

Article

효과적인 자원평가모델 선정을 위한 잉여생산량모델의 비교 분석:
동해 생태계의 잠재생산량 분석을 대상으로

최민제 · 김도훈*

국립부경대학교 수산과학대학 해양수산경영학과
(48513) 부산광역시 남구 용소로 45

Comparing Surplus Production Models for Selecting Effective Stock
Assessment Model: Analyzing Potential Yield of East Sea, Republic of Korea

Min-Je Choi and Do-Hoon Kim*

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

Abstract : This study sought to find which model is most appropriate for estimating potential yield in the East Sea, Republic of Korea. For comparison purposes, the Process-error model, ASPIC model, Maximum entropy model, Observation-error model, and Bayesian state-space model were applied using data from catch amounts and total efforts of the whole catchable fishes in the East Sea. Results showed that the Bayesian state-space model was estimated to be the most reliable among the models. Potential yield of catchable species was estimated to be 227,858 tons per year. In addition, it was analyzed that the amount of fishery resources in 2016 was about 63% of the biomass that enables a fish stock to deliver the maximum sustainable yield.

Key words : bayesian state-space model, observation-error model, surplus production, stock assessment, East Sea, Korea

1. 서 론

전 세계적으로 해면어업의 생산량은 감소추세에 있다. 1996년 약 8,740만 톤으로 최대치를 기록한 후 지속적으로 감소하여 2016년에는 약 7,990만 톤을 기록하였다 (FAO 2018). 우리나라 해면어업의 생산량 또한 예외가 아니다. 1986년 173만 톤을 기록한 이후 감소추세에 있다. 특히 2016년 이후에는 해면어업의 연간 생산량이 100만 톤에도 미치지 못하고 있다. 구체적으로 2017년 어획량은 약 93만 톤으로, 5년 전 2012년 대비 약 85%, 그리고

1986년 대비 약 54%에 수준에 머무르고 있다(통계청 2018).

수산자원의 관리를 위한 노력은 전 세계적으로 이루어져 왔지만, 남획어종의 비율은 1974년 10%에서 2013년 31.4%로 지속적으로 증가하는 추세를 보이고 있다(FAO 2016). 이러한 상황을 개선하기 위하여 최근 다양한 방안들이 강구되고 있다. 특히 불확실성을 고려할 수 있는 보다 정교한 자원평가 모델을 제시하고, 기존 자원평가 모델 결과와의 비교·분석을 통해 보다 효과적인 수산자원의 평가와 관리를 위한 시도가 국내·외에서 이루어지고 있다 (McAllister and Ianelli 1997; Millar and Meyer 2000a; Zhang and Lee 2001; Bolker 2008; Zhang et al. 2009; 김

*Corresponding author. E-mail : delaware310@pknu.ac.kr

등 2018; Winker et al. 2018). 그 중 하나의 사례로 전통적 자원평가 모델 중 하나인 잉여생산량 모델을 다양한 분석법에 적용하여 보다 현실적인 추정치를 도출하기 위한 노력이 활발하게 이루어지고 있다(Clarke et al. 1992; Polacheck et al. 1993; Meyer and Millar 1999; Chaloupka and Balazs 2007; 김 등 2018; 임 등 2018).

잉여생산량 모델은 어획량과 어획노력량 자료를 이용한 자원평가 모델로 시계열 변수의 적용 여부에 따라 크게 정태적 분석방법(equilibrium method)과 동태적 분석방법(dynamic method)으로 구분할 수 있다(Bolker 2008; Haddon 2010). 그러나 정태적 분석방법의 경우 대상자원에 대한 평형상태를 가정하는 등 평가결과가 다소 부정확한 것으로 지적되고 있다(Haddon 2010). 특히, 고갈되고 있는 자원에 대해서는 지속적 어획량을 과대평가하는 문제가 발생하는 등 적용상에 있어 주의가 필요한 것으로 제기되고 있다(Boerema and Gulland 1973). 동태적 분석 방법은 분석기법에 따라 다시 과정오차 모델(process-error model), 관측오차 모델(observation-error model), 그리고 Bayesian state-space 모델 등으로 구분할 수 있다(Schnute 1977; Punt 1990; Polacheck et al. 1993; Millar and Meyer 2000b; de Valpine and Hilborn 2005).

과정오차 모델은 국내 자원평가에 가장 널리 활용되고 있는 평가기법 중 하나이다(장 등 1992; 박 등 2000; 남 등 2015). 그러나 과정오차 모델의 경우 대표본일 때도 추정결과가 편의성을 갖는 것으로 나타나 부정확한 평가결과를 도출할 수 있는 것으로 나타났다(Uhler 1980). 이러한 문제를 해결하기 위해 개발된 모델이 관측오차 모델이며, 통상적으로 관측오차 모델의 추정결과가 과정오차 모델의 추정결과보다 현실에 부합하는 것으로 분석되었다(Hilborn and Waters 1992; Polacheck 1993). 그럼에도 불구하고 두 모델 모두 자원평가에서 발생하는 오차인 과정오차와 관측오차를 동시에 고려하지 못한다는 한계가 존재한다. 반면, Bayesian state-space 모델은 과정오차와 관측오차를 동시에 고려하여 자원평가 결과를 산출하는 것이 가능하다. 이러한 장점으로 최근 국외 및 국제수산기구에서 널리 활용되고 있으며, 구체적으로 하와이 바다거북, 대서양 홍상어, 남대서양 날개다랑어 등에 적용되었다(Millar and Meyer 2000b; McAllister et al. 2001; Chaloupka and Balazs 2007; McAllister 2014; Winker et al. 2018; ICCAT 2018). 하지만 관측오차 모델과 Bayesian state-space 모델을 이용한 국내 자원평가 연구는 아주 제한적인 실정이다.

