymin = ffmsy_lo, ymax = ffmsy_hi), fill = "#5CACEE", alpha = 0.3) + # Intervalos de
confianza
  geom_hline(yintercept = 1, linetype = "dashed", color = "black", size = 1) + # Línea en 1 (punto de
sostenibilidad)
  geom_hline(yintercept = 0.5, linetype = "dotted", color = "black", size = 1) + # Línea en 0.5 (riesgo de
sobrexplotación)
  annotate("text", x = ultimo_anio, y = ultimo_ffmsy + 0.3,
    label = round(ultimo_ffmsy, 2), color = "black", size = 4, fontface = "bold") +
  labs(title = "Mortalidad por pesca Relativa (F/Fmsy)",
    x = "Año", y = "F/Fmsy") +
theme_minimal() +
theme(
  panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1), # Agregar borde negro al gráfico
  panel.grid.major = element_blank(), # Eliminar las líneas de la grilla mayor
  panel.grid.minor = element_blank() # Eliminar las líneas de la grilla menor
)

# Extraer valores del último año desde m2$ref_ts
ultimo_anio <- tail(m2$ref_ts$year, 1)

ultimo_bbmsy <- tail(m2$ref_ts$bbmsy, 1)
ultimo_bbmsy_lo <- tail(m2$ref_ts$bbmsy_lo, 1)
ultimo_bbmsy_hi <- tail(m2$ref_ts$bbmsy_hi, 1)

ultimo_ffmsy <- tail(m2$ref_ts$ffmsy, 1)
ultimo_ffmsy_lo <- tail(m2$ref_ts$ffmsy_lo, 1)
ultimo_ffmsy_hi <- tail(m2$ref_ts$ffmsy_hi, 1)

# Crear data frame con límites de incertidumbre del último año
df_límites <- data.frame(
  B_Bmsy = ultimo_bbmsy,
  B_Bmsy_lo = ultimo_bbmsy_lo,
  B_Bmsy_hi = ultimo_bbmsy_hi,
  F_Fmsy = ultimo_ffmsy,
  F_Fmsy_lo = ultimo_ffmsy_lo,
  F_Fmsy_hi = ultimo_ffmsy_hi
)

# Crear el gráfico de Kobe con líneas de incertidumbre para el último año

```

```

Figure_4=ggplot(data = m2$ref_ts, aes(x = bbmsy, y = ffmsy)) +

# Zonas de gestión
geom_rect(aes(xmin = 0, xmax = 1, ymin = 1, ymax = max(m2$ref_ts$ffmsy) * 1.2), fill = "red", alpha = 0.3)
+ # Sobreexplotación
geom_rect(aes(xmin = 0, xmax = 1, ymin = 0, ymax = 1), fill = "yellow", alpha = 0.3) + # Precaución
geom_rect(aes(xmin = 1, xmax = max(m2$ref_ts$bbmsy) * 1.5, ymin = 1, ymax = max(m2$ref_ts$ffmsy) *
1.2), fill = "orange", alpha = 0.3) + # Explotación moderada
geom_rect(aes(xmin = 1, xmax = max(m2$ref_ts$bbmsy) * 1.5, ymin = 0, ymax = 1), fill = "green", alpha =
0.3) + # Sostenible

# Líneas de referencia en 1
geom_hline(yintercept = 1, linetype = "dashed", color = "black") +
geom_vline(xintercept = 1, linetype = "dashed", color = "black") +

# Trayectoria del stock
geom_path(data = m2$ref_ts, aes(x = bbmsy, y = ffmsy), color = "black", size = 1.2) +

# Línea de incertidumbre en B/Bmsy (horizontal)
geom_segment(data = df_límites, aes(x = B_Bmsy_lo, xend = B_Bmsy_hi, y = F_Fmsy, yend = F_Fmsy),
color = "blue", size = 1.2, linetype = "solid") +

# Línea de incertidumbre en F/Fmsy (vertical)
geom_segment(data = df_límites, aes(x = B_Bmsy, xend = B_Bmsy, y = F_Fmsy_lo, yend = F_Fmsy_hi),
color = "blue", size = 1.2, linetype = "solid") +
# Punto del último año como círculo relleno
geom_point(data = df_límites, aes(x = B_Bmsy, y = F_Fmsy), shape = 21, color = "black", fill = "black", size
= 5) +
# Etiquetas y título
labs(title = "Diagrama de Kobe",
x = expression(B/B[MSY]), y = expression(F/F[MSY])) +
theme_minimal()

combined_plot_BSM=grid.arrange(Figure_2, Figure_1,Figure_3,Figure_4, ncol = 2)
ggsave(paste0("Graficas", unique(Datos_Pulpo_BSM2$NOMBRE_PUERTO), "_",resiliencia[z],".jpg"),
, plot = combined_plot_BSM, width = 8, height = 10, dpi = 300)

# Fase de proyeccion stocastico
#Se seleccionan nsim valores de los parametros viables
rv = kv = b1 = numeric()
for(i in 1:length(m2$r_viable)){
  if(m1$r_viable[i]>m2$ref_pts[1,3]&m2$r_viable[i]<m2$ref_pts[1,4]){
    rv[i] = m2$r_viable[i]
    kv[i] = m2$k_viable[i]
    #b1[i] = m1$bt_viable[i,1]
  }
}
rv = na.omit(rv)
kv = na.omit(kv)
range(rv)

```

```

select <- floor(runif(n = nsim,min = 1,max = length(rv)))

# Definir tus datos
x <- m1$r_viable # r (tasa de crecimiento)
y <- m1$k_viable # k (capacidad de carga)

# Crear un dataframe para ggplot
data <- data.frame(r = x, k = y)
# Crear un dataframe para los puntos seleccionados
selected_points <- data.frame(r = x[select], k = y[select])

# Crear el gráfico de dispersión con densidades en los márgenes
p <- ggplot(data, aes(x = r, y = k)) +
  geom_point(aes(color = "pares r-k"), shape = 15) + # Puntos en el gráfico de dispersión
  labs(x = "r (tasa de crecimiento)", y = "k (capacidad de carga)",
       title = paste0("Gráfico de r-k ",resiliencia[z])) + # Título y etiquetas de los ejes
  theme_minimal() + # Tema limpio para el gráfico
  theme(
    panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 0.5))+
  scale_color_manual(values = c("pares r-k" = "black"), name = "") # Ajustar la leyenda

