

붉은대게(*Chionoecetes japonicus*) 자원평가를 위한 잉여생산량모델의 비교 분석

최지훈 · 김도훈^{1*} · 오택윤² · 서영일 · 강희중

국립수산과학원 연근해자원과, ¹부경대학교 해양수산경영학과, ²국립수산과학원 수산자원연구센터

Comparative Analysis on Surplus Production Models for Stock Assessment of Red Snow Crab *Chionoecetes japonicus*

Ji-Hoon Choi, Do-Hoon Kim^{1*}, Taeg-Yun Oh², Young Il Seo and Hee Joong Kang

Fisheries Resources Research Division, National Institute of Fisheries Science, Busan, 46083, Korea

¹Department of Marine & Fisheries Business and Economics, College of Fisheries Science, Pukyong National University, Busan 48513, Korea

²Fisheries Resources Research Center, National Institute of Fisheries Science, Tongyeong 53064, Korea

This study is aimed to compare stock assessment models which are effective in assessing red snow crab *Chionoecetes japonicus* resources and to select and apply an effective stock assessment model in the future. In order to select an effective stock assessment model, a process-error model, observation-error model, and a Bayesian state-space model were estimated. Analytical results show that the least error is observed between the estimated CPUE (catch per unit effort) and the observed CPUE when using the Bayesian state-space model. For the Bayesian state-space model, the 95% credible interval(CI) ranges for the maximum sustainable yield (MSY), carrying capacity (K), catchability coefficient (q), and intrinsic growth (r) are estimated to be 10,420-47,200 tons, 185,200-444,800 tons, 3.81E-06-9.02E-06, and 0.14-0.66, respectively. The results show that the Bayesian state-space model was most reliable among models.

Keywords: Red snow crab, Process-error model, Observation-error model, Bayesian State-space model, Surplus production model

서론

정확한 수산자원의 평가를 위해서는 다양한 자원평가모델들을 비교하여 보다 효과적인 자원평가모델이 선정되어야 한다. 하지만 국내에서는 다양한 자원평가모델들을 비교 분석에 대한 연구가 부족한 실정이다. 현재 국내에서 가장 널리 사용되고 있는 자원평가모델은 잉여생산량 모델(surplus production model)이다. 잉여생산량 모델은 어획량과 어획노력량에 대한 시계열 자료를 활용하여 최대지속적생산량(maximum sustainable yield, MSY)과 그에 상응하는 어획노력량 수준을 추정할 수 있다는 장점이 있다(Polacheck et al., 1993). 이러한 잉여생산량 모델 중 자원동태 모델은 관측된 자료를 이용하여 분석하는 방법에 따라 구분할 수 있다. 즉, 관측치에서 오차가 발생하지 않

고 자원량 변화에서만 오차가 발생하며, 고정된 단위노력당어획량(catch per unit effort, CPUE)을 사용하는 과정오차 모델(Schnute, 1977; Clarke et al., 1992)과 CPUE 변화의 오차 발생만을 가정하며, CPUE의 불확실성을 반영하는 관측오차 모델(Punt, 1990; Polacheck et al., 1993), 그리고 과정오차와 관측오차를 동시에 고려할 수 있는 Bayesian State-space 모델(Millar and Meyer, 2000; de Valpine and Hilborn, 2005; Winker et al., 2018; Choi et al., 2019; Choi et al., 2020) 등이 있다.

지금까지 국내에서는 총허용어획량(total allowable catch, TAC) 산정 및 수산자원 평가에 있어 평형상태를 가정한 과정오차 모델(Schaefer, FOX, CPY model)을 가장 많이 활용해 오고 있다(Zhang et al., 1992; Choi et al., 2004; Sohn et al., 2013). 하지만 과정오차 모델의 경우 대표본일 때도 추정 결과

*Corresponding author: Tel: +82. 51. 629. 5954 Fax: +82. 51. 629. 5953

E-mail address: delaware310@pknu.ac.kr



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.2020.0925>

Korean J Fish Aquat Sci 53(6), 925-933, December 2020

Received 27 July 2020; Revised 17 August 2020; Accepted 18 November 2020

저자 직위: 최지훈(석사후인턴연구원), 김도훈(교수), 오택윤(연구관), 서영일(연구관), 강희중(연구사)

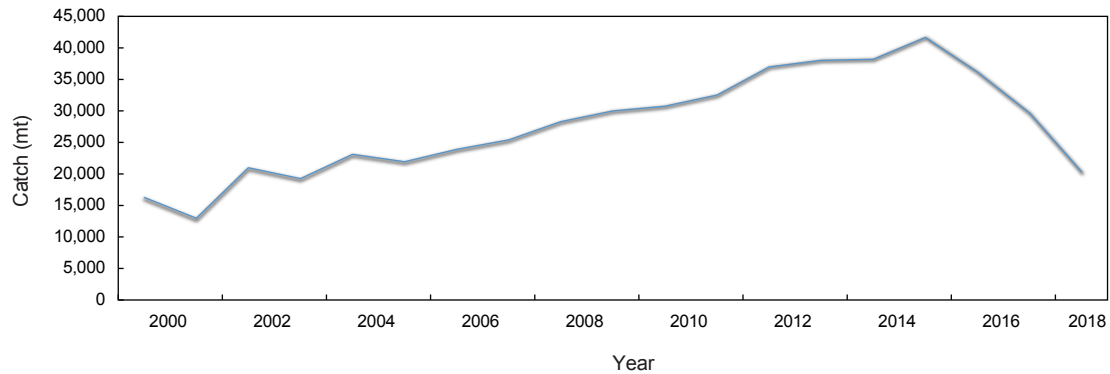


Fig. 1. Change of catch amount of red snow crab *Chionoecetes japonicus* from 2000-2018.