이러한 배경 하에 본 연구에서는 다양한 자원평가모형을 이용하여 분석이 실시된 임 (2018)의 동해 생태계의 잡채생산량 추정 연구에 사용된 분석자료를 관측오차 모델과 Bayesian state-space 모델을 이용해 분석하고자 한다.

그리고 분석결과를 임 (2018)의 연구에서 활용한 Fox 모델, ASPIC 모델, 그리고 Maximum entropy 모델 결과들과 비교·분석하여 보다 효과적인 자원평가모델과 분석결과를 제시하고자 한다.

2. 분석 방법 및 자료

잉여생산량 모델

잉여생산량 모델은 자원의 가입량과 성장량의 합에서 자원의 자연사망으로 인한 감소 부분을 뺀 것을 자원의 잉여생산으로 가정하여 자원평가를 실시하는 것으로 다음과 같이 정의된다.

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

여기서, B_y 는 y 년도의 자원량, $g(B_y)$ 은 자원의 잉여생산량, 그리고 C_y 는 y 년도의 어획량을 의미한다. 잉여생산량 $g(B_y)$ 은 형태에 따라 식 (2)와 같은 로지스틱(logistic) 모형과 식 (3)의 지수(exponential) 모형 등으로 구분된다.

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

$$g(B_y) = rB_y \text{Ln}(K) \left[1 - \frac{\text{Ln}(B_y)}{\text{Ln}(K)}\right] \quad (3)$$

식 (2)는 Schaefer (1954)에 의해 고안되었으며, 식 (3)은 Fox (1970)에 의해 제안되었다. 여기서, r 은 수산자원의 본원적 성장률(intrinsic growth rate), 그리고 K 는 환경수용력(carrying capacity) 혹은 수산자원이 전혀 이용되지 않은 상태를 의미한다.

어획량(C_y)을 어획노력량(E_y)으로 나누면 식 (4)와 같은 단위노력당어획량(I_y)을 구할 수 있고, 자원량(B_y)과의 관계를 파악할 수 있다.

$$I_y = \frac{C_y}{E_y} = qB_y \quad (4)$$

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

관측오차 모델

관측오차 모델은 수산자원의 평가에 이용되는 함수는 확정적이기 때문에 오차가 발생하지 않고, 모든 오차는 관측자료인 CPUE에서 발생한다고 가정하며 다음의 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다(Polacheck et al. 1993).

$$\hat{I}_y = \frac{\hat{C}_y}{E_y} = qB_y e^\varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0; \sigma^2) \quad (5)$$

여기서, e^{ϵ} 는 관측자료에서 발생하는 오차이며, 로그정규 분포의 형태를 갖는 것으로 가정한다. 관측오차 모델에서는 관측자료를 확률적으로 고려할 수 있는 최대우도추정법(Maximum likelihood estimation)을 이용하여 자원평가 결과를 도출한다(Haddon 2010). 최대우도추정법은 수집된 표본을 통하여 표본에서 얻은 우도가 최댓값이 되도록 하는 모수들의 추정치를 계산하는 것으로, 관측오차 모델에서 표본은 CPUE이고, 추정모수는 초기 자원량(B_0), 본원적 성장률(r), 환경수용력(K), 그리고 어획능력계수(q) 등이다.

$$L(data|B_0, r, K, q) = \prod_y \frac{1}{I_y \sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} e^{-\frac{(\ln I_y - \ln \hat{I}_y)^2}{2\hat{\sigma}^2}} \quad (6)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_y \frac{(\ln I_y - \ln \hat{I}_y)^2}{n} \quad (7)$$

$$LL = -\frac{n}{2}(\ln(2\pi) + 2\ln(\hat{\sigma}) + 1) \quad (8)$$

구체적으로 관측오차 모델에서는 최대우도추정법을 사용하기 위해 식 (6)과 같은 우도함수를 이용한다. 여기서, $L(data|B_0, r, K, q)$ 는 추정된 모수의 값에 따라 나타나는 관측치의 우도이며, n 은 관측자료의 개수이다. 식 (6)의 함수식 양변에 로그를 취하여 정리하면 식 (8)과 같은 로그우도함수의 형태를 도출할 수 있다. 식 (8)의 로그우도함수를 최대화함으로써 관측오차 모델을 이용한 자원평가 결과를 도출할 수 있다(Haddon 2000).

Bayesian state-space 모델

Bayesian state-space 모델은 베이지안 추론(Bayesian inference)을 바탕으로 자원평가를 수행한다. 베이지안 추론은 관측된 자료와 모수 모두에 확률모형을 사용하는 것으로, 베이지안 추론의 특징은 추론의 대상이 되는 모수는 불확실하며 이를 확률모형으로 가정한다는 것이다. 또한 베이지안 추론은 주어진 문제에서 관측된 자료에 포함된 정보와 사전정보를 결합하여 사후분포를 계산한 후 이를 근거로 통계적 추론을 수행하는 방법이다. 이에 따라, 베이지안 추론에는 분석대상에 대한 분석자료뿐만 아니라 분석대상에 대한 사전정보가 필요하다(Meyer and Millar 1999; 김 2013). 결과적으로, Bayesian state-space 모델을 이용하면 수산자원평가에 활용되는 자원평가 함수와 관측자료 모두에서 발생할 수 있는 오차를 고려하여 자원평가 결과를 산출할 수 있다.

