

Received: 2024/08/07  
Revised: 2024/08/17  
Accepted: 2024/09/27  
Published: 2024/09/30

**\*Corresponding Author:**

**Sang-Shin Byun**

Dept. of Oceanography, Republic of Korea Naval Academy  
1 Jungwon-ro, Jinhae-gu, Changwon-si,  
Gyung-sangnam-do, 51704, Republic of Korea  
Tel: +82-55-907-5253  
Fax: +82-55-907-5231  
E-mail: ssbyun@navy.ac.kr

**Abstract**

인천해역 꽃게 어획량의 예측은 수산자원관리 및 해양경계작전 차원에서 매우 중요한 의미를 가진다. 따라서 본 논문에서는 딥러닝 기법 중 하나인 장단기 기억 신경망(LSTM) 모델을 구축하여 인천해역 꽃게 어획량을 예측하였다. 예측의 신뢰성을 확인하기 위해 과거 어획량 통계자료만을 학습한 결과와 해양환경 관측자료를 함께 학습한 결과를 상호 비교하였다. 해양환경 자료를 함께 학습한 경우, 예측 정확도는 훨씬 높게 나타났는데, 이는 LSTM 모델이 인천해역 꽃게 어획량 예측에 활용될 수 있음을 시사한다.

Prediction of the catch amount of swimming crab in Incheon waters is very important in terms of fisheries resource management and marine security operations. Therefore, in this paper, we predicted the swimming crab catch amount by constructing a long short-term memory (LSTM) model, one of the deep learning techniques. To confirm the reliability of the prediction, the results of learning only past fish catch statistical data were compared with the results of learning together with ocean environment observation data. The prediction accuracy was much higher when learning ocean environment data together, which suggests that the LSTM model can be used to predict swimming crab catch amount in the Incheon waters.

**Keywords**

꽃게(Swimming Crab), 어획량(Catch Amount), 딥러닝(Deep Learning), 장단기 기억 신경망(Long Short-term Memory)

**Acknowledgement**

본 논문은 2024년 해군사관학교 해양연구소 학술연구과제 연구비의 지원으로 수행된 연구임

# 장단기 기억 신경망 (LSTM)을 활용한 인천해역 꽃게 어획량 예측과 해군작전 활용 고찰

## Prediction of Swimming Crab Catch Amount in Incheon Waters Using Long Short-term Memory (LSTM) and Consideration of Its Use in Naval Operations

박민규<sup>1</sup>, 구창모<sup>1</sup>, 변상신<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>해군사관학교 해양학과 사관생도

<sup>2</sup>해군 중령/해군사관학교 해양학과 교수

Min-Gyu Park<sup>1</sup>, Chang-Mo Koo<sup>1</sup>, Sang-Shin Byun<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Midshipman, Dept. of Oceanography, Republic of Korea Naval Academy

<sup>2</sup>Commander, ROK Navy/Professor, Dept. of Oceanography, Republic of Korea Naval Academy

### 1. 서론

꽃게(학명 *Portunas trituberculatus*)는 절지동물문(Phylum Arthropoda), 갑각아문(Subphylum Crustacea), 십각목(Order Decapoda), 꽃게과(Family Portunidae)에 속하는 갑각류로, 대표적인 우리나라의 수산자원이다[6]. 국내의 꽃게 중 45% 이상은 인천해역에서 어획되며, 주로 연평도와 백령도 인근 해역에서 꽃게 개체군의 산란과 번식이 이루어진다[3]. 인천해역의 꽃게 어획량 예측은 수산자원 관리 차원에서도 중요하며[5], 해군 및 해양경찰의 경계작전과도 밀접하게 연관되어 있다. 최근 연구에서는 2006년~2017년간 연도별 북한의 NLL 침범 횟수와 서해안 꽃게 어획량을 비교해 본 결과, 어획량이 많을 경우 북한의 침범도 증가하는 상관관계가 있음을 밝히기도 하였다[7]. 또한, 꽃게 어획량이 많은 해에는 중국 불법조업 어선의 침범 횟수도 증가하는 것으로 나타났다[8]. 이러한 상황에서 인천해역 꽃게 어획량 예측은 서해 해역의 전반적인 긴장도를 예측하는 지표로 활용될 수 있을 것이며, 이는 곧 해군과 해양경찰의 임무 수행과 전력 운용에 중요한 정보로 활용될 수 있을 것이다.

