

한국 고등어(*Scomber japonicus*) 개체군 모집단지수 자료 이용시, 시장 가격정보가 수산자원평가에 미치는 추가 기여도

유행하 · 현상윤*

국립부경대학교 해양생물학과

Additional Contribution of Information about Fish Market Price to the Stock Assessment of Korea Chub Mackerel *Scomber japonicus* under the Availability of Population Index Data

Haengha Yu and Saang-Yoon Hyun*

Department of Marine Biology, Pukyong National University, Busan 48513, Republic of Korea

Accurate fish stock assessments depend on data availability. One of the most frequently used assessment models when data are limited is surplus production model (SPM) because it requires time-series data on only two types of information: (i) fishery catch and (ii) an index of population size (e.g., survey index or catch-per-unit-effort (CPUE)). Compared with length- and age-composition data, which are required for more sophisticated stock assessments, market price data are relatively easy to obtain. In this study, we tested whether or not the price information would improve fish stock assessment further in the situation where, both fishery catch and population size index were used. We illustrated our analysis with Korean chub mackerel *Scomber japonicus*, because the associated data such as fishery catch, CPUE, and market price were available. One of the main findings was the price information did not contribute to fish stock assessment further, given that data on fishery catch and CPUE were already used.

Keywords: Bayesian estimation, Data-limited assessment, Market price, State-space production model, Korean chub mackerel

서론

수산자원관리는 과학적 자원평가 결과를 바탕으로 적정 어획량을 설정하고 관리전략을 수립하는 과정에 기반을 둔다. 따라서 자원평가의 정확성은 지속가능한 수산자원 관리의 핵심 요소로 인식되어 왔다. 현재 활용되는 다양한 자원평가 기법 중 연령구조모델(age-structured model)은 가장 정교한 방법으로 평가되지만, 이를 적용하기 위해서는 어획량 자료뿐만 아니라 자원량 지수(survey index), 어획량 및 조사 기반 연령조성 자료, 자연사망률, 성숙도 등 방대한 생물학적 정보가 장기간에 걸쳐 축적되어야 한다. 그러나 이러한 자료의 수집과 분석에는 상당한 시간과 비용을 필요로 하며, 많은 국가에서 이러한 자료의 수집에 한계가 있다(Costello et al., 2016). 이러한 한계를 보완

하기 위한 대안으로, 어획량과 자원밀도 상대지수 자료만으로 자원평가를 수행할 수 있는 잉여생산모델(surplus production models, SPMs)이 널리 활용되고 있으며, 주요 해양 관리 기구[국제해양탐사위원회(International Council for the Exploration of the Sea, ICES), 대서양참다랑어보존위원회(International Commission for the Conservation of Atlantic Tunas, ICCAT), 북서대서양수산기구(Northwest Atlantic Fisheries Organization, NAFO), 지중해수산위원회(General Fisheries Commission for the Mediterranean, GFCM)]에서 수행하는 자원평가의 핵심 도구로 자리 잡고 있다. Cousido-Rocha et al. (2022)의 연구에 따르면, 2021년 4월 기준으로 위 기구들에서 수행된 자원평가 중 SPMs에 기반한 평가의 비중은 ICCAT에서 66.7%, NAFO에서 13.61%, GFCM에서 8.97%, ICES에서 3.03%였

*Corresponding author: Tel: +82. 51. 629. 5929 Fax: +82. 51. 629. 5931

E-mail address: shyunuw@gmail.com



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

<https://doi.org/10.5657/KFAS.2026.0161>

Korean J Fish Aquat Sci 59(2), 161-169, April 2026

Received 8 January 2026; Revised 2 February 2026; Accepted 3 March 2026

저자 직위: 유행하(대학원생), 현상윤(교수)

으며, 특히 ICES에서는 SPMs 활용 비율이 증가하는 추세를 보였다. 이러한 수치는 SPMs가 자료가 제한된 어종의 자원평가에 널리 활용되고 있음을 보여준다. 그러나 사용 가능한 자료의 시계열 길이가 충분하지 않거나 어획량과 생체량 지수의 변동 대비(contrast)가 약한 경우와 같이 자료의 정보성이 낮은 상황에서는 SPMs는 개체군의 크기(개체수 또는 생체량)를 정확하게 추정하는데 어려움이 있다고 보고된 바 있다(Kokkalis et al., 2024).

본 연구는 SPMs의 한계를 극복하기 위한 보완적 정보로 시장 가격 자료에 주목하였다. 전통적인 수산자원평가 및 생물경제학적 연구에서 수산물 가격은 일정한 상수로 취급되어 왔으나 (Grafton et al., 2010), 실제 시장에서의 가격은 수요-공급 관계에 의해 변동하며, 특히 공급량 변동은 가격 변동에 직접적인 영향을 미칠 수 있다. 이론적으로 개체군 생물량이 증가하면 어획량이 증가하고, 이는 시장 공급량 확대를 통해 가격 하락으로 이어질 수 있다. 반대로 생물량 감소는 공급 축소와 가격 상승을 유발할 가능성이 있다. 이러한 관점에서 볼 때, 수산물의 시장 가격 정보는 개체군 규모 변동을 간접적으로 반영하는 지표로 활용될 수 있을 것이다.

이에 본 연구에서는 시장가격을 확률변수로 포함한 베이지안 상태공간 잉여생산모델을 제안한다. 제안된 모델에서는 가격을 시장 변동성을 갖는 확률변수로 취급함으로써, 생물학적 정보와 경제적 정보를 동시에 활용할 수 있도록 하였다. 본 방법은 한국 연근해의 주요 상업종인 고등어(*Scomber japonicus*)에 적용하였다. 본 연구의 목적은 가격 자료를 통합한 상태공간 잉여생산모델의 적용 가능성과 실제 사례를 통해 가격 자료를 포함하는 것이 자원평가의 성능을 향상시키는지 평가하는데 있다.

재료 및 방법

자료

본 연구에서는 한국통계청(Korean Statistical Information Service, KOSIS)에서 제공하는 자료를 사용하였으며, 분석에 사용된 자료의 기간은 2006년부터 2023년이다: (1) 연도별 총 어획량; (2) 연도별 대형선망어업의 어획량; (3) 연도별 총 마력수; (4) 연도별 총 산지 위판 금액; (5) 연도별 생산자물가지수(producer price index).