가 편의성을 갖는 것으로 추정되어 부정확한 평가 결과를 도출할 수 있는 것으로 평가되었다(Uhler, 1980). 이러한 문제를 해결하기 위하여 개발된 모델이 관측오차 모델이며, 이에 의한 추정결과가 과정오차 모델의 추정결과보다 현실성이 있는 것으로 분석되었다(Hilborn and Waters, 1992; Polacheck, 1993). 하지만 과정오차 모델과 관측오차 모델 모두 과정오차 및 관측오차를 동시에 고려하지 못한다는 한계를 여전히 가지고 있다. 이에 반해, 최근 국제적으로 널리 활용되고 있는 Bayesian state-space 모델은 과정오차와 관측오차를 동시에 고려하여 자원평가 결과를 추정하는 것이 가능한 장점이 있다(McAllister, 2014; Winker et al., 2018; Choi et al., 2019; Choi et al., 2020).

붉은대게(*Chionoecetes japonicus*)는 우리나라 동해에 분포하며, 수심 400-2,300 m의 부드러운 회색 진흙 또는 모래 바닥에서 서식한다. 산란기는 2-3월이며, 주로 근해통발어업에 의해 어획되고 있다(Korea Fisheries Resources, 2019).

붉은대게는 1999년 TAC 대상어종으로 지정되어 현재까지 꾸준히 관리되고 있다. 하지만 2016년부터 큰 폭으로 어획량이 감소하고 있는 실정이다. 특히 붉은대게의 경우 정착성 어종으로 효과적으로 관리할 경우 자원회복 성과가 클 것으로 기대된다.

현재 붉은대게 자원평가 및 TAC 산정에 있어서는 과정오차 모델만을 사용하고 있다. 따라서 보다 정확한 붉은대게의 자원평가를 위해서는 다양한 자원평가모델들을 적용·비교하여 가장 효과적인 평가모델을 선정할 필요가 있다. 이러한 배경 하에 본 연구에서는 붉은대게의 자원 회복 및 관리를 위해 과정오차 모델, 관측오차 모델, 그리고 Bayesian state-space 모델을 각각 적용하고, 그 결과들을 비교·분석하고자 한다.

재료 및 방법

분석 자료

2000-2018년 기간 동안의 붉은대게 어획량은 2000년도 16,281톤으로 시작하여 2015년에 41,647톤으로 증가하였다.

하지만 2016년부터 큰 폭으로 감소하기 시작하여, 2018년 현재 18,577톤 수준에 머물러 있다(Fig. 1).

최근 2016-2018년 동안의 붉은대게 어업별 평균 어획비율을 살펴보면, 근해통발어업의 비중이 93%로 나타나 대부분의 붉은대게는 근해통발에 의해 어획되는 것으로 파악되었다. 다음으로 연안자망 4%로 그리고 연안통발 3%로 순으로 파악되었다. 본 연구에서는 붉은대게 어획비율이 가장 높은 근해통발어업을 대상으로 분석하였다.

분석 기간을 2000년부터 설정한 이유는 1999년 한-일 어업협정 발효 이후 조업어장이 축소되었고, 붉은대게에 대한 TAC 제도가 도입되어 어획량 조사 등 비교적 체계적인 관리가 이루어진 기간이기 때문이다. 붉은대게 TAC 제도는 1999년 처음으로 시범도입 되었지만, TAC 제도의 첫 시행으로 인해 자료의 불확실성이 있다고 판단되어 2000년부터 고려하였다. 본 연구에서 사용된 붉은대게 근해통발어업의 2000-2018년간 어획량과 어획노력량 변화를 살펴보면 Table 1에서 나타낸 바와 같다.

근해통발어업의 붉은대게 어획량은 2000년에 16,161톤으로 시작하여 2015년 41,173톤으로 크게 증가하였다. 하지만 2016년부터 감소하기 시작하여 2018년 18,577톤 수준으로 큰 폭으로 감소하였다. TAC제도에 참여하는 근해통발어업의 전체 어선척수는 2000년 60척에서 2018년에는 38척으로 감소하였다. 하지만 전체 어선톤수(ton)는 2000년 1,654톤에서 2018년 현재 2,206톤으로 증가하였다. 전체 마력수(HP)의 경우에도 2000년 27,898 HP에서 2018년 30,713 HP 수준으로 증가하였다(KOSIS, 2019). 즉, 어선감척사업에 따라 어선척수는 감소하였지만, 실질적인 어획강도를 의미할 수 있는 톤수 및 마력수는 오히려 증가하였다. 본 연구에서는 척수, 톤수, 그리고 마력수 중 통계적 유의성이 가장 높은 마력수를 어획노력량 지표로 사용하였다.

분석 방법

잉여생산량 모델은 자원의 가입량, 성장량, 자연사망률을 하나의 잉여생산의 개념으로 합한 형태로서 식 (1)과 같이 정의

된다.

$$B_{y+1} = B_y + g(B_y) - C_y \dots\dots\dots(1)$$

식 (1) 함수식에서 B_y 는 y 년도 초의 자원량, $g(B_y)$ 는 어업자원의 성장함수, 그리고 C_y 는 y 년도의 어획량을 의미한다. 성장함수의 경우 식 (2)-(4)와 같이 다양하게 결정될 수 있다.

$$g(B_y) = rB_y \left(1 - \frac{B_y}{K}\right) \dots\dots\dots(2)$$

식 (2)의 성장함수를 식 (1)에 대입하면 다음의 식 (3)과 같은 자원동태 함수로 나타낼 수 있다.

$$B_{y+1} = B_y + \frac{r}{p} B_y \left[1 - \left(\frac{B_y}{K}\right)^p\right] - C_y \dots\dots\dots(3)$$