특정 어종의 어획량에는 해양환경적 요소를 비롯한 다양한 요인들이 복합적으로 영향을 미치므로 이에 대한 정량적인 예측은 매우 어렵다. 이에 따라 기존의 어획량 예측은 주로 시계열 분석 방법을 통해 수행되어왔다. 이는 과거 어획량 자료 이외의 다른 자료 없이 이전 시간 단계의 데이터 값과의 관계만을 자동 회귀하여 예측하는 것이다[4]. 이러한 방법으로 자기회귀 이동평균 모델(ARIMA)이 주로 많이 사용되었는데, 한국 근해 산 갈치의 단기간 어획량 예측[5]과 말레이시아 부어(pelagic fish) 어획량 예측[9] 등이 주요한 예이다.

그러나, 시계열 분석을 통한 예측은 어획량에 영향을 주는 다양한 환경적 요인들을 고려할 수 없어 예측의 정확도가 낮고, 장기적인 예보를 수행하기 어렵다. 따라서 최근에는 인공지능 기법을 활용한 어획량 예측 연구가 수행되고 있다. 인공지능 기반 모델들의 경우 빅데이터를 기반으로 어획량에 영향을 주는 다양한 요소들을 함께 학습함으로써 더욱 정확한 예측을 수행할 수 있다. 따라서 시계열 예측 모델보다 대체적으로 예측의 정확도가 높게 나타난다. 그러한 예로 해양환경 변수와 위성 데이터를 기반으로 SVM(Support Vector Machine), RF(Random Forest), DNN(Deep Neural Network)을 활용한 일일 어획량 예측 모델의 개발이 진행되었으며[6], 국소 해역에 대한 소규모 어획량 예측에 딥러닝 모델인 ANN(Artificial Neural Network)이 적용되기도 하였다[11]. 한편, ARNN(Autoregressive Recurrent Neural Network) 모델이 한국 남해 멸치 어획량 예측에 적용되어 비교적 높은 성능을 보여주기도 하였다. $(R^2 = 0.82)$ [10]. 그러나 국내에서 생산되는 꽃게의 어획량을 인공지능을 통해 예측하는 연구는 아직까지 존재하지 않으며, 특히 딥러닝 기법을 활용한 어획량 예측은 그 사례를 찾아보기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 장단기 메모리 기억법(LSTM, long short-term memory)을 적용하여 인천해역 꽃게 어획량을 예측하는 방안을 제시하였다.

## 2. 자료 및 분석 방법

과거 인천해역 꽃게 어획량 통계자료는 KOSIS 국가통계포털(<https://kosis.kr>)의 어업생산동향조사 자료를 사용하였다. 해당 조사는 1990년 1월부터 최근

까지 월별 인천광역시 꽃게 어획량을 제공하고 있는데, 본 연구에서는 내수면어업으로 획득된 어획량만을 사용하였다.

학습 및 예측의 정확성을 높이기 위해 어획량에 영향을 미치는 평균 수온, 강수량, 풍속, 파고, 파주기에 대한 관측자료를 수집하였다. 수온과 염분은 계류 유생의 성장에 매우 중요한 요소이며, 특히 수온은 갑각류 유생의 생존에 큰 영향을 미치는 것으로 알려져 있다[1]. 또한 강수량은 한강 하구로부터 인천해역으로 유입되는 영양염의 변동을 일으켜 꽃게 유생의 성장에 영향을 준다[2]. 본 연구에서는 유생의 물리적 수송에 의한 어획량 변동이 있을 것으로 예상하여 해양환경 관측자료인 풍속, 파고, 파주기 또한 고려하였다.