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

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

$$P_y | P_{y-1}, K, r, \sigma^2 = \left(P_{y-1} + rP_{y-1}(1 - P_{y-1}) - \frac{C_{y-1}}{K} \right) e^{u_y} \quad (9)$$

$$I_y | P_y, q, \tau^2 = qKP_y e^{v_y} \quad (10)$$

Bayesian state-space 모델의 추론은 베이지 정리를 기반으로 한다. 베이지 정리에 따르면 수산자원의 생물적·기술적 계수에 대한 사전분포와 관측자료로부터 얻어진 우도를 바탕으로 사후분포를 추정할 수 있다(김 2013). 수산자원의 생물적·기술적 계수에 대한 결합사전확률밀도(joint prior density) 함수는 식 (11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} p(K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N) \\ = p(K)p(r)p(q)p(\sigma^2)p(\tau^2)p(P_1|\sigma^2) \\ \times \prod_{y=1}^N p(P_{y+1}|P_y, K, r, \sigma^2) \end{aligned} \quad (11)$$

사전분포에 대해서는 McAllister et al. (1994)와 Punt and Hilborn (1997)에 따라 정보적(informative) 사전분포를 가정하고, Meyer and Millar (2000b)와 임 (2018)을 참고하여 설정하였다. 구체적으로 Table 1에서 정리된 바와 같이, 동해 생태계의 잠재생산량 추정을 위한 변수들의 사전분포는 우선 r 의 경우 평균(μ_r) -1.38, 표준편차(σ_r) 0.51인 로그정규분포(Lognormal distribution)로 설정하였다. q 는 $\mu_q = 1$ 과 $\sigma_q = 1$ 인 역감마분포(Inverse-gamma distribution), K 는 $\mu_K = 16$ 과 $\sigma_K = 0.75$ 인 역로그정규분포(Inverse-lognormal distribution), σ^2 은 $\mu_{\sigma^2} = 3.79$ 와 $\sigma_{\sigma^2} = 0.01$ 인 역감마분포, 그리고 τ^2 은 $\mu_{\tau^2} = 3.79$ 와 $\sigma_{\tau^2} = 0.01$ 인 역감마분포로 설정하였다.

그리고 각각의 생물계수가 특정한 값을 가질 때 해당 관측자료가 발생할 확률인 우도는 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다.

Table 1. Summary of prior probability density functions used for parameters

Parameter	Form of prior distribution	Mean	Standard error
r	Lognormal	-1.38	0.51
q	Inverse-gamma	1	1
K	Inverse-lognormal	16	0.75
σ^2	Inverse-gamma	3.79	0.01
τ^2	Inverse-gamma	3.79	0.01

$$p(I_1, \dots, I_N | K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N) = \prod_{y=1}^N p(I_y | P_y, q, \tau^2) \quad (12)$$

베이즈 정리에 따라 식 (11)과 (12)를 결합하여 식 (13)과 같은 사후분포를 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned} & p(K, r, q, \sigma^2, \tau^2, P_1, \dots, P_N, I_1, \dots, I_N) \\ &= p(K)p(r)p(q)p(\sigma^2)p(\tau^2)p(P_1 | \sigma^2) \\ & \times \prod_{y=2}^N p(P_y | P_{y-1}, K, r, \sigma^2) \prod_{y=1}^N p(I_y | P_y, q, \tau^2) \quad (13) \end{aligned}$$

추정된 사후분포로부터 각각의 계수를 산출하기 위해서는 사후분포에 대한 적분 계산이 필요하다. 그러나 Bayesian state-space 모델에서 사후분포 추정의 대상이 되는 값은 K, r, q, σ^2 , 관측오차(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 불가능하고, 주로 사용되는 방법이 마코브체인 몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 기법이다(Millar and Meyer 2000b).

마코브체인 몬테카를로 기법은 다차원적 적분 계산을 통계적으로 수행하는 방법으로 사전분포와 관측치로부터 계산된 우도를 바탕으로 랜덤포본추출을 통해 사후분포를 도출하는 방법이다. 하지만 위의 식 (13)과 같은 다차원의 결합확률분포의 경우 랜덤포본의 생성이 어려워 식 (14)와 같이 다른 변수들의 조건부확률분포로부터 변수를 하나씩 순차적으로 추출하게 되는데, 이를 깃스 샘플링(Gibbs sampling)이라 한다. 깃스 샘플링을 이용한 마코브체인 몬테카를로 기법에는 사후분포 추정을 위한 다양한 알고리즘이 존재한다. 본 연구에서 사용된 WinBUGS 프로그램은 추정변수 각각의 분포형태를 고려하여 적절한 알고리즘을 선정한 후 사후분포를 도출한다(Lunn et al. 2000; Kéry and Schaub 2011).

$$\begin{aligned} & \text{simulate } K^{(1)} \sim f(K | r^{(0)}, \dots, \tau^{2(0)}, P_1^{(0)}, \dots, P_n^{(0)}, I_1^{(0)}, \dots, I_n^{(0)}), \\ & \text{simulate } r^{(1)} \sim f(r | K^{(1)}, q^{(0)}, \dots, \tau^{2(0)}, P_1^{(0)}, \dots, P_n^{(0)}, I_1^{(0)}, \dots, I_n^{(0)}), \\ & \quad \vdots \\ & \text{simulate } I_n^{(1)} \sim f(I_n | K^{(1)}, r^{(1)}, \dots, \tau^{2(1)}, P_1^{(1)}, \dots, P_n^{(1)}, I_1^{(1)}, \dots, I_{n-1}^{(1)}) \quad (14) \end{aligned}$$

위 과정과 같이 순차적인 표본추출을 m 번 반복하면 각각의 변수에 대한 사후분포를 식 (15)와 같이 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned} & K(\theta^{(m+1)}, \theta^{(m)}) = \\ & \prod_{i=1}^n f(K^{(m+1)} | r^{(m+1)}, \dots, \tau^{2(m+1)}, P_1^{(m+1)}, \dots, P_n^{(m+1)}, \\ & I_1^{(m+1)}, \dots, I_n^{(m+1)}) \quad (15) \end{aligned}$$

