

심층신경망을 활용한 *Cochlodinium polykrikoides* 적조 발생 예측 연구

박수호* · 정민지* · 황도현* · 앵호자리갈 운자야* · 김나경* · 윤홍주*

Study on *Cochlodinium polykrikoides* Red tide Prediction using Deep Neural Network under Imbalanced Data

Su-Ho Bak* · Min-Ji Jeong* · Do-Hyun Hwang* · Unuzaya Enkhjargal* · Hong-Joo Yoon*

요약

본 연구에서는 심층 신경망을 이용하여 *Cochlodinium polykrikoides* 적조 발생을 예측하는 모델을 제안한다. 적조 발생 예측을 위해 8개의 은닉층을 가진 심층 신경망을 구축하였다. 위성 재분석 자료와 기상수치모델 자료를 이용하여 과거 적조 발생해역의 해양 및 기상인자 총 59개를 추출하여 신경망 모델 학습에 활용하였다.

전체 데이터셋 중 적조 발생 사례는 적조 미발생 사례에 비해 매우 적어 불균형 데이터 문제가 발생하였다. 본 연구에서는 이를 해결하기 위해 과표집화(Over sampling) 기반 데이터 증식(Data augmentation) 기법을 적용하였다. 과거자료를 활용하여 모형의 정확도를 평가한 결과 약 97%의 정확도를 보였다.

ABSTRACT

In this study, we propose a model for predicting *Cochlodinium polykrikoides* red tide occurrence using deep neural networks. A deep neural network with eight hidden layers was constructed to predict red tide occurrence. The 59 marine and meteorological factors were extracted and used for neural network model training using satellite reanalysis data and meteorological model data.

The red tide occurred in the entire dataset is very small compared to the case of no red tide, resulting in an unbalanced data problem. In this study, we applied over sampling with adding noise based data augmentation to solve this problem. As a result of evaluating the accuracy of the model using test data, the accuracy was about 97%.

키워드

Red Tide, Machine Learning, Harmful Algal Bloom Prediction
적조, 기계 학습, 유해 조류 발생 예측

1. 서론

적조 현상이란 식물플랑크톤이 특정 환경조건에서

대량으로 증식하여 해수색을 변색시키거나 타생물에
게 물리적 피해를 입히는 현상이다. 적조를 발생시키
는 원인종은 현재까지 약 200여종이 보고되었으나 한

* 부경대학교 지구환경시스템과학부
(shbak91@pukyong.ac.kr)

** 교신저자 : 부경대학교 지구환경시스템과학부
• 접 수 일 : 2019. 09. 30
• 수정완료일 : 2019. 11. 07
• 게재확정일 : 2019. 12. 15

• Received : Sep. 30, 2019, Revised : Nov. 07, 2019, Accepted : Dec. 15, 2019

• Corresponding Author : Hong-Joo Yoon

Division of Earth Environmental System Science Major of Spatial Information
Engineering, Pukyong National University,
Email : yoonhj@pknu.ac.kr

국의 경우 남조류 5종, 와편모조류 34종, 황색편모조류 2종, 규조류 21종, 침편모조류 2종, 은편모조류 1종, 유글레나조류 1종, 원생동물 1종의 총 67종이 적조 원인종으로 알려져 있다[1-3]. 한국의 경우 1980년대까지는 연간 전체 적조발생 사례 중 주로 규조류에 의한 적조가 주를 이루었으나, 1990년대에 이르러 점차 와편모조류에 의한 적조발생 빈도가 증가하는 추세이다[3, 4]. 이러한 와편모조류는 편모조류의 일종인 식물플랑크톤으로 두 개의 편모를 가지고 있으며, 생활사의 일부 과정에서 유성생식에 의해 휴면포자를 형성하는 종이다[3]. 또한 운동능력을 지니고 있어 한번 대량발생을 일으키면 저층의 높은 영양조건에서 지속적으로 영양분을 공급받아 장기간, 넓은 해역에서 적조현상을 지속시키는 특성을 가지고 있다[3]. 한국에서는 와편모조류 중 *Cochlodinium polykrikoides* (이후 *C. polykrikoides*)가 최근 20여년 간 매년 여름과 가을철에 적조를 일으키고 있다.

현재까지 제안된 적조 방제 수단으로는 황토 살포가 유일하다고 볼 수 있다[5]. 그러나 황토 살포 또한 경제적으로 많은 비용을 필요로 하며, 대량발생 이후에는 실효성이 떨어진다는 문제점이 있다. 그러나 적조 발생 위치나 시기를 미리 알 수 있다면 발생 초기에 피해를 줄일 수 있다. 양식장 밀집 해역에 적조 폐치가 유입되기 전에 양식장을 침하 또는 격리시켜 양식 생물의 사망을 줄일 수 있으며, 출하 가능한 생물의 경우 조기 채취를 통해 피해액을 감소시킬 수 있다. 그러나 현재까지 적조의 발생, 확산 그리고 소멸 등 적조 현상의 전반적인 메커니즘이 규명되지 않아 적조 예보가 어려운 상황이다. 자연현상을 예측하기 위해서는 모델이 필요하며, 모델을 개발하기 위해서는 인간이 많은 양의 데이터를 분석함으로써 인과관계를 도출해야한다. 따라서 인간이 인과관계를 도출하지 못한 현상에 대해서는 모델을 개발할 수 없다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 기계학습 기반의 적조 예측 모델을 제안하고자 한다. 기계학습 기반의 모형은 인과관계 대신 데이터와 자연현상 간의 상관관계를 이용하기 때문에 인과관계를 모르는 상태에서 모델 개발이 가능하다.

II. 자료 및 방법

2.1 연구자료

본 논문에서 제안하는 적조 발생 예측 모형은 기계학습 방법을 기반으로 한 모형으로 심층 신경망(Deep Neural Network)을 활용하였다. 모형 학습에 필요한 데이터 셋은 미항공우주국 제트추진연구소에서 제공하는 GISST(GHRSSST: Group for High Resolution Sea Surface Temperature)와 기상청에서 제공하는 국지예보모델(LDAPS: Local Data Assimilation and Prediction System)를 이용하였다. 이를 통해 총 59개 특징(변수)을 추출하였다. 적조 발생 기간과 미발생 기간을 구분하기 위해 국립수산과학원에서 제공하는 적조 속보를 활용하였다. 적조속보에 포함된 적조발생 해역도를 지오레퍼런싱하여 적조 발생 위치에 대한 자료를 구했다. 적조 발생 위치 자료를 이용하여 GISST와 LDAPS 자료에서 적조발생 해역에서의 해양 및 기상 자료를 추출하였다(그림 1).

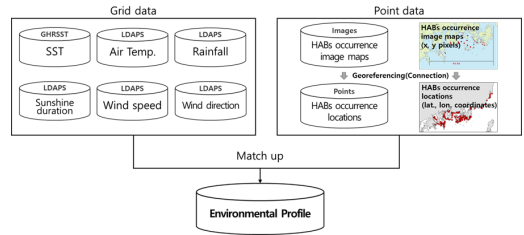


그