인천해역 해양관측자료의 경우 하나의 정점에서 장기간 지속적으로 관측된 자료가 존재하지 않는다. 따라서 각 정점에서 기간별로 관측된 자료를 병합하여 사용하였다. 표층수온 자료의 경우 한국해양자료센터(<https://www.nifs.go.kr>)의 연안정지관측자료 중 월미도 정점(31301)과 용유도 정점(31302)의 일일 관측값을 병합하여 사용하였다. 관측 정점의 위치에 차이가 있는 이유는 관측소 임무 이전에 따라 조사 위치가 변경되었기 때문이다. 인천해역은 수심 증가에 따른 수온 변화가 거의 없고, 백령도 및 연평도 인근해역의 꽃게 어장과 표층수온 관측 정점의 해양환경에 큰 차이가 나타나지 않으므로 해당 정점의 관측자료를 꽃게 어장의 해양환경 변수로 동일시하여 사용하였다.

강수량의 경우 기상청 기상자료개방포털(<https://data.kma.go.kr>)에서 제공하는 종관기상관측자료(ASOS, automated synoptic observing system)의 인천광역시 일일 강수량 자료를 사용하였다. 풍속, 파고, 파주기 등 해양환경 관측자료는 기상청 기상자료개방포털의 해양기상부이 관측자료로부터 수집하였으며, 덕적도 지점(22101)의 일일 관측자료를 사용하였다(Fig. 1 참조).

표층수온 관측자료와 강수량 관측자료의 경우 비교적 오랜 기간 관측이 수행되었으나, 해양기상부이 관측자료의 경우 1999년 이전 관측자료들의 결측값이 매우 많아 실질적인 분석이 불가능하였다. 따라서 1999년 이전에 수집된 자료들은 통계분석용으로만 사용하였으며, 1999년 1월 1일부터 2022년 11월 30

일까지의 기간 동안 관측된 자료들만 선별하여 어획량 예측에 활용하였다. 2022년 11월 30일 이후의 자료는 현재까지 해당 사이트에서 공개되지 않고 있다.

과거 어획량 통계자료를 제외한 나머지 관측자료들은 모두 일일 관측자료이므로, 월평균 값을 산출하여 월별 자료로 변환하였다. 이때 결측값이 월 기준 15일을 초과할 경우 해당 월의 평균값은 품질이 보장되지 않는 것으로 판단하여 공백값 처리하였으며, 나머지 월평균 자료를 이용하여 선형 보간 하였다.

해양기상 변수들과 어획량 간의 상관관계를 통계적으로 분석하기 위하여 R에서 제공하는 CCF(cross correlation function)를 이용하였다.

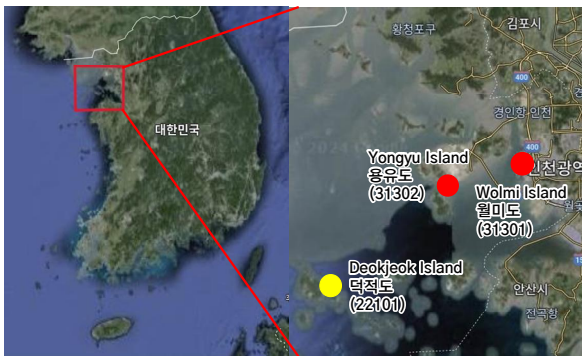


Fig. 1. Observation area and buoy location

### 3. 어획량과 해양환경 변수와의 상관관계

#### 3.1 표층 수온과의 상관관계 분석 결과

1999년 1월부터 2022년 11월까지의 월별 평균 표층 수온과 꽃게 어획량을 각각 Fig. 2와 Fig. 3에 제시하였으며, 두 변수 간 상관관계 분석 결과는 Fig. 4와 같이 나타났다. 그림에서 추세 곡선은 적색선으로 표시하였으며, 이후 본 고에서 제시하는 모든 관측자료 그래프에서 동일하게 나타났다. 표층 수온과 어획량은 시차 12개월 간격으로 0.4 이상의 상관계수가 반복적으로 도출되었는데, 이는 수온과 어획량 간 주기적인 상관관계가 존재함을 의미한다(Fig. 3 참조). 주기가 12개월인 것으로 보아 매년 인천해역의 표층 수온은 꽃게 어획량 변동에 유의미한 영향을 미치고 있음을 알 수 있다. 또한 양의 상관계수와 음의 상관계수가 반복적으로 나타나는 경향성을 보이는데, 이는 겨울철 저수온 기간 중 연안으로부터

멀리 이동하여 월동하는 꽃게의 특성으로 인한 어획량 감소가 반영된 결과로 보인다.