모델 검증

자원평가모델 간 비교를 위해서 각 모델에 대한 오차의 제곱평균제곱근(Root Means Square Error, RMSE)과 결정계수(R^2)를 계산하여 모델 간 적합성을 비교하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_y (I_y - \hat{I}_y)^2} \quad (16)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_y (I_y - \hat{I}_y)^2}{\sum_y (I_y - \bar{I})^2}; \bar{I} = \frac{1}{n} \sum_y I_y \quad (17)$$

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

분석 자료

관측오차 모델과 Bayesian state-space 모델의 추정에는 동해 생태계의 잠재생산량 추정을 위해 임 (2018)의 연구에서 사용된 동해 연근해어업의 어획량 및 표준화된 어획노력량 자료를 사용하였다(APPENDIX A). 구체적으로, 해당 자료는 1966~2016년까지 강원도와 경상북도 지역에서 조업 중인 어선들의 어획량과 톤수 자료를 활용하였다. 또한 어로기술 개발에 따른 어획효율의 변화를 고려하기 위하여 NIFS (2016)와 Seo et al. (2017)의 연구에서 추정된 우리나라 어업별 어획성능지수를 활용하여 연도별 어획노력량 자료를 표준화하였다.

3. 분석 결과

Bayesian state-space 모델 추정 결과

본 연구에서는 WinBUGS 프로그램(<http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/>)을 이용하여 Bayesian state-space 모델을 분석하였다. 구체적인 분석에 있어서는 분석모델의 유의성을 확보하기 위하여 1,000,000개의 표본을 추출하였다. 이 중 사후분포에 수렴하지 못하는 초기 표본들의 영향을 제거하기 위해 번인(burn-in) 과정을 통해 초기 250,000개의 표본을 제외시켰다. 또한 표본추출 과정에서 발생하는 표본 간의 자기상관 문제를 해결하기 위해 매 50번째 표본을 추출하여 분석결과를 도출하였다.

Bayesian state-space 모델의 계산이 유의성을 가지기

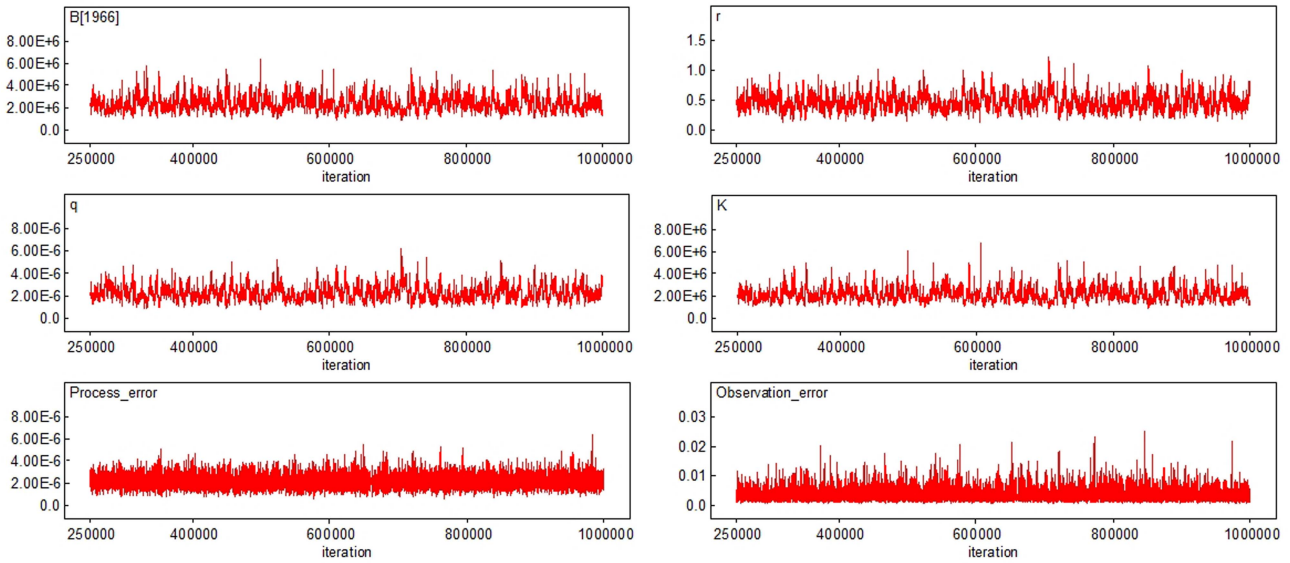


Fig. 1. Trace plots of parameters obtained from Bayesian state-space model

위해서는 추출된 표본들이 관심모수에 수렴해야 한다. 수렴 여부를 확인하는 방법 중 하나는 시도표를 확인하는 것이다. 추정변수들의 시도표가 특정한 패턴이나 경향성을 보이지 않고, 백색잡음의 형태를 가지면 모델이 수렴한다고 판단할 수 있다(김 2013). 동해 생태계의 잠재생산량에 대한 Bayesian state-space 모델 추정 결과, Fig. 1에서 보는 바와 같이, 모든 추정변수들이 백색잡음 형태를 나타내고 있는 것으로 분석되었다.

또한 Bayesian state-space 모델에서 도출된 표본들의 몬테카를로 오차가 사후 표준오차의 5% 미만이면 모델이 수렴한다고 판단한다(Spiegelhalter et al. 2003). 동해 생태계의 잠재생산량에 대한 모델 분석 결과, Table 2에서 보는 바와 같이, 추정된 모든 변수들의 몬테카를로 오차가 사후 표준오차의 5% 미만인 것으로 나타났다.