잉여생산량 모델에서는 어획능률과 자원량의 관계는 일정하다고 가정한다. 다음 자원의 관측치에 대한 함수는 식 (4)과 같이 나타낼 수 있다.

$$I_y = qB_y \dots\dots\dots(4)$$

Table 1. Changes of catch and fishing efforts of red snow crab *Chionoecetes japonicus* offshore pot fishery from 2000-2018

Year	Catch(ton)	Fishing efforts		
		Vessels	HP	Ton
2000	16,161	60	27,898	1,654
2001	12,791	60	28,844	1,622
2002	20,983	57	27,568	1,569
2003	19,136	52	25,579	1,539
2004	22,938	47	24,303	2,289
2005	21,669	41	21,268	1,977
2006	23,822	41	21,965	2,566
2007	25,311	38	22,580	2,054
2008	28,138	40	24,675	2,326
2009	29,793	41	24,846	2,546
2010	30,294	41	25,470	1,741
2011	32,002	39	24,402	2,596
2012	36,657	39	24,206	2,488
2013	37,575	38	25,283	2,557
2014	37,746	38	26,856	2,523
2015	41,173	38	27,856	2,447
2016	33,538	38	28,958	2,202
2017	28,016	38	30,027	2,194
2018	18,577	38	30,713	2,206

여기서, C_y 는 y 연도의 어획량, E_y 는 y 연도의 어획노력량, I_y 는 y 연도의 단위노력당어획량(CPUE), 그리고 q 는 어획능률계수(catchability coefficient)를 의미한다.

과정오차 모델(Process-error model)

과정오차 모델은 관측치에서 오차가 발생하지 않고 자원량의 변화에서만 오차가 발생하는 것을 가정하고 있으며, 선형회귀 분석을 이용하여 자원량을 추정하는 방법이다. 현재 우리나라의 TAC 및 수산자원 평가, 그리고 수산분야 사회과학적 연구에 주로 사용되고 있다. 특히 과정오차 모델로서 Schaefer (1954), Schnute (1977), Walters and Hilborn (1976), Fox (1970), 그리고 CYP (Clarke-Yoshimoto-Pooley; Clarke et al., 1992) 등의 5가지 모델들이 주로 우리나라의 수산자원평가에 사용되어 오고 있다(Choi et al., 2004; Sohn et al., 2013; Kim, 2015). 본 연구에서는 5가지 모델 중에서 Schaefer 모델을 이용하여 분석하였다.

Schaefer 모델에서 자원의 변화량은 한 시점의 지속적 어획량과 실제 어획량의 차이와 같으며, CPUE 변화량 역시 자원량 변화에 비례한다고 가정하였다. 식 (5)에서 CPUE의 차분값은 식 (6)과 같이 나타내었다. 여기서, U 는 CPUE, K 는 환경수용력, r 은 자원의 본원적 성장률, q 는 어획능률계수, 그리고 E 는 어획노력량을 의미한다. 그리고 \bar{E} 는 평균 어획노력량 그리고 \bar{U} 는 평균 CPUE를 의미한다.

$$\Delta \frac{U}{\bar{U}} = \frac{r-r\bar{U}}{qk-q\bar{E}} \dots\dots\dots(5)$$

$$\Delta U = \frac{\bar{U}_{t+1} - \bar{U}_{t-1}}{2} \dots\dots\dots(6)$$

식 (6)을 이용하여 식 (5)에 대입하면 아래의 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\bar{U}_{t+1} - \bar{U}_{t-1}}{2\bar{U}_t} = r - \frac{r}{qk} \bar{U}_t - q\bar{E}_t \dots\dots\dots(7)$$

관측오차 모델(Observation-error model)

관측오차 모델은 수산자원평가에 사용되는 함수는 확정적이기 때문에 오차가 발생하지 않고, 모든 오차는 관측자료인 CPUE에서 발생한다고 가정하는 모델이다. 즉, CPUE 불확실성을 고려하여 다음의 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다(Polacheck et al., 1993).

$$\hat{I}_y = \frac{\hat{C}_y}{E_y} = qB_y e^\varepsilon, \varepsilon \sim N(0; \sigma^2) \dots\dots\dots(8)$$

여기서, e^ε 는 관측자료에서부터 발생하는 오차를 의미하며,

로그정규분포의 형태를 갖는 것으로 가정하였다. 관측오차 모델은 관측자료를 확률적으로 고려 가능한 최대우도추정법(maximum likelihood estimation)을 이용하여 수산자원평가 결과를 추정할 수 있다(Haddon, 2010). 최대우도추정법은 수집된 표본을 통해 표본에서 얻어진 우도가 최댓값을 가지도록 모수들의 추정치를 계산하는 것으로서, 관측오차 모델에서 표본은 CPUE이며, 추정 모수는 초기 자원량(B_0), q , r , 그리고 K 등이다.

$$L(\text{data} | B_0, r, K, q) = \prod_y \frac{1}{I_y \sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} e^{-\frac{(\ln I_y - \ln \hat{I}_y)^2}{2\hat{\sigma}^2}} \dots\dots\dots (9)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_y \frac{(\ln I_y - \ln \hat{I}_y)^2}{n} \dots\dots\dots (10)$$

$$LL = -\frac{n}{2} (\ln(2\pi) + 2\ln(\hat{\sigma}) + 1) \dots\dots\dots (11)$$

구체적으로 관측오차 모델은 최대우도추정법을 이용하기 위해 식 (9)과 같이 우도함수를 이용한다. 여기서, $L(\text{data} : B_0, r, K, q)$ 는 추정된 모수에 대한 값들에 따라 나타나는 관측치를 우도라 하며, n 은 관측자료의 개수를 의미한다. 식 (9)의 함수식 양변에 로그를 취하여 정리하면 식 (11)과 같은 로그우도함수의 형태를 나타낼 수 있다. 식 (11)의 로그우도함수를 최대화함으로써 관측오차 모델을 이용한 수산자원평가 결과를 추정할 수 있다(Haddon, 2000).

