

AI 기반 조피볼락 양식의 해양환경 변수 상관성 분석 및 예측모델 개발

김재원¹ · 남 설¹ · 성주원¹ · 송운재¹ · 조성재¹ · 박종천^{2,†}

¹부산대학교 조선해양공학과 대학원생

²부산대학교 조선해양공학과 교수

Development of an AI-Based Predictive Model and Correlation Analysis of Marine Environmental Variables for *Sebastes schlegelii*

Jae-Won Kim¹, Seol Nam¹, Ju-Won Seong¹, Yoon-Jae Song¹, Sung-Jae Jo¹, and Jong-Chun Park^{2,†}

¹Graduate Student, Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Pusan National University, Busan 46241, Korea

²Professor, Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Pusan National University, Busan 46241, Korea

요 약

본 연구는 대표적 양식 어종인 조피볼락(*Sebastes schlegelii*)을 대상으로 어획량과 주요 해양환경 변수 간의 시계열적 상관관계를 분석하고 이를 기반으로 어획량을 예측하였다. 먼저 2009년부터 2024년까지의 조피볼락 월별 어획량 자료와 해양환경 측정망의 15개 변수 데이터에 대해 교차상관함수를 이용한 시차(lag) 기반의 상관성을 평가하였다. 상관성 분석 결과, 화학적산소요구량(Chemical Oxygen Demand, COD), 클로로필-a(Chl-a), 수온, 염분이 조피볼락 어획량과 다소 높은 상관성을 보였다. 이를 기반으로 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델을 활용하여 상관관계가 성립된 해양환경 변수의 영향을 고려한 어획량 예측을 수행하였으며, 입력 데이터의 종류에 따라 LSTM 모델의 정확도를 확인하였다. 결과적으로 선별된 해양환경 측정망 데이터와 어획량 데이터를 입력으로 사용하는 경우가 가장 모델 정확도가 높은 것으로 확인되었다.

Abstract – This study analyzes the time-series relationships between catch of the commercially important *Sebastes schlegelii* and key ocean environmental variables, and uses those relationships to forecast catch. Monthly catch data from 2009 to 2024 and 15 variables from an ocean environmental monitoring network were examined with the cross-correlation function (CCF) to evaluate lag-based associations. The analysis indicated that chemical oxygen demand (COD), chlorophyll-a (Chl-a), water temperature, and salinity exhibited relatively strong correlations with rockfish catch. Building on these findings, we developed a long short-term memory (LSTM) model to predict catch while accounting for the effects of the selected environmental variables, and we compared predictive performance across different input configurations. Results show that the highest model accuracy was achieved when the LSTM used both the selected environmental monitoring variables and catch data as inputs. These findings suggest that incorporating lagged oceanographic drivers alongside fishery observations improves catch forecasting for *S. schlegelii*.

Keywords: *Sebastes schlegelii*(조피볼락), Catch amount(어획량), Ocean monitoring network data(해양환경 측정망 데이터), Cross correlation function(교차 상관 함수), Long Short-Term Memory(장단기 메모리)

1. 서 론

최근 기후변화의 심화로 해양환경의 불확실성이 증대되고 있으며, 이에 따라 연안 양식 산업은 다양한 형태의 위기에 직면하고 있

다. 특히 해면양식의 경우 해양환경 변화에 직접적으로 노출되기 때문에 수온, 용존산소(DO), 염분, 탁도 등 환경 요인에 매우 민감한 구조를 갖는다. 우리나라 해면양식 중 해상가두리양식은 전체 양식 어가의 과반 이상을 차지하며 대표적인 양식 방식으로 자리매김하고 있다. 이 중에서도 조피볼락(*Sebastes schlegelii*)은 해상가두리양식 어종 중 가장 높은 생산량을 기록하고 있으며, 사계절

[†]Corresponding author: jcpark@pnu.edu

양식과 출하가 가능하다는 특성으로 인해 고정적인 소비 수요와 시장성을 갖는다. 특히 남해를 중심으로 사육되며, 현재는 양식업체의 주요 품목으로 자리잡고 있다(조피볼락 표준지침서[2007]).

그러나 2024년 우리나라 주변 해역의 관측값 기반 해수면 온도(17.8°C)는 최근 10년(2015~2024년) 중 1위를 기록하였으며, 여름철 고수온에 의해 대부분의 해역에서 양식생물(넙치, 조피볼락 등)의 대량 폐사 피해가 보고되었다(이상기후 보고서[2024]). 이처럼 고수온기에 발생하는 폐사 사례는 반복되고 있으며, 이러한 원인 규명을 위한 연구도 일부 진행되었다. Lee *et al.*[2013]은 2012년도 남동해권 가두리양식장에서 발생한 조피볼락 대량폐사 원인과 형태를 분석하고, Choi *et al.*[2009]는 2006년 통영과 거제 지역에서 발생한 여름철 해상가두리양식장에서의 조피볼락 대량 폐사 사례에 대해 수온 및 병원체 요인을 조사하였다.

수온의 변동이 어류의 생존 및 대사 반응에 중대한 영향을 미친다는 사실은 다수의 연구에서 반복적으로 제기되어 왔다(Davis *et al.*[1990]; Abele *et al.*[1998]; Chang *et al.*[2001]; Lee *et al.*[2002]). 조피볼락 또한 수온에 대한 민감도가 높을 뿐 아니라 DO, 염분 등 복합적인 환경 변수의 변화에 의해 생리적 스트레스와 폐사 위험이 증가하는 것으로 알려져 있으며, 이에 대한 조직학적 생화학적 반응을 규명하려는 기초 연구들도 지속적으로 수행되고 있다. Oh *et al.*[2007]은 조피볼락의 수온과 체중에 따른 산소 소비율 및 대사에 의한 에너지 소비율을 조사하였고, Jee *et al.*[2015]는 수온별 저산소 노출에 따른 스트레스 반응을 규명하였다. Yang *et al.*[2016]은 활어용 컨테이너 수송을 위하여 수온 및 염분에 따른 생존과 대사에 미치는 조직학적 반응에 미치는 영향을 분석하였으며, Kim[2021]은 저산소 조건에서의 산소포화도 평가 및 수온별 혈액성상의 변화를 조사하였다. 이처럼 조피볼락은 수온, DO, 염분 등 해양환경 요인의 변화에 매우 민감하게 반응하는 어종으로, 고수온기나 저산소 환경에서 폐사율이 급격히 증가하는 양상이 반복되고 있다. 그럼에도 불구하고 현재까지 국내 양식현장에서는 이러한 환경 변화에 주로 경험적 판단이나 사후 대응에 의존하는 구조가 유지되어 왔으며, 이로 인해 사육 안정성과 생산성 확보에 한계가 존재한다.

한편, 해양환경공단(Korea Marine Environment Management Corporation, KOEM)에서는 전국 연안에 425개의 해양관측 정점을 설치·운영하고 있으며 이를 비롯한 유관 기관에서는 수온, DO, 염분, 탁도 등 주요 해양환경 데이터를 실시간으로 수집하고 있다. 이러한 해양측정망 데이터는 시간적으로 정밀한 정보를 제공하지만 이를 어획량 예측에 직접적으로 연계하여 활용한 사례는 극히 제한적이다. 다만 최근에는 해양환경 변수를 입력 변수로 활용한 기계학습 기반 어획량 예측 모델이 일부 연구에서 시도되며, 그 가능성이 점차 제시되고 있다. Park *et al.*[2024]는 장단기 기억 신경망(Long Short-term Memory, LSTM)을 활용하여 인천해역 꽃게(*Portunus trituberculatus*)의 어획량을 예측하였으며, 해양환경 자료를 함께 학습한 경우 예측 정확도를 증가시킬 수 있다는 결론을 도출하였다. 또한 Ryu and Kim[2023]은 해양 수질 자동측정망과 해양관측부이 데이터를 학습하여 해파리의 대량 발생을 예측하는

인공신경망 모델을 구축함으로써 연속적인 환경 변화와 자원 반응을 정량적으로 연결할 수 있는 분석 도구로서의 가능성을 보여주었다. 따라서 본 연구는 해양환경 측정망 데이터를 기반으로 조피볼락 어획량과 주요 해양환경 변수 간의 정량적 상관관계를 규명하고, 이를 바탕으로 기계학습 알고리즘을 적용하여 어획량을 예측함으로써 양식 현장의 사전 리스크 탐지 및 조기 대응을 위한 정량적 의사결정 도구 제공을 주요 목표로 한다.