# Agregar los puntos seleccionados en amarillo
p <- p +
  geom_point(data = selected_points, aes(x = r, y = k, color = "selección r-k"), size = 3) + # Puntos
seleccionados en amarillo
  scale_color_manual(values = c("pares r-k" = "black", "selección r-k" = "yellow"), name = "") # Ajustar la
leyenda

# Mover la leyenda debajo del eje X
p <- p + theme(legend.position = "bottom")

# Agregar los gráficos de densidad en los márgenes
p_marginal <- ggMarginal(p, type = "density", fill = "blue") # Densidad en los márgenes

p_marginal_plot_BSM=grid.arrange(p_marginal, ncol = 1)

#####
# Errores MO
#####

suave = smooth.spline(Datos_Pulpo_BSM2$Año,Datos_Pulpo_BSM2$CPUE, spar=0.6) #Error de
observación
cvpri_cpue=sd(log(predict(suave)$y)-log(Datos_Pulpo_BSM2$CPUE)) #Error de observación
sd.obs <- cvpri_cpue #Error de observación
sd.proc <-sd(m1$k_viable)/mean(m1$k_viable) #Error de proceso
sd.imp <-0.03 #Error de implementación

#####
# Inicio de la proyección
#####

```

```

for (j in 1:Nreglas) {

for(l in 1:nsim){

ll <- select[l]
r <- rv[ll]
k <- kv[ll]
rr <- m2$ref_pts[1,2]
kk <- m2$ref_pts[2,2]/1000 #toneladas
Bini = m2$ref_ts$b[1]/1000 #toneladas
C[l,1:nyr,j,z] <- m2$ref_ts$catch/1000 #toneladas
B[l,1:nyr,j,z] <- m2$ref_ts$b/1000 #toneladas
Ft[l,1:nyr,j,z] <- C[l,1:nyr,j,z]/B[l,1:nyr,j,z]

#Fase proyección
for(i in (nyr+1):(nproy+1)){
  B[l,i,j,z] = ifelse(B[l,i-1,j,z]/k >= 0.25,
    (B[l,i-1,j,z] + r*B[l,i-1,j,z]*(1 - B[l,i-1,j,z]/k)*exp(rnorm(1,0,sd.proc)))- C[l,i-1,j,z],
    (B[l,i-1,j,z]+(4*B[l,i-1,j,z]/k)*r*B[l,i-1,j,z]*(1-B[l,i-1,j,z]/k)*exp(rnorm(1,0,sd.proc)))-C[l,i-1,j,z]) #
  assuming reduced r at B/k < 0.25

  Brel = (B[l,i-1,j,z]/bmsy)*exp(rnorm(1,0,sd.obs))#[l]
  Blim = (B[l,i-1,j,z]/blim)*exp(rnorm(1,0,sd.obs))#[l]

#APLICACION DE REGLAS
if(j==1){
  Ft[l,i,j,z] = fmsy#[l]
}
if(j==2){
  Ft[l,i,j,z] = Brel*fmsy#[l]
}
if(j==3){
  Ft[l,i,j,z] = min(1,Brel)*fmsy#[l]
}
if (j == 4) {
  if (Blim <= 1) { # Caso 1: Biomasa por debajo del límite (B < Blim)
    Ft[l, i,j,z] = 0
  } else if (Blim > 1 && Brel < 1) { # Caso 2: Biomasa entre Blim y Bmsy (Blim < B < Bmsy)
    Ft[l, i,j,z] = (Brel - (blim / bmsy)) / (1 - (blim / bmsy)) * fmsy # Ajuste proporcional
  } else if (Brel >= 1) { # Caso 3: Biomasa mayor o igual a Bmsy (B >= Bmsy)
    Ft[l, i,j,z] = fmsy
  }
}
Ft[l,i,j,z]=Ft[l,i,j,z]*exp((rnorm(1,0,sd.imp)))
C[l,i,j,z] = (Ft[l,i,j,z]*B[l,i,j,z])
}
}
}
}
}
### fin de las replicas
CPUE_msy=bmsy*q*1000

```

```

CPUE_lim=blim*q*1000
CPUE=B*q*1000
Ft2=Ft/m2$ref_ts$f[nyr]
Resiliencia=c("alta","medio")

for (o in 1:nsim) {
CPUE[o,1:length(Datos_Pulpo_BSM2$CPUE),,]=Datos_Pulpo_BSM2$CPUE
}

# Graficos -----

# ✂ Función para calcular los estadísticos en cada regla
calcular_estadisticos_reglas <- function(matriz) {
  mediana <- apply(matriz, c(2,3), median) # Mediana por regla y año
  perc_95 <- apply(matriz, c(2,3), quantile, probs = 0.95)
  perc_5 <- apply(matriz, c(2,3), quantile, probs = 0.05)
  perc_75 <- apply(matriz, c(2,3), quantile, probs = 0.75)
  perc_25 <- apply(matriz, c(2,3), quantile, probs = 0.25)

  # Convertir a DataFrame
  df <- data.frame(
    variable = rep(1:ncol(matriz[,1]), times = dim(matriz)[3]), # Años
    HCR = rep(c("Regla 1", "Regla 2", "Regla 3", "Regla 4"), each = ncol(matriz[,1])), # Reglas
    median = as.vector(mediana),
    percentile_5 = as.vector(perc_5),
    percentile_95 = as.vector(perc_95),
    percentile_25 = as.vector(perc_25),
    percentile_75 = as.vector(perc_75)
  )

  return(df)
}

lista_graficos <- list()
for (d in 1:length(resiliencia)) {

  # ✂ Aplicamos la función a cada matriz 3D
  C_2=C[,,,d]
  Ft_2=Ft2[,,,d]
  B_2=B[,,,d]
  CPUE_2=CPUE[,,,d]

  df_Yproy <- calcular_estadisticos_reglas(C_2)
  df_Fcproy <- calcular_estadisticos_reglas(Ft_2)
  df_Bproy <- calcular_estadisticos_reglas(B_2)
  df_CPUEproy <- calcular_estadisticos_reglas(CPUE_2)

  # ✂ Ajustar años reales en el dataframe
  df_Yproy$variable <- seq(min(Datos_Pulpo_BSM2$Año), min(Datos_Pulpo_BSM2$Año) + nproy)
  df_Fcproy$variable <- seq(min(Datos_Pulpo_BSM2$Año), min(Datos_Pulpo_BSM2$Año) + nproy)
  df_Bproy$variable <- seq(min(Datos_Pulpo_BSM2$Año), min(Datos_Pulpo_BSM2$Año) + nproy)
}

```