CPUE

한국 연근해 어업에 대한 조사 자료 또는 공식적인 CPUE (catch per unit effort)가 공개되어 있지 않기 때문에, 이를 대체할 수 있는 방법이 필요하였다. 본 연구에서는 마력수(horsepower, hp)를 기반으로 한 어업노력 지수를 사용하여 고등어에 대한 CPUE를 산출하였다.

$$CPUE_t = \frac{Y_t^{LP}}{E_t^{LP} \cdot 0.6} \dots\dots\dots (1)$$

여기서 Y_t^{LP} 는 대형선망어업에 의해 어획된 고등어의 연간 총 어획량을 나타내며, E_t^{LP} 는 대형선망어선의 총 마력수이다. KOSIS의 자료에 따르면, 분석기간 동안 대부분의 연도에서 대형선망어업의 총 어획량 중 약 60%가 고등어로 구성되어 있다. 이에 따라 대형선망어업 총 마력수의 60%가 고등어 어획에 사용된 것으로 가정하였으며, 이를 반영하여 어업 노력 E_t^{LP} 에 0.6을 곱하였다.

가격 자료 보정

어획물 가격 자료는 명목가격(nominal price)으로 관측되므로, 연도별 물가 변동이 반영되어 있다. 이러한 명목가격을 그대로 사용할 경우, 가격 변화가 실제 시장 여건의 변화에 따른 것인지, 아니면 전반적인 물가 수준 변화에 기인한 것인지 구분하기 어렵다. 특히 장기간에 걸친 가격 자료를 이용하는 경우, 물가 상승 또는 하락에 따른 왜곡을 제거하지 않으면 연도 간 가격 비교의 일관성이 저해될 수 있다. 이에 본 연구에서는 연도별 물가 변동을 제거하기 위하여 생산자물가지수를 이용하여 가격 자료를 실질가격(real price)으로 보정하였다. 구체적으로, 각 연도 t 의 명목 단위 가격(price per 1MT, PMT) P_t^{PMT} 에 해당 연도의 생산자물가지수 PPI_t 대비 기준연도(2020년) 생산자물가지수 PPI_{2020} (=100)의 비율을 곱하여 실질 단위가격(real unit price) P_t 를 산출하였다.

$$P_t = \frac{P_t^{PMT} \cdot PPI_{2020}}{PPI_t} \dots\dots\dots (2)$$

이때, P_t^{PMT} 는 t 연도의 총 위판 금액을 총 어획량으로 나누어 산출하였다 ($P_t^{PMT} = P_t^{total} / Y_t^{total}$). 이를 통해 각 연도의 가격 수준을 기준연도인 2020년 가격 수준에서 비교 가능하도록 하였다. 이러한 보정은 명목가격에 내재된 일반적인 물가 변동 효과를 제거하고 가격 변동이 시장 수급 여건이나 어획물 특성 변화에 따른 실질적인 가격 변동만을 반영하도록 한다. 본 연구에서 이용된 모든 표기기는 Table 1에 정리하였다.

모델 구성

상태공간 비선형 로지스틱 생산모델

본 연구에서는 이산시간 상태공간 비선형 로지스틱 생산모델(state-space non-linear logistic production model)을 사용하였다(Punt, 2003; Hyun and Kim, 2022):

$$B_1 = b \cdot K \cdot \exp(\varepsilon_1), \text{ where } \varepsilon_1 \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \dots\dots\dots (3)$$

$$B_{t+1} = \left\{ B_t + r \cdot B_t \left(1 - \frac{B_t}{K} \right) - Y_t^{total} \right\} \cdot \exp(\varepsilon_{t+1}), \text{ where } \varepsilon_{t+1} \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \dots (4)$$

여기서 B_t 는 t 연도 초의 생물량으로 랜덤 효과(random effects)로 다루진다. b 는 초기 생물량 비율(initial biomass ratio), r 은 본원적 성장률(intrinsic growth rate), K 는 환경수용력(carrying capacity)을 의미한다. ε_t 는 t 연도의 과정오차(process error)로, 평균이 0이고 분산이 σ_ε^2 인 정규분포를 따른다고 가정하였다. t 연도의 CPUE(I_t)는 어획능력계수(catchability coefficient) q 를 통해 생물량과 연결된다. I_t 는 개체군의 상대적 크기를 나타내므로, t 연도의 평균 생물량($\frac{B_t+B_{t+1}}{2} = \frac{B_t+(B_t-Y_t)}{2} = B_t - \frac{Y_t}{2}$)에 비례한다고 가정하였다(Schnute and Richards, 1995):

$$I_t = q \cdot \left(B_t - \frac{Y_t}{2} \right) \cdot \exp(\tau_t), \text{ where } \tau_t \sim N(0, \sigma_\tau^2) \dots (5)$$

여기서 τ_t 는 t 연도의 관측오차(observation error)로, 평균이 0이고 분산이 σ_τ^2 인 정규분포를 따른다고 가정하였다. 이때, 과정오차와 관측오차의 분산은 동일하다고 가정하였다($\sigma_\varepsilon^2 = \sigma_\tau^2$). 이와 같은 가정은 상태공간 생산모델에서 자주 사용되는 가정으로, 제한된 자료 하에서 안정적인 모수 추정을 가능하게 한다(Punt, 2003; Thorson et al., 2013).

수치적 최적화의 안정성을 향상시키기 위하여, 생물량 B_t 를 환경수용력 K 으로 나누어 상대적 생물량 $\chi_t \equiv B_t/K$ 를 정의하였

