

베이지안 State-space 모델을 이용한 눈볼대 자원평가 및 관리방안

최지훈 · 김도훈¹ · 최민제² · 강희중 · 서영일 · 이재봉*

국립수산과학원 연근해자원과 연구원, ¹부경대학교 해양수산경영학과 교수, ²부경대학교 해양수산경영학과 학생

Stock assessment and management of blackthroat seaperch *Doederleinia seaperch* using Bayesian state-space model

Ji Hoon CHOI, Do Hoon KIM¹, Min-Je CHOI², Hee Joong KANG, Young Il SEO and Jae Bong LEE*

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

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

²Student, Department of Marine & Fisheries Business and Economics, Pukyong National University, Busan, 48513, Korea

This study is aimed to take a stock assessment of blackthroat seaperch *Doederleinia seaperch* regarding the fishing effort of large-powered Danish Seine Fishery and Southwest Sea Danish Seine Fishery. For the assessment, the state-space model was implemented and the standardized catch per unit effort (CPUE) of large powered Danish Seine Fishery and Southwest Sea Danish Seine Fishery which is necessary for the model was estimated with generalized linear model (GLM). The model was adequate for stock assessment because its r-square value was 0.99 and root mean square error (RMSE) value was 0.003. According to the model with 95% confidence interval, maximum sustainable yield (MSY) of Blackthroat seaperch is from 2,634 to 6,765 ton and carrying capacity (K) is between 33,180 and 62,820. Also, the catchability coefficient (q) is between 2.14E-06 and 3.95E-06 and intrinsic growth rate (r) is between 0.31 and 0.72.

Keywords : *Doederleinia seaperch*, Fisheries management, Generalized Liner Model, State-space model

서론

최근 우리나라 연근해어업의 어획량 감소에 따라 수산자원의 관리 및 회복에 대한 필요성이 크게 대두되고 있다. 수산자원은 공유재의 특성을 가지고 있어 관리와 보호가 선행되지 않으면 단기간에 고갈될 수밖에 없는 성격을 지니고 있다. 수산자원의 관리와 보호를 위해 우리나라에서는 금지기간 및 금지체장, 휴어제 및 총어용어획량(Total Allowable Catch, TAC) 등이 사용되고

있다. 이런 자원관리수단들을 시행하기 전에는 현 자원 상태 및 어획노력 수준평가 등을 통하여 수산자원관리의 목표가 명확히 수립되어야 한다. 수산자원관리 목표 수립 및 자원관리수단들의 효과 평가 등을 위해서는 무엇보다 수산자원에 대한 평가가 선행되어야 한다.

눈볼대(*Doederleinia seaperch*)는 농어목(*Order Perci-formes*) 반돔볼게르치과(*Family Acropomatidae*)에 속하는 어종이다. 제주도를 포함한 남해안에 분포하고 있으며, 눈볼

*Corresponding author: leejb@korea.kr, Tel: +82-51-720-2290, Fax: +82-51-720-2277

대의 서식수심은 60~620 m의 해역에서 서식하고 있다 (NIFS, 2017). 눈불대 어업현황으로 1970~2017년 사이 가장 많은 어획량을 차지했던 해는 2008년도로 3,743톤을 어획하였으며, 가장 적은 어획량은 1994년 384톤을 어획하였다. 2017년 현재 어획량은 2,964톤 수준이다. 눈불대 어획량 중에서 가장 높은 비율을 차지하고 있는 어업은 서남해구외끌이중형저인망으로 약 52% 차지하였고, 다음으로는 외끌이대형저인망이 약 31%로, 근해자망이 약 9%, 기타 약 8%로 파악되었다(Fisheries Information Service, 2018).

눈불대의 효과적인 자원관리를 위해서는 활용 가능한 자료의 수준에 따라 다양한 자원평가모델이 선정되어야 한다. 또한 주어진 자료 수준 하에서 불확실성을 최대한 고려할 수 있고, 자원동태변화를 논리적으로 설명할 수 있는 모델의 선정이 필요하다. 하지만 현재 눈불대의 경우에는 효과적인 자원관리를 위해 필요한 현 자원상태 및 어획노력 수준평가가 되어 있지 않는 실정이다.

이러한 배경 하에서 본 연구에서는 남해안의 주요 상업어종임에도 불구하고 자원 평가와 관리를 위한 연구가 부족한 눈불대를 대상으로 효과적인 자원평가 분석을 실시하였다. 구체적으로 분석에 있어서는 외끌이대형저인망과, 서남해구외끌이중형저인망 CPUE 표준화를 위해 일반선형화모델(Generalized Liner Model, GLM)을 사용하여 CPUE 표준화를 시행하였다. 다음으로 관측오차와 과정오차를 동시에 고려한 베이지안 State-space 모델(Millar and Meyer, 2000; de Valpine and Hilborn, 2005; Winker et al., 2018)을 사용하여 눈불대에 대한 자원상태 및 자원관리목표 수준을 제시하여 효율적인 눈불대 자원관리방안 수립을 위한 과학적인 근거자료를 제시하였다.