```
df_CPUEproy$variable <- seq(min(Datos_Pulpo_BSM2$Año), min(Datos_Pulpo_BSM2$Año) + nproy)
```

```
RMS_stats <- data.frame(  
  median = median(RMS, na.rm = TRUE),  
  percentile_5 = quantile(RMS, probs = 0.05, na.rm = TRUE),  
  percentile_95 = quantile(RMS, probs = 0.95, na.rm = TRUE),  
  percentile_25 = quantile(RMS, probs = 0.25, na.rm = TRUE),  
  percentile_75 = quantile(RMS, probs = 0.75, na.rm = TRUE)  
)
```

```
BRMS_stats <- data.frame(  
  median = median(bmsy, na.rm = TRUE),  
  percentile_5 = quantile(bmsy, probs = 0.05, na.rm = TRUE),  
  percentile_95 = quantile(bmsy, probs = 0.95, na.rm = TRUE),  
  percentile_25 = quantile(bmsy, probs = 0.25, na.rm = TRUE),  
  percentile_75 = quantile(bmsy, probs = 0.75, na.rm = TRUE)  
)
```

```
FRMS_stats <- data.frame(  
  median = median(fmsy, na.rm = TRUE),  
  percentile_5 = quantile(fmsy, probs = 0.05, na.rm = TRUE),  
  percentile_95 = quantile(fmsy, probs = 0.95, na.rm = TRUE),  
  percentile_25 = quantile(fmsy, probs = 0.25, na.rm = TRUE),  
  percentile_75 = quantile(fmsy, probs = 0.75, na.rm = TRUE)  
)
```

```
CPUERMS_stats <- data.frame(  
  median = median(CPUE_msy, na.rm = TRUE),  
  percentile_5 = quantile(CPUE_msy, probs = 0.05, na.rm = TRUE),  
  percentile_95 = quantile(CPUE_msy, probs = 0.95, na.rm = TRUE),  
  percentile_25 = quantile(CPUE_msy, probs = 0.25, na.rm = TRUE),  
  percentile_75 = quantile(CPUE_msy, probs = 0.75, na.rm = TRUE)  
)
```

```
# Definir los límites de los años históricos y proyectados
```

```
lim_nyr <- min(df_Yproy$variable) + nyr
```

```
lim_nproy <- max(df_Yproy$variable)
```

```
# Identificar columnas numéricas
```

```
num_cols <- sapply(df_Bproy, is.numeric)
```

```
# Aplicar truncamiento a las columnas numéricas
```

```
df_Bproy[num_cols] <- lapply(df_Bproy[num_cols], function(x) floor(x * 10) / 10)
```

```
# Ver los primeros valores
```

```
print(head(df_Bproy))
```

```
# Gráfico de Captura para las 4 Reglas con `facet_wrap(~HCR)`
```

```
Grafic1=ggplot(df_Yproy, aes(x = variable, y = median)) +
```

```

# Fondo azul para años históricos (nyr)
geom_rect(aes(xmin = min(df_Yproy$variable), xmax = lim_nyr, ymin = -Inf, ymax = Inf),
  fill = "#E0EEEE", alpha = 0.3) +
# Fondo rosado para años proyectados (nproy)
geom_rect(aes(xmin = lim_nyr, xmax = lim_nproy, ymin = -Inf, ymax = Inf),
  fill = "#FFF0F5", alpha = 0.3) +

geom_line(size = 1.5, color = "black") + # Línea de mediana
geom_ribbon(aes(ymin = percentile_25, ymax = percentile_75), alpha = 0.3, fill = "#008B45") + # Banda
50% (percentiles 25%-75%)
geom_ribbon(aes(ymin = percentile_5, ymax = percentile_95), alpha = 0.3, fill = "#9B30FF") + # Banda 90%
(percentiles 5%-95%)
# Banda de incertidumbre RMS
geom_ribbon(
  aes(ymin = RMS_stats$percentile_5, ymax = RMS_stats$percentile_95),
  fill = "green", alpha = 0.2
) +
# Línea de referencia para RMS (Captura Máxima Sostenible)
geom_hline(yintercept = RMS_stats$median, color = "blue", linetype = "solid", size = 1) +
# Etiquetas y formato
labs(
  # x = "Años proyectados",
  y = "Captura (t)",
  title = paste0("Proyección de las 4 reglas de manejo bajo nivel de resiliencia ",Resiliencia[d], " para
",unique(Datos_Pulpo_BSM2$NOMBRE_PUERTO))
) +
# Organizar los gráficos en 4 columnas (una por regla)
facet_wrap(~HCR, ncol = 4) +
# Estilo y ajustes
theme_bw() +
theme(
  axis.title.x = element_blank(),
  panel.grid.major = element_blank(), # Eliminar líneas de la grilla mayor
  panel.grid.minor = element_blank(), # Eliminar líneas de la grilla menor
  panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1)
) +
# Escala del eje X con saltos de 5 años
scale_x_continuous(breaks = seq(min(df_Yproy$variable), max(df_Yproy$variable), by = 5))+
coord_cartesian(ylim = c(0, NA))
# Gráfico de BIOMASA bajo 4 reglas
Grafic2=ggplot(df_Bproy, aes(x = variable, y = median/bmsy)) +
  geom_rect(aes(xmin = min(df_Bproy$variable), xmax = lim_nyr, ymin = -Inf, ymax = Inf), fill =
"#E0EEEE", alpha = 0.3) +
  geom_rect(aes(xmin = lim_nyr, xmax = lim_nproy, ymin = -Inf, ymax = Inf), fill = "#FFF0F5", alpha = 0.3)
+
  geom_hline(yintercept = BRMS_stats$median/bmsy, color = "blue", linetype = "solid", size = 1) +
  geom_line(size = 1.5, color = "black")+
  geom_ribbon(aes(ymin = percentile_25/bmsy, ymax = percentile_75/bmsy), alpha = 0.3, fill = "#008B45")
+
  geom_ribbon(aes(ymin = percentile_5/bmsy, ymax = percentile_95/bmsy), alpha = 0.3, fill = "#9B30FF") +
  labs(

```

```

#x = "Años proyectados",
y = "Biomasa relativa",
) +
facet_wrap(~HCR, ncol = 4) +
theme_bw() +
theme(axis.title.x = element_blank(),
      panel.grid.major = element_blank(),
      panel.grid.minor = element_blank(),
      panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1)) +
scale_x_continuous(breaks = seq(min(df_Bproy$variable), max(df_Bproy$variable), by = 5))+
coord_cartesian(ylim = c(0, NA))