2. 데이터 및 분석 방법

2.1 어획량 및 해양환경측정망 데이터

조피볼락 양식의 어획량과 해양환경 변수 간의 상관관계를 분석하고, 이를 바탕으로 예측모델을 개발하기 위해 어획량 통계자료와 국가 해양환경측정망 데이터를 수집 및 통합하였다. 조피볼락 어획량 자료는 국가통계포털(Korean Statistical Information Service, KOSIS)의 ‘어업생산동향조사’ 통계자료를 활용하였다. 해당 자료는 전국 단위로 월별 집계된 양식 어종별 출하량(이하 어획량으로 통일, 단위: ton)을 제공하며, 본 연구에서는 2009년 1월부터 2025년 1월까지의 약 16년 데이터를 대상으로 하였다.

한편, 해양환경 데이터는 해양환경공단이 운영하는 해양환경 측정망에서 제공하는 관측자료를 사용하였다. 데이터가 수집되는 국내 연안에 위치한 모든 고정 관측소의 데이터를 수집하였다. 해당 자료는 부이별 분기 단위(2월, 5월, 8월, 11월)로 제공되며 본 연구에서는 1997년 2월부터 2024년 8월까지의 데이터를 수집하였다. 관측 항목은 수온(Water Temperature, °C), 염분(practical salinity unit, psu), 수소이온농도(potential of Hydrogen, pH), 용존산소(Dissolved Oxygen, DO, mg/L), 화학적산소요구량(Chemical Oxygen Demand, COD, mg/L), 암모니아성 질소(NH₃-N, µg/L), 아질산성 질소(NO₂-N, µg/L), 질산성 질소(NO₃-N, µg/L), 용존무기질소(Dissolved Inorganic Nitrogen, DIN, µg/L), 총질소(Total Nitrogen, TN, µg/L), 용존무기인(Dissolved inorganic Phosphorus, DIP, µg/L), 총인(Total Phosphorus, TP, µg/L), 규산(SiO₂, µg/L), 부유물질(SS, mg/L), 클로로필-*a*(Chl-*a*, µg/L) 등 총 15종이다.

두 자료는 수집 주기가 상이하므로, 분석 목적에 따라 시간적 정합성을 확보하기 위한 전처리 파이프라인을 상관관계 분석용과 예측모델 학습용으로 구분하여 적용하였다. 먼저 상관관계 분석에서는 교차상관함수(Cross-Correlation Function, CCF)를 이용해 시차별 상관을 해석하는 과정에서 관측 시점의 왜곡을 최소화하는 것이 중요하므로, 분기 단위로 제공되는 해양환경 측정망 자료의 시간 해상도를 기준으로 어획량 자료를 분기 평균값으로 변환하여 정합성을 확보하였다. 반면 예측 모델 학습에서는 학습 안정성과 일반화 성능을 위해 가능한 많은 학습 샘플을 확보할 필요가 있으므로, 분기 단위 해양환경 자료를 월 단위로 스플라인 보간하여 입력 변수로 사용하였다. 이때, 일부 기간(2012년 10~11월 및 2013년 10~12월)에 해양환경측정망 자료의 확보가 제한되어 2012년 4분기는 12월 관측값으로, 2013년 4분기는 11월 관측값으로 대표값을 산정(평균 처

리하여 분석에 포함하였다. 이를 통해 어획량 자료와 환경 변수 간의 비교 가능성과 시간적 연속성을 확보하였다.

최종적으로 전처리된 어획량 및 해양환경 자료는 상관관계 분석과 기계학습 기반 예측 모델 학습에 활용되었다. 본 절에서 수집한 15개 해양환경 변수는 초기 상관성 분석에 모두 포함하였으며, 이 중 어획량과 통계적으로 유의한 상관관계를 보이는 변수만을 예측 모델의 최종 입력 변수로 채택하였다.

2.2 상관관계 분석

해양환경 변수와 조피볼락 어획량 간의 시계열적 관계를 분석하기 위해 CCF를 중점적으로 활용하였다. CCF를 활용한 시계열 분석은 다양한 연구에서 환경 변수와 어획량 간의 관계를 규명하는 데 효과적으로 활용되어 왔다. Kim *et al.*[2002]은 북태평양 연어 자원과 기후변동 간의 관계 분석에 CCF를 적용하여 기후지수와 연어 어획량 간의 시간 지연 효과를 규명하고 이를 편차의 누적합(CuSum) 분석과 결합하여 장기적 변동 패턴을 파악하였다. Kim *et al.*[2015]은 CCF를 활용하여 중서부태평양의 해양환경 변수와 가다랑어 어획량 간의 관계를 분석하였으며 Song[2018]은 CCF를 이용하여 기후변화와 서식지 수온 변화가 북서태평양 살오징어 어획량에 미치는 영향을 분석하였다. 또한 Kim *et al.*[2021]은 CCF를 활용하여 한국 남해와 동해 연안역에서 삼치 개체군과 주요 먹이 어종 간의 관계를 분석한 결과를 바탕으로 일반화 가법모형(GAM)을 적용하여 지역별 주요 예측 변수를 정량적으로 평가하였다. 이러한 선행연구들은 CCF가 환경 변수와 어획량 간의 시간 지연 효과를 정량적으로 분석하는 데 효과적인 도구임을 보여준다.

본 연구에서는 이러한 방법론을 기반으로 조피볼락 어획량과 주요 해양환경 변수 간의 교차상관분석을 수행하여, 특정 시점에서 환경변화가 어획량에 미치는 시간 지연 효과를 규명하고 유의미한 상관관계를 갖는 변수를 도출하고자 하였다. 이를 위해 Holmes *et al.*, [2020]를 참고하여 시계열 내에서 반복되는 패턴이나 주기성을 정량적으로 파악하는 데 사용되는 자기 상관함수(Autocorrelation Function, ACF)를 교차상관함수로 확장하여 사용하였다. ACF는 동일한 시계열 x_t 에 대해 다음과 같이 정의된다.

$$c_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \quad (1)$$

여기서 n 은 시계열의 길이, x_t 는 시점 t 에서의 값, \bar{x} 는 표본 평균, k 는 시차를 의미한다. 이를 두 개의 상이한 시계열 x_t (해양환경 변수)와 y_t (조피볼락 어획량)에 적용하였으며 두 시계열 간에 시간 지연에 따른 상관성 측정을 위한 표본 기반 교차상관계수(sample cross-correlation coefficient)는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{\rho}_{xy} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (y_{t+k} - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

$\hat{\rho}_{xy}$ 는 두 시계열 간의 정규화된 상관계수로서, 1에 가까울수록 강한 양의 상관, -1에 가까울수록 강한 음의 상관을 의미한다. 시간 지연 범위는 최대 4분기(1년)로 설정하였으며 이는 조피볼락이 단기~중기 환경 변화에 주로 영향을 받으며, 1년 이상의 장기 지연 효과는 생태학적 유의성이 낮을 가능성이 크기 때문이다. 또한, 시차가 길어질수록 표본 수($n-k$)가 감소하여 교차상관 추정치의 신뢰도가 낮아질 수 있으므로 4분기까지의 lag를 고려하였다.

2.3 AI 분석 알고리즘

전반적으로 다양한 기계학습 기법을 활용한 어획량 예측 연구가 수행되었다. 다중선형회귀(Multiple Linear Regression, MLR)은 여러 독립변수와 종속변수 간의 선형 관계를 모델링하는 통계적 기법으로, 해양환경 변수와 어획량 간의 관계를 정량적으로 분석하는데 효과적이다. Ko *et al.*(2016)은 다중선형회귀분석을 활용하여 해양환경 변수(수온, 염분, 용존산소 등)와 어류 생산량 간의 관계를 분석하였으며, 특히 시간 지연 효과를 고려한 모델이 예측 정확도를 향상시킬 수 있음을 입증하였다. Park *et al.*(2018)은 다중선형회귀모형을 활용하여 남해안 주요 양식 어종의 생산량을 예측하였으며, 해양환경 변수 중 수온과 용존산소가 가장 높은 설명력을 가진다는 결론을 도출하였다. 특히 계절적 변동성을 고려한 분기별 MLR 모형을 구축함으로써 예측 정확도를 크게 향상시켰다. 본 연구에서도 이러한 방법론을 참고하여 분기별 해양환경 데이터와 조피볼락 어획량 간의 관계를 MLR 모형으로 구축하였다. 모형 구축 과정에서는 다중공선성(Multicollinearity) 문제를 해결하기 위해 분산팽창계수(Variance Inflation Factor, VIF)를 활용하여 변수 간 상관관계를 검토하였으며, VIF가 10 이상인 변수는 제외하는 방식으로 최적의 변수 조합을 선정하였다. Kim and Lee(2020)는 단계적 변수 선택법(Stepwise Variable Selection)을 적용한 MLR 모형을 통해 해양환경 변수가 어류 생산량에 미치는 영향을 분석하였다. 이 연구에서는 전진 선택법(Forward Selection), 후진 제거법(Backward Elimination), 단계적 선택법(Stepwise Selection)을 비교하여 최적의 변수 선택 방법을 도출하였다. 본 연구에서도 이러한 방법론을 참고하여 단계적 변수 선택법을 적용함으로써 조피볼락 어획량 예측에 가장 유의미한 해양환경 변수 조합을 선정하였다. 또한 시간 지연 효과를 고려하기 위해 최대 4분기(1년)까지의 시차를 포함한 변수를 모형에 포함시켜 환경 변화가 어획량에 미치는 지연 효과를 정량화하였다. Choi *et al.*(2022)은 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression, SVR)를 활용하여 비선형적 관계를 포착하는 모델을 제안하였으며, Lee and Park(2021)은 랜덤 포레스트(Random Forest, RF) 알고리즘을 통해 변수 간 복잡한 상호작용을 고려한 예측 모델을 개발하였다. 또한 Yang *et al.*(2019)은 간단한 구조의 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)을 활용하여 해양환경 변수와 어획량 간의 관계를 모델링하였다.