재료 및 방법

분석자료

본 연구에서는 눈불대 어획비율이 가장 높은 서남해구외끌이중형저인망, 외끌이대형저인망 어업을 대상으로 분석을 하고자한다. Table 1은 외끌이대형저인망, 서남해구외끌이중형저인망의 눈불대 어획량과 어획노력량(HP) 변화를 보여주고 있다(Fisheries Information Service, 2018). 어획량은 2004년 1,183톤으로 시작하여 2017년 3,255톤 수준으로 나타났고, 어획노력량(HP)은

Table 1. Catch (in weight) and fishing power (in horse power) by Large-powered Danish seine and Southwest sea Danish seine fisheries for Blackthroat seaperch from 2000~2017

Year	Large powered Danish seine		Southwest sea Danish seine	
	Catch (MT)	HP	Catch (MT)	HP
2000	751	19,075	46	35,383
2001	475	24,048	91	34,202
2002	452	25,778	40	34,026
2003	862	22,587	554	32,619
2004	701	23,370	829	20,284
2005	954	23,105	674	20,689
2006	1,335	30,533	575	21,520
2007	1,669	21,309	923	20,508
2008	1,594	21,964	1,078	20,824
2009	2,288	26,251	749	20,812
2010	1,447	26,015	1,294	19,814
2011	1,224	28,224	841	19,125
2012	1,454	28,744	995	19,257
2013	1,340	29,473	1,740	17,704
2014	1,153	29,043	1,249	18,610
2015	956	29,993	1,531	18,420
2016	1,016	31,008	1,610	17,207
2017	792	30,609	1,599	16,999

2004년 16,914 HP으로 시작하여 2017년 17,360 HP 수준이다.

분석방법

본 연구에서는 CPUE 표준화하기 위해 Gavaris(1980)의 GLM (Generalized Liner Model, GLM)을 이용하였다. Gavaris는 각각의 어획노력량에 영향을 미치는 다양한 요인들의 영향을 구분하기 위해 GLM을 이용하였으며, CPUE를 식 (1)과 같이 정의된다.

$$U = U_p \prod_m \prod_n P_{mn}^{X_{mn}} e^\epsilon, \quad U = CPUE \quad (1)$$

여기서, U_p 은 연도, 어장, 어업시기, 어구 어업 등을 의미하는 요인변수의 기준 CPUE를 말한다. m 은 요인변수, n 은 각 요인변수 내의 수준, P_{mn} 은 요인변수 m 의 n 수준에 대한 상대적인 어업생산 능력을 나타낸다. 각의 요인변수 기준 수준인 P_{mn} 은 1로 보유한 자료가 요인변수 m 의 n 수준을 의미할 때 X_{mn} 은 1과 일치하게

되며, 그렇지 않을 경우 X_{mn} 은 0이 된다. Gavaris가 제시한 CPUE 일반모형은 로그정규분포를 따르며, ε 는 정규확률변수(Normal Random Variable)로 평균이 0이고 분산은 σ^2 이다 식 (1)을 로그로 변환하면 식 (2) 또는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$\ln U = \ln U_P + \sum_m \sum_n X_{mn} \ln P_{mn} + \varepsilon \quad (2)$$

$$Y = \beta_0 + \sum_l \beta_l X + \varepsilon, \quad \{l\} = \{m\} \cup \{n\} \quad (3)$$

여기서, 상수항인 β_0 는 기준 로그 CPUE를, β_l 은 로그로 변환된 어업생산 능력 계수를 의미하며, l 은 m 과 n 을 표시한 것이다.

식 (4)와 식 (5)는 회귀모형을 통해 추정된 2개의 근해어업의 표준화한 어획노력량은 추정된 각 어업의 CPUE (\hat{U})와 2개의 근해어업의 어업생산량(Q)에 의해 도출된다. 요인변수인 연도와 어업의 조합(Combination)을 통해 가변수를 선정하고, 선정된 가변수와 회귀모형을 이용하여 2개의 근해어업의 CPUE와 각 어업의 어획노력량을 표준화할 수 있다(Quinn and Derso, 1999; Sim and Nam, 2015). 따라서 표준화한 어획노력량(\hat{F}_A)은 추정된 외끌이대형저인망 및 서남해구외끌이중형저인망 어업의 어획노력량 합으로 도출된다. GLM을 분석하기 위해 R통계프로그램을 사용하여 분석하였다.

$$Q_{A_t} = \sum_i Q_{i_t}, \quad \hat{F}_{A_t} = \sum_i \hat{F}_{i_t}, \quad \hat{U}_{A_t} = \sum_i \hat{U}_{i_t} \quad (4)$$

$$\hat{F}_{i_t} = \frac{Q_{i_t}}{\hat{U}_{i_t}}, \quad \hat{F}_{i_t} = \frac{Q_{i_t}}{\hat{U}_{i_t}}, \quad (i = 1, 2) \quad (5)$$

State-space 모델

자원동태 모델 중 잉여생산량 모델은 자원의 가입량, 성장량, 자연 사망률을 하나의 잉여생산의 개념으로 합한 형태로서 다음과 같이 정의된다.

$$B_{y+1} = B_y + g(B_y) - C_y \quad (6)$$

위 함수식에서 B_y 는 y 년도 초의 자원량이고, $g(B_y)$ 는 자원의 잉여생산 함수, C_y 는 y 년도의 어획량이다. 여기서 자원의 잉여생산 함수에 대한 가정에 따라 자원동태 모델의 형태가 결정된다.

$$g(B_y) = rB_y \left(1 - \frac{B_y}{K}\right) \quad (7)$$

$$g(B_y) = rB_y \ln(K) \left[1 - \left(\frac{\ln(B_y)}{\ln(K)}\right)\right] \quad (8)$$

$$g(B_y) = \frac{r}{p} B_y \left[1 - \left(\frac{B_y}{K}\right)^p\right] \quad (9)$$