# Gráfico de MORTALIDAD POR PESCA bajo 4 reglas
Grafic3=ggplot(df_Fcrproy, aes(x = variable, y = median)) +
  geom_rect(aes(xmin = min(df_Fcrproy$variable), xmax = lim_nyr, ymin = -Inf, ymax = Inf), fill =
"#E0EEEE", alpha = 0.3) +
  geom_rect(aes(xmin = lim_nyr, xmax = lim_nproy, ymin = -Inf, ymax = Inf), fill = "#FFF0F5", alpha = 0.3)
+
  geom_hline(yintercept = 1, color = "#4A708B", linetype = "solid", size = 1) +
  geom_hline(yintercept = fmsy/m2$ref_ts$[nyr], color = "blue", linetype = "solid", size = 1) +
  geom_line(size = 1.5, color = "black") +
  geom_ribbon(aes(ymin = percentile_25, ymax = percentile_75), alpha = 0.3, fill = "#008B45") +
  geom_ribbon(aes(ymin = percentile_5, ymax = percentile_95), alpha = 0.3, fill = "#9B30FF") +
  labs(
    #x = "Años proyectados",
    y = "Esf pesca rel (Esf/Esf actual)",
  ) +
  facet_wrap(~HCR, ncol = 4) +
  theme_bw() +
  theme(axis.title.x = element_blank(), panel.grid.major = element_blank(), panel.grid.minor =
element_blank(), panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1)) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(min(df_Fcrproy$variable), max(df_Fcrproy$variable), by = 5))+
  coord_cartesian(ylim = c(0, NA))
# Gráfico de CPUE bajo 4 reglas

# Definir líneas de referencia correctamente
lineas_referencia <- data.frame(
  CPUE = c(CPUE_lim, CPUE_lim, CPUERMS_stats$median),
  "Valor de referencia" = c("Actual", "Límite", "(RMS)"),
  Color = c("#4A708B", "red", "blue") # Colores correctos
)

# Crear gráfico
Grafic4=ggplot(df_CPUEproy, aes(x = variable, y = median)) +
# Fondos de colores para separar periodos históricos y proyectados
geom_rect(aes(xmin = min(df_CPUEproy$variable), xmax = lim_nyr, ymin = -Inf, ymax = Inf),
  fill = "#E0EEEE", alpha = 0.3) +
geom_rect(aes(xmin = lim_nyr, xmax = lim_nproy, ymin = -Inf, ymax = Inf),
  fill = "#FFF0F5", alpha = 0.3) +
# Líneas de referencia correctamente asignadas
geom_hline(yintercept = CPUERMS_stats$median, color = "blue", linetype = "solid", size = 1) +

```

```

geom_hline(yintercept = CPUE_lim, color = "red", linetype = "solid", size = 1) +
# Línea principal
geom_line(size = 1.5, color = "black") +
# Bandas de incertidumbre (percentiles)
geom_ribbon(aes(ymin = percentile_25, ymax = percentile_75), alpha = 0.3, fill = "#008B45") +
geom_ribbon(aes(ymin = percentile_5, ymax = percentile_95), alpha = 0.3, fill = "#9B30FF") +
# Etiquetas y título
labs(x = "Años proyectados", y = "CPUE (kg)") +
# Facet por reglas
facet_wrap(~HCR, ncol = 4) +
# Estilos y formato
theme_bw() +
theme(
  panel.grid.major = element_blank(),
  panel.grid.minor = element_blank(),
  panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1),
  legend.position = "bottom", # Ubicar la leyenda en la parte inferior
  legend.text = element_text(size = 11), # Aumentar tamaño del texto de la leyenda
  legend.title = element_text(size = 11, face = "bold"), # Aumentar y poner en negrita el título de la leyenda
  legend.key.size = unit(1, "cm") # Aumentar el tamaño de los símbolos de la leyenda
) +
# Escala de valores en eje X
scale_x_continuous(breaks = seq(min(df_CPUEproy$variable), max(df_CPUEproy$variable), by = 5)) +
coord_cartesian(ylim = c(0, NA)) +
# Aumentar el grosor de la línea en la leyenda
guides(color = guide_legend(override.aes = list(size = 0.5))) + # Ajustar grosor de la línea

# Escala de colores para la leyenda
scale_color_manual(
  values = setNames(lineas_referencia$Color, lineas_referencia$Valor.de.referencia)
)

lista_graficos[[d]] <- list(Grafic1, Grafic2, Grafic3, Grafic4)
}
# Mostrar gráficos para "Alta"
grid.arrange(grobs = lista_graficos[[1]], ncol = 1, nrow = 4)

# Mostrar gráficos para "Media"
grid.arrange(grobs = lista_graficos[[2]], ncol = 1, nrow = 4)

#####
#####3

# Definir el último año en las matrices
ultimo_anio <- dim(Ft)[2] # Se asume que la segunda dimensión es el tiempo

# Crear lista para almacenar resultados
resultados_kobe <- data.frame()

# Iterar sobre cada nivel de resiliencia (d) y cada regla (j)
for (d in 1:dim(Ft)[4]) { # Recorre los niveles de resiliencia

```

```

for (j in 1:dim(Ft)[3]) { # Recorre las reglas de manejo (HCR)

  # Extraer datos del último año
  Ft_3 <- Ft[, ultimo_anio, j, d] # Mortalidad por esfuerzo
  B_3 <- B[, ultimo_anio, j, d] # Biomasa

  # Calcular F/Fmsy y B/Bmsy
  F_Fmsy3 <- Ft_3 / fmsy
  B_Bmsy3 <- B_3 / bmsy

  # Calcular estadísticas para F/Fmsy
  media_FFmsy <- mean(F_Fmsy3, na.rm = TRUE)
  perc5_FFmsy <- quantile(F_Fmsy3, probs = 0.05, na.rm = TRUE)
  perc95_FFmsy <- quantile(F_Fmsy3, probs = 0.95, na.rm = TRUE)

  # Calcular estadísticas para B/Bmsy
  media_BBmsy <- mean(B_Bmsy3, na.rm = TRUE)
  perc5_BBmsy <- quantile(B_Bmsy3, probs = 0.05, na.rm = TRUE)
  perc95_BBmsy <- quantile(B_Bmsy3, probs = 0.95, na.rm = TRUE)

  # Guardar los resultados en el dataframe
  resultados_kobe <- rbind(resultados_kobe,
    data.frame(Resiliencia = paste("Resiliencia", d),
      Regla = paste("Regla", j),
      Media_FFmsy = media_FFmsy,
      Perc5_FFmsy = perc5_FFmsy,
      Perc95_FFmsy = perc95_FFmsy,
      Media_BBmsy = media_BBmsy,
      Perc5_BBmsy = perc5_BBmsy,
      Perc95_BBmsy = perc95_BBmsy))
}
}