Bayesian state-space 모델

Bayesian state-space 모델은 베이지안 추론(Bayesian inference)을 기반으로 수산자원 상태 및 어획 수준을 평가하는 방법이다. 베이지안 모델은 추정하고자 하는 생물계수들에 대한 사전적으로 분포를 설정하고, 조사한 관측자료를 기반으로 사후분포를 추정한다. 이에 따라, 베이지안 추론에서는 분석 대상에 대한 분석 자료뿐만 아니라 분석 대상에 대한 사전적 정보가 필요하다(Meyer and Millar, 1999; Kim, 2013; Choi et al., 2019; Choi et al., 2020). Bayesian state-space 모델을 이용하면 과정오차와 관측오차를 동시에 고려할 수 있는 장점을 가진다. 그리고 불확실성을 고려할 수 있으므로 추정된 값에 대한 보다 높은 신뢰성을 가질 수 있다.

붉은대게 자원평가를 위한 사전분포는 Millar and Meyer (2000)에 따라 환경수용력(K)과 본원적성장률(r)에는 정보적(informative) 사전분포를 가정하였으며, 어획능력계수(q)에는 무정보적(noninformative) 사전분포를 가정하였다. 또한 모델 추정을 위한 초깃값은 국립수산과학원의 붉은대게 자원평가 결과를 참고하여 설정하였다.

Bayesian state-space 모델의 추정을 위해 B_y 를 재구성($P_y = B_y/K$)하고, 오차는 로그정규분포를 따르는 것으로 가정하였다(Millar and Meyer, 2000).

$$P_y | \sigma^2 = e^{u_y}$$

$$P_y | P_{y-1}, K, r, \sigma^2 = (P_{y-1} + rP_{y-1}(1 - P_{y-1}) - \frac{C_y - 1}{K})e^{p_y} \dots\dots\dots (12)$$

$$I_y | P_y, q, \tau^2 = qKP_y e^{o_y} \dots\dots\dots (13)$$

Bayesian state-space 모델의 방법은 베이즈 정리를 기반으로 한다. 베이즈 정리는 수산자원에 대한 생물적·기술적 계수들에 대한 사전분포 및 관측자료로부터 구해진 우도를 기초로 하여 사후분포를 분석할 수 있다(Kim, 2013). 수산자원의 생물적·기술적 계수들에 대한 결합사전확률밀도(joint prior density) 함수는 식 (14)과 같다.

$$p(K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N) = p(K)p(r)p(q)p(\sigma^2)p(\tau^2)p(p_1 | \sigma^2) \times \prod_{y=1}^N p(P_{y+1} | P_y, K, r, \sigma^2) \dots\dots\dots (14)$$

그리고 생물계수들이 특정한 값을 가질 경우 해당 관측자료가 발생할 수 있는 확률인 우도는 식 (15)과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(I_1, \dots, I_N | K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N) = \prod_{y=1}^N p(I_y | P_y, q, \tau^2) \dots\dots\dots (15)$$

베이즈 정리에 의하여 식 (14)과 (15)를 결합하여 식 (16)과 같은 사후분포를 추정할 수 있다.

$$p(K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N | I_1, \dots, I_N) = p(K)p(r)p(q)p(\sigma^2)p(\tau^2)p(p_1 | \sigma^2) \times \prod_{y=2}^N p(P_y | P_{y-1}, K, r, \sigma^2) = \prod_{y=1}^N p(I_y | P_y, q, \tau^2) \dots\dots\dots (16)$$

추정한 사후분포로부터 생물계수들의 값을 산출하기 위해 사후분포에 대한 적분이 필요하다. 그러나 Bayesian state-space 모델에서 사후분포 추정의 대상이 되는 값은 K, r, q 과정오차(σ^2), 관측오차(τ^2), 그리고 연도별 자원량(P_1, \dots, P_N) 등으로 총 $(N+5)$ 차원의 다차원적 적분 계산이 필요하다. 이러한 다차원적 적분 계산을 수치적으로 수행하는 것은 거의 불가능하므로 계산을 위해서 주로 사용되는 방법은 마코브체인 몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 기법이다(Choi et al., 2019; Choi et al., 2020; Millar and Meyer, 2000).

Table 2. Results of OLS regression (Process-error model)

variable	coefficient of determination	standard error	P-value
Y	1.00365061	0.334422	0.00953
X1	-0.22733836	0.097867	0.03575
X2	-2.83349E-05	1.14E-05	0.02613