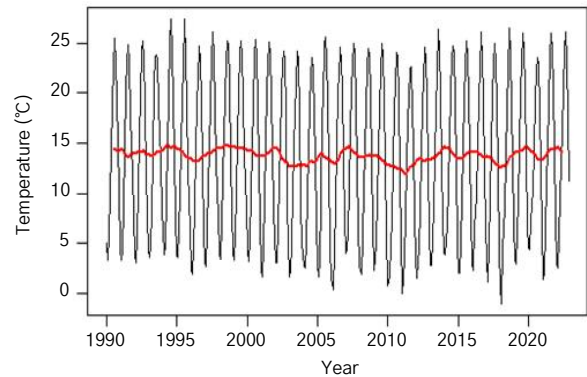


Fig. 2. Observed sea surface temperature

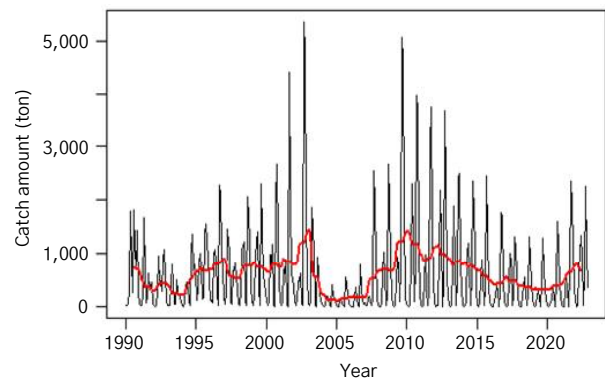


Fig. 3. Catch amount of swimming crab

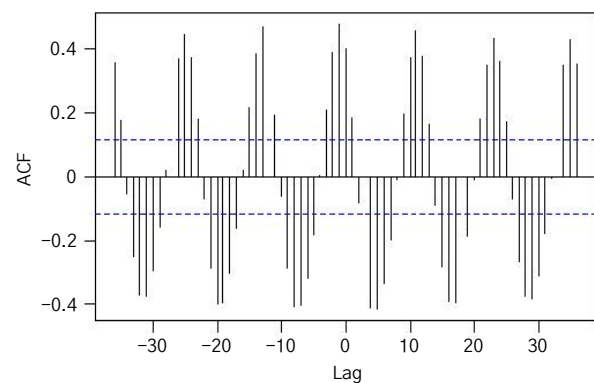


Fig. 4. Correlation between sea surface temperature (Fig. 2) and catch amount (Fig. 3)

#### 3.2 강수량과의 상관관계 분석 결과

인천해역의 강수량은 연간 변동이 크게 나타났으며, 추세의 변동에 있어 계절적 성분 이외의 뚜렷한 경향성은 보이지 않았다. 이는 강수량이 태풍 등 여름철 기상현상에 의해 크게 영향을 받기 때문인 것

으로 추정된다(Fig. 5 참조). 강수량과 꽃게 어획량 간의 상관관계 분석 결과는 Fig. 6와 같다. 12개월 주기의 상관관계가 반복적으로 나타났으며, 이는 강수량과 꽃게 어획량 사이에 강한 상관관계가 존재함을 의미한다.