# Visualizar los resultados
print(resultados_kobe)
resultados_kobe$Resiliencia=ifelse(resultados_kobe$Resiliencia=="Resiliencia
Alta", "Resiliencia Media")

# Gráfico de Kobe (uno por cada regla)
gplot_kobe <- ggplot(resultados_kobe, aes(x = Media_BBmsy, y = Media_FFmsy, color = Resiliencia)) +

# Zonas de Kobe
geom_rect(aes(xmin = 0, xmax = 1, ymin = 1, ymax = 2), fill = "red", alpha = 0.3) + # Sobreexplotado y
sobrepescado
geom_rect(aes(xmin = 0, xmax = 1, ymin = 0, ymax = 1), fill = "yellow", alpha = 0.3) + # Sobreexplotado
pero no sobrepescado
geom_rect(aes(xmin = 1, xmax = 2, ymin = 1, ymax = 2), fill = "orange", alpha = 0.3) + # No sobreexplotado
pero sobrepescado
geom_rect(aes(xmin = 1, xmax = 2, ymin = 0, ymax = 1), fill = "green", alpha = 0.3) + # No sobreexplotado
ni sobrepescado

```

```

# Líneas de referencia
geom_hline(yintercept = 1, linetype = "dashed", color = "black") +
geom_vline(xintercept = 1, linetype = "dashed", color = "black") +

# Intervalos de confianza (IC 5%-95%)
geom_errorbar(aes(ymin = Perc5_FFmsy, ymax = Perc95_FFmsy), width = 0.05, color = "black", size=1) +
geom_errorbarh(aes(xmin = Perc5_BBmsy, xmax = Perc95_BBmsy), height = 0.05, color = "black",size=1)
+

# Puntos de cada resiliencia dentro de cada regla
geom_point(size = 5) +

# Separar en gráficos según la Regla
facet_wrap(~Regla) +

# Etiquetas y formato
labs(x = expression(B/B[MSY]),
     y = expression(F/F[MSY]),
     title = "Diagramas de Kobe por Regla con Resiliencias") +

# Tema
theme_minimal() +
theme(legend.position = "bottom")

# Mostrar el gráfico
print(gplot_kobe)

# Definir los últimos 5 años
ultimos_5_anios <- (dim(C)[2] - 4):dim(C)[2]

# Crear dataframe para captura
df_capturas <- data.frame(
  Captura = as.vector(C[, ultimos_5_anios, , ]), # Capturas
  Regla = rep(rep(c("Regla 1", "Regla 2", "Regla 3", "Regla 4"),
                 each = dim(C)[1] * length(ultimos_5_anios)), times = dim(C)[4]),
  Resiliencia = rep(rep(c("Alta", "Media"),
                       each = dim(C)[1] * length(ultimos_5_anios) * dim(C)[3]), times = 1)
)

# Crear dataframe para mortalidad, biomasa, tasa de captura y variabilidad
df_metricas <- data.frame(
  Mortalidad_relativa = as.vector(Ft[, ultimos_5_anios, , ] / fmsy), # F/Fmsy
  Biomasa_relativa = as.vector(B[, ultimos_5_anios, , ] / bmsy), # B/Bmsy
  CPUE_3 = as.vector(CPUE[, ultimos_5_anios, , ]), # CPUE
  Regla = rep(rep(c("Regla 1", "Regla 2", "Regla 3", "Regla 4"),
                 each = dim(Ft)[1] * length(ultimos_5_anios)), times = dim(Ft)[4]),
  Resiliencia = rep(rep(c("Alta", "Media"),
                       each = dim(Ft)[1] * length(ultimos_5_anios) * dim(Ft)[3]), times = 1)
)

```

```

# Función para eliminar valores atípicos reemplazándolos con NA
eliminar_outliers <- function(x) {
  q_low <- quantile(x, 0.01, na.rm = TRUE)
  q_high <- quantile(x, 0.99, na.rm = TRUE)
  x[x < q_low | x > q_high] <- NA # Reemplazar con NA en lugar de eliminar
  return(x)
}
# Aplicar la función a todas las columnas numéricas en df_metricas
num_cols <- c("Mortalidad_relativa", "Biomasa_relativa", "CPUE_3")
df_metricas[num_cols] <- lapply(df_metricas[num_cols], eliminar_outliers)

# Aplicar eliminación de atípicos a Captura
df_capturas$Captura <- eliminar_outliers(df_capturas$Captura)

# Función para crear los gráficos con bordes y sin atípicos
crear_grafico <- function(df, y_var, titulo, eje_y) {
  ggplot(df, aes(x = Regla, y = get(y_var), fill = Resiliencia)) +
    geom_boxplot(alpha = 0.7, color = "black", outlier.shape = NA) + # Sin outliers visibles, bordes negros
    scale_fill_manual(values = c("Alta" = "blue", "Media" = "red")) + # Colores personalizados
    labs(title = titulo, x = "Reglas de Manejo", y = eje_y, fill = "Nivel de Resiliencia") +
    theme_minimal() +
    theme(legend.position = "bottom",
          text = element_text(size = 14),
          panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1)) # Agregar bordes
}

# Generar gráficos
g_captura <- crear_grafico(df_capturas, "Captura", "Capturas", "Captura (t)")
g_mortalidad <- crear_grafico(df_metricas, "Mortalidad_relativa", "Mortalidad Relativa (F/Fmsy)", "F/Fmsy")
g_biomasa <- crear_grafico(df_metricas, "Biomasa_relativa", "Biomasa Relativa (B/Bmsy)", "B/Bmsy")
g_CPUE <- crear_grafico(df_metricas, "CPUE_3", "Captura por Unidad de Esfuerzo", "CPUE")

# Mostrar todas las gráficas en una sola ventana (2 filas × 3 columnas)
grid.arrange(g_captura, g_CPUE, g_mortalidad, g_biomasa, ncol = 2, nrow = 2)

#####
### Calculo de variable de desempeño
#####

# Definir número de reglas y resiliencia
Nreglas <- dim(C)[3] # Número de reglas
Nresiliencia <- dim(C)[4] # Número de niveles de resiliencia
resultados_lista <- list()
# Iterar sobre cada regla de manejo y resiliencia
for (d in 1:Nresiliencia) {
  for (j in 1:Nreglas) {