이처럼 AI 모델을 활용한 여러 선행연구 분석에서 다수의 해양환경 변수의 복잡한 상호작용을 예측 모델에 활용하여 다변량 분석(Multivariate Analysis)을 수행하였을 뿐만 아니라, 시계열적 추세

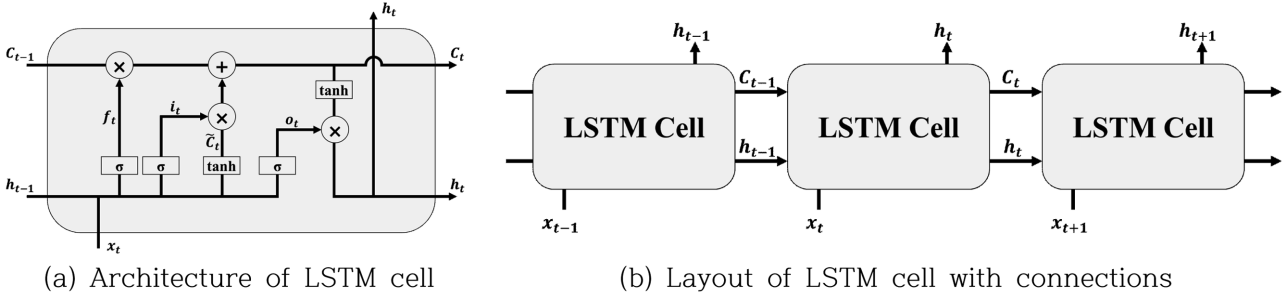


Fig. 1. Schematic diagram of LSTM algorithm.

반영을 위한 시퀀스 처리 모델을 주로 사용한 것을 알 수 있다. 이에 본 연구에서는 장단기 메모리(Long Short-Term Memory, LSTM)를 활용하여 조피볼락 어획량을 예측하는 연구를 수행하였다. LSTM은 Hochreiter and Schmidhuber (1997)에 의해 처음으로 제시된 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)의 한 종류로, 장기적 기억 보존 팀이 없어 이전의 데이터 추세가 사라질 위험이 있는 RNN의 구조를 Fig. 1과 같이 보완하였다. LSTM의 셀에는 Fig. 1(a)와 같이 이전 데이터에 대한 총 3개의 게이트(입력, 출력, 망각)가 존재하며, 각각 i , o , f 로 표기된다. 이전 순환 신경망에서 전달되는 Cell state C , hidden state h , 그리고 입력 값 x 에 대해서 아래의 수식이 성립한다.

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \tag{3}$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \tag{4}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C + U_C h_{t-1} + b_C) \tag{5}$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \tag{6}$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \tag{7}$$

여기서 W 와 U 는 각각 입력 및 순환 연결의 가중치를 포함하는 행렬이고, b 는 각 게이트의 편향치 벡터이며, $*$ 는 업데이트 된 Cell state이고, 연산자 $*$ 는 아다마르 곱셈(Hadamard Product)를 나타내며, σ 는 시그모이드 함수, 아래 첨자 t 는 각 시간 단계의 인덱

스를 나타낸다. t 시점의 상태는 네트워크의 다음 단계 $t+1$ 로 순전파되고, 역전파를 통해 업데이트 된다. 이 순서에서 망각 게이트는 바로 이전 시간 단계의 전체 정보를 유지하지 않는 조건을 통해 더 이전의 셀 단계에서 제공되는 데이터를 유지하게 됨으로써 장기적인 트렌드를 유지할 수 있게 된다.

3. 어획량과 해양환경 변수와의 상관관계

3.1 연도별 어획량

해양환경 변수와의 상관관계 분석에 앞서, 2009년부터 2025년 1월까지의 월별 조피볼락 어획량 데이터를 기반으로 생산량의 계절적 변동성과 전체 시계열적 변화 추세를 분석하였다. Fig. 2는 월 단위 어획량의 변화를 검은 실선으로, 3개월 이동평균 추세를 빨간 선으로 함께 제시하여 단기 변동성을 완화하고 계절적 경향을 파악할 수 있도록 하였다.

계절적 변동성 분석 결과, 조피볼락 어획량은 대체로 겨울철(11월, 2월)에 증가하고 여름철(7월, 8월)에 감소하는 경향을 보인다. 이는 해상가두리 양식 특성상 출하 전략 및 고수온기 대응 방식과 일정 부분 연관이 있는 것으로 보고되고 있다(조피볼락 표준지침서[2007]). 다만, 계절 경향성은 연도에 따라 일부 변동성을 보이며 절대적인 주기성보다는 반복적 경향성 수준에서 관찰되었다.

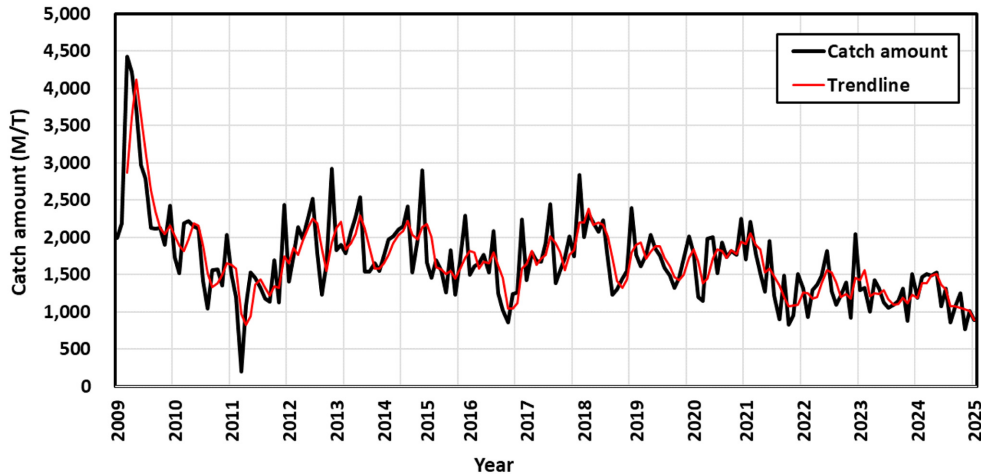


Fig. 2. Monthly catch of seabastes schlegelii and 3-month moving average (2009–2025).

시계열적 변화의 경우 조피볼락 어획량은 2009년을 정점으로 전 반적인 감소 추세를 나타냈다. 특히 2009년 초에는 월 4,000 ton 이 상의 어획량이 기록되었으나, 이후 수년간 완만한 감소 단기 증가를 반복하였다. 2012년부터 2018년 사이에는 상대적으로 안정적인 수 준을 유지하였고, 2021년 이후에는 하락세가 뚜렷해지며 2024년 말~2025년 초에는 1,000 ton 이하 수준으로 감소하였다. 이러한 장 기적 감소 추세는 조피볼락 양식 산업의 지속가능성 측면에서 우

려를 낳고 있으며, 이에 따라 해양환경 변수와의 정량적 관계를 분 석하여 어획량 변화의 원인을 규명하고 예측함으로써 해결 방안을 논의할 수 있을 것이다.