위의 잉여생산 함수 중 식 (9)는 Pella와 Tomlinson에 의해 고안된 성장함수로 r 과 K 는 해당 자원의 생물계수이다. r 은 본원적 성장률, K 는 환경수용력, p 는 성장함수의 형태를 결정하는 매개변수이다. Pella and Tomlinson (1959) 함수는 보다 포괄적인 형태의 성장함수로 p 의 값의 변화에 따라 생산함수의 형태를 변화시킬 수 있다. 예를 들어, $p=1$ 로 가정하면 식 (9)와 같은 형태가 되어 Schaefer (1954) 함수를 얻을 수 있고, p 를 0에 근사시키면 식 (8)과 같은 Fox (1970) 함수를 얻을 수 있다. 위의 잉여생산 함수를 식 (6)에 대입하면 식 (10)과 같은 자원동태 함수를 도출할 수 있다.

$$B_{y+1} = B_y + \frac{r}{p} B_y \left[1 - \left(\frac{B_y}{K}\right)^p\right] - C_y \quad (10)$$

잉여생산량 모델에서는 어획능률과 자원량의 관계는 일정하다고 가정한 다음 자원의 관측치에 대한 함수는 식 (11)과 같이 표현할 수 있다.

$$I_y = qB_y \quad (11)$$

식 (11)에서 I_y 는 단위노력당어획량, q 는 어획능률계수를 나타낸다. 위의 동태모델을 과정오차 모델, 관측오차 모델 그리고 State-space 모델 등을 이용하여 추정할 수 있다.

State-space 모델은 베이지안 추론을 통해 식 (6)에서 발생하는 과정오차와 식 (11)에서 발생하는 관측오차를

모두 고려하여 자원량을 추정하는 모델이다. 베이지안 추론은 관측된 자료와 모수 모두에 확률 모형을 사용하여 추론하는 방법으로 베이지안 추론을 위해 식 (7)과 (11)을 재구성하면 다음과 같다. 추정에 있어 오차는 로그정규분포를 따르는 것으로 가정하였고, 표본추출의 과정에서 생물계수 간의 상관관계를 감소시키기 위해 자원량(B_y)을 자원량의 비율($P_y = B_y/K$)로 수정하여 추정하였다(Millar and Meyer, 2000).

$$P_1|\sigma^2 = e^{u_0}$$

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

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

베이지안 추론은 관측된 자료와 사전정보를 결합하여 사후분포를 계산하고 사후분포를 토대로 모수를 추정하는 방법이다. 우선 모수에 대한 사전분포는 다음과 같이 나타낼 수 있다. 사전분포는 대한 가정은 역감마분포를 가정하였고, Millar and Meyer (2000)와 Kim et al. (2018)을 참고하였다.

$$p(K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N)$$

$$= p(K)p(r)p(q)p(\sigma^2)p(\tau^2)p(P_1|\sigma^2) \quad (14)$$

$$\times \prod_{y=1}^N p(P_{y+1}|P_y, K, r, \sigma^2)$$

그리고 생물계수가 특정한 값을 가질 때 관측된 단위 노력당 어획량이 발생할 확률은 다음과 같이 나타낼 수 있는데 이를 우도라고 한다.

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

베이지 정리에 따르면, 사전확률 식 (14)과 (15)를 이용하여 사후분포를 추정할 수 있다.

$$p(K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N, I_1, \dots, I_N)$$

$$= p(K)p(r)p(q)p(\sigma^2)p(\tau^2)p(P_1|\sigma^2) \quad (16)$$

$$\times \prod_{y=2}^N p(P_y|P_{y-1}, K, r, \sigma^2) \prod_{y=1}^N p(I_y|P_y, q, \tau^2)$$

그러나 위와 같이 추정해야하는 모수가 다차원적일 경우 이를 수치적으로 계산하는 것은 현실적으로 불가능하다. 이를 해결하기 위해 사용되는 방법이 마코브체인 몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 기법이다. 마코브체인 몬테카를로는 변수들의 다차원적 사후분포를 통계적으로 추정하는 방법으로 추출된 변수들의 우도를 바탕으로 사후분포를 확률론적으로 추정하는 방법이다(Kim, 2013).

마코브체인 몬테카를로는 매 단계에서 새로운 변수들의 후보군을 무작위로 생성한다. 그러나 다차원의 결합 확률분포의 경우 랜덤표본을 생성하기 어려워 각 변수의 조건부확률분포로부터 표본을 변수 하나씩 순차적으로 생성하게 되는데 이를 깃삼 샘플링이라고 한다. 깃삼 샘플링을 이용한 마코브체인 몬테카를로 과정에는 사후분포를 추정하는 다양한 알고리즘이 존재하는데, WinBUGS 프로그램은 변수 각각의 분포형태에 따라 적절한 알고리즘을 이용하여 사후분포를 도출한다(Gilks and Wild, 1992; Neal, 1997; Lunn et al., 2000).

$$\text{simulate } K^{(1)} \sim f(K|r^{(0)}, \dots, \tau^{2(0)}, P_1^{(0)}, \dots, P_n^{(0)}, I_1^{(0)}, \dots, I_n^{(0)}),$$

$$\text{simulate } r^{(1)} \sim f(r|K^{(1)}, q^{(0)}, \dots, \tau^{2(0)}, P_1^{(0)}, \dots, P_n^{(0)}, I_1^{(0)}, \dots, I_n^{(0)}),$$

$$\vdots$$

$$\text{simulate } I_n^{(1)} \sim f(I_n|K^{(1)}, r^{(1)}, \dots, \tau^{2(1)}, P_1^{(1)}, \dots, P_n^{(1)}, I_1^{(1)}, \dots, I_{n-1}^{(1)}), \quad (17)$$

위 과정을 m번 반복하면 각각의 변수에 대한 사후분포를 추정할 수 있다.

$$K(\theta^{(m+1)}, \theta^{(m)}) =$$

$$\prod_{i=1}^n f(K^{(m+1)} | r^{(m+1)}, \dots, \tau^{2(m+1)}, P_1^{(m+1)}, \dots, P_n^{(m+1)}, I_1^{(m+1)}, \dots, I_n^{(m+1)}) \quad (18)$$

깃삼 샘플링을 이용한 마코브체인 몬테카를로는 결과적으로는 사후분포를 추정할 수 있으나 초기값을 임의적으로 설정해 주어야한다. 그렇기 때문에 초기값이 정확하지 않을 경우 추출과정의 초기표본들은 사후분포에 수렴하지 못하는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 추출 표본 중 사후분포에 수렴하기 전에 추출된 표본들을 버리고(burn-in) 사후평균을 계산하면

초기값의 영향을 줄일 수가 있다(Bolker, 2008).