Table 1. Notations

Notation	Description
Indices	
<i>total</i>	Total of fishery
<i>LP</i>	Large purse seine of fishery
<i>t</i>	Year measured in discrete units
Data	
Y_t^{LP}	Large purse seine of fishery yield during year t ; $[[Y_t^{LP}]] = \text{MT}$
Y_t^{total}	Total of fishery yield during year t ; $[[Y_t^{total}]] = \text{MT}$
E_t^{LP}	Horsepower of large purse seine in year t ; $[[E_t^{LP}]] = \text{hp}$
E_t^{total}	Total horsepower in year t ; $[[E_t^{total}]] = \text{hp}$
P_t^{total}	Total landing value at auction markets during year t ; $[[P_t^{total}]] = 10^3 \text{ KRW}$
PPT_t	Producer price index (base year=2020) in year t ; $[[PPT_t]] = \text{dimensionless}$
$PPT_{2020} (=100)$	Producer price index in the base year (2020=100); $[[PPT_{2020}]] = \text{dimensionless}$
Fixed effect parameters	
b	Initial biomass ratio; $b > 0$; $[[b]] = \text{dimensionless}$
r	Intrinsic growth rate; $r > 0$; $[[r]] = \text{dimensionless}$
K	Carrying capacity; $[[K]] = \text{MT}$
q	Catchability coefficient; $[[q]] = \text{dimensionless}$
$\sigma_\varepsilon^2 (= \sigma_\tau^2)$	Variance of the process (or observation) error; $[[\sigma_\varepsilon^2 (= \sigma_\tau^2)]] = \text{dimensionless}$
σ_ω^2	Variance of the price observation error; $[[\sigma_\omega^2]] = \text{dimensionless}$
v	parameterized price elasticity of supply; $[[v]] = \text{dimensionless}$
Derived quantities	
I_t	CPUE at year t ; $[[I_t]] = \text{MT/hp}$
P_t^{PMT}	Nominal unit price of mackerel in year t ($P_t^{PMT} = P_t^{total} / Y_t^{total}$); $[[P_t^{PMT}]] = 10^3 \text{ KRW/MT}$
P_t	Real unit price in year t , adjusted to 2020 price levels by deflating the nominal unit price using the producer price index; $[[P_t]] = 10^3 \text{ KRW/MT}$
$\varepsilon_t (= \tau_t)$	Process (or observation) error at year t ; $[[\varepsilon_t (= \tau_t)]] = \text{dimensionless}$
ω_t	Price observation error at year t ; $[[\omega_t]] = \text{dimensionless}$
A	Scaling parameter for adjusting the price level; ; $[[A]] = \text{dimensionless}$
Random effects	
B_t	Biomass at the beginning of year t ; $[[B_t]] = \text{MT}$
χ_t	Rescaled population size ($\chi_t \equiv B_t/K$); $[[\chi_t]] = \text{dimensionless}$

The dimension of a quantity is denoted with “[[quantity]]”.

다 (Millar and Meyer, 2000; Hyun and Kim, 2022). 또한 과정 방정식과 관측방정식(식(3)-(5))은 로그 변환을 통해 선형화 하였다.

$$\log \chi_{t1} = \log b + \varepsilon_t \dots\dots\dots (6)$$

$$\log \chi_{t+1} = \log \left(\chi_t + r \chi_t (1 - \chi_t) - \frac{Y_t^{total}}{K} \right) + \varepsilon_{t+1} \dots\dots\dots (7)$$

$$\log I_t = \log q + \log \left(\chi_t \cdot K - \frac{Y_t^{total}}{2} \right) + \tau_t \dots\dots\dots (8)$$

가격모델

가격 변동은 수요 변화보다는 어획량 변동과 같은 공급 요인의 영향을 더 크게 받는다고 가정하였다. 이는 분석 기간 동안 고등어에 대한 수요가 상대적으로 일정하게 유지되었다는 점에 근거한다(Han et al., 2023). 이러한 가정을 반영하여, 공급량 변화에 대한 가격 반응을 공급의 가격 탄력성(price elasticity of supply) 개념을 이용하여 가격 함수로 표현하였다(Lancker et al., 2023):

$$P_t = \frac{A}{(Y_t^{total})^v} \cdot \exp(\omega_t), \text{ where } v = -1 \text{ and } \omega_t \sim N(0, \sigma_\omega^2) \dots (9)$$

여기서 I_t 는 공급의 가격 탄력성, A 는 가격 수준을 조정하는 스케일링 모수(price scaling parameter)이다. A 는 초기 가격 P_0 , 초기 어획량 Y_0 과 재모수화된 공급의 가격 탄력성 v 를 이용하여 계산된다($A = P_0 / Y_0^v$). 초기 가격(P_0)과 초기 어획량(Y_0)는 각각 1990년의 가격과 1970년의 어획량이다. ω_t 는 t 연도의 가격 관측오차로, 평균이 0이고 분산이 σ_ω^2 인 정규분포를 따른다고 가정하였다. 어획량 방정식 $Y_t^{total} = q \cdot E_t^{total} \cdot B_t$ 를 이용하여 가격과 생물량을 연결함으로써 가격 함수는 생물량의 함수로도 표현이 가능하다.

$$P_t = \frac{A}{(q \cdot E_t^{total} \cdot B_t)^v} \cdot \exp(\omega_t), \text{ where } v = -1 \text{ and } \omega_t \sim N(0, \sigma_\omega^2) \dots\dots\dots (10)$$

식(6)-(8)과 마찬가지로 식(10)에 로그 변환을 적용하면 다음과 같이 표현된다:

$$\log P_t = \log A - v \cdot (\log q + \log E_t^{total} + \log B_t) + \omega_t \dots\dots (11)$$

모델 구현

가격 자료를 통합한 상태공간 생산모델(이하 pSPM)의 성능을 평가하기 위해, 본 연구에서는 전통적인 상태공간 생산모델(이하 tSPM)과의 비교 분석을 수행하였다. 두 모델은 동일한 자료와 동일한 생물학적 및 통계적 가정하에서 모수를 추정하였으며, 모델 간 차이는 가격 자료의 포함 여부와 이에 따른 가격

함수의 도입에 한정된다.

사전분포

사전분포(prior distribution)는 tSPM과 pSPM에 동일하게 r 과 K 에 대해 설정되었다. r 과 K 는 양의 값을 갖는 모수이므로 로그정규분포(log-normal distribution)를 사전분포로 적용하였다. 우리는 Hong and Kim (2021)의 고등어 연구 결과를 기반으로 로그정규 사전분포의 최빈값(mode)을 설정하였다 ($mode_r = 0.42$, $mode_K = 1,500,000$). 해당 연구는 본 연구와 동일한 베이지안 상태공간 모형을 사용하여 고등어의 생물학적 모수인 r 과 K 를 추정하였다($r = 0.42$, $K \cong 1,500,000$ MT). 또한 두 모델 모두에서 r 에 대해서는 변동계수(coefficient of variation, CV)를 1.0으로 설정하였다. 이러한 큰 분산(CV 100%)은 정보가 약한 사전분포(weakly informative prior)를 의미한다. K 에 대해서는 CV를 0.5로 설정하였다. 본 연구에서 적용된 사전분포는 Table 2에 요약하였다.