3.2 Cross-Correlation을 이용한 시간적 상관성 분석

본 절에서는 분기 단위 해양환경 변수와 어획량 간의 시계열적 상관성을 분석하였다. Fig. 3과 Fig. 4는 각각 CCF를 이용한 저층과

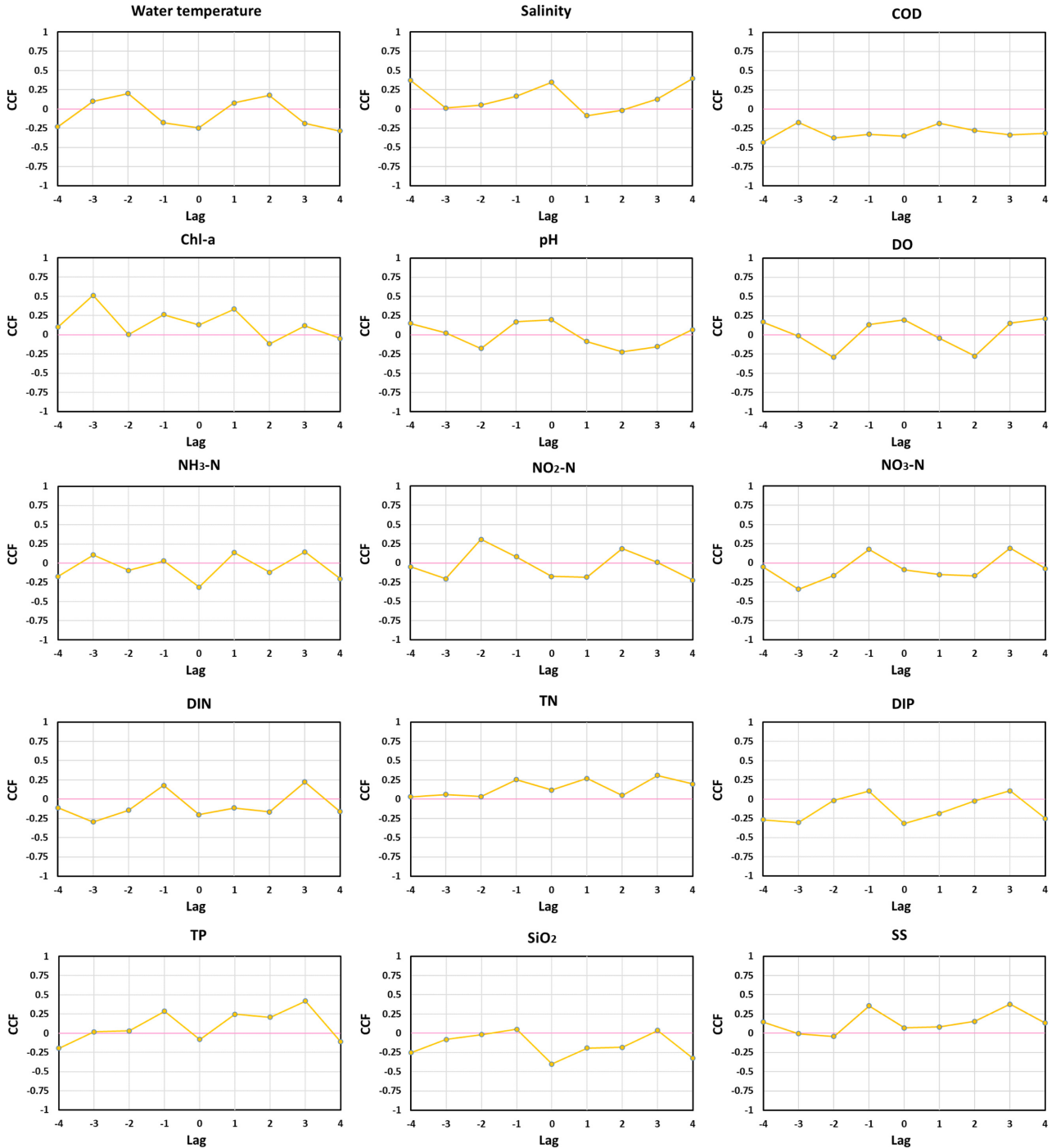


Fig. 3. Cross-correlation between all marine environmental variables (bottom layer) and catches. Positive lag indicates the environmental variable leads catch, whereas negative lag indicates catch leads the environmental variable.

표층의 15가지 해양환경 변수를 Lag에 따라 나타낸 결과로, 해당 해양환경 변수와 조피볼락 어획량 간의 교차상관 분석 결과를 나타낸다. 먼저 본 연구의 교차상관은 $\rho_{xy}(k) = \text{corr}(x_t, y_{t+k})$ 로 정의하였으므로, $k > 0$ 이면 해양환경 변수 x 의 변화가 어획량 y 보다 선행(leading)하며, $k < 0$ 이면 어획량의 변화가 해양환경 변수보다 선행함을 의미한다. 본 연구에서는 ± 4 분기(약 1년)의 시차 범위에서 각 환경 변수별 CCF를 산출하였으며, 이를 통해 시차적 영향과 주요 상관 변수를 파악하고자 하였다.

3.3 상관성 평가 및 해양환경 변수 선정

상관성 평가는 평균 절대 상관계수(Mean Absolute CCF)와 최대 상관계수(Max CCF)를 모두 활용하였다. 평균 절대 상관계수는 전체 시차에서 일관적으로 유지되는 상관성의 크기를 나타내며, 장기적이고 안정적인 변수를 찾는 데 유용하다. 반면 최대 상관계수는 특정 시차에서 가장 강한 상관성을 포착할 수 있어 시간 지연 효과가 뚜렷한 선행 지표를 찾는 데 효과적이다. 평균값만 사용할 경우 단기적인 강한 상관성을 놓칠 수 있고, 최대값만 사용할 경우 일시

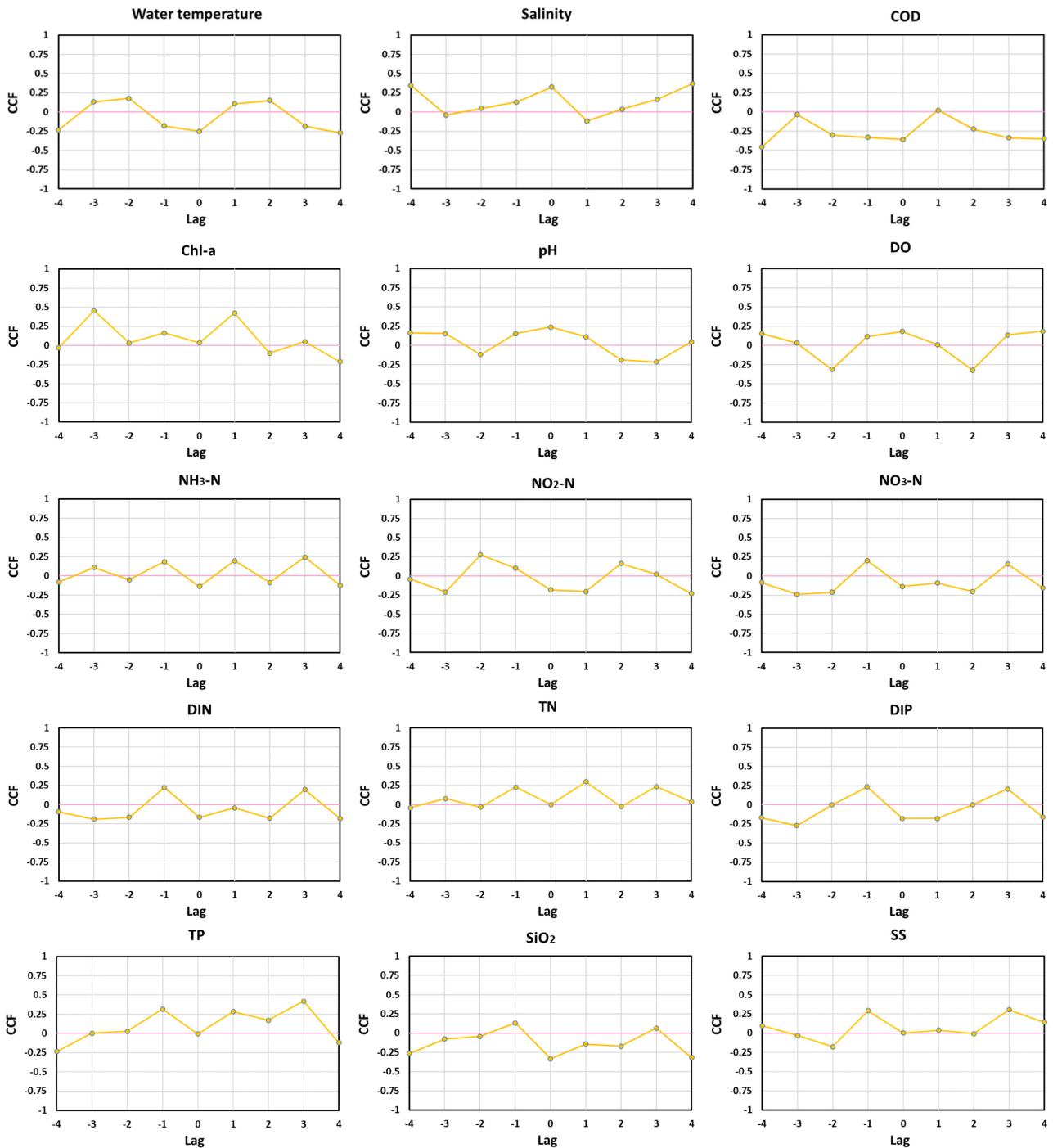


Fig. 4. Cross-correlation between all marine environmental variables (surface layer) and catches.