    # Seleccionar los primeros 2 años y 7 años de proyección
    Year_2 <- nyr+2
    Year_7 <- nyr+7

```

```

# Filtrar valores negativos en Ft reemplazándolos por 0
Ft_filtrado <- pmax(Ft, 0)
C_filtrado <- pmax(C, 0)
B_filtrado <- pmax(B, 0)

# Extraer datos según la regla y resiliencia actual
B_rel_2 <- B_filtrado[, Year_2, j, d] / bmsy
F_rel_2 <- Ft_filtrado[, Year_2, j, d] / fmsy
CPUE_2 <- CPUE[, Year_2, j, d]
Captura_2 <- C_filtrado[, Year_2, j, d]
Esfuerzo_2 <- Ft_filtrado[, Year_2, j, d]

B_rel_7 <- B_filtrado[, Year_7, j, d] / bmsy
F_rel_7 <- Ft_filtrado[, Year_7, j, d] / fmsy
CPUE_7 <- CPUE[, Year_7, j, d]
Captura_7 <- C_filtrado[, Year_7, j, d]
Esfuerzo_7 <- Ft_filtrado[, Year_7, j, d]

# Calcular probabilidades
P_B_Brms_2 <- round(mean(B_rel_2 < 1, na.rm = TRUE), 2)
P_F_Frms_2 <- round(mean(F_rel_2 > 1, na.rm = TRUE), 2)
P_CPUE_CPUE_msy_2 <- round(mean(CPUE_2 > CPUE_msy, na.rm = TRUE), 2)
P_CPUE_12_2 <- round(mean(CPUE_2 < 12, na.rm = TRUE), 2)
P_verde_2 <- round(mean(B_rel_2 > 1 & F_rel_2 < 1, na.rm = TRUE), 2)
B_Brms_med_2 <- round(mean(B_rel_2, na.rm = TRUE), 2) # **Nuevo: Media de B/Brms para 2 años**

P_B_Brms_7 <- round(mean(B_rel_7 < 1, na.rm = TRUE), 2)
P_F_Frms_7 <- round(mean(F_rel_7 > 1, na.rm = TRUE), 2)
P_CPUE_CPUE_msy_7 <- round(mean(CPUE_7 > CPUE_msy, na.rm = TRUE), 2)
P_CPUE_12_7 <- round(mean(CPUE_7 < 12, na.rm = TRUE), 2)
P_verde_7 <- round(mean(B_rel_7 > 1 & F_rel_7 < 1, na.rm = TRUE), 2)
B_Brms_med_7 <- round(mean(B_rel_7, na.rm = TRUE), 2) # **Nuevo: Media de B/Brms para 7 años**

# Calcular valores de desempeño
Cap_2 <- round(mean(Captura_2, na.rm = TRUE), 2)
Var_Capt_2 <- round(sd(Captura_2, na.rm = TRUE) / mean(Captura_2, na.rm = TRUE), 2)
Var_Esf_2 <- round(sd(Esfuerzo_2, na.rm = TRUE) / mean(Esfuerzo_2, na.rm = TRUE), 2)
CPUE_med_2 <- round(mean(CPUE_2, na.rm = TRUE), 2)

Cap_7 <- round(mean(Captura_7, na.rm = TRUE), 2)
Var_Capt_7 <- round(sd(Captura_7, na.rm = TRUE) / mean(Captura_7, na.rm = TRUE), 2)
Var_Esf_7 <- round(sd(Esfuerzo_7, na.rm = TRUE) / mean(Esfuerzo_7, na.rm = TRUE), 2)
CPUE_med_7 <- round(mean(CPUE_7, na.rm = TRUE), 2)

# Crear dataframe de resultados con nombres sin espacios
tabla_resultados <- data.frame(
  Regla = paste("Regla", j),
  Resiliencia = ifelse(d == 1, "Alta", "Media"),
  P_B_menor_Brms_2 = P_B_Brms_2,
  P_F_mayor_Frms_2 = P_F_Frms_2,

```

```

P_CPUE_mayor_CPUE_msy_2 = P_CPUE_CPUE_msy_2,
P_CPUE_menor_12_2 = P_CPUE_12_2,
P_Verde_2 = P_verde_2,
B_Brms_2 = B_Brms_med_2, # **Nuevo: Agregar media de B/Brms**
Captura_2 = Cap_2,
Var_Capt_2 = Var_Capt_2,
Var_Esf_2 = Var_Esf_2,
CPUE_2 = CPUE_med_2,
P_B_menor_Brms_7 = P_B_Brms_7,
P_F_mayor_Frms_7 = P_F_Frms_7,
P_CPUE_mayor_CPUE_msy_7 = P_CPUE_CPUE_msy_7,
P_CPUE_menor_12_7 = P_CPUE_12_7,
P_Verde_7 = P_verde_7,
B_Brms_7 = B_Brms_med_7, # **Nuevo: Agregar media de B/Brms**
Captura_7 = Cap_7,
Var_Capt_7 = Var_Capt_7,
Var_Esf_7 = Var_Esf_7,
CPUE_7 = CPUE_med_7
)
# Guardar en la lista
resultados_lista[[paste0("Regla_", j, "_Resiliencia_", d)]] <- tabla_resultados
}
}

# Convertir la lista de resultados en un dataframe
df_resultados <- do.call(rbind, resultados_lista)

# Revisar nombres de columnas antes de pivotear
print(colnames(df_resultados))

# Corregir nombres de columnas si es necesario
colnames(df_resultados) <- make.names(colnames(df_resultados))

# Transformar tabla en formato largo
df_resultados_largo <- df_resultados %>%
  pivot_longer(cols = starts_with("P_") | starts_with("B_Brms") | starts_with("Captura") | starts_with("Var_") |
starts_with("CPUE"),
  names_to = "Variable", values_to = "Valor")

# Separar los años en una nueva columna (2 Años / 7 Años)
df_resultados_largo <- df_resultados_largo %>%
  mutate(Periodo = ifelse(grepl("_2$", Variable), "2 Años", "7 Años")) %>%
  mutate(Variable = gsub("_2$|_7$", "", Variable)) # Quitar el sufijo del año en Variable

# Transformar a formato ancho con columnas agrupadas correctamente
df_resultados_final <- df_resultados_largo %>%
  pivot_wider(names_from = c(Resiliencia, Periodo, Regla), values_from = Valor) %>%
  relocate(starts_with("Alta_2"), .before = starts_with("Alta_7")) %>% # Reordenar Alta primero por 2 Años
y luego 7 Años
  relocate(starts_with("Media_2"), .before = starts_with("Media_7")) # Luego Media por 2 Años y después 7
Años

```