우도 함수 및 베이지안 추론

본 연구에서는 사전분포를 로그우도 함수에 패널티를 포함한 penalized likelihood 접근법을 사용하여 모수를 추정하였다. 식(6)-(8)과 식(11)을 기반으로 로그우도 함수(log-likelihood function)를 구성하였다.

$$\log L_1 = \log [N(\log \chi_t | \log b, \sigma_\varepsilon^2)] \dots\dots\dots (12)$$

$$\log L_2 = \sum_{t=1}^n \log \left[N \left(\log \chi_{t+1} \mid \log \left(\chi_t + r \chi_t (1 - \chi_t) - \frac{Y_t^{total}}{K} \right), \sigma_\varepsilon^2 \right) \right] \dots\dots\dots (13)$$

$$\log L_3 = \sum_{t=1}^n \log \left[N \left(\log I_t \mid \log q - \log \left(\chi_t \cdot K - \frac{Y_t^{total}}{2} \right), \sigma_\tau^2 \right) \right] \dots (14)$$

$$\log L_4 = \sum_{t=1}^n \log \left[N(\log P_t \mid \log A - v \cdot \log(q \cdot E_t^{total} \cdot \chi_t \cdot K), \sigma_\omega^2) \right] \dots (15)$$

여기서 $N(X | \mu, \sigma^2)$ 는 평균이 μ , 분산이 σ^2 인 정규분포를 따르는 확률변수 X 의 확률밀도함수를 의미한다. 자료의 가용성과 모델 가정을 고려하여, 각 모델의 결합 로그우도 함수(joint log-likelihood function)와 사전분포절에서 정의한 모수의 사전분포가 결합되어 다음과 같은 목적 함수(objective function)를 구성한다.

Table 2. Prior distributions of the model parameters

Parameter	Prior	Mode	CV
r	Lognormal (-0.174, 0.061)	0.42	1.0
K	Lognormal (14.444, 0.223)	1,500,000	0.5

CV, Coefficient of variation. All priors were identical between the tSPM and pSPM.

$$\log L_{obj}(\chi, \theta^{tSPM} | Y^{total}, I) = \log L_1 + \log L_2 + \log L_3 + \log p(\theta^{tSPM}), \text{ for } tSPM \dots (16)$$

$$\log L_{obj}(\chi, \theta^{pSPM} | Y^{total}, I, E^{total}, P) = \log L_1 + \log L_2 + \log L_3 + \log L_4 + \log p(\theta^{pSPM}), \text{ for } pSPM \dots (17)$$

여기서 $\chi=(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_{n+1})$ 는 랜덤효과로 취급되며, $\theta^{tSPM}=(b, r, K, q, \sigma_\epsilon^2, \sigma_r^2)$ 와 $\theta^{pSPM}=(b, r, K, q, A, v, \sigma_\epsilon^2, \sigma_r^2, \sigma_\omega^2)$ 는 고정효과 모수 (fixed effect parameters)로 다루었다.

$\log p(\cdot)$ 는 각 모수에 대해 설정된 사전분포의 결합 로그확률 밀도를 의미한다. 이 목적함수는 R패키지 Template Model Builder (TMB)를 이용하여 최대화되었으며, 랜덤 효과는 라플라스 근사를 통해 적분되었다(Kristensen et al., 2016; R Core Team, 2023). 수치적 최적화는 다음의 두 가지 기준을 모두 만족하는 경우에만 성공한 것으로 간주하였다: (i) 헤시안 행렬이 양의 정부호일 것, (ii) 추정된 모수 값에서의 모든 기울기의 절댓값이 0.001 미만일 것.

또한, 우리는 각 모수의 사후분포 형태와 불확실성을 보다 정밀하게 평가하기 위해 tmbstan 패키지(Monahan and Kristensen, 2018)를 이용한 마르코프 체인 몬테카를로(Markov chain Monte Carlo, MCMC) 샘플링을 수행하였다. 총 네 개의 독립적인 체인을 실행하였으며, 각 체인에서 50,000개의 표본을 추출하였다. 초기 1,000개의 표본은 사후분포에 아직 수렴하지 않은 것으로 판단하여 burn-in으로 제거하였다. 또한 표본 간 자기상관을 줄이고 보다 독립적인 표본을 확보하기 위해 100회마다 하나의 표본을 추출하는 thinning을 적용하였다. MCMC 샘플링의 모델 수렴성을 평가하기 위해 세 가지 수렴 진단 기준을 사용하였다. 첫째, 사후분포의 형태를 시각적으로 확인하여 단봉성을 만족하는지 평가하였다. 둘째, 체인 내 분산과 체인 내 분산과 체인 간 분산을 비교하는 잠재적 척도 축소 지수(potential scale reduction factor, \hat{R})를 이용하여 체인의 수렴성을 진단하였으며, $\hat{R} < 1.01$ 인 경우 수렴한 것으로 판단하였다. 셋째, 자기상관을 고려한 유효 표본 크기(effective sample size, ESS)를 산출하였으며, 각 모수에 대해 체인당 최소 100이상의 ESS를 확보한 경우 신뢰할 수 있는 사후 추론이 가능하다고 판단하였다(Vehtari et al., 2021).

모델 성능 평가

pSPM의 성능을 평가하기 위해, 본 연구에서는 tSPM과의 비교 분석을 수행하였다. 모델 성능은 각 모델에 대해 자기모의실험(self-test)를 통한 모수 추정의 안정성, 정확도와 정밀도 측면에서 평가되었다. 자기모의실험은 총 100회 반복 수행되었으며, 각 반복에서 두 모델은 동일한 조건하에서 적합하였다. 각 반복에 대해 수치적 최적화가 성공적으로 수행되었는지 여부를 확인하여 모델 수렴률을 계산하였다. 수렴 여부는 우도 함수 및 베이지안 추론절에서 제시한 기준으로 판단하였다. 수렴된 반

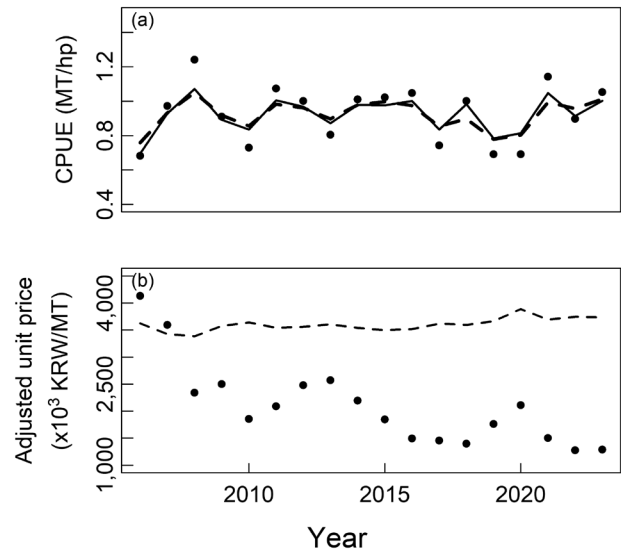


Fig. 1. Goodness of fit for (a) CPUE and (b) adjusted unit price (P_t). Dots indicate observations. In panel (a), the solid and dashed lines represent CPUE (MT/hp) estimates from the tSPM and pSPM, respectively. In panel (b), the dashed line represents the pSPM estimate of the adjusted unit price. CPUE, Catch-per-unit-effort; tSPM, Traditional surplus production model; pSPM, Price-integrated surplus production model.