결과 및 고찰

CPUE 표준화

본 연구에서는 어획노력량을 표준화하기 위해 2000~2017년간 자료를 사용하였으며, 요인변수로는 연도(year), 어업(gear), 노력량(HP_1000), 어획량(catch in metric ton)이 포함되었다. 단위노력당어획량(CPUE: MT/HP)으로 정의하고, 로그 CPUE를 GLM 분석에서 반응변수로 취급하였다. 반응변수와 예측변수간의 상관관계를 살펴보면(Fig. 1), 연도와 어획량 사이에 강한 양의 상관(p<0.001)을 나타내며, 노력량은 어업과 어획량 사이에서 각각 음의 상관(p<0.05)을 보였다. 또한, CPUE는 연도와 어획량과 각각 강한 양의 상관(p<0.001)을 나타냈으며, 노력량과는 강한 음의 상관 (p<0.001)을 보였다.

외끌이대형저인망과 서남해구외끌이중형저인망 어업의 CPUE를 이용하여 일반선형모델(GLM)을 사용하여 외끌이대형저인망과 서남해구외끌이중형저인망 어업의 CPUE표준화 하였다. Table 2는 2개의 어업에 대한 일반선형모델에서 추정된 회귀계수를 나타낸 것이다. 추정된 값 중에서 2001, 2002, 2003, 2006년을 제외한 나머지 년도에서는 통계적 유의성을 확보하였으며(P < 0.1), 특히 2007~2010년 및 2012~2017년은 상대적으로

높은 수준에서 유의한 것으로 나타났다(P < 0.05).

Fig. 2는 실제 관측된 CPUE (Nominal CPUE)와 GLM 을 사용하여 표준화된 CPUE (Standardized CPUE)를 비

Table 2. Estimates of regression coefficients, related statistic in the general linear model for Blackthroat seaperch fishery data

Variable	Estimate	Std. Error	t-Stat	P-value
(Intercept)	2.144	0.654	3.277	0.004***
Year2001	0.013	0.900	0.015	0.988
Year2002	-0.455	0.900	-0.505	0.619
Year2003	1.269	0.900	1.410	0.176
Year2004	1.588	0.900	1.764	0.095*
Year2005	1.634	0.900	1.815	0.087*
Year2006	1.564	0.900	1.737	0.101
Year2007	2.116	0.900	2.350	0.032**
Year2008	2.148	0.900	2.386	0.029**
Year2009	2.058	0.900	2.286	0.035**
Year2010	2.131	0.900	2.367	0.030**
Year2011	1.809	0.900	2.009	0.061*
Year2012	1.967	0.900	2.184	0.043**
Year2013	2.235	0.900	2.482	0.023**
Year2014	1.976	0.900	2.195	0.042**
Year2015	1.973	0.900	2.192	0.043**
Year2016	2.046	0.900	2.273	0.036**
Year2017	1.931	0.900	2.145	0.047**

0.001 ‘***’ 0.01 ‘**’ 0.05 ‘*’ 0.1 ‘.’

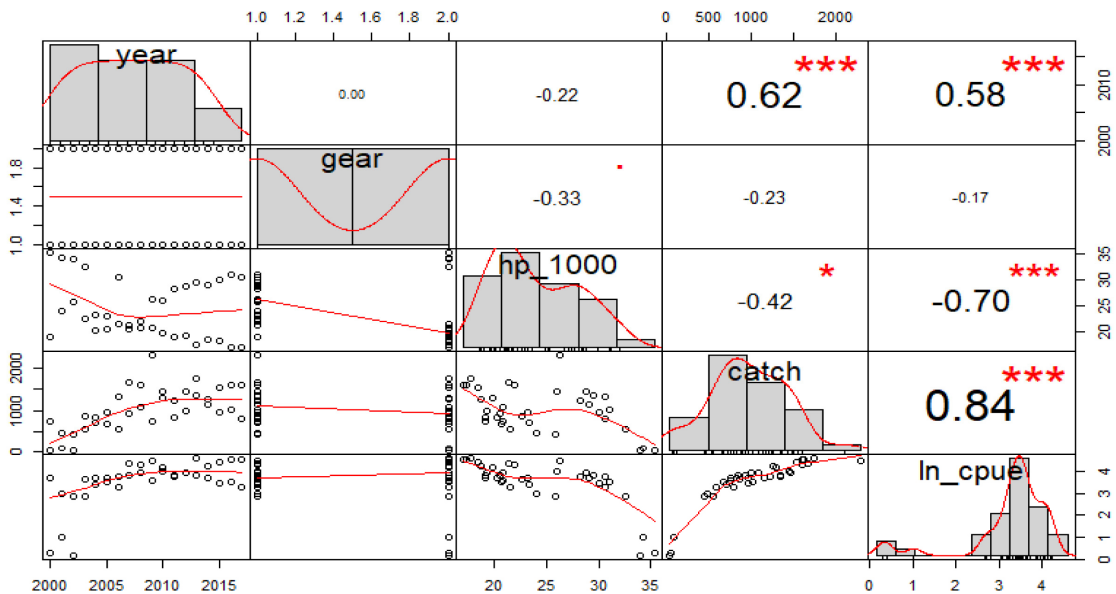


Fig. 1. Pearson's correlation matrix of variables, where ‘*’ marks p < 0.001, ‘**’ marks p < 0.01, and ‘*’ marks p < 0.05.**