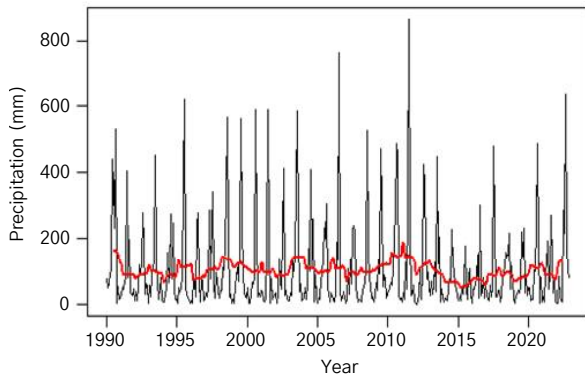


Fig. 5. Observed precipitation

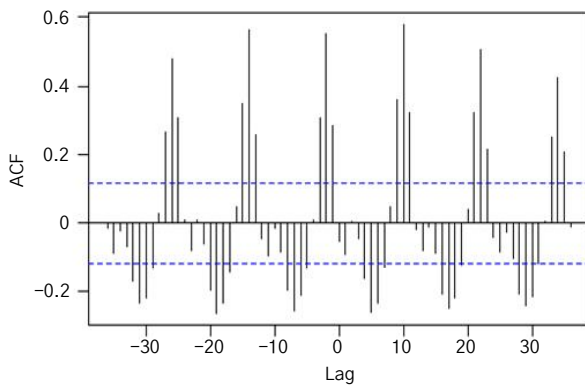
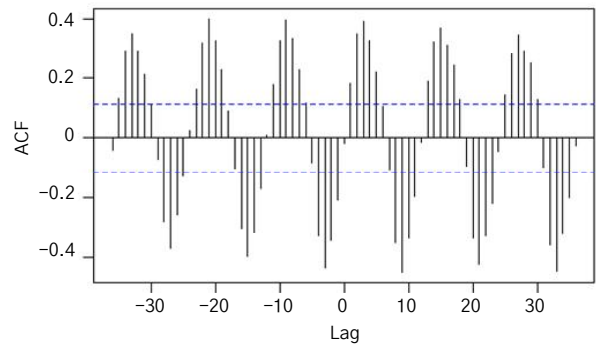


Fig. 6. Correlation between precipitation(Fig. 5) and catch amount(Fig. 3)

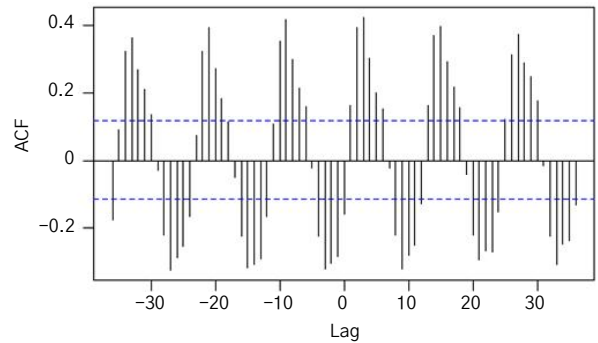
### 3.3 풍속, 파고, 파주기와의 상관관계 분석 결과

유생의 물리적 수송과 관련된 풍속과 유의파고, 최대파고 관측자료는 강수량과 마찬가지로 계절적인 추세성 이외의 특별한 패턴은 관측되지 않았으며 불규칙한 형태를 보였다. 이들과 꽃게 어획량 간의 상관관계 분석 결과는 Fig. 7과 같이 나타났다.

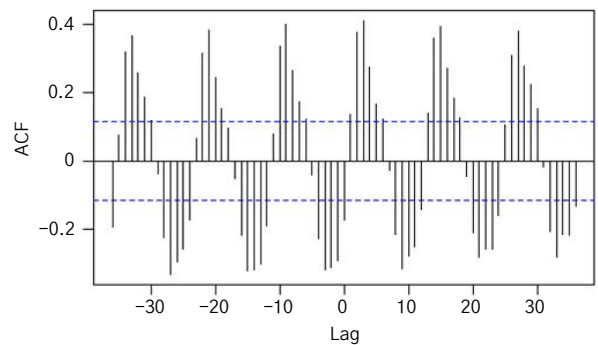
풍속과 유의파고, 최대파고의 경우 12개월 주기로 양의 상관관계가 반복적으로 나타났으며, 이는 유생의 물리적 수송이 어획량의 변동에 영향을 미치고 있는 것으로 보인다. 반면 파주기의 경우 모든 주기에서 유의미한 상관관계가 나타나지 않았으며, 어획량의 변동에 큰 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다(Fig. 7 참조).