복에 대해서는 모수 추정의 정확도를 평가하기 위해 상대 오차 (relative error, RE)를 이용한 편의(bias)분석을 수행하였다. 모수 θ 에 대한 상대 오차는 다음과 같이 계산하였다.

$$RE(\theta_r) = \frac{(\hat{\theta}_r - \theta_{true})}{\theta_{true}} \dots \dots \dots (18)$$

여기서 $\hat{\theta}_r$ 은 r번째 반복에서의 모수 추정치, θ_{true} 는 기준 모수 값(true value)으로, 실제 자료로 추정된 모수값으로 설정하였다. 각 모수에 대한 상대 오차 분포는 boxplot으로 시각화하여, 두 모델 간 추정 정확도의 차이를 비교하였다. 또한, 모수 추정의 정밀도와 정확도를 종합적으로 평가하기 위해 평균제곱오차(mean squared error, MSE)를 계산하였다. MSE는 다음과 같이 계산하였다.

$$MSE(\theta) = (\overline{Bias})^2 + Var(\hat{\theta}_r), \text{ where } Bias = \hat{\theta}_r - \theta_{true} \dots \dots \dots (19)$$

이를 통해 두 모델의 모수 추정 성능의 정확도와 정밀도를 동시에 고려하여 비교하였다. 마지막으로, 모델의 전반적인 적합도를 비교하기 위해 두 모델에 대해 AIC (akaike information criterion)와 BIC (Bayesian information criterion)을 계산하였다. tSPM과 pSPM의 AIC 및 BIC 값을 비교함으로써, 가격 자료를 포함한 pSPM이 증가한 모델 복잡도를 감안하더라도 더 나은 설명력을 제공하는지를 평가하였다.

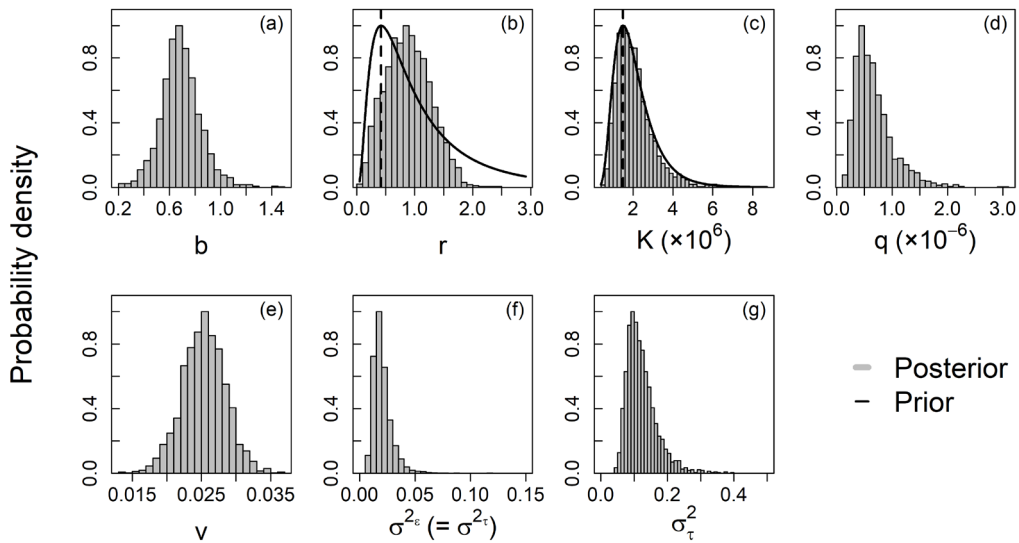


Fig. 2. Prior (solid line) and posterior (histogram) distributions of parameters from the pSPM. The vertical dashed lines indicate prior modes. All densities were scaled to a maximum of 1 for comparability. pSPM, Price-integrated surplus production model.

결 과

tSPM과 pSPM 간 결과 비교

tSPM과 pSPM 모두에서 양의 정부호 헤시안 행렬이 확인되었으며, 모든 모수 추정치에서 기울기 값이 0.001 미만으로 나타나 수치적 최적화가 성공적으로 수행되었음을 확인하였다. 두 모델에서 예측된 CPUE는 관측된 CPUE의 전반적인 추세를 잘 반영하였다(Fig. 1a). 그러나 가격 자료에 대한 pSPM의 적합도는 낮게 나타났다(Fig. 1b). 두 모델에서 추정된 모수 추정치들은 전반적으로 큰 차이를 보이지 않았다(Table 3).

베이저안 사후 분포

pSPM의 모수에 대한 사후분포는 MCMC 샘플링을 통해 얻어졌다. MCMC 진단 결과, 모든 모수의 사후분포가 단봉형을

보였으며(Fig. 2), \hat{R} 은 모두 1.01 미만으로 나타났다. 또한 모든 모수에서 ESS가 최소 1,480 이상으로 확보되어, 사후분포 추론에 충분한 수렴성이 확인되었다. MCMC 샘플링 결과를 바탕으로 각 모수의 사후분포에 대한 최빈값과 95% 신용구간을 Table 4에 요약하였다. 사후 최빈값은 우도 기반 추정치와 큰 차이를 보이지 않았으며, 95% 신용구간은 우도 기반 추정치를 모두 포함하였다.

모델 적합도 및 성능 평가

100회의 자기모의실험 결과, tSPM과 pSPM 모두 모든 반복에서 수치적 최적화가 성공적으로 수행되어 두 모델 모두 100%의 수렴률을 보였다. 두 모델 모두 대부분의 모수에서 상대 오차의 중앙값이 0에 근접하게 나타나 전반적으로 편의가 크지 않음을 확인하였다(Fig. 3). tSPM의 경우 $r, K, q, b, \sigma_e^2 (= \sigma_\tau^2)$ 에 대한 상대 오차 분포가 대체로 0을 중심으로 분포하였으나, q 에서는 상대적으로 분산이 크게 나타났다(Fig. 3a). pSPM에서는 tSPM과 공통으로 포함된 모수들($r, K, q, b, \sigma_e^2 (= \sigma_\tau^2)$)의 상

Table 3. Parameter estimates with standard errors (SE) for the tSPM and pSPM

Parameter	tSPM		pSPM	
	Estimate	SE	Estimate	SE
b	0.698	0.170	0.694	0.170
r	1.174	0.291	1.179	0.288
K	1,886,144	0.489	1,791,813	0.427
q	5.507×10^{-7}	0.542	5.829×10^{-7}	0.476
$\sigma_o^2 (= \sigma_p^2)$	0.121	0.169	0.121	0.169
v	-	-	0.025	0.003
σ_e^2	-	-	0.323	0.167

tSPM, Traditional surplus production model; pSPM, Price-integrated surplus production model.