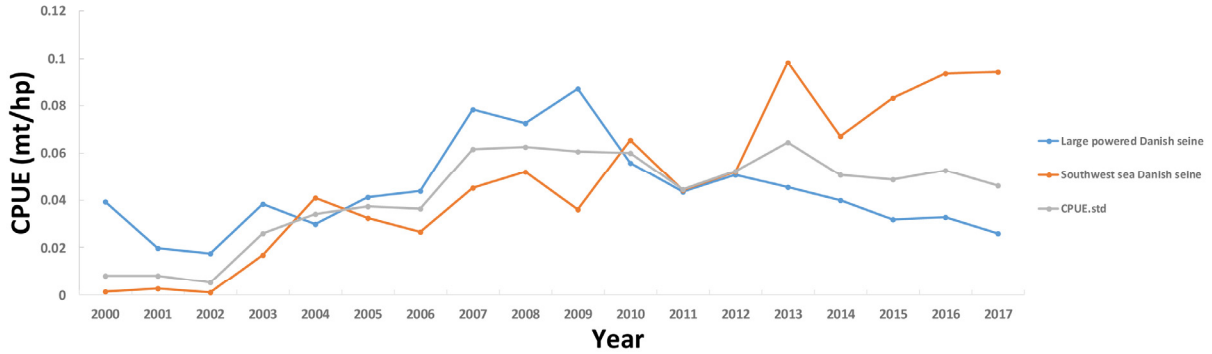


Fig. 2. Nominal and standardized CPUE trends from 2000~2017.

교한 것을 나타내고 있다. 관측된 CPUE는 외끌이대형 저인망, 서남해구외끌이중형저인망에 의한 눈볼대의 CPUE 변화를 살펴보면, 외끌이대형저인망은 2000년은 0.03 MT/HP 수준으로 시작하여 2017년 현재 0.02 MT/HP 수준이다. 서남해구외끌이중형저인망은 2000년에는 0.001 MT/HP로 시작하여 2017년 현재 0.09 MT/HP 수준이다. 표준화된 CPUE는 2000년도 0.008 MT/HP로 시작하여 현재 2017년에는 0.04 MT/HP 수준이다. 본 연구에서 표준화된 CPUE는 관측 CPUE와 차이가 크게 없는 것으로 분석되었다.

State-space 모델 검증

남해안 눈볼대 자원평가를 위해 앞에서 분석된 표준화한 CPUE를 사용하여, State-space 모델 결과를 추정하였다. State-space 모델은 깃스샘플링을 이용한 베이지

안 추론에 특화된 WinBUGS (Bayesian inference Using Gibbs Sampling) 프로그램을 활용하여 결과를 도출하였다. 모델의 분석을 위해 300,000개의 표본을 추출하였고 이중 사후분포에 수렴하지 못하는 초기샘플들의 영향을 제거하기 위하여 초기 10,000개의 표본을 번인(burn-in) 과정을 통해 제외시켰다. 그리고 샘플 변수들의 자기상관을 제거하기 위해 매 50번째 샘플을 추출하여 최종적으로 20,000개의 샘플을 이용하여 분석결과를 최종적으로 도출하였다.

State-space 모델의 검증 방법 중 하나는 시도표를 확인하는 것으로 추정하는 변수의 값들이 일정한 형태나 경향성을 보이지 않으면 모델이 적합하다고 판단한다. 눈볼대에 대한 State-space 모델의 추정결과 자원량(B)과 본원적 성장률(r), 어획능력계수(q), 환경수용력(K) 그리고 최대지

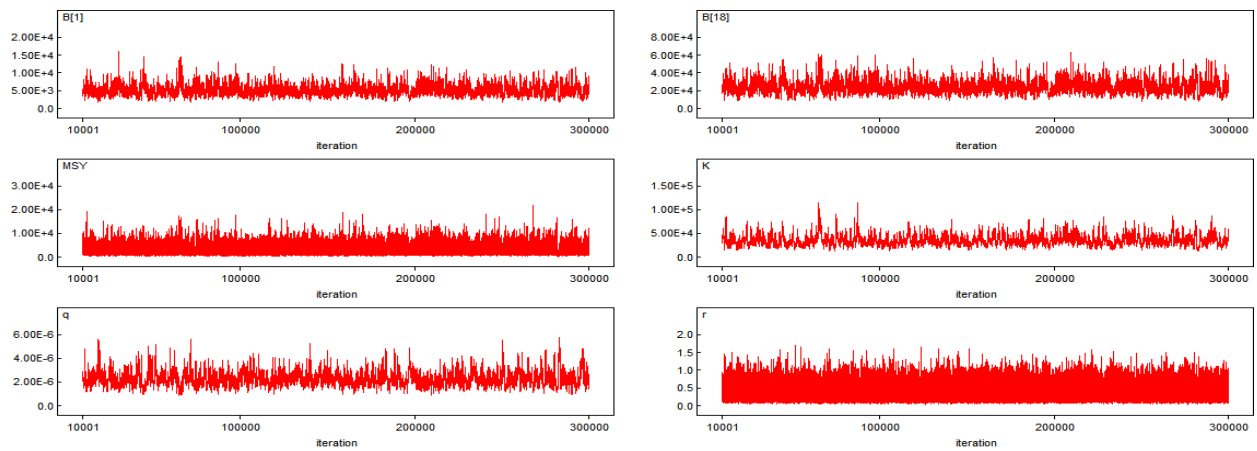


Fig. 3. Trace plots of biomass, r, q, K and MSY.