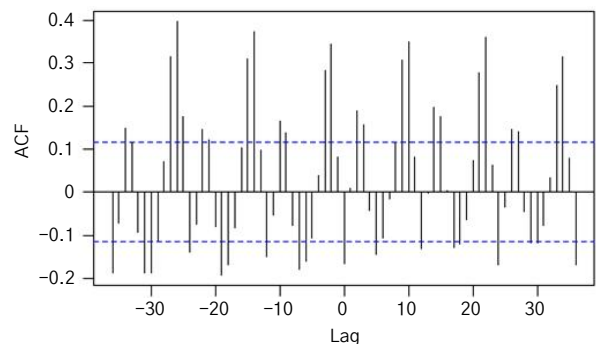
(a) Correlation between average wind speed and catch amount(Fig. 3)



(b) Correlation between significant wave height and catch amount(Fig. 3)



(c) Correlation between maximum wave height and catch amount(Fig. 3)



(d) Correlation between wave period and catch amount(Fig. 3)

Fig. 7. Correlation between observations and catch amount

### 3.4 소(小)결론

상관관계 분석을 통해 꽃게 어획량 예측 모델에 반영할 관측자료를 선별하였다. 수온, 강수량, 풍속, 유의파고, 최대파고의 경우 12개월 주기로 상관관계가 반복적으로 나타났으므로 해당 관측자료들은 어획량 변동에 유의미한 영향을 미치는 것으로 판단하였다. 반면 파주기 관측자료의 경우 어획량 변동과 큰 상관관계가 존재하지 않는 것으로 나타났으며, 이러한 관측자료는 어획량 예측의 정확도를 저하시킬 수 있으므로 학습에 반영하지 않았다.

## 4. 어획량 예측

### 4.1 개발환경 구축

과거 꽃게 어획량 통계자료와 해양환경 및 기상 관측자료들을 활용하여 LSTM 모델을 구축하고 어획량 예측을 수행하였다. 예측 모델의 개발은 신경망 모델 구현에 필요한 패키지 및 기능을 제공하는 Python 기반의 Keras 2.2.4를 사용하였으며, Keras의 경우 백엔드로 Tensorflow 2.3.0 버전을 사용하였다. Tensorflow의 경우 Python 3.6.0 버전부터 3.8.0 버전까지 서비스를 지원하므로 Python 3.8.0을 이용하였다.

### 4.2. 예측모델 개발

딥러닝 모델의 구축을 위해 가상환경에 패키지들을 설치하였다. 예측 수행을 위한 기본적인 데이터 연동 및 연산을 위해 Pandas, NumPy 패키지를 활용하였으며, 데이터 정규화를 수행하기 위해 scikit-

learn에서 제공하는 MinmaxScaler 패키지를 활용하였다. 또한 LSTM 모델 생성을 위해 Sequential, Dense 패키지를 활용하였고, 예측 결과의 시각화를 위한 pyplot과 예측모델의 성능평가를 위한 결정계수( $R^2$ ) 계산을 위해 r2\_score 패키지를 설치하였다.

수집된 자료들이 정상적으로 읽혀졌는지 확인한 후, 예측에 사용될 데이터만을 지정하여 분리하였다. 또한 원활한 학습을 위해 자료들의 값을 일정 범위 내로 조정하는 정규화를 수행하였다. 여러 방식의 정규화 기법 중 Min-Max Scaling 방식이 가장 높은 성능을 보여 어획량 예측 모델에 사용하였다.

모델의 훈련에 의한 예측 결과 값을 실제 어획량과 비교·검증하기 위해 자료를 training-set과 test-set으로 분리하였다. 입력자료가 모두 연속적으로 존재하는 1999년 1월부터 2019년 11월까지의 자료들을 training-set으로 지정(학습 시작 월 기준)하였고, 2019년 12월부터 2022년 11월까지의 자료는 test-set으로 지정하였다. 모델은 training-set의 기간 동안 훈련을 거쳐 2020년 12월부터 2022년 11월까지의 자료를 예측한다. 이후 예측 결과를 test-set 자료의 실제 값과 비교하여 성능을 검증할 수 있도록 구성하였다.

또한, 모델의 학습에 해양환경 관측자료가 기여하는 정도를 확인하기 위해 먼저, 과거 어획량 통계자료만을 이용하여 예측을 진행하였다. 이후 관측자료와 과거 어획량 통계자료를 함께 이용하여 예측한 결과를 상호 비교함으로써 모델의 성능을 검증하였다.