Table 4. Summary of posterior for parameters from the pSPM

Parameter	Mode	2.5%	50%	97.5%
b	0.690	0.383	0.683	1.024
r	1.036	0.229	0.871	1.671
K	2,002,609	878,219	1,885,352	4,412,877
q	6.349×10^{-7}	2.271×10^{-7}	5.885×10^{-7}	1.545×10^{-6}
$\sigma_o^2 (= \sigma_p^2)$	0.136	0.097	0.137	0.204
v	0.025	0.019	0.025	0.032
σ_e^2	0.334	0.248	0.337	0.486

pSPM, Price-integrated surplus production model.

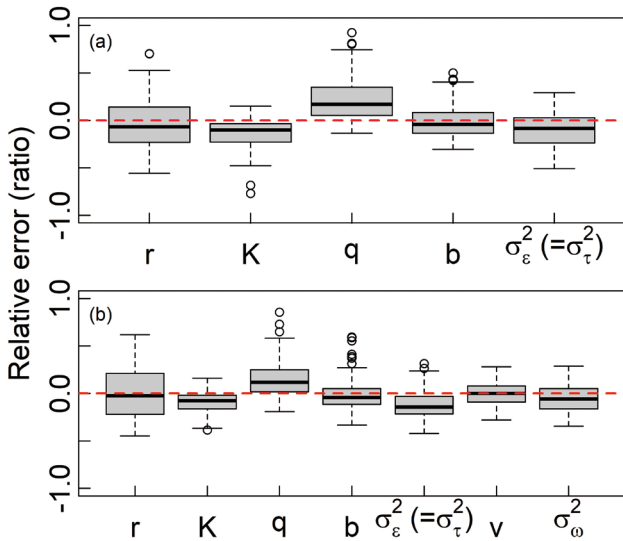


Fig. 3. Box plots of the relative error of parameter estimates from (a) the tSPM and (b) the pSPM, based on 100 self-test simulations. The horizontal dashed line indicates zero relative error. Boxes represent the interquartile range (25th to 75th percentile), and the bold lines in the boxes denote the median relative error. tSPM, Traditional surplus production model; pSPM, Price-integrated surplus production model.

대 오차 분포가 유사하게 0을 중심으로 분포하였으며, 추가적으로 추정된 모수인 v 와 σ_ω^2 또한 중앙값이 0에 근접한 상대 오차 분포를 보였다(Fig. 3b). 모수 추정의 정확도와 정밀도를 종합적으로 평가하기 위한 MSE는 K 와 q 에 대해서는 pSPM의 MSE가 tSPM보다 작게 나타났다. 반면, $r, b, \sigma_\epsilon^2 (= \sigma_\tau^2)$ 의 경우 pSPM의 MSE가 tSPM보다 크게 나타났다(Table 5). 모델의 전반적인 적합도를 비교한 결과, tSPM의 AIC와 BIC는 각각 -8.948, -24.496으로 나타났으며, pSPM의 AIC와 BIC 값은 각각 -14.908, -8.673으로 나타났다.

Table 5. Mean squared error (MSE) of parameter estimates for the tSPM and pSPM

Parameter	tSPM	pSPM
b	1.298×10^{-2}	1.542×10^{-2}
r	8.954×10^{-2}	9.608×10^{-2}
K	1.508777×10^{11}	0.737×10^{11}
q	1.318×10^{13}	0.211×10^{13}
$\sigma_\epsilon^2 (= \sigma_\tau^2)$	5.359×10^{-4}	5.552×10^{-4}
v	-	9.766×10^{-6}
σ_ω^2	-	2.760×10^{-3}

tSPM, Traditional surplus production model; pSPM, Price-integrated surplus production model.

고찰

기존 연구와의 비교

본 연구는 가격 자료를 상태공간 잉여생산모델에 통합함으로써, 생물학적 정보와 경제적 정보를 동시에 고려한 자원평가의 가능성을 탐색하였다. 이와 관련하여 최근 Lancker et al. (2023)이 제안한 생물-경제 자원평가(bio-economic stock assessment, BESA) 모델은 가격 자료를 자원평가에 통합한 대표적 선행 연구로 볼 수 있다. BESA는 상태공간 잉여생산모델을 기반으로 칼만 필터(Kalman filter)와 베이지안 추론을 적용하여 생물학적 모수와 경제적 모수를 동시에 추정하는 구조를 갖는다. 특히, 어획량과 가격 자료만을 이용하여 자원 상태를 추론할 수 있도록 설계되어, 자료가 제한된 어업에 대한 적용 가능성을 크게 확장하였다는 점에서 중요한 기여를 가진다. Lancker et al. (2023)의 비교 분석 결과에 따르면, BESA 모델은 가격 자료를 추가함으로써 CMSY와 같은 전통적인 어획량 기반 방법에 비해 생물량 추정 성능이 개선되는 것으로 나타났다. 이는 가격이 공급 변동을 반영하는 간접적인 신호로 작용할 수 있다는 가정이 실제 자료에서도 일정 부분 유효함을 시사한다. 그러나 본 연구의 분석 결과는 BESA 모델의 결과와는 다소 상이한 양상을 보였다.

한국 연근해 고등어 자료를 이용한 본 연구에서는, CPUE 자료가 이미 포함된 상황에서 가격 자료를 추가하였음에도 불구하고, tSPM에 비해 모델 성능이 유의미하게 개선되었다고 보기 어려웠다. 실제로 자기모의실험 결과, 상대 오차 분포에서 대부분의 모수가 두 모델 간 큰 차이를 보이지 않았으며, MSE 분석에서는 K 와 q 에 대해 pSPM의 MSE가 tSPM보다 다소 낮게 나타났으나, $r, b, \sigma_\epsilon^2 (= \sigma_\tau^2)$ 에서는 pSPM의 MSE가 더 크게 나타났다. 모델 적합도 지표에서도 일관된 개선 양상은 확인되지 않았다. AIC는 pSPM에서 더 낮고, BIC는 tSPM에서 더 낮은 값을 보였다. 이러한 결과는 가격 자료의 추가가 모수 추정 안정성과 모델 적합도 측면에서 항상 우수한 성능을 보장하지 않음을 시사한다.