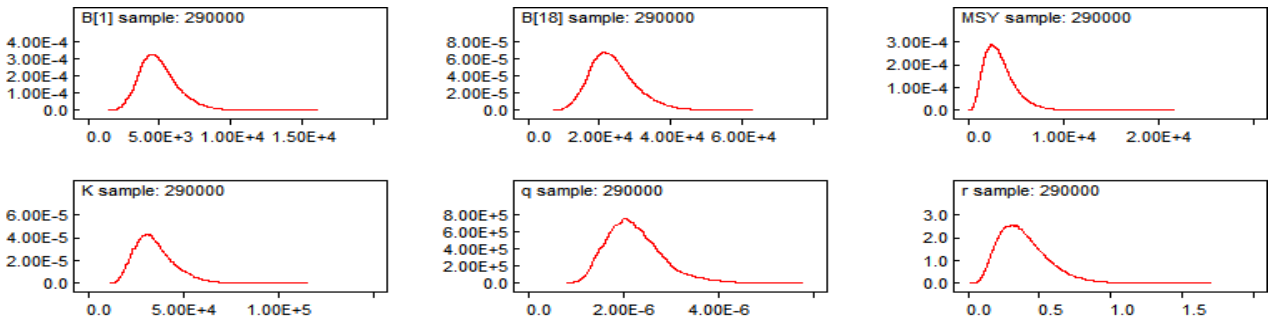


Fig. 4. Posterior densities of r, q, K, MSY, B(2004) and B(2017).

Table 3. Standard error and MC error of r, q, K, MSY and Biomass

Parameter	Biomass (2004)	Biomass (2017)	Intrinsic growth	Catchability coefficient	Carrying capacity	MSY
Standard Error	1,350	6,481	0.1731	6.07E-07	10,900	1,634
MC Error	4428	212.5	0.0015	2.04E-08	380.6	26.03
MC Error / SE	3.28%	3.28%	0.87%	3.36%	3.49%	1.59%

속생산량(MSY)의 모든 변수들의 시도표가 일정한 형태를 보이지 않으므로 적합한 것으로 평가되었다(Fig. 3)(Fig. 4).

추정한 변수의 값의 몬테카를로 오차가 사후표준오차의 5% 수준 미만일 경우 모델이 적합하다고 판단할 수 있는데, State-space 모델의 추정결과 모델에 의해 추정된 모든 변수들의 몬테카를로 오차가 사후표준오차의 5% 수준보다 작은 것으로 나타나 모델이 적합한 것으로 나타났다(Table 3).

State-space 모델 분석결과

State-space 모델의 연도별 실제 CPUE와 사후분포에 의해 추정된 CPUE을 분석해본 결과 모든 CPUE의 실제 관측치가 사후예측분포의 95%구간 안에 포함되어 있는 것으로 나타났다(Fig. 5).

State-space 모델의 경우 추정 모델의 자원량을 환경수용력에 대한 자원량의 비율로 재구성함으로써 생물계수간의 상관관계를 감소시킬 수 있다(Millar and Meyer,

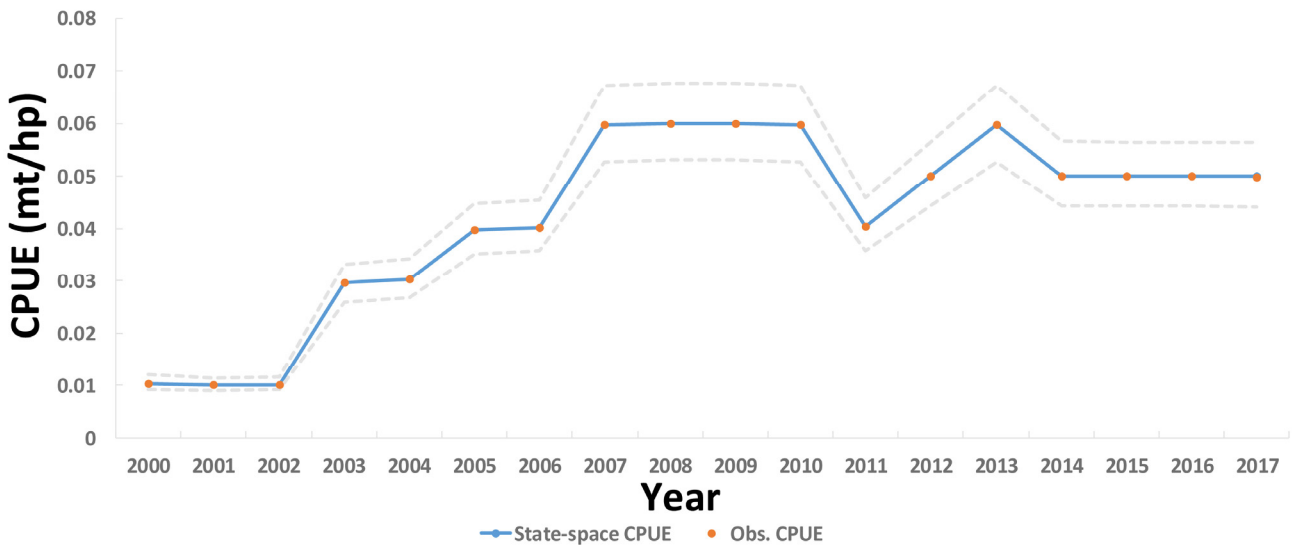


Fig. 5. CPUE with 95% confidence interval from the posterior predictive distribution in the Bayesian state-space model.