Table 1. Significant environmental variables correlated with *Sebastes schlegelii* catches

Marine environmental variables	Mean Absolute CCF		Max CCF		Lag (Quarter)	
	surface	bottom	surface	bottom	surface	bottom
COD	0.27	0.31	-0.45	-0.43	-4	-4
Chl-a	0.18	0.18	0.45	0.51	-3	-3
Water temperature	0.19	0.19	-0.28	-0.28	+4	+4
Salinity	0.18	0.17	0.40	0.39	+4	+4

적·불안정한 피크를 변수로 선택할 위험이 있으므로, 본 연구에서는 두 지표를 혼합하여 활용하였다. 즉, 평균 절대 상관계수가 높은 변수를 우선적으로 선정하고, 해당 변수에서 최대 상관계수가 발생하는 시차(lag)를 추출하여 예측모델의 입력 변수로 사용하였다.

분석 결과, 표층과 저층 모두에서 COD(화학적 산소 요구량), 클로로필-a(Chl-a), 수온이 조피볼락 어획량과 가장 높은 상관성을 보였다. 또한 염분은 특정 시차에서 0.39~0.40 수준의 높은 최대 상관계수를 보여, 일부 구간에서 어획량과 강하게 연계되는 보조 변수임을 확인하였다. Table 1은 각 상관성이 크게 나타난 변수의 평균 절대 상관계수, 최대 상관계수, 그리고 시차 정보를 요약한 것이다. COD는 표층에서 약 4분기 후행 시 -0.45, 저층에서 -0.43의 음의 상관성을 보이고 평균 절대 상관계수도 가장 높았으며, Chl-a는 표층에서 3분기 후행 시 0.45, 저층에서 0.51의 높은 양의 상관성을 보였다. 이는 COD와 Chl-a가 어획량에 대한 사후 진단 지표로서 가치있음을 시사한다. 수온은 특정 시차에서 두드러진 피크는 없었으나 표층과 저층 모두에서 평균 0.19의 양의 상관성을 유지하며 장기적으로 어획량에 일정한 영향을 주는 것으로 분석되었다. 염분은 평균 상관계수는 COD, 클로로필-a 및 수온에 비해 낮지만, 특정 4분기 선행 및 후행 시차에서 강한 피크를 보여 예측모델에서 무시할 수 없는 변수라고 판단하였다.

전체적으로 표층과 저층 데이터는 상관계수 크기와 시차 패턴이 매우 유사하게 나타났으며, 이는 조피볼락 양식 환경에서 표층과 저층 모두가 어획량 변화와 밀접하게 연계되어 있다는 것을 의미한다. 따라서, 향후 예측 모델 개발 시 표층 또는 저층 중 하나의 데이터를 대표 변수로 사용하더라도 큰 정보 손실이 발생하지 않을 것으로 판단되며, 상관성 평가 결과 COD, Chl-a, 수온, 염분을 변수로 최종 선정하였다.

4. AI 기반 조피볼락 어획량 예측

4.1 데이터 및 학습 모델 설정

AI 기반 조피볼락 어획량 예측을 위해서는 우선 AI 기법의 학습에 활용될 데이터의 구성을 확인할 필요가 있다. 본 연구에서 조피볼락 어획량은 해양환경 측정망 데이터와 연계되어 LSTM 모델 학습에 사용되었으며, 조피볼락의 월별 어획량이 통계적으로 산출 가능한 2009년부터 2024년까지 조사되었다. 조피볼락 어획량 데이터는 월별 어획량으로 조화가 가능한 반면, 해양환경 측정망 데이터는 각 연도 별 분기에 따라 총 4회 조사가 이루어진 것으로 확인하여

조피볼락 어획량 데이터에 대해 결측치가 존재하게 된다. 학습 가능한 더 많은 데이터 샘플 확보를 위해 해양 환경 측정망 데이터도 조피볼락 어획량 데이터와 마찬가지로 분기별 데이터를 월별 데이터로 결측치를 보간하였으며, 보간 방식은 각각 1분기(2월), 2분기(5월), 3분기(8월), 4분기(11월)에 조사된 데이터를 스플라인 보간하였고, 이는 Fig. 5와 같다.

예측 문제는 1-step ahead로 정의하였으며, 평가를 위해 예측 타깃 기준으로 2023년 1월 이후를 test로 분리하였다. 모든 전처리는 시간 분할을 선행한 후(train/val/test 고정) 수행하였고, 스케일링 파라미터는 train 구간에서만 추정된 뒤 val/test에 동일하게 적용하였다. 분기 단위 해양환경 자료는 예측 시점에서 이용 가능한 정보만 사용하기 위해, 월별 시계열로 확장하되 각 월의 값은 해당 월 이전의 가장 최근 관측값을 유지(Last Observation Carried Forward, LOCF)하는 방식으로 구성하여 미래 정보의 누수를 방지하였다.

해양환경 측정망 데이터와 조피볼락 어획량 데이터 간의 다변량(Single-variate) 혹은 다변량적 예측 상관성을 확인하기 위해 입력 변수의 조정으로 여러 LSTM 모델을 구성하고 테스트하였다. 테스트의 일관성을 위해 서로 다른 입력변수에도 동일하게 구성된 LSTM 모델을 사용하였으며, 모델에 대한 간략한 설명을 Table 2에 나타내었다. 해당 모델은 총 8개월에 해당하는 입력 변수를 시퀀스 길이에 대항하는 값으로 사용하였으며, 모델에 따라 최대 1개에서 3개의 다변량 입력 변수를 가지도록 하였다.

또한 각 데이터셋의 편차를 줄이기 위해 각 데이터 간 정규화를 수행하였으며, 시계열 데이터 정규화에 Robust Scaling 식을 적용하였고 이는 식 (8)과 같다.

$$\text{Robust} = \frac{(X - X_{\text{median}})}{IQR} \quad (8)$$

여기서 X_{median} 은 해당 시계열의 중앙값, IQR 은 1사분위 수와 3사분위 수의 차이를 의미한다.

학습된 모델의 평가를 위해, 식 (9)과 같은 모델 학습 성능 지표(mean absolute error, root mean squared error, correlation coefficient)를 활용하였다.

$$\begin{aligned} MAE &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|, \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}, \\ R &= \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}, \end{aligned} \quad (9)$$