본 연구와 Lancker et al. (2023)의 연구와의 가장 큰 차이점은 CPUE 자료의 유무이다. Lancker et al. (2023)에서 BESA 모델의 비교대상은 CPUE 자료없이 어획량 자료만을 활용하는 CMSY이다. CPUE 자료는 개체군 모집단의 상대적인 크기를 대표하는 지표이다. 이 CPUE 자료가 부재할 경우에는 BESA 모델에서 처럼 가격 자료가 개체군 모집단의 상대적인 크기를 대표하는 지표로 활용되어 모델 성능을 개선할 수 있으나, 본 연구에서와 같이 이미 CPUE 자료가 활용되는 경우에는 추가적인 가격자료가 모델 성능에 큰 기여를 하지 못하는 것으로 판단된다. 즉, 가격 자료의 추가가 항상 자원평가 성능의 향상으로 이어지는 않으며, 이는 사용 가능한 자료의 구성에 따라 결과가 달라질 수 있음을 시사한다.

가격 자료 추가에 따른 추정 성능 변화

본 연구에서는 생물량 변동이 어획량뿐만 아니라 시장 가격에도 반영된다는 가정하에, 가격 자료가 생물량에 대한 추가적인 간접 신호를 제공할 것으로 기대하였다. 이러한 관점에서 가격 자료를 통합한 pSPM은 생물량 변동을 보다 잘 설명하고, 궁극적으로 자원 상태 추정의 정확도를 향상시킬 것으로 예상되었다. 그러나 실제 분석 결과에서는 이러한 기대와 달리, 가격 자료를 포함한 pSPM이 tSPM에 비해 전반적인 추정 성능을 뚜렷하게 개선하지 못하였다. 이러한 결과는 다음과 같은 요인들에 의해 설명될 수 있다. 첫째, 가격 자료의 추가는 모델 내에서 추정해야 할 모수의 수를 증가시킨다. 본 연구에서는 가격 방정식의 도입과 함께 가격 오차항의 분산(σ_{ω}^2)과 재모수화된 공급의 가격 탄력성(ν)가 추가적으로 추정되었다. 자료의 양이 증가하였음에도 불구하고, 동시에 추정 부담이 증가하면서 모델 추정의 안정성이 저하되었을 가능성이 있다. 둘째, 가격 자료 자체가 생물량에 대한 신뢰할 수 있는 신호를 충분히 제공하지 못했을 가능성이 있다. 실제 수산물 시장에서 가격은 공급량 뿐만 아니라 수요 변동, 소비자의 선호도 변화, 계절성, 수입·수출 물량의 변화, 대체 어종의 가격, 정책적 요인 등 다양한 사회·경제적 요인의 영향을 받는다. 이러한 복합적인 요인들로 인해, 이론적으로 가정된 가격 구조와 실제 시장 가격 간의 괴리가 발생했을 가능성이 있다. 그러나 가격 변동에 영향을 미치는 여러 사회·경제적 요인들을 가격 함수에 포함한다고 하더라도 가격 자료는 CPUE 자료만큼 개체군 모집단의 상대적 크기를 대표하는 지표가 되기 어렵다. 따라서 가격자료는 오히려 잡음(noise)으로 작용했을 가능성도 배제할 수 없다. 셋째, 모델의 오차 구조가 복잡해진 점 또한 추정 성능에 영향을 미쳤을 수 있다. 전통적인 잉여생산모델에서는 과정오차와 관측오차를 단순화하여 비교적 안정적인 추정을 가능하게 한다(Punt, 2003). 반면, 본 연구에서는 CPUE와 가격 자료에 대해 각각 별도의 관측오차를 고려함으로써 오차 구조의 복잡성이 크게 증가하였다. 이러한 복잡성은 안정적인 모수 추정을 저해했을 가능성이 있다. 종합하면, 한국 연근해 고등어 자료를 대상으로 한 본 연구에서는 어획량과 CPUE 자료가 제공되는 상황에서 가격 자료를 추가하는 것이 자원평가 성능을 반드시 향상시키지는 않는다는 점이 확인되었다.

가격 자료 적합도의 한계

본 연구에서는 가격 자료의 적합도가 상대적으로 낮게 나타난 원인을 보다 면밀히 검토하기 위해 추가적인 분석을 수행하였다. 먼저, 추정 부담을 완화하기 위하여 민감도 분석을 통해 가격 함수의 탄력성 모수 ν 를 고정효과 모수가 아닌 입력값($\nu=0.225$)으로 설정하여 수행하였다. 분석 결과, 가격 자료에 대한 적합도가 이전보다 개선되는 양상을 보였다(Fig. 4). 이는 가격 방정식에서 추정해야 할 모수의 수를 줄임으로써 모형의 안정성이 일부 향상되었음을 시사한다. 그러나 이러한 조정

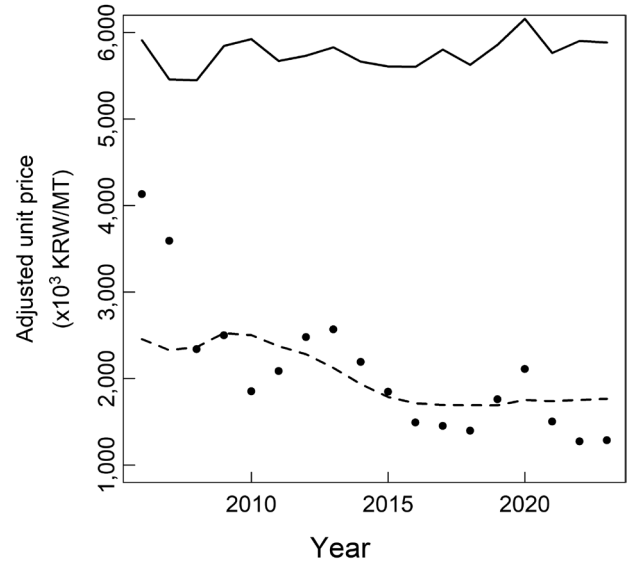


Fig. 4. Goodness of fit of the pSPM to adjusted unit price (P_t) under different model specifications. The solid represents the fitted price trajectory from the pSPM in which the price elasticity parameter (ν) was fixed as an input value ($\nu=0.225$) while CPUE data were included. The dashed line represents the fitted price trajectory from the pSPM under an alternative assumption, where ν was fixed and CPUE data were excluded, using only catch and price data. pSPM, Price-integrated surplus production model; CPUE, Catch per unit effort.