Bayesian state-space 모델을 통해 도출된 사후분포를 통해 계수, 자원량, 그리고 CPUE 등을 추정하였다. Fig. 2에서 보는 바와 같이, 추정된 사후분포들의 형태가 비대칭이기 때문에 평균값은 대표성이 떨어지는 것으로 판단되어 중앙값을 추정의 대표치로 사용하였다. 중앙값으로 r은 0.447, q는 2.15E-06, K는 2,039,000톤, 관측오차는 0.003, 그리고 과정오차는 2.12E-06로 나타났다. 특히 관측오차

의 중앙값이 과정오차의 중앙값보다 크게 나타나 관측치에서 발생하는 오차가 자원평가 함수에서 발생하는 오차보다 큰 것으로 분석되었다.

모델 간 분석결과 비교

동해 생태계의 잠재생산량 분석을 위한 Bayesian state-space 모델과 관측오차 모델 분석 결과, 관측오차 모델의 경우 MSY는 202,281톤, RMSE는 0.570, R²는 0.775로 분석되었다. 그리고 Bayesian state-space 모델의 경우 MSY는 227,858톤, RMSE는 0.001, 그리고 R²는 0.999로 추정되었다(Table 3).

본 연구의 분석결과를 임 (2018)의 연구에서 가장 우수한 모델로 평가된 최대엔트로피 모델과 비교해 보면, 우선 관측오차 모델의 경우 최대엔트로피 모델에 비해 관측값의 변화를 잘 반영하지 못하고, 또한 모델의 설명력이 떨어지는 것으로 나타났다. 반면, Bayesian state-space 모델의 경우 분석모델 중 가장 낮은 RMSE 값과 가장 높은 R² 값을 가지는 것으로 나타나 Bayesian state-space 모델이 관측값들의 변화를 가장 잘 나타내고 있는 것으로 추정되었다.

이에 따라, Bayesian state-space 모델이 동해 생태계의

Table 2. Standard error and Markov Chain error of parameters

Parameter	B (1966)	B (2016)	r	q	K	Process error	Observation error
Standard Error (SE)	690,400	202,000	0.140	6.69E-07	638,500	5.74E-07	2.03E-03
MC error	32,430	9,461	0.007	3.27E-08	30,920	6.18E-09	3.15E-05
MC error/SE (%)	4.7	4.7	4.8	4.9	4.8	1.1	1.6

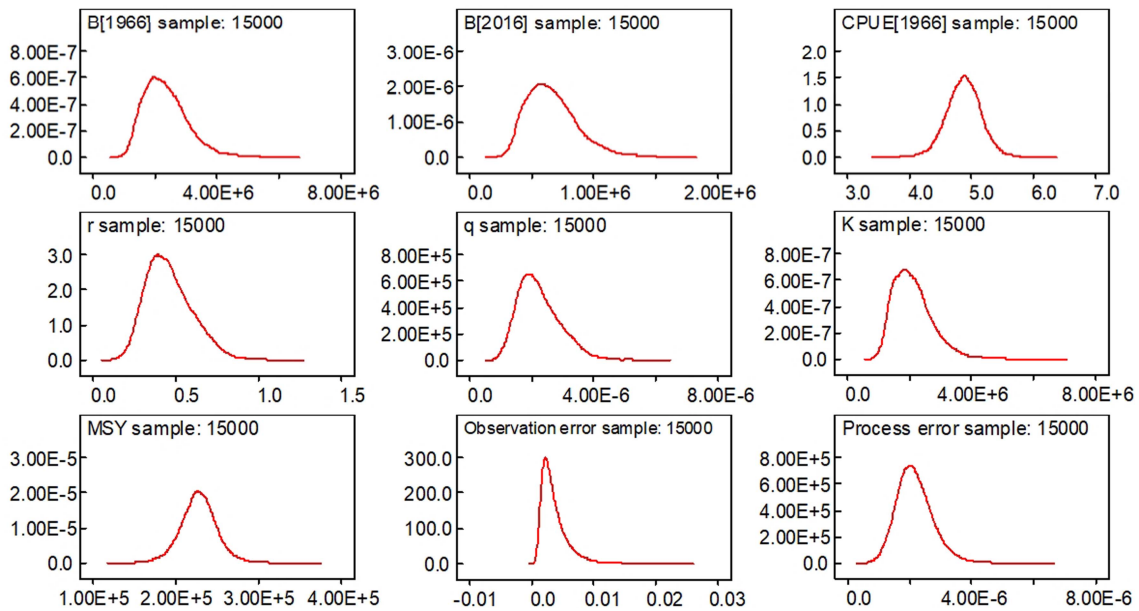


Fig. 2. Posterior densities of parameters obtained from Bayesian state-space model

Table 3. Estimation results of potential yield in East Sea, Korea using surplus production models: Fox, ASPIC and ME models obtained by Lim (2018)

Model \ Parameters	Fox	ASPIC	ME	Observation Error	Bayesian state-space
MSY(mt)	220,908	214,000	265,472	202,281	227,858
B _{MSY} (mt)	-	516,700	707,926	493,636	1,019,500
E _{MSY} (GT)	93,499	101,600	104,529	104,230	104,206
r	-	0.828	0.750	0.410	0.447
q	-	4.075E-06	3.588E-06	3.931E-06	2.148E-06
K(mt)	-	1,033,000	1,415,853	1,341,842	2,039,000
RMSE	0.438	0.847	0.281	0.570	0.001
R ²	0.869	0.694	0.953	0.775	0.999