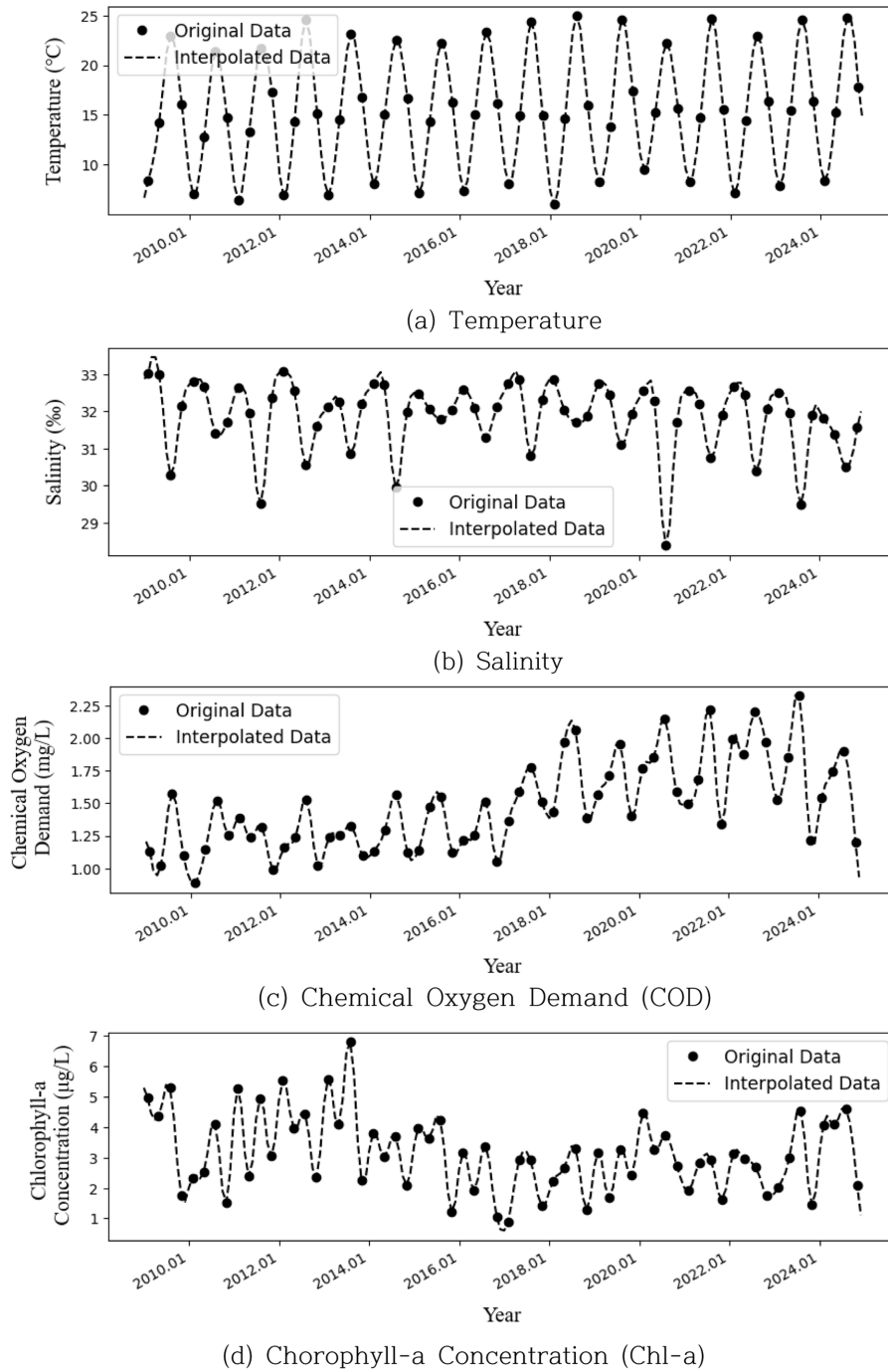


Fig. 5. Configuration of time-series of ocean monitoring network data.

Table 2. Summary of present reference LSTM model

Layer (type)	Dimension	Activation Function	Parameter #
Input	(None, 8, 1~3)	-	0
Hidden (LSTM)	(None, 64)	Sigmoid	17,920
Hidden (Dense)	(None, 32)	Sigmoid	2,080
(Output)	(None, 1)	-	33

여기서 y 는 실제값, \hat{y} 는 예측값, \bar{y} 는 해당 데이터셋의 평균값, N 은 데이터셋 개수이다. mean absolute error (MAE)는 이상치에

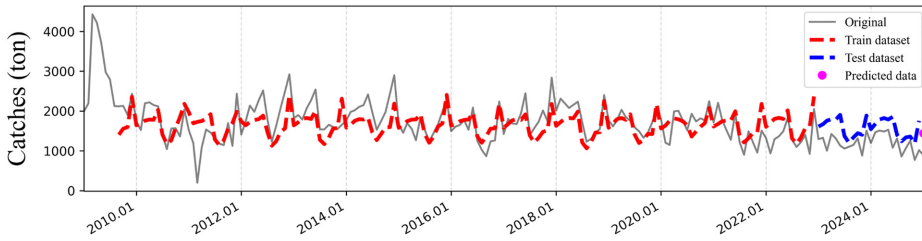
덜 민감한 계절성을, root mean squared error (RMSE)는 예측된 데이터의 변동성을 확인할 수 있는 지표로 활용되었으며, correlation

coefficient (R)은 계절성과 변동성을 동시에 포함한 경향성을 확인 하는 지표로 사용하였다.

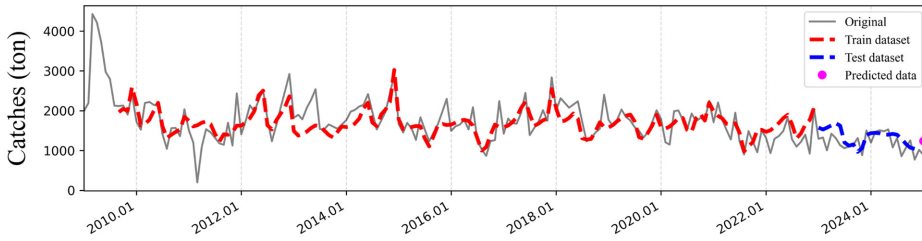
4.2 학습 결과 확인 - 단변량 분석

단변량 분석은 구성된 LSTM 모델에 상관성 평가에서 높은 점 수를 받은 4개의 해양환경 측정망 데이터와 조피볼락 어획량을 각

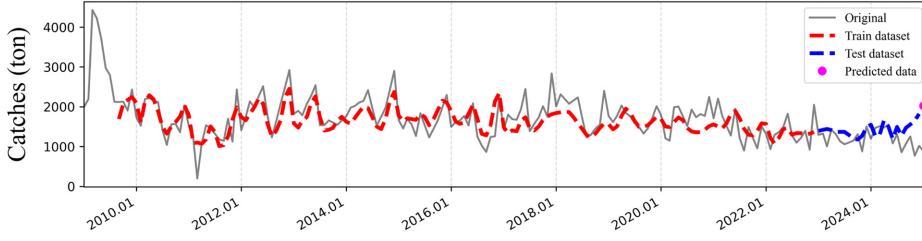
각 입·출력으로 하는 4개의 LSTM 모델과, 조피볼락 어획량의 시 차를 이용한 입·출력 데이터를 사용하는 1개의 LSTM 모델을 구성 하였으며, 예측 모델 결과를 시계열에 따라 정리한 결과는 Fig. 6 과 같다. 검은색 실선은 실제 조피볼락 어획량의 시계열 데이터, 노 란색 점선은 LSTM 모델 훈련에 사용한 데이터셋을, 분홍색 점선은 LSTM 모델 훈련 시 검증에 사용한 데이터셋을 학습된 LSTM



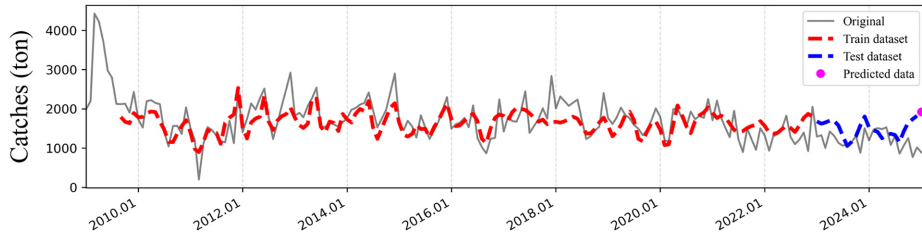
(a) Temperature - Catches



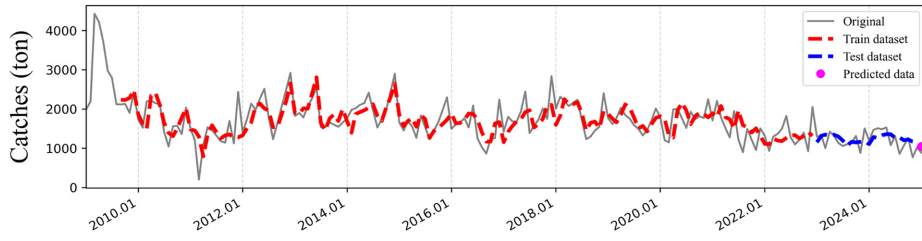
(b) Salinity - Catches



(c) Chemical Oxygen Demand (COD) - Catches



(d) Chlorophyll-a Concentration (Chl-a) - Catches



(e) Catches - Catches

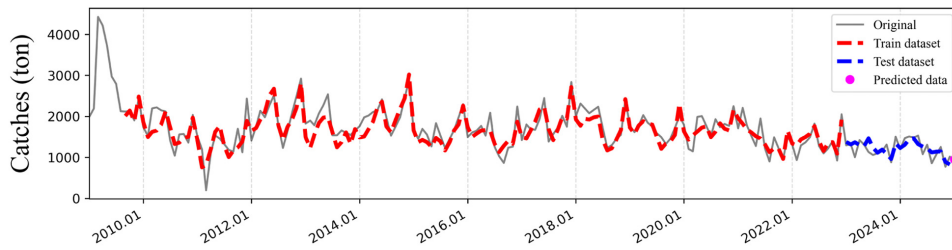
Fig. 6. Time-series according to input-output data combination at single-variate analysis.