Adj, R-squared 0.31 (F= 4.72, P-value=0.027007); OLS,

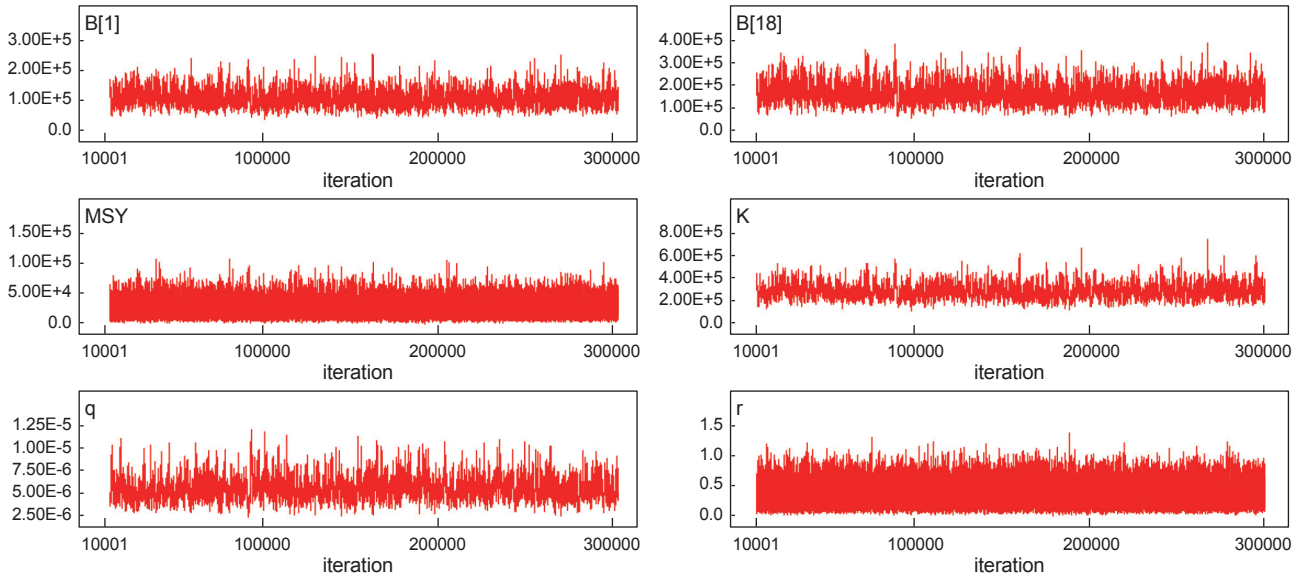


Fig. 2. Trace plots of biomass, r, q, K and MSY. r, intrinsic growth; q, catchability coefficient; K, carrying capacity; MSY, maximum sustainable yield.

모델 적합도 비교

각 모델별 적합도 비교를 위해 각 모델에서의 추정치와 실제치의 차이를 비교 분석하는 방법이 사용되고 있다(Kwon et al., 2013; Kim et al., 2018; Choi et al., 2019).

각 모델에 의해 추정된 연도별 CPUE (\hat{I}_y)가 실제 관측된 CPUE (I_y)를 반영하고 있는 정도를 평가하기 위하여 오차의 제곱평균제곱근(root mean square error, RMSE)과 결정계수(coefficient of determination)를 각각 계산하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_y (I_y - \hat{I}_y)^2} \dots\dots\dots (17)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_y (I_y - \hat{I}_y)^2}{\sum_y (I_y - \bar{I})^2}; \bar{I} = \frac{1}{n} \sum_y I_y \dots\dots\dots (18)$$

여기서 I_y 는 실제 CPUE, \hat{I}_y 는 모델에 의해 추정된 CPUE, 그리고 \bar{I} 는 전체 CPUE의 평균값을 의미한다.

결 과

과정오차 모델(Process-error model) 분석 결과

과정오차 모델 중 하나인 Schaefer 모델 분석 결과, 우선 모델의 적합성이 통계적으로 유의한 것으로 나타났고, 조정된 결정계수(adjusted R^2) 값도 약 31% 모형의 설명력이 있는 것으로 분석되었다. 그리고 추정계수들도 모두 5% 이내에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며, 계수값들의 부호 역시 기대한 것과 동일하게 추정되었다(Table 2).

과정오차 모델 추정 결과, 생물계수인 r은 1.00, q는 0.0000283, 그리고 K는 155,807톤으로 추정되었다. 그리고 추

Table 3. Model estimates of red snow crab *Chionoecetes japonicus* by the process-error model (Schaefer model)

	r	q	k	MSY	E_{MSY}
Process-error model	1.00	0.0000283	155,807 mt	39,094 mt	17,710 hp

r, intrinsic growth; q, catchability coefficient; K, carrying capacity; MSY, maximum sustainable yield; E_{MSY} , maximum sustainable yield effort.

Table 4. Model estimates of red snow crab *Chionoecetes japonicus* by the observation-error model

	r	q	K	MSY	E_{MSY}
Observation-error model	0.39	0.00003	185,726 mt	27,044 mt	29,877 hp

r, intrinsic growth; q, catchability coefficient; K, carrying capacity; MSY, maximum sustainable yield; E_{MSY} , maximum sustainable yield effort.

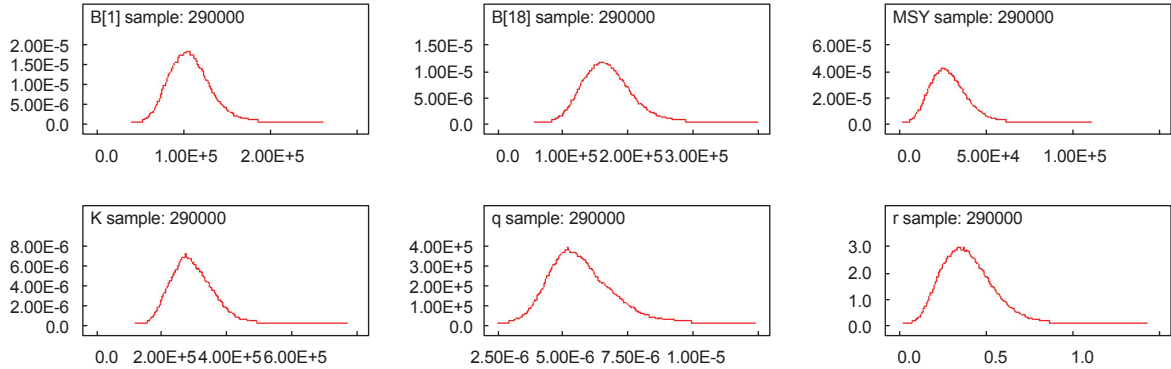


Fig. 3. Posterior densities of r, q, K, MSY, B (2000) and B (2018). r, intrinsic growth; q, catchability coefficient; K, carrying capacity; MSY, maximum sustainable yield.