```

# Exportar a Excel
write_xlsx(df_resultados_final,
paste0("Resultados_Desempeño_",unique(Datos_Pulpo_BSM2$NOMBRE_PUERTO),".xlsx"))

#####
## Probabilidad Biomasa
#####3

# Calcular B / Bmsy
B_over_Bmsy2 <- B[(nyr+1):nproy,,] / bmsy

# Asegúrate de que las dimensiones de probabilidades sean correctas
probabilidades <- array(data = NA, dim = c(3, length((nyr+1):nproy),Nreglas,length(resiliencia)))

for (resilien in 1:length(resiliencia)) { # Suponiendo que 'resiliencia' es un vector
  for (regla in 1:Nreglas) {
    for (año in 1:10) { # Cambiado a nproy, no nproy + 1

      # Filtrar los valores correspondientes al año, regla y resiliencia
      B_año_regla_resiliencia <- B_over_Bmsy2[, año, regla, resilien]

      # Calcular las probabilidades
      probabilidades[1,año, regla, resilien] <- sum(B_año_regla_resiliencia > 1) /
length(B_año_regla_resiliencia)
      probabilidades[2,año, regla, resilien] <- sum(B_año_regla_resiliencia >= 0.5 & B_año_regla_resiliencia <=
1) / length(B_año_regla_resiliencia)
      probabilidades[3,año, regla, resilien] <- sum(B_año_regla_resiliencia < 0.5) /
length(B_año_regla_resiliencia)

    }
  }
}

# Crear datos con probabilidades para cada intervalo (probabilidades 1, 2, 3)
#probabilidades <- array(runif(n_años * n_reglas * n_resiliencia * 3, 0, 1),
# dim = c(n_años, n_reglas, n_resiliencia, 3))

# Crear dataframe con los datos de probabilidad
data <- expand.grid(Año = 2024:2033,
  Regla = 1:Nreglas,
  Resiliencia = 1:Nresiliencia)

# Añadir las tres probabilidades a los datos
data$Probabilidad_Colapso <- as.vector(probabilidades[3,,]) # Probabilidad Colapso (B/BMSY < 0.5)
data$Probabilidad_Sobreexplotacion <- as.vector(probabilidades[2,,]) # Probabilidad Sobreexplotación (0.5
<= B/BMSY <= 1)
data$Probabilidad_Sustentable <- as.vector(probabilidades[1,,]) # Probabilidad Sustentable (B/BMSY > 1)

```

```

# Convertir los datos a formato largo para ggplot
data_long <- reshape(data,
  varying = c("Probabilidad_Colapso", "Probabilidad_Sobreexplotacion",
"Probabilidad_Sustentable"),
  v.names = "Probabilidad",
  timevar = "Condición",
  times = c("Probabilidad_Colapso", "Probabilidad_Sobreexplotacion",
"Probabilidad_Sustentable"),
  direction = "long")

# Modificar las etiquetas de Resiliencia
data_long$Resiliencia <- ifelse(data_long$Resiliencia == 1, "Resiliencia Alta", "Resiliencia Media")

# Modificar las etiquetas de Intervalo
data_long$Intervalo <- factor(data_long$Condición,
  levels = c("Probabilidad_Colapso", "Probabilidad_Sobreexplotacion",
"Probabilidad_Sustentable"),
  labels = c("Colapso", "Sobreexplotación", "Sustentable"))

# Eliminar el prefijo "Probabilidad_" en los nombres de las condiciones
data_long$Condición <- gsub("Probabilidad_", "", data_long$Condición)

# Visualización: Crear gráfico apilado
ggplot(data_long, aes(x = Año, y = Probabilidad, fill = Condición)) +
  geom_area(alpha = 0.6) +
  facet_wrap(~ Resiliencia + Regla, ncol = 4) + # Facet por Resiliencia y Regla
  labs(title = paste0("Probabilidades por Año, resiliencia y regla",
unique(Datos_Pulpo_BSM2$NOMBRE_PUERTO)),
  x = "Año",
  y = "Prob. Biomasa") +
  scale_fill_manual(values = c("red", "yellow", "green")) + # Colores personalizados
  theme_minimal() +
  theme(legend.position = "bottom",
  panel.grid.major = element_blank(), # Eliminar líneas de la grilla mayor
  panel.grid.minor = element_blank(), # Eliminar líneas de la grilla menor
  panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1))

#####
## Probabilidad Captura
#####3

# Calcular C / Cmed
Cmed <- mean(C[1, 1:nyr, 1, 1])
C_over_C <- C[, (nyr+1):nproy, , ] / Cmed

# Inicialización de array para las probabilidades
C_probabilidades <- array(data = NA, dim = c(3, length((nyr+1):nproy), Nreglas, length(resiliencia)))

# Calcular las probabilidades por cada año, regla y resiliencia
for (resilien in 1:length(resiliencia)) {

```

```

for (regla in 1:Nreglas) {
  for (año in 1:length((nyr+1):nproy)) {
    # Filtrar los valores correspondientes al año, regla y resiliencia
    C_año_regla_resiliencia <- C_over_C[, año, regla, resilien]

    # Calcular las probabilidades
    C_probabilidades[1, año, regla, resilien] <- sum(C_año_regla_resiliencia > 1.5) /
length(C_año_regla_resiliencia)
    C_probabilidades[2, año, regla, resilien] <- sum(C_año_regla_resiliencia >= 0.5 & C_año_regla_resiliencia
<= 1.5) / length(C_año_regla_resiliencia)
    C_probabilidades[3, año, regla, resilien] <- sum(C_año_regla_resiliencia < 0.5) /
length(C_año_regla_resiliencia)
  }
}
}

# Crear el dataframe con los datos de probabilidad
data_C <- expand.grid(Año = 2024:2033,
  Regla = 1:Nreglas,
  Resiliencia = 1:length(resiliencia))

# Añadir las tres probabilidades a los datos
data_C$"<0.5Cmed" <- as.vector(C_probabilidades[3, , , ]) # Probabilidad Colapso (C / Cmed < 0.5)
data_C$"0.5-1.5 Cmed" <- as.vector(C_probabilidades[2, , , ]) # Probabilidad Sobreexplotación (0.5 <= C /
Cmed <= 1)
data_C$">1.5 Cmed" <- as.vector(C_probabilidades[1, , , ]) # Probabilidad Sustentable (C / Cmed > 1)