### 4.3 어획량 예측 및 성능 검증

구축한 모델에 의한 어획량 예측 결과는 Figs. 8-9와 같이 나타났다. 과거 어획량 통계자료만을 학습

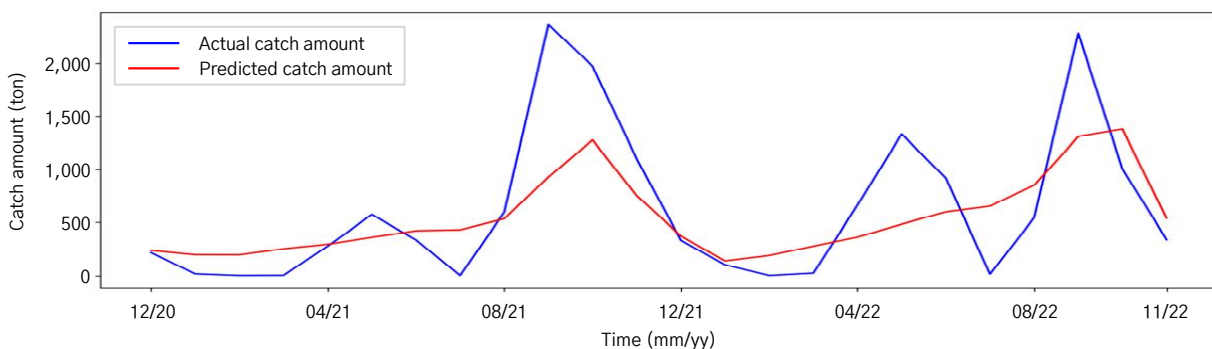


Fig. 8. Prediction result when learning only past catch amount(red line: prediction, blue line: original data)

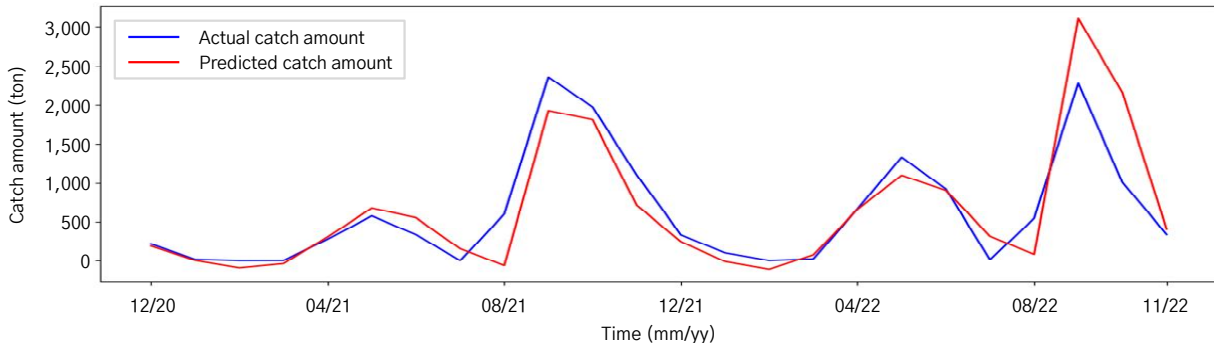


Fig. 9. Prediction result when learning past catch amount and ocean observation data together (red line: prediction, blue line: original data)

한 예측 결과(Fig. 8 참조)의 경우 실제 값과 잘 일치하지 않는 형태를 보였는데, 전반적으로 어획량 증감 패턴을 충분히 재현하지 못하였다.

반면, 해양환경 관측자료를 과거 어획량 관측자료와 함께 학습한 예측의 경우에는 상당히 정확한 일치를 보였다(Fig. 9 참조). 과거 어획량 통계자료만을 학습한 것과 달리 훨씬 개선된 결과를 나타내었는데, 실제 꽃게 어획량 통계와 매우 유사한 값을 도출하였다. 해당 예측에서의  $R^2$ 는 0.71로, 모델의 예측에 신뢰성이 있음을 보여준다.