Table 5. Standard error and MC error of r, q, K, MSY and biomass

Parameter	Biomass (2000)	Biomass (2018)	r	q	K	MSY
Standard Error	24,530	25,220	0.13420000	0.00000136	66,490	9,459
MC Error	747	762	0.00154900	0.00000004	2,094	89
MC Error/SE	3.04%	3.02%	1.15%	3.17%	3.15%	0.94%

r, intrinsic growth; q, catchability coefficient; K, carrying capacity; MSY, maximum sustainable yield; MC, Monte Carlo; SE, standard error.

정된 계수 값을 이용한 최대 지속적 생산량(MSY)은 39,094톤 그리고 최대 지속적 어획노력량(E_{MSY})은 17,710 HP으로 분석되었다(Table 3).

관측오차 모델(Observation-error model) 분석 결과

최대우도 추정법을 이용한 관측오차 모델 추정 결과, Table 4에서와 같이, 생물계수인 r은 0.39, q는 0.00003, 그리고 K는 185,726톤으로 추정되었다. 로그우도 값은 16.16로 나타났다. 그리고 추정된 계수 값을 이용한 MSY은 27,044톤 그리고 E_{MSY} 은 29,877 HP으로 분석되었다(Table 4).

Bayesian state-space 모델 분석 결과

Bayesian state-space 모델은 깃스샘플링을 이용한 베이지

Table 6. Model estimates of red snow crab *Chionoecetes japonicus* by the Bayesian state-space model

Parameter	Bayesian state-space model		
	2.50%	Median	97%
MSY (mt)	10,420	24,510	47,200
E_{MSY} (hp)	18,952	29,820	36,704
K (mt)	185,200	284,700	444,800
q	3.81E-06	5.77E-06	9.02E-06
r	0.14	0.34	0.66

MSY, maximum sustainable yield; E_{MSY} , maximum sustainable yield effort; K, carrying capacity; q, catchability coefficient; r, intrinsic growth.

안 추론에 적합한 WinBUGS (bayesian inference using gibbs sampling) 프로그램을 사용하여 결과를 분석하였다(Choi et al., 2019; Choi et al., 2020). 모델의 분석을 위해 300,000개의 표본을 추출하였고, 이중 사후분포에 수렴하지 못하는 초기 샘플들의 영향을 제거하기 위해 초기 10,000개의 표본을 번인 (burn-in) 과정을 통해 제외하였다. 그리고 샘플 변수들의 자기 상관을 제거하기 위하여 매 50번째 샘플을 추출하여 분석 결과를 최종적으로 분석하였다.

Bayesian state-space 모델의 검증 방법 중 하나는 시도표를 확인하는 것으로 추정하는 변수의 값들이 일정한 형태나 경향성을 보이지 않고, 백색잡음의 형태를 가지면 모델이 적합하다고 판단한다. 붉은대게에 대한 Bayesian state-space 모델의 추정 결과, B과 K, r, q 그리고 MSY의 모든 주요 변수들의 시도표가 일정한 형태를 보이지 않고 백색잡음의 형태를 보여 적합한 것으로 평가되었다(Fig. 2).

또 다른 검증방법으로 추정된 주요 변수의 값의 몬테카를로 오차가 사후 표준오차의 5% 수준 미만일 경우 모델이 유의성을 판단할 수 있다(Spiegelhalter et al., 2003; Choi et al., 2019; Choi et al., 2020). Bayesian state-space 모델의 추정 결과, 모델에 의해 추정된 모든 주요 변수들의 몬테카를로 오차가 사후 표준오차의 5% 수준보다 미만인 것으로 나타나 모델이 유의성이 있는 것으로 나타났다(Table 5).

Bayesian state-space 모델로부터 추정된 사후분포를 통해 주요 생물계수, 자원량, 그리고 CPUE 등을 추정하였다. Fig. 3에서 보는 바와 같이, 추정된 사후분포들의 형태가 비대칭성을 보

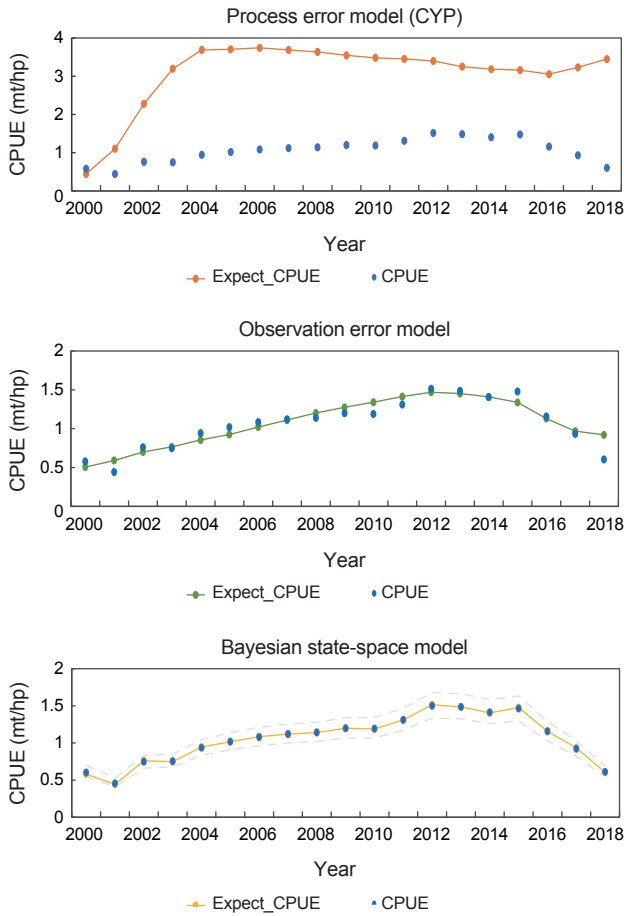


Fig. 4. Observed CPUE from the posterior predictive distribution of CPUE. CPUE, catch per unit effort.