Table 4. Model estimates of Blackthroat seaperch by the Bayesian state-space model

Parameter	State-space model		
	2.50%	Median	95%
MSY (mt)	1,017	3,013	7,275
B _{MSY} (mt)	9,420	16,675	30,350
K	18,840	33,350	60,700
q	1.31E-06	2.17E-06	3.71E-06
r	0.13	0.36	0.79
R ²	0.99		
RMSE	0.00001		

2000). 또한 추정과정에서 설정한 생물계수에 대한 사전분포로 생물계수 추정에 있어서의 불확실성을 감소시킬 수 있다(McAllister et al., 2001). 그리고 각각의 생물계수에 대한 분포를 추정함으로써 생물계수들의 상관관계로 인한 변화의 범위를 고려할 수 있다. State-space 모델의 추정 결과, R²값은 0.99, RMSE(제곱평균제곱근)값은 0.00001으로 모델의 적합하다고 분석되었다. 눈볼대의 추정계수들의 95% 신뢰구간 범위는 MSY(최대지속적생산량)는 3,013~7,275톤, K(환경수용력)는 33,350~60,800톤, q(어획능률)는 2.17E-06~3.71E-06, 그리고 r(본원적성장률)의 경우

에는 0.36~0.79 범위를 갖는 것으로 나타났다(Table 4).

눈볼대 수산자원회복수단에 대한 효과분석

앞의 분석된 내용을 바탕으로 State-space 모델 통해 도출된 변수를 이용하여 눈볼대 자원수단(TAC, 어획노력량제한)에 대한 효과를 분석해 보았다. 효과분석결과는 식 (10)을 활용하여 도출하였다. 현재 눈볼대는 TAC 대상 어종은 아니지만, 업계에서 눈볼대의 TAC설정의 필요성이 대두되고 있다. 향후 TAC 어종으로 포함 될 경우 눈볼대 TAC 효과분석을 위해 TAC 범위를 현재 어획량과 MSY 기준으로 3,500톤, 3,300톤, 2,700톤, 2,500톤, 2,300톤으로 구분하였다. 그리고 어획노력량은 현재 64,597 HP 기준으로 75,000 HP, 70,000 HP, 60,000 HP, 55,000 HP, 50,000 HP 구분하여 효과를 분석하였다.

구체적인 효과 분석에 있어서는 자원회복기간 10년 후인 2027년으로 설정하여, 자원관리수단별 눈볼대 자원량의 변화를 평가하였다.

TAC물량별 변화를 분석한 결과, 현재수준 2.964톤으로 설정되어 지속된다면 자원량이 감소하는 것으로 평가되었다. TAC 2,300톤으로 설정할 경우 향후 자원량은



Fig. 6. Forecasting the biomass of Blackthroat seaperch by TAC-based and fishing power-based scenarios.

Table 5. Results of Blackthroat seaperch bioeconomic analysis

TAC	Biomass (ton)	Catch (ton)	HP	Biomass (ton)	Catch (ton)
Status quo	20,691	2,964	Status quo	20,647	2,889
3,500 ton	16,748	3,500	75,000 HP	18,823	3,058
3,300 ton	18,332	3,300	70,000 HP	19,692	2,986
2,700 ton	22,325	2,700	60,000 HP	21,472	2,791
2,500 ton	23,456	2,500	55,000 HP	23,501	2,800
2,300 ton	24,509	2,300	50,000 HP	24,980	2,705

24,509톤으로 가장 높은 것으로 평가 되었다. 다음으로 어획노력량 수준 변화에 따른 효과를 분석한 결과, 현재 수준에서 어획노력량을 75,000 HP 증가시킬 경우 향후 자원량은 18,823톤으로 감소하는 것으로 평가되었다. 하지만 어획노력량을 50,000 HP로 감소시킬 경우 향후 자원량은 24,980톤 수준으로 증가한다.

눈볼대 자원관리수단별 효과를 비교 했을 경우 TAC 물량을 2,500톤 설정할 경우 자원량 증가하는 것으로 나타났다. 어획노력량을 현재에서 55,000 HP 수준으로 감소시킬 경우 향후 자원량이 증가하는 것으로 나타났다(Fig. 6)(Table 5).

결론

눈볼대의 자원평가를 위해 본 연구에서는 외끝이대형 저인망, 서남해구외끝이중형저인망에 어획되고 있는 눈볼대를 대상으로 효과적인 수산자원평가를 위해 GLM을 사용하여 두 어업의 CPUE 표준화하여, 표준화된 CPUE 추정하였다. 다음으로 State-space 모델을 사용하여 눈볼대의 현 자원상태 및 어획노력 수준평가를 해보았다.

분석결과 2개의 어업에 대한 일반선형모델에서 추정된 회귀계수를 분석하여, 추정된 값 중에서 2001, 2002, 2003, 2006년을 제외한 나머지 년도에서는 통계적 유의성을 확보하였으며($P < 0.1$), 특히 2007~2010년 및 2012~2017년은 상대적으로 높은 수준에서 유의한 것으로 나타났다($P < 0.05$).

표준화된 CPUE를 사용하여, State-space 모델의 추정 결과, R^2 값은 0.99, RMSE(제곱평균제곱근)값은 0.00001으로 모델의 적합하다고 분석되었다. 눈볼대의 추정계수들의 95% 신뢰구간 범위는 MSY(최대지속적생산량)는 3,013~7,275톤, K(환경수용력)는 33,350~60,800톤, q(어

획능률)는 2.17E-06~3.71E-06, 그리고 r(본원적성장률)의 경우에는 0.36~0.79 범위를 갖는 것으로 나타났다.