Table 3. Absolute errors and correlation coefficient of validation dataset (2023.01~2024.12) at single-variate analysis

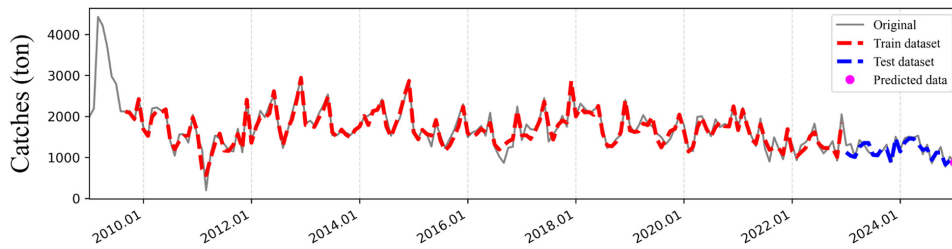
Case No.	Input data	Lag (Quarter)	Absolute Errors		Correlation coefficient (r)
			MAE (ton)	RMSE (ton)	
1	Temperature	+4	369.3	422.8	0.5768
2	Salinity	+4	208.2	256.9	0.4480
3	COD	-4	254.5	336.2	-0.01349
4	Chl-a	-3	323.7	406.9	0.007250
5	Catches	-	167.9	205.8	0.6207

모델을 통해 예측시켰을 때 시계열 데이터를 나타내며, 빨간색 표식은 2009.01~2024.12년도 데이터를 기반으로 2025.01년도의 조피볼락 어획량을 예측한 결과이다. 정량적 분석을 위해 먼저 검증 데이터셋에 대한 LSTM 모델의 학습 성능 지표를 Table 3에 나타내었다. 네 종류의 해양환경 측정값 입력 데이터에 대해, 절대 오

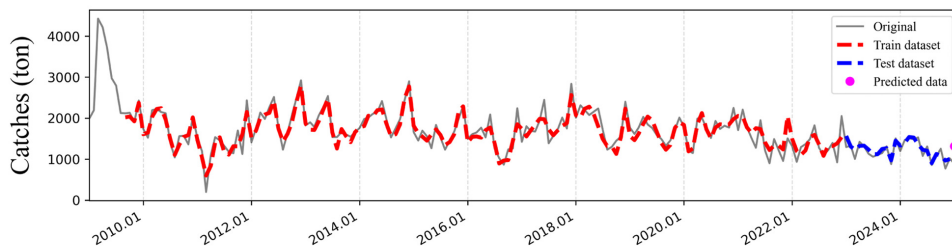
차 지표는 측정값 값이 어획량 대비 선-후행하는지에 대해 뚜렷한 차이를 보이지 않았다. 이는 각 모델이 측정값 값을 통해 어획량 시계열 데이터의 계절성을 일관되게 예측했다는 것을 의미한다. 그러나, 상관 지표를 통해 분기 단위의 래그(Lag) 값이 양수인 경우 상대적으로 검증 시계열 데이터의 경향성이 양호하게 예측된 것을 확



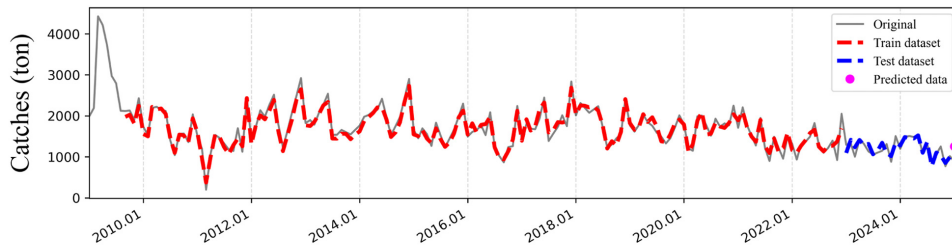
(a) Temperature and Salinity - Catches



(b) Temperature, Salinity and Catches - Catches



(c) COD and Chl-a - Catches



(d) COD, Chl-a and Catches - Catches

Fig. 7. Time-series according to input-output data combination at multi-variate analysis.

인할 수 있으며, 래그 값이 음수인 경우 예측된 검증 시계열 데이터가 실험과 거의 연관성이 없는 것으로 나타난다. 이는 지연 상관성 분석에서 수행한 내용과 같이 입·출력의 데이터가 각각 선행과 후행의 경우에 있어야 예측이 용이하나, COD와 Chl-a 데이터는 출력보다도 데이터가 후행하여 예측 정확도가 떨어지는 것을 의미한다. 또한, 5번째 케이스가 단변량 LSTM 모델 중 가장 높은 정확도를 보이는 것으로 확인되며, 이는 어획량 시계열 데이터가 자기 상관성이 강한 지표라는 것을 시사한다.

4.3 학습 결과 확인 - 다변량 분석

앞선 단변량 분석에서 어획량에 후행하는 지표는 모델의 성능을 저하시키는 것으로 나타났으므로, 다변량 분석에서는 선행/후행 측정량 데이터를 분리한 4가지 모델을 구성하였다. 선행 변수가 포함되는 Case 6과 7이 학습 결과 및 예측 성능의 주요 분석 케이스이고, 후행 변수가 포함되는 Case 8-9는 이에 대응되는 사후 진단 케이스로 구성했다. 단변량 분석과 마찬가지로 예측 모델 결과를 시계열에 따라 정리한 결과를 Fig. 7, 정량적 분석을 위한 검증 데이터셋에 대한 LSTM 모델의 입력 데이터 구성, 시계열 데이터의 학습 성능 지표를 Table 4에 나타내었다.

먼저 어획량에 선행하는 측정량 데이터만으로 구성된 다변량 예측 모델(Case 6)은 단변량 자기 상관 모델(Case 5)보다 계절성의 추종 관점에서는 근소 우위를 보이나, 이상치를 포함한 전반적인 경향성 추종 관점에서는 성능이 다소 떨어진다. 이는 어획량 데이터가 측정량의 데이터로 대표되기 보다는 자기 상관적 관계가 강함을 의미하며, 근소 우위적 지표는 회귀 모델 중 상대적으로 복잡한 LSTM 모델이 다변량의 지표의 상관 관계를 비선형적으로 잘 연결할 수 있기 때문이다. 이러한 특징은 어획량에 선행하는 측정량 데이터와 어획량을 같이 다변량으로 구성한 모델(Case 7)에서 극적으로 개선된 결과를 보인다.

한편, 어획량에 후행하는 측정량 데이터만으로 구성된 다변량 예측 모델(Case 8)은 Case 7과 거의 동일한 성능 지표를 보이는 것으로 확인된다. 이는 해당 측정량 데이터가 비록 어획량에 후행할 지라도 Table 1에서 나타난 것과 같이 절대적인 상관 계수가 어획

량에 선행하는 측정량 데이터보다 더 높기 때문에 발생한 현상으로 추측된다.

4.4 모델 예측 성능 비교

Table 5는 2025.01년도의 어획량을 모델별로 예측한 결과와 그 상대 오차를 나타낸 것이다. 먼저, 단변량 LSTM 모델의 경우 선행 및 후행 측정량 데이터에 따른 학습 정확도가 비교적 명확하게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 특히 Case 5는 약 11%의 오차를 보여 단변량 LSTM 모델 중 가장 뛰어난 예측 성능을 보이는 것으로 확인되었다.

다변량 모델에서도 마찬가지로 어떤 측정량 데이터가 포함되었는지에 따라 극명한 성능 차이를 보였다. 어획량 데이터에 선행하는 측정량 데이터가 포함된 경우 10% 내의 상대 오차를 보이는 것을 알 수 있었는데, 특히 앞서 모델의 학습 결과가 좋을수록 정확도가 더 증폭되는 경향을 보였다. 한편, 후행하는 측정량 데이터가 포함된 경우 상당히 높은 상대 오차를 보일 뿐만 아니라, 자기 회귀 모델인 Case 5보다도 높은 오차를 기록한 것을 볼 수 있다. 이는 후행하는 데이터가 모델 학습 당시에는 높은 성능을 보이도록 착시를 유발하지만, 예측 영역으로 이동하면 예측값을 더 교란하여 오히려 자기 회귀 모델보다도 낮은 성능을 보인다.

5. 결 론

본 연구는 국내 연안 해역에서 양식되는 조피볼락(*Sebastes schlegelii*)을 대상으로 어획량과 해양환경측정량 기반 해양환경 변수 간의 시계열 관계를 분석하고, 이를 바탕으로 LSTM 모델을 활용한 예측 가능성을 검토하였다. 시차를 고려한 상관관계 분석에는 교차상관함수(CCF)를 적용하였으며, 총 15개 해양환경 변수 중 어획량과의 상관성이 상대적으로 높은 변수로 COD, 클로로필-a(Chl-a), 수온, 염분이 도출되었다. 이후 선별된 변수를 활용하여 단변량 및 다변량 LSTM 모델을 구성하고, 입력변수 조합에 따른 학습 성능과 예측 결과를 비교 분석하였다.