이후에도 가격 자료의 적합도는 여전히 만족스러운 수준에 도달하지 못하였다. 이에 추가적으로 BESA 모델과 마찬가지로 CPUE 자료를 제외하고, 어획량 자료와 시장가격 자료만을 이용하여 적합한 결과, 가격 자료에 대한 적합도가 더욱 개선되는 것을 확인하였다(Fig. 4). 이러한 결과는 가격 자료의 활용 효과가 사용되는 다른 관측 자료의 구성에 크게 의존할 수 있음을 시사한다. 특히 개체군 모집단의 상대적인 크기를 대표하는 CPUE 자료가 이미 제공되는 상황에서는 다양한 사회·경제적 요인의 영향을 많이 받는 가격 자료의 추가가 오히려 잡음으로 작용했을 가능성이 있다. 반면, BESA 모델과 마찬가지로 CPUE 자료가 부재한 상황에서는 가격 자료가 개체군 모집단의 상대적인 크기를 대표하는 지표로 활용되어 더 유용한 역할을 수행할 가능성이 있다.

종합 결론 및 시사점

본 연구는 시장 가격 정보를 상태공간 잉여생산모델에 추가로 사용하여, 생물학적 자료와 경제적 자료를 동시에 활용한 자원 평가의 가능성을 검토하였다. 이를 위해 전통적인 상태공간 잉여생산모델(tSPM)과 가격 자료를 포함한 모델(pSPM)을 구축하고, 한국 연안의 주요 상업종인 고등어를 대상으로 두 모델의 추정 결과와 성능을 비교하였다. 분석 결과, 어획량과 CPUE 자

료가 이미 사용되는 상황에서는 가격 자료를 추가하더라도 자원 상태 추정의 정확도나 정밀도가 뚜렷하게 개선되지는 않았다. 또한, pSPM에서는 가격 자료에 대한 적합도가 낮게 나타났다(Fig. 1b). 가격 자료에 대한 적합도가 상대적으로 낮게 나타난 원인을 검토하기 위해 CPUE 자료를 제외하고 어획량과 시장가격 자료만을 이용하여 추가적인 분석을 수행한 결과, 가격 자료에 대한 적합도가 CPUE 자료를 사용한 경우에 비해 사용하지 않았을 때 더 나은 적합도를 보였다(Fig. 4). 종합하면, 개체군 모집단의 상대적인 크기를 나타내는 CPUE 자료가 확보된 경우에는 가격 자료의 추가적 정보가 자원평가 개선에 추가적인 기여를 못하지만 CPUE 자료가 부재하거나 자료가 극히 제한된 상황에서는 Lancker et al. (2023)의 결과와 마찬가지로, 가격 정보가 자원 상태를 추론하는 유용한 대안적 지표로 활용할 가능성이 있을 것이다.

사 사

이 논문은 국립부경대학교 자율창의학술연구비(2025년)에 의하여 연구되었습니다.

References

- Costello C, Ovando D, Clavelle T, Strauss CK, Hilborn R, Melnychuk MC, Branch TA, Gaines SD, Szuwalski CS, Cabral RB, Rader DN and Leland A. 2016. Global fishery prospects under contrasting management regimes. *Proc Natl Acad Sci USA* 113, 5125-5129. <https://doi.org/10.1073/pnas.1520420113>.
- Cousido-Rocha M, Pennino MG, Izquierdo F, Paz A, Lojo D, Tifoura A, Zanni MY and Cerviño S. 2022. Surplus production models: A practical review of recent approaches. *Rev Fish Biol Fisheries* 32, 1085-1102. <https://doi.org/10.1007/s11160-022-09731-w>.
- Grafton RQ, Kompas T, Chu L and Che N. 2010. Maximum economic yield. *Australian J Agric Resour Econ* 54, 273-280. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8489.2010.00492.x>.
- Han K, Yang I, Shin J and Won E. 2023. A Study on Strategies to Promote Seafood Consumption. Retrieved from <https://www.kmi.re.kr/web/board/download.do?rbsIdx=280&idx=77&fidx=1> on Dec 31, 2025.
- Hong JB and KIM DH. 2021. A study on stock assessment of chub mackerel (*Scomber japonicus*) in South Korea using CMSY and BSS models. *J Fish Mar Sci Educ* 33, 1272-1283. <https://doi.org/10.13000/JFMSE.2021.10.33.5.1272>.
- Hyun SY and Kim K. 2022. An evaluation of estimability of parameters in the state-space non-linear logistic production model. *Fish Res* 245, 106135. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2021.106135>.
- Kokkalis A, Berg CW, Kapur MS, Winker H, Jacobsen NS, Taylor MH, Ichinokawa M, Miyagawa M, Medeiros-Leal W, Nielsen J and Mildenerger TK. 2024. Good practices for surplus production models. *Fish Res* 275, 107010. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2024.107010>.
- Kristensen K, Nielsen A, Berg CW, Skaug H and Bell BM. 2016. TMB: Automatic differentiation and Laplace approximation. *J Stat Softw* 70, 1-21. <https://doi.org/10.18637/jss.v070.i05>.
- Lancker K, Voss R, Zimmermann F and Quaas MF. 2023. Using the best of two worlds: A bio-economic stock assessment (BESA) method using catch and price data. *Fish Fish* 24, 744-758. <https://doi.org/10.1111/faf.12759>.
- Millar RB and Meyer R. 2000. Non-linear state space modelling of fisheries biomass dynamics by using Metropolis-Hastings within-Gibbs sampling. *J R Stat Soc Ser C Appl Stat* 49, 327-342. <https://doi.org/10.1111/1467-9876.00195>.
- Monnahan CC and Kristensen K. 2018. No-U-turn sampling for fast Bayesian inference in ADMB and TMB: Introducing the adnuts and tmbstan R packages. *PLoS One* 13, e0197954. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0197954>.
- Punt AE. 2003. Extending production models to include process error in the population dynamics. *Can J Fish Aquat Sci* 60, 1217-1228. <https://doi.org/10.1139/f03-105>.
- R Core Team. 2023. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing. Retrieved from <https://www.R-project.org/> on Dec 31, 2025.
- Schnute JT and Richards LJ. 1995. The influence of error on population estimates from catch-age models. *Can J Fish Aquat Sci* 52, 2063-2077. <https://doi.org/10.1139/f95-800>.
- Thorson JT, Minto C, Minte-Vera CV, Kleisner KM and Longo C. 2013. A new role for effort dynamics in the theory of harvested populations and data-poor stock assessment. *Can J Fish Aquat Sci* 70, 1829-1844. <https://doi.org/10.1139/cjfas-2013-0280>.
- Vehtari A, Gelman A, Simpson D, Carpenter B and Bürkner PC. 2021. Rank-normalization, folding, and localization: An improved R ^ for assessing convergence of MCMC (with discussion). *Bayesian Anal* 16, 667-718. <https://doi.org/10.1214/20-BA1221>.