# Convertir los datos a formato largo para ggplot
data_long_C <- reshape(data_C,
  varying = c("<0.5Cmed", "0.5-1.5 Cmed", ">1.5 Cmed"),
  v.names = "Probabilidad",
  timevar = "Condición",
  times = c("<0.5Cmed", "0.5-1.5 Cmed", ">1.5 Cmed"),
  direction = "long")

# Modificar las etiquetas de Resiliencia
data_long_C$Resiliencia <- ifelse(data_long_C$Resiliencia == 1, "Resiliencia Alta", "Resiliencia Media")

# Modificar las etiquetas de Intervalo
data_long_C$Intervalo <- factor(data_long_C$Condición,
  levels = c("<0.5Cmed", "0.5-1.5 Cmed", ">1.5 Cmed"),
  labels = c("<0.5Cmed", "0.5-1.5 Cmed", ">1.5 Cmed"))

# Visualización: Crear gráfico apilado
ggplot(data_long_C, aes(x = Año, y = Probabilidad, fill = Intervalo)) +
  geom_area(alpha = 0.6) +
  facet_wrap(~ Resiliencia + Regla, ncol = 4) + # Facet por Resiliencia y Regla
  labs(title = paste0("Probabilidades por Año, resiliencia y regla ",
unique(Datos_Pulpo_BSM2$NOMBRE_PUERTO)),
  x = "Año",
  y = "Prob. Capturas") +

```

```

scale_fill_manual(values = c("red", "yellow", "green")) + # Colores personalizados
#scale_x_continuous(limits = c(2024, 2033)) + # Ajustar el eje X de 2024 a 2034
theme_minimal() +
theme(legend.position = "bottom", # Posición de la leyenda
      panel.grid.major = element_blank(), # Eliminar líneas de la grilla mayor
      panel.grid.minor = element_blank(), # Eliminar líneas de la grilla menor
      panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1))

resultados_lista_five_end <- list()
ultimos_5_anos <- (nyr+1+5):nproy

for (d in 1:Nresiliencia) {
  for (j in 1:Nreglas) {

    # ✂ Filtrar valores negativos en Ft reemplazándolos por 0
    Ft_filtrado <- pmax(Ft, 0)
    C_filtrado <- pmax(C, 0)
    B_filtrado <- pmax(B, 0)

    # ✂ Extraer datos según la regla y resiliencia actual
    B_five_end <- B_filtrado[, ultimos_5_anos, j, d] / bmsy
    F_five_end <- Ft_filtrado[, ultimos_5_anos, j, d] / fmsy
    Captura_five_end <- mean(C_filtrado[, ultimos_5_anos, j, d])
    Esfuerzo_five_end <- Ft_filtrado[, ultimos_5_anos, j, d]

    # ✂ Calcular probabilidades
    P_verde_five_end <- round(mean(B_five_end > 1 & F_five_end < 1, na.rm = TRUE), 2)
    # ✂ Calcular valores de desempeño
    Var_five_end <- 1-round(sd(Esfuerzo_five_end, na.rm = TRUE) / mean(Esfuerzo_five_end, na.rm =
TRUE), 2)
    # ✂ Crear dataframe de resultados con nombres sin espacios
    tabla_resultados_five_end <- data.frame(
      Regla = paste("Regla", j),
      Resiliencia = ifelse(d == 1, "Alta", "Media"),
      pverde = P_verde_five_end,
      Estabilidad2 = Var_five_end,
      Captura_five_end= Captura_five_end
    )

    # ✂ Guardar en la lista
    resultados_lista_five_end[[paste0("Regla_", j, "_Resiliencia_", d)]] <- tabla_resultados_five_end
  }
}

# ✂ Convertir la lista de resultados en un dataframe
df_resultados_five_end <- do.call(rbind, resultados_lista_five_end)

# Calcular la suma de las capturas para resiliencia alta y media

```

```

#max_Capture <- max(df_resultados_five_end$Captura_five_end[df_resultados_five_end$Resiliencia ==
"Alta"])
max_Capture <- max(df_resultados_five_end$Captura_five_end)
max_Estabilidad <- max(df_resultados_five_end$Estabilidad2)

df_resultados_five_end$Captura <-df_resultados_five_end$Captura_five_end/max_Capture
df_resultados_five_end$Estabilidad <-df_resultados_five_end$Estabilidad2/max_Estabilidad

# Revisar nombres de columnas antes de pivotear
print(colnames(df_resultados_five_end))

# Transformar los datos a formato largo para las variables que queremos graficar
data_long_five_end <- df_resultados_five_end %>%
gather(key = "Variable", value = "Valor", pverde, Estabilidad, Captura) %>%
mutate(
  Variable = factor(Variable, levels = c("pverde", "Estabilidad", "Captura")),
  Resiliencia = factor(Resiliencia, levels = c("Alta", "Media"))
)

# Graficar
ggplot(data_long_five_end, aes(x = Resiliencia, y = Valor, fill = Variable)) +
  geom_bar(stat = "identity", position = "dodge", color = "black", size = 0.5) + # Agregar borde a las barras
  facet_wrap(~ Regla, scales = "free_x") + # Crear un gráfico por regla
  labs(title = paste0("P_verde, Est y C relativo por regla y resiliencia
",unique(Datos_Pulpo_BSM2$NOMBRE_PUERTO)),
  x = "Regla", y = "") +
  #scale_fill_manual(values = c("Alta" = "blue", "Media" = "orange")) +
  scale_fill_manual(values = c("pverde" = "green", "Estabilidad"="orange", "Captura"="blue")) +
  scale_y_continuous(limits = c(0, 1.1), breaks = seq(0, 1, by = 0.2)) + # Establecer el rango y los breaks del
eje Y
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1, size = 14), # Aumentar tamaño de texto del eje X
  axis.text.y = element_text(size = 14), # Aumentar tamaño de texto del eje Y
  axis.title.x = element_text(size = 16), # Aumentar tamaño del título del eje X
  axis.title.y = element_text(size = 16), # Aumentar tamaño del título del eje Y
  legend.title = element_blank(), # Eliminar título de la leyenda
  legend.text = element_text(size = 14), # Aumentar tamaño de los textos de la leyenda
  panel.border = element_rect(color = "black", fill = NA, size = 1),
  strip.text = element_text(size = 14)) + # Aumentar tamaño de las etiquetas de los paneles (Regla)
  geom_text(aes(label = round(Valor, 2)), position = position_dodge(width = 0.8), vjust = -0.5, size = 5) #
Aumentar tamaño del texto de los valores sobre las barras

```