단변량 모델의 성능 평가 결과, 개별 해양환경 변수가 어획량에

Table 4. Absolute errors and correlation coefficient of validation dataset (2023.01~2024.12) at multi-variate analysis

Case No.	Input data	Absolute Errors		Correlation coefficient (r)
		MAE (ton)	RMSE (ton)	
6	Temperature, Salinity	132.5	163.5	0.6608
7	Temperature, Salinity, Catches	92.05	116.4	0.8602
8	COD, Chl-a	254.5	336.2	0.8499
9	COD, Chl-a, Catches	90.93	118.8	0.8390

Table 5. Comparison of predicted catches of *Sebastes schlegelii* in 2025.01

Value	Unit	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 5	Case 6	Case 7	Case 8	Case 9
Real						887				
Predicted	ton	1440	1237	2022	1921	988.8	951.4	878.2	1314	1254
(Error, %)		(62)	(39)	(130)	(120)	(11)	(7.3)	(-0.99)	(48)	(41)

선행(leading)하는 경우 상대적으로 양호한 예측 성능을 보인 반면, 후행(lagging)하는 경우에는 성능이 저하되는 경향이 확인되었다. 이는 COD, Chl-a 등과 같이 어획량과 후행적 관계를 보이는 변수는 계절성이 존재하더라도, 해당 변수 단독으로는 어획량 변동을 선제적으로 설명·예측하는 정보가 제한적일 수 있음을 시사한다. 또한 어획량만을 입력으로 사용하는 자기상관 기반 모델(Case 5)이 가장 높은 성능을 나타냈는데, 이는 어획량 자료 자체의 자기상관성이 강하며 단일 측정망 자료만으로 어획량 변동을 충분히 설명하기 어렵다는 점을 보여준다.

다변량 모델에서는 각 입력변수의 단일 상관성이 크지 않더라도, 모델이 변수 간 복잡적·비선형 관계를 학습함에 따라 전반적인 학습 성능이 개선되는 양상이 관찰되었다. 특히 후행 변수라 하더라도 절대 상관계수가 상대적으로 큰 COD 및 Chl-a가 포함될 경우 학습 과정에서 손실이 안정화되는 경향이 나타났다. 다만 예측 구간에서는 입력과 출력의 선·후행 관계가 예측 정확도에 크게 영향을 미쳤으며, 어획량에 선행하는 변수를 사용한 단변량 모델이 후행 변수를 사용한 경우보다 상대적으로 낮은 오차를 보였다. 또한 어획량에 선행하는 해양환경 변수와 어획량 정보를 함께 입력할 경우 학습 성능이 향상될 뿐 아니라 예측 정확도 역시 뚜렷하게 개선되는 것으로 확인되었다.

종합하면, 조피볼락 어획량은 일부 해양환경 변수와 일정한 시차 관계를 가지며, 그중 어획량에 선행하는 해양환경측정망 지표는 어획량 예측을 위한 유의미한 보조 정보로 활용될 수 있다. 반면 어획량에 후행하는 지표는 학습 과정에서 손실을 안정화하는 데 기여할 수 있으나, 예측 성능 측면에서는 오히려 저하 요인으로 작용할 수 있어(Case 5와 Case 8-9 비교) 예측 입력 변수로의 활용에는 한계가 있다. 이러한 후행적 관계는 조피볼락 어획량 증가 이후 식물 플랑크톤(Chl-a) 농도 및 유기물 지표(COD) 변화가 동반될 수 있음을 시사하며, 이는 양식 활동 또는 출하량 변동이 해양 환경(예: 부영양화 경향)과 연계될 가능성을 정성적으로 보여준다.

그러나 선행 지표가 존재함에도 어획량의 자기상관성이 가장 지배적으로 작용한 결과는, 해양환경측정망 자료 이외에도 정책적 변화, 시장 수요, 양식 운영 특성 등 어획량 변동에 영향을 미치는 다양한 요인이 충분히 고려되지 않았음을 시사한다. 향후에는 관측 주기와 기간이 충분한 장기·고해상도 자료를 확보하고, 조피볼락 양식 및 출하에 직접적인 영향을 미치는 핵심 요인을 추가적으로 발굴·반영함으로써 예측 모델의 신뢰도와 활용성을 제고할 필요가 있다.

Reference

- [1] Abele, D., Burlando, B., Viarengo, A. and Pörtner, H.O., 1998, Exposure to elevated temperature and hydrogen peroxide elicits oxidative stress and antioxidant response in the Antarctic intertidal limpet *Nacella concinna*. *Comp. Biochem. Physiol.*, B 120, 425-435.
- [2] Chang, Y.J., Hur, J.W., Lim, H.K. and Lee, J.K., 2001, Stress in olive flounder (*Paralichthys olivaceus*) and fat cod (*Hexagrammos otakii*) by the sudden drop and rise of water temperature. *J. Korean Fish. Sci.*, 34, 91-97.
- [3] Choi, H. S., Myoung, J.I., Park, M., and Cho, M.Y., 2009, A Study on the summer mortality of Korean rockfish *Sebastes schlegeli* in Korea. *Journal of fish pathology*, 22(2), 155-162.
- [4] Davis, K.B., Torrance, P. and Parker, N.C., 1990, Physiological stress in striped bass: effect of acclimation temperature. *Aquaculture*, 91, 349-358.
- [5] Hochreiter, S., and Schmidhuber, J., 1997, Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), pp. 1735-1780.
- [6] Holmes, E.E., Scheuerell, M.D., and Ward, E.J. 2020, *Applied time series analysis for fisheries and environmental data*. Seattle: Northwest Fisheries Science Center.
- [7] Jee, B.Y., Do, Y.H., Min, B.H., Park, M.S., Hwang, H.G., Myeong, J.I., and Cho, J.K., 2015, Changes of blood parameters in Korean rockfish *Sebastes schlegeli* subjected to acute hypoxia at different water temperatures. *Korean Journal of Environmental Biology*, 33(4), 412-418.
- [8] Kim, E., Moon, D., and Kim, S., 2015, Effects of climate-induced variation in the catch distribution and biological characteristics of skipjack tuna *Katsuwonus pelamis* in the Western and Central Pacific Ocean. *Korean Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 48(4), 489-497.
- [9] Kim, H.Y., 2021, Changes in metabolic rate and hematological parameters of black rockfish (*Sebastes schlegeli*) in relation to temperature and hypoxia. *Journal of fish pathology*, 34(2), 213-224.
- [10] Kim, J.Y., Kim, Y., and Kim, H., 2021, Population Variation of Spanish Mackerel (*Scomberomorus niphonius*) according to Its Major Prey Abundance in Southern and Eastern Coastal Waters of Korea. *Journal of Environmental Science International*, 30(10), 811-820.
- [11] Korea Meteorological Administration: 2024 abnormal climate report (Report No.11-1360000-100044-10). Korea Meteorological Administration, 2024.
- [12] Lee, D.C., Kim, D.H., Kim, S.M., Kang, M.S., Hong, M.J., Kim, H.J., and Park, S.I., (2002), Effects of stress induced by changes of water temperature on the non-specific defense mechanism in cultured olive flounder, *Paralichthys olivaceus*. *J. Fish Pathol.*, 15, 65-75.
- [13] Lee, D.C., Park, Y.C., Jeon, C.Y., Yang, J.Y., Hur, Y.B., Kim, J.W., and Cho, K.C., 2013, A report on the 2012 mass summer mortalities of black rockfish, *Sebastes schlegeli* in the Southeast Sea, Korea. *Journal of fish pathology*, 26(3), 173-183.
- [14] Oh, S.Y., Noh, C.H., Myoung, J.G., and Jo, J.Y., 2007, Effects of water temperature and body weight on oxygen consumption rate of black rockfish, *Sebastes schlegeli*. *Korean Journal of Ichthyology*, 19(1), 1-7.
- [15] Park, M.G., Koo, C.M., and Byun, S.S., 2024, Prediction of Swimming Crab Catch Amount in Incheon Waters Using Long

- Short-term Memory (LSTM) and Consideration of Its Use in Naval Operations. *Journal of the KNST*, 7(3), 309-315.
- [16] Ryu, J.W. and Kim T.Y., 2023, Prediction and Early Warning of Jellyfish Bloom in Busan Coastal Region based on LSTM-Aut-encoder. *Journal of the Korean Society for Marine Environment & Energy-Vol*, 26(1), 81-88.
- [17] Son, M.H., 2007, Standard Manual of Black Rockfish Culture (Report No. 11-1520635-000107-01). National Fisheries Research & Development Institute, 2007.
- [18] Song, H., 2018, Fluctuations of common squid *Todarodes pacificus* catches in the Northwestern Pacific under changing climate and habitat temperature. *Korean Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 51(3), 338-343.
- [19] Yang, S.J., Lee, J.Y., Hwang, H.K., and Myeong, J.I., 2016, Effects of temperature and salinity on survival, metabolism and histological change of the rockfish, *Sebastes schlegeli*. *Journal of Fisheries and Marine Sciences Education*, 28(4), 1068-1075.

Received 16 October 2025

Revised 14 November 2025

Accepted 9 February 2026