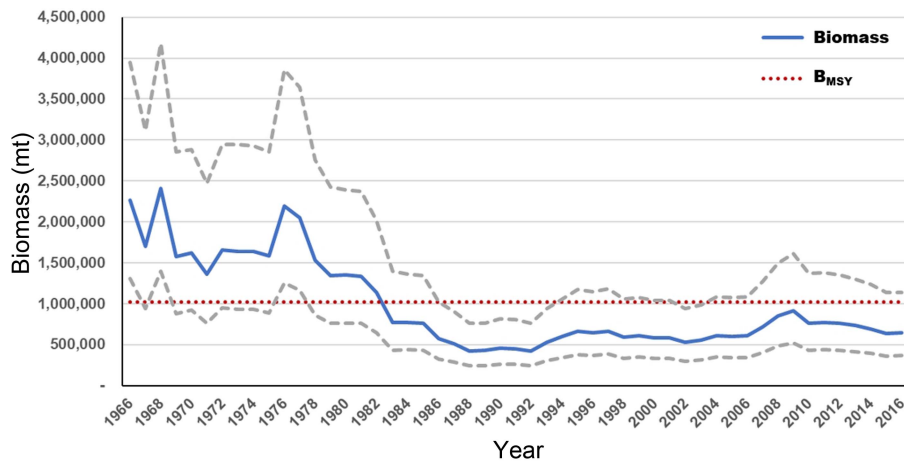


Fig. 3. Estimated trajectories for stock biomass in East Sea, Korea with 95% confidence intervals

자원평가에 가장 적합한 모델로 평가되었다. Bayesian state-space 모델을 이용한 동해 생태계의 과거 자원량 추정 결과, Fig. 3에서 보는 바와 같이 동해 생태계의 자원량은 과거에 비해 감소한 것으로 나타났다. 특히, 2016년의 자원량은 641,300톤으로 나타나 MSY를 유지하기 위한 자원량(B_{MSY}) 수준인 1,019,500톤의 63% 수준으로 추정되었다.

4. 결 론

본 연구에서는 동해 생태계의 잠재생산량 추정을 위한 효과적인 자원평가 모델을 제시하고자 하였다. 이를 위해 임 (2018)의 연구에서 사용된 어획량과 표준화된 어획노력량 자료를 관측오차 모델과 Bayesian state-space 모델에 적용하여 분석을 실시하였다. 그리고 도출된 결과를 임 (2018)의 연구에서 추정된 자원평가 모델 결과들과 비교·분석하였다.

본 연구에서 분석을 실시한 관측오차 모델과 Bayesian state space 모델을 임 (2018)의 연구에서 가장 뛰어난 모델로 평가된 최대엔트로피 모델과 비교해 보면, 관측오차 모델의 경우 최대엔트로피 모델에 비해 현실에 대한 적합성 및 정밀성 모두 떨어지는 것으로 나타났다. 반면, Bayesian state-space 모델의 경우 최대엔트로피 모델에 비해 실제 관측자료를 보다 잘 반영하고 있는 것으로 나타났다. 이에 따라 Bayesian state-space 모델이 동해 생태계의 잠재생산량 변화를 잘 추정하는 보다 적합한 모델로 평가되었다.

Bayesian state-space 모델을 이용하여 동해 생태계의 자원량을 추정한 결과, 현재 동해 생태계의 자원량은 과거에 비해 감소한 것으로 나타났다. 특히, 최근의 자원량이 MSY를 달성하기 위한 자원량 수준인 B_{MSY} 의 63%에 불과한 것으로 나타나 동해 생태계에 대한 자원 회복 및 관리를 위한 정책적 노력이 필요한 것으로 분석되었다.

최대엔트로피 모델과 Bayesian state-space 모델은 자원평가 결과를 도출하기 위하여 초깃값에 대한 가정이 필요하다는 점과 자원평가 과정에서 과정오차와 관측오차를 모두 고려할 수 있는 공통점이 존재한다. 그럼에도 불구하고 두 모델의 결과 간에 차이가 발생하였다. 예를 들어, MSY의 경우 Bayesian state-space 모델에서는 227,858톤으로 추정된 반면, 최대엔트로피 모델에서는 265,472톤으로 분석되었다.

두 모델 간 분석결과에 차이가 발생한 이유 중 하나는 사전정보를 이용하는 방식에 차이가 있기 때문인 것으로 판단된다. 즉, 최대엔트로피 모델과 Bayesian state-space 모델 모두 자원평가를 위해서 대상자원의 파라미터들에 대한 사전분포를 가정해 주어야 한다. 그러나 최대엔트로

피 모델의 경우 추정해야 하는 변수가 추정에 이용되는 값보다 많은 문제를 해결하기 위하여 사전정보를 이용하여 제약조건을 설정해 주어야 한다. 그리고 최대엔트로피 함수의 최대화 지점을 찾음으로써 파라미터들을 추정하는데, 이러한 과정을 통해 파라미터들의 추정값들이 제약조건 안에서만 발생하게 된다(Pyo 2006). 반면, Bayesian state-space 모델의 경우 관측된 자료로부터 도출된 우도를 사전정보와 결합하여 사후분포를 도출해 냄으로써 파라미터들의 추정값들이 사전분포 밖에서도 나타날 수 있으며, 특히 사전정보가 불확실한 경우 번인과정을 통해 초기에 추정된 표본들을 제거해 줌으로써 사전정보의 영향을 감소시킬 수 있다(Meyer and Millar 1999; 김 2013).