이고 있어 평균값은 대표성이 떨어지는 것으로 판단하여 중앙값을 대표치로 사용하였다.

Bayesian state-space 모델 추정 결과, Table 6에서 보는 바와 같이, 붉은대게의 추정계수들의 95% 신뢰구간 범위는 MSY의 경우 10,420-47,200톤, E_{MSY} 는 18,952-36,704hp, K는

185,200-444,800톤, q는 3.81E-06-9.02E-06, 그리고 r의 경우 0.14-0.66의 범위를 갖는 것으로 분석되었다(Table 6).

분석 결과 비교

과정오차 모델, 관측오차 모델, 그리고 Bayesian state-space 모델 결과의 비교를 위해 연도별 실제 CPUE와 추정된 CPUE 변화를 평가해 보았다. 분석 결과, Fig. 4에서 나타난 바와 같이, 과정오차 모델 경우 실제 CPUE와 추정된 CPUE 오차가 아주 큰 것으로 분석되었다. 이에 반해, 관측오차 모델과 Bayesian state-space 모델의 경우 연도별 CPUE의 관측치들을 비교적 잘 반영하고 있는 것으로 나타났다. 하지만 오차범위를 평가해 봤을 때 Bayesian state-space 모델이 관측오차 모델에 비해 관측치를 보다 잘 반영하는 것으로 분석되었다(Fig. 4).

이들 모델들의 결과를 보다 구체적으로 비교하기 위하여 R^2 값과 RMSE 값을 계산하였다. 분석 결과, R^2 값은 과정오차 모델 0.71, 관측오차 모델 0.99, 그리고 Bayesian state-space 모델 0.99로 나타났다. 그리고 RMSE 값은 과정오차 모델 21.85, 관측오차 모델 0.084, 그리고 Bayesian state-space 모델 0.0097로 나타나 Bayesian state-space 모델이 관측값들의 변화를 가장 잘 반영하고 있는 것으로 평가되었다(Table 7).

고 찰

본 연구에서는 보다 정확한 붉은대게의 자원 평가를 위해 어획비율이 가장 높은 근해통발어업을 대상으로 다양한 자원평가 모델들을 활용하고, 모델 결과를 비교하여 붉은대게 자원상태를 평가해 보았다.

분석에 사용된 붉은대게 자원평가모델은 과정오차 모델, 관측오차 모델, 그리고 Bayesian state-space 모델 3가지 모델을 사용하였다. 과정오차 모델 분석 결과, MSY는 39,097톤, K는 155,807톤, q는 0.0000283, 그리고 r은 1.00 수준으로 분석되었다. r 값의 경우 비현실적으로 높은 수준으로 추정되었으며, 실제 CPUE와 추정된 CPUE 간의 오차범위가 아주 큰 것으로 분석되었다. 관측오차 모델 분석 결과, MSY는 27,044톤, K는 185,726톤, q는 0.00003, 그리고 r은 0.39 수준으로 분석되었

Table 7. Comparison of model estimates for red snow crab *Chionoecetes japonicus*

Parameter	Process error model	Observation error model	Bayesian State-space model		
			2.50%	Median	97%
MSY (mt)	39,094	27,044	10,420	24,510	47,200
B_{MSY} (mt)	77,904	92,863	92,600	142,350	222,400
K	155,807	185,726	185,200	284,700	444,800
q	0.0000283	0.00003	3.81E-06	5.77E-06	9.02E-06
r	1.00	0.39	0.14	0.34	0.66
R^2	0.31	0.99		0.99 0.0097	

MSY, maximum sustainable yield; K, carrying capacity; q, catchability coefficient; r, intrinsic growth.

다. Bayesian state-space 모델 분석 결과, 붉은대게의 추정계수들의 95% 신뢰구간 범위는 MSY는 10,420-47,200톤, K는 185,200-444,800톤, q 는 $3.81E-06$ - $9.02E-06$, 그리고 r 은 0.14-0.66의 범위를 갖는 것으로 분석되었다.

모델들의 RMSE 및 R^2 값을 비교한 결과, Bayesian state-space 모델이 과정오차 모델과 관측오차 모델에 비해 정확성이 보다 높은 것으로 분석되었다. 특히 과정오차 모델의 경우 추정된 생물계수들의 값이 다른 모델에 비해 차이가 큰 것으로 나타났다. 이는 관측오차 모델과 Bayesian state-space 모델의 경우 비선형모델임에 반해 과정오차 모델은 선형모델로서 비선형모델의 비해 유연성이 떨어지며, 복잡한 패턴을 가지고 있으면 다소 부정확한 결과를 도출할 수 있는 것으로 평가되어 다른 모델들의 결과와 큰 차이가 보이는 것으로 추정된다. 향후 붉은대게 자원평가 및 TAC 산정을 위해서는 과정오차 모델 외에 관측오차 모델 혹은 Bayesian state-space 모델 등 보다 다양한 모델의 활용이 필요할 것이다.

사 사

이 논문은 2020년도 국립수산물연구원 수산과학연구사업(원양어업 자원평가 및 관리 연구, R2020023)의 지원으로 수행된 연구이며 연구비 지원에 감사드립니다.