State-space 모델의 추정된 파라미터 값을 사용하여 눈볼대 자원관리수단별 효과를 비교 했을 경우 TAC 물량을 2,500톤 설정할 경우 자원량 증가하는 것으로 나타났다. 어획노력량을 현재에서 55,000 HP 수준으로 감소시킬 경우 향후 자원량이 증가하는 것으로 나타났다.

본 연구에서는 두 어업의 CPUE 표준화하기 위해 GLM을 사용하여 표준화 하였다. 하지만 CPUE 표준화를 위해서는 어장위치, 수온, 조업일자, 연도 등 많은 요인 변수들이 필요하지만 현재 사용가능한 자료의 부족으로 많은 요인들을 입력해서 분석하지 못한 한계점을 가지고 있다. 이러한 한계점을 보완하기 위해 향후 어장위치, 수온, 조업일자 등 요인변수에 대한 자료가 수집 되어 눈볼대에 대한 자원평가가 이루어진다면, 보다 정확한 평가가 이루어질 수 있을 것이다.

눈볼대는 남해안에 중요한 상업 어종임에도 불구하고 자원평가와 자원관리를 위한 연구가 부족한 실정이다. 눈볼대를 대상으로 관측오차와 과정오차를 동시에 고려한 베이지안 State-space 모델 사용하여 자원평가를 해봄으로써 눈볼대 자원관리를 위한 관리목표를 수립하고, 자원관리방안에 대한 정책적 근거자료를 제시하고자한다. 더 나아가 경영 안정적이고 지속적인생산을 위해서는 효과적인 수산자원관리수단이 꾸준히 수립되고 운영되고, 평가하여 수산자원회복수단에 대한 효과 분석이 이루어져 실질적인 수산자원의 회복과 관리가 도모되어야 할 것이다.

사사

이 논문은 2019년도 국립수산과학원 수산과학연구소

업(연근해 어업자원 평가 및 관리 연구, R2019020)의 지원으로 수행된 연구이며 연구비 지원에 감사드립니다.

References

- Bolker BM. 2008. Ecological models and data in R. Princeton University Press, 233-242.
- Valpine P and Hilborn R. 2005. State-space likelihoods for nonlinear fisheries time-series. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 62(9), 1937-1952.
- Fisheries information service. 2018. Retrieved from <http://fips.go.kr>. Accessed 25 Nov 2018.
- Fox and WW. 1970. An exponential surplus-yield model for optimizing exploited fish populations. *Transactions of the American Fisheries Society* 99(1), 80-88.
- Gavaris S. 1980. Use of a multiplicative model to estimate catch rate and effort from commercial data. *Can J Fish Aquat Sci* 37(12), 2272-2275.
- Gilks WR and Wild P. 1992. Adaptive rejection sampling for Gibbs sampling. *Applied Statistics*, 337-348.
- Haddon M. 2010. Modelling and quantitative methods in fisheries. CRC press, 285-333.
- Hilborn R and Walters CJ. 1992. Quantitative fisheries stock assessment: choice, dynamics and uncertainty. *Reviews in Fish Biology and Fisheries* 2(2), 177-178.
- Kim DH. 2013. Bayesian statistics using R and WinBUGS. Freedom Academy, 87-248.
- 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). *Journal of the Korean Society of Fisheries and Ocean Technology* 54(1), 38-53. (DOI:10.3796/KSFOT.2018.54.1.038).
- Lunn DJ, Thomas A, Best N, and Spiegelhalter D. 2000. WinBUGS-a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility. *Statistics and computing* 10(4), 325-337.
- McAllister, MK, Pikitch EK, and Babcock EA. 2001. Using demographic methods to construct Bayesian priors for the intrinsic rate of increase in the Schaefer model and implications for stock rebuilding. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 58(9), 1871-1890.
- Meyer R and Millar RB. 1999. BUGS in Bayesian stock assessments. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 56(6), 1078-1087.
- Millar, RB and Meyer R. 2000. Non-linear state space modelling of fisheries biomass dynamics by using Metropolis-Hastings within-Gibbs sampling. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)* 49(3), 327-342.
- NIFS (National Institute of Fisheries Science), 2017 Ecology and Fishing Ground of Fisheries Resources in Korean Waters, Busan, Korea, 77-86.
- Neal RM. 1997. Markov chain Monte Carlo methods based on 'slicing' the density function. Department of Statistics, University of Toronto, Canada, 1-27.
- Pella, JJ and Tomlinson PK. 1969. A generalized stock production model. *Inter-American Tropical Tuna Commission Bulletin* 13(3), 416-497.
- Prager, MH. 1994. A suite of extensions to a nonequilibrium surplus-production model. *Fish. Bull.* 92, 374-389.
- Quinn TJ, Deriso RB. 1999, Quantitative fish dynamics. University of Oxford, 1-560.
- Robins, CM, Wang YG, and Die D. 1998. The impact of global positioning systems and plotters on fishing power in the northern prawn fishery, Australia. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 55(7), 1645-1651.
- Schaefer and MB. 1954. Some aspects of the dynamics of populations important to the management of the commercial marine fisheries. *Inter-American Tropical Tuna Commission Bulletin* 1(2), 23-56.
- Sim SH and Nam JO. 2015. A stock assessment of YellowCroaker using Bioeconomic Model: a case of single species and multiple fisheries. *Ocean Polar Res* 37(2), 161-177. (DOI:10.4217/OPR.2015.37.2.161).
- Spiegelhalter, D, Thomas A, Best N, and Lunn D. 2003. WinBUGS user manual. 1-60.
- Winker, H, Carvalho F, and Kapur M. 2018. JABBA: Just Another Bayesian Biomass Assessment. *Fisheries Research* 204, 275-288.

2019. 03. 26 Received

2019. 04. 29 Revised

2019. 05. 20 Accepted