## 5. 결론 및 토의

본 연구에서는 LSTM 모델을 활용하여 과거 어획량 통계자료와 해양환경 관측자료를 학습하여 인천해역의 꽃게 어획량을 예측하였다. 특히, 이번 연구에서 주목할 부분은 과거의 어획량만을 이용한 학습보다 해양환경 관측자료를 함께 학습하였을 때 어획량 예측 정확도가 훨씬 높아진다는 사실이다. 따라서 LSTM 모델을 적용하여 비교적 긴 기간에 대한 인천해역 꽃게 어획량 예측이 효과적으로 수행될 수 있음을 확인하였다. 이는 추후 어획량의 예측 연구에서 딥러닝 기반 기술들이 적용될 수 있음을 시사하는 것이다. 또한 인천해역의 꽃게뿐만 아니라 다양한 중요 어종의 어획량 예측에도 딥러닝 기반 기술들이 적용될 수 있을 것으로 보인다.

특히 인천해역 꽃게 어획량의 경우 해군 및 해경의 접적해역 경계작전에도 큰 영향을 주므로, 보다 정확한 어획량 예측이 중요하다. 본 연구에서는 실제 꽃게 서식지에서 관측된 데이터가 없어, 다소 이격된 정점에서 수집된 자료를 대체하여 사용하였다.

또한 주요 영양염 등 생물학적 요인을 고려하지 못했다는 점에서 한계점이 존재한다. 그럼에도 본 연구에서 LSTM으로 예측한 결과는 실제 어획량 자료와 양호한 일치를 보였다. 따라서 보다 정확한 관측자료를 활용하여 학습한다면 예측의 정확도는 더욱 높아질 수 있을 것으로 기대된다. 향후 이에 대한 관측 및 후속 연구가 필요할 것이다.

## 참고문헌

- [1] 김광봉, 홍성윤, “주름꽃게 (*Liocarcinus corrugatus*) 유생의 성장과 생존에 대한 온도의 영향,” 한국수산과학회지 제37권, 제3호, pp. 186-191, 2004.
- [2] 고수진, 윤병일, 이승환, 구자근, 김맹진, “우리나라 서해연안의 산란철 꽃게유생 분포 및 출현,” 수산해양교육연구, 제34권, 제5호, pp. 731-739, 2022.
- [3] 고진태, “서해안 꽃게어장 환경개선사업,” 한국어촌어항협회, 통권, 제103호, pp. 12-16, 2013.
- [4] 박해훈, 윤갑동, “한국 멸치어업의 어획량 분석과 예측,” 한국수산과학회지, 제29권, 제2호, pp. 143 - 149, 1996.
- [5] 유신재, 장창익, “시계열 분석에 의한 어획량 예측,” 한국수산과학회지, 제26권, 제4호, pp. 363-368, 1993.
- [6] 윤병일, 박준, 최광호, 김정년, 구자근, 손명호, “우리나라 서해연안의 산란철 꽃게유생 분포 및 출현량,” 수산해양교육연구, 제30권, 제6호, pp. 1923-1929, 2018.
- [7] 이경희, “기후변화 의제를 연계한 한반도 평화 고찰: 한반도 꽃게전쟁과 서해평화시대 조성 가능성 검토,” 평화학연구, 제23권, 제1호, pp. 53-77, 2022.
- [8] 해군이여! 꽃게 전선 사수하라’, (대한민국 정책브리핑 기사: 2017. 6. 21.)
- [9] Bako, H. Y., Rusiman, M. S., Kane, I. L., and Matias-Peralta, H. M., “Predictive modeling of pelagic fish catch in malaysia using seasonal ARIMA models,” Forestry and Fisheries, Vol. 2, No. 3, pp. 136-140, 2013.
- [10] Kim, J. Y., Jeong, H. C., Kim, H., and Kang, S., “Forecasting the monthly abundance of anchovies in the

South Sea of Korea using a univariate approach,” *Fisheries Research*, Vol. 161, pp. 293–302, 2015.

[11] Cavieses Núñez, R. A., Ojeda Ruiz de la Peña, M. Á., Flores Irigollen, A., and Rodríguez Rodríguez, M., “Deep learning models for the prediction of small-scale fisheries catches: Finfish fishery in the region of “Bahía Magdalena–Almejas”,” *ICES Journal of Marine Science*, Vol. 75, No. 6, pp. 2088–2096, 2018.