References

- Clarke R, Yoshimoto S and Pooley S. 1992. A bioeconomic analysis of the Northwestern Hawaiian Islands lobster fishery. *Mar Resour Econ* 7, 115-140. <https://doi.org/10.1086/mre.7.3.42629029>.
- Choi YM, Zhang CI, Lee JB, Kim JY and Cha HK. 2004. Stock assessment and management implications of chub mackerel, *Scomber japonicus* in Korean waters. *Korean J Fish Aquat Soc* 6, 90-100. <https://doi.org/10.3796/KSFT.2016.52.2.130>.
- Choi MJ, Kim DH and Choi JH. 2019. Comparing surplus production models for analyzing potential yield of fishery resources in West sea, Republic of Korea. *J Kor Soc Fish Tech* 55, 206-216. <https://doi.org/10.4217/OPR.2019.41.3.183>.
- Choi MJ, Kim DH, Lee HW, Seo YI and Lee SI. 2020. Assessing stock biomass and analyzing management effects regarding the black scraper *Thamnaconus modestus* using bayesian state-space model. *Ocean Polar Res* 42, 63-76. <https://doi.org/10.4217/OPR.2020.42.1.063>.
- de Valpine P and Hilborn R. 2005. State-space likelihoods for nonlinear fisheries time-series. *Can J Fish Aquat Sci* 62, 1937-1952. <https://doi.org/10.1139/f05-116>.
- Fox W. 1970. An exponential surplus-yield model for optimizing exploited fish populations. *T Am Fish Soc* 99, 80-88. [https://doi.org/10.1577/1548-8659\(1970\)99<80:AESMFO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1577/1548-8659(1970)99<80:AESMFO>2.0.CO;2).
- Haddon M. 2010. Modelling and quantitative methods in fisheries. CRC press, Boca Raton, FL, U.S.A., 1-465.
- Hilborn R and Walters C. 1992. Quantitative fisheries stock assessment: choice, dynamics and uncertainty. *Rev Fish Biol Fish* 2, 177-178.
- Kim DH. 2013. Bayesian statistics using R and WinBUGS. Freedom Academy, Paju, Korea, 1-384.
- Kim DH. 2015. Evaluating the TAC policy in the sandfish stock rebuilding plan. *J Fish Bus Adm* 46, 029-039. <https://doi.org/10.12939/FBA.2015.46.1.029>.
- Kim HA, Seo YI, Cha HK, Kang HJ and Zhang CI. 2018. A study on the estimation of potential yield for Korean west coast fisheries using the holistic production method (HPM). *J Kor Soc Fish Tech* 54, 38-53. <https://doi.org/10.3796/KS-FOT.2018.54.1.038>
- Korea Fisheries Resources. 2019. Fish production information (TAC), FIRA-IR-19-005. Busan, Korea, 79.
- KOSIS (Korean Statistical Information Service). 2019. Fishery production survey. Retrieved from <http://kosis.kr> on Feb 22, 2019.
- Kwon YJ, Zhang CI, Pyo HD and Seo YI. 2013. Comparison of models for estimating surplus productions and methods for estimating their parameters. *J Kor Soc Fish Tech* 49, 18-28. <https://doi.org/10.3796/KSFT.2013.49.1.018>.
- McAllister M. 2014. A generalized Bayesian surplus production stock assessment software (BSP2). *Collect Vol Sci Pap IC-CAT* 70, 1725-1757.
- Meyer R and RB Millar. 1999. BUGS in Bayesian stock assessments. *Can J Aquat Sci* 56, 1078-1087. <https://doi.org/10.1139/f99-043>.
- Millar R and Meyer R. 2000. Non-linear state space modelling of fisheries biomass dynamics by using Metropolis-Hastings within-Gibbs sampling. *J Roy Stat Soc C-App* 49, 327-342. <https://doi.org/10.1111/1467-9876.00195>.
- Polacheck T, Hilborn R and Punt A. 1993. Fitting surplus production models: comparing methods and measuring uncertainty. *Can J Fish Aquat Sci* 50, 2597-2607. <https://doi.org/10.1139/f93-284>
- Punt A. 1990. Is $B1=K$ an appropriate assumption when applying an observation error production-model estimator to catch-effort data?. *S Afr J Marine Sci* 9, 249-259. <https://doi.org/10.2989/025776190784378925>
- Schaefer M. 1954. Some aspects of the dynamics of populations important to the management of the commercial marine fisheries. *Sr Imter Amer Trop T* 1, 23-56.
- Schnute J. 1977. Improved estimates from the Schaefer production model: theoretical considerations. *J Fish Board Can* 34, 583-603.
- Sohn MH, Yang JH, Park JH, Lee HW, Choi YM, Lee JB. 2013. Stock assessment and optimal catch of blackfin flounder *Glyptocephalus stelleri* in the east sea, Korea. *Korean J Fish Aquat Sci* 46, 598-606. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2013.0598>.

- Spiegelhalter D, Thomas A, Best N and Lunn D. 2003. WinBUGS user manual, version 1.4. Medical Research Council Biostatistics Unit, Cambridge, U.K., 60.
- Uhler R. 1980. Least squares regression estimates of the Schaefer production model: some Monte Carlo simulation results. *Can J Fish Aquat Sci* 37, 1284-1294. <https://doi.org/10.1139/f80-164>.
- Walters CJ and Hilborn R. 1976. Adaptive control of fishing systems. *Can J Aquat Sci* 33, 145-159. <https://doi.org/10.1139/f76-017>.
- Winker H, Carvalho F and Kapur M. 2018. JABBA: just another bayesian biomass assessment. *Fish Res* 204, 275-288. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2018.03.010>.
- Zhang CI, Kim SA and Yoon SB. 1992. Stock assessment and management implications of small yellow croaker in Korean waters. *Korean J Fish Aquat Sci* 25, 282-290.