본 연구에서와 같이 향후 TAC 및 수산자원회복계획 등 수산자원 평가에 있어서 다양한 자원평가 모델을 이용하고, 결과들을 비교·분석함으로써 보다 신뢰할 수 있는 결과를 도출할 수 있을 것이다. 특히, 관측오차와 과정오차를 모두 고려할 수 있는 Bayesian state-space 모델의 추정 결과가 다른 모델들에 비해 비교적 정확한 것으로 나타나 향후 국내 수산자원 평가에 있어 Bayesian state-space 모델의 활용도를 높일 필요가 있을 것이다. 특히 향후에는 잉여생산량모델 외에도 연령구조모델을 바탕으로 한 Bayesian state-space 모델을 개발하여 활용할 필요성이 있다. 그리고 나아가 Bayesian state-space 모델을 기반으로 한 생물경제모델 구축을 통해 수산자원관리 정책수단들의 효과를 평가함으로써 보다 실효성 있는 수산자원 관리가 가능할 수 있을 것이다.

사 사

위 논문은 2019년도 정부(해양수산부) 재원으로 영남씨그랜트센터의 지원을 받아 수행된 연구입니다. 그리고 좋은 심사의견을 제시해 주신 익명의 심사위원님께 깊은 감사를 드립니다.

참고문헌

- 김달호 (2013) R과 WinBUGS를 이용한 베이지안 통계학. 자유아카데미, 과주, 384 p
- 김현아, 서영일, 차형기, 강희중, 장창익 (2018) 통합생산량분석법에 의한 한국 서해 어획대상 잠재생산량 추정 연구. 수산해양기술연구 54(1):38-53
- 남중오, 심성현, 권오민 (2015) 해밀토니안기법을 이용한 복수어업의 참조기 최적어획량 추정. 수산경영론집 46(2): 59-74
- 박차수, 이동우, 김장근, 강용주 (2000) 한국 연근해 갈치 *Trichiurus lepturus* Linnaeus의 자원평가 및 관리방안. 한국수산자원학회지 3:29-38

- 임정현 (2018) 한국 동해 생태계의 잠재생산량 추정방법 비교 연구. 부경대학교, 이학박사 학위논문, 114 p
- 임정현, 서영일, 장창익 (2018) 한국 동해 생태계의 잠재생산량 추정방법에 관한 비교 연구. 수산해양기술연구 **54**(2): 124–137
- 장창익, 김수암, 윤성봉 (1992) 한국 근해 참조기의 자원평가 및 관리방안. 한국수산과학회지 **25**(4):282–290
- 통계청 (2018) 어업생산동향조사. <http://kosis.kr> Accessed 22 Feb 2019
- Bolker B (2008) Ecological models and data in R. Princeton University Press, New Jersey, 396 p
- Boerema L, Gulland J (1973) Stock assessment of the Peruvian anchovy (*Engraulis ringens*) and management of the fishery. J Fish Board Can **30**(12):2226–2235
- Chaloupka M, Balazs G (2007) Using Bayesian state-space modelling to assess the recovery and harvest potential of the Hawaiian green sea turtle stock. Ecol Mmodel **205**: 93–109
- Clarke R, Yoshimoto S, Pooley S (1992) A bioeconomic analysis of the Northwestern Hawaiian Islands lobster fishery. Mar Resour Econ **7**(3):115–140
- de Valpine P, Hilborn R (2005) State-space likelihoods for nonlinear fisheries time-series. Can J Fish Aquat Sci **62**(9):1937–1952
- FAO (2016) The state of world fisheries and aquaculture. <http://www.fao.org/3/i9540en/i9540en.pdf> Accessed 27 Feb 2019
- FAO (2018) FishStatJ. <http://www.fao.org> Accessed 27 Feb 2019
- Fox W (1970) An exponential surplus yield model for optimizing exploited fish populations. T Am Fish Soc **99**(1):80–88
- Haddon M (2010) Modelling and quantitative methods in fisheries. CRC press, Florida, 465 p
- Hilborn R, Walters C (1992) Quantitative fisheries stock assessment: choice, dynamics and uncertainty. Rev Fish Biol Fish **2**(2):177–178
- ICCAT (2008) Report of the standing committee on research and statistics (SCRS). https://www.iccat.int/com2018/ENG/PLE_104_ENG.pdf Accessed 27 Feb 2019
- Kéry M, Schaub M (2011) Bayesian population analysis using WinBUGS: a hierarchical perspective. Academic Press, Cambridge, 554 p
- Lunn D, Thomas A, Best N, Spiegelhalter D (2000) WinBUGS—a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility. Stat Comput **10**(4):325–337
- McAllister M (2014) A generalized Bayesian surplus production stock assessment software (BSP2). Collect Vol Sci Pap ICCAT **70**(4):1725–1757
- McAllister M, Ianelli J (1997) Bayesian stock assessment using catch-age data and the sampling-importance resampling algorithm. Can J Fish Aquat Sci **54**(2):284–300
- McAllister M, Pikitch E, Babcock E (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**(9):1871–1890
- McAllister M, Pikitch E, Punt A, Hilborn R (1994) A Bayesian approach to stock assessment and harvest decisions using the sampling/importance resampling algorithm. Can J Fish Aquat Sci **51**(12):2673–2687
- Meyer R, Millar R (1999) Bayesian stock assessment using a state-space implementation of the delay difference model. Can J Fish Aquat Sci **56**(1):37–52
- Millar R, Meyer R (2000a) Bayesian state-space modeling of age-structured data: fitting a model is just the beginning. Can J Fish Aquat Sci **57**(1):43–50
- Millar R, Meyer R (2000b) Non-linear state space modelling of fisheries biomass dynamics by using Metropolis Hastings within Gibbs sampling. J Roy Stat Soc C-App **49**(3):327–342
- NIFS (2016) Study on the estimation of fishing power according to the development of fishing vessels and gears. National Institute of Fisheries and Science, Gijang, 114 p
- Polacheck T, Hilborn R, Punt A (1993) Fitting surplus production models: comparing methods and measuring uncertainty. Can J Fish Aquat Sci **50**(12):2597–2607
- Punt A (1990) Is $B_1 = K$ an appropriate assumption when applying an observation error production-model estimator to catch-effort data? S Afr J Marine Sci **9**(1):249–259
- Punt A, Hilborn R (1997) Fisheries stock assessment and decision analysis: the Bayesian approach. Rev Fish Biol Fisher **7**(1):35–63
- Pyo HD (2006) A comparative analysis of surplus production models and a maximum entropy model for estimating the anchovy's stock in Korea. Stud Edu Fishe Marine Sci **18**(1):19–30
- 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**(2):23–56
- Schnute J (1977) Improved estimates from the Schaefer production model: theoretical considerations. J Fish Board Can **34**(5):583–603
- Seo YI, Hwang KS, Cha HK, Oh TY, Jo HS, Kim BY, Lee YW (2017) Change of relative fishing power index from technological development in the offshore large powered purse seine fishery. J Kor Soc Fish Technol **53**(1):12–18
- Spiegelhalter D, Thomas A, Best N, Lunn D (2003) WinBUGS user manual, version 1.4. Medical Research Council Biostatistics Unit, Cambridge, 60 p

Uhler R (1980) Least squares regression estimates of the Schaefer production model: some Monte Carlo simulation results. *Can J Fish Aquat Sci* **37**(8):1284–1294

Winker H, Carvalho F, Kapur M (2018) JABBA: just another bayesian biomass assessment. *Fisher Res* **204**:275–288

Zhang CI, Lee JB (2001) Stock assessment and management implications of horse mackerel (*Trachurus japonicus*) in Korean waters, based on the relationships between recruitment and the ocean environment. *Prog Oceanogr* **49**:513–537

Zhang CI, Kim S, Gunderson D, Marasco R, Lee JB, Park HW, Lee JH (2009) An ecosystem-based fisheries assessment approach for Korean fisheries. *Fisher Res* **100**(1):26–41

국문참고자료의 영문표기
English translation / Romanization of references originally written in Korean

Kim DH (2013) Bayesian statistics using R and WinBUGS. Freedom Academy, Paju, 384 p

Kim HA, Seo YI, Cha HK, Kang HJ, Zhang CI (2018) A study on the estimation of potential yield for Korean west coast fisheries using the holistic production method (HPM). *J Korean Soc Fish Ocean Tech* **54**(1):38–53

Nam JO, Sim SH, Kwon OM (2015) Estimating optimal harvesting production of yellow croaker caught by multiple fisheries using hamiltonian method. *J Fish Bus Admin* **46**(2):59–74

Park CS, Lee DW, Kim ZG, Kang YJ (2000) Stock assessment and management of the hairtail, *Trichiurus lepturus* Linnaeus in Korean waters. *J Korean Soc Fish Res* **3**:29–38

Lim JH (2018) A comparative study on the estimation methods for the potential yield in the Korean waters of the East Sea. Ph.D. Thesis, Pukyong National University, 114 p

Lim JH, Seo YI, Zhang CI (2018) A comparative study on the estimation methods for the potential yield in the Korean waters of the East Sea. *J Korean Soc Fish Ocean Tech* **54**(2):124–137

Zhang CI, Kim SA, Yoon SB (1992) Stock assessment and management implications of small yellow croaker in Korean waters. *Kor J Fish Aquat Sci* **25**(4):282–290

KOSIS (2018) Fishery production survey. <http://kosis.kr> Accessed 22 Feb 2019

Appendix

Appendix A. Annual catch and standardized fishing effort data in Korean waters of the East Sea: data obtained by Lim (2018)

Year	Catch(mt)	Standardized GT	CPUE
1966	175805	35027	5.02
1967	132951	38765	3.43
1968	207156	36973	5.60
1969	146896	45386	3.24
1970	169620	47499	3.57
1971	140554	50475	2.78
1972	178919	48994	3.65
1973	193253	54772	3.53
1974	190357	53691	3.55
1975	175303	53788	3.26
1976	259094	52229	4.96
1977	268860	58849	4.57
1978	248555	76711	3.24
1979	232519	81553	2.85
1980	245317	84456	2.90
1981	273905	93455	2.93
1982	275009	108688	2.53
1983	189835	120805	1.57
1984	217281	132384	1.64
1985	232960	136712	1.70
1986	188533	156233	1.21
1987	178372	160594	1.11
1988	152188	172701	0.88
1989	155731	171303	0.91
1990	166112	169009	0.98
1991	172637	177530	0.97
1992	162278	189713	0.86
1993	197467	172103	1.15
1994	197117	152658	1.29
1995	224452	155545	1.44
1996	224781	163166	1.38
1997	244492	167239	1.46
1998	203105	161662	1.26
1999	219523	167647	1.31
2000	192776	152909	1.26
2001	183195	144231	1.27
2002	156157	140758	1.11
2003	164659	138883	1.19
2004	176542	132089	1.34
2005	174061	134946	1.29
2006	172727	135919	1.27
2007	205117	134286	1.53
2008	226109	122064	1.85
2009	228186	111545	2.05
2010	179476	111341	1.61
2011	183672	110525	1.66
2012	187383	114124	1.64
2013	184064	116454	1.58
2014	174335	116511	1.50
2015	168612	124614	1.35
2016	165585	120886	1.37

Received Jun. 13, 2019

Revised Aug. 31, 2019

Accepted Sep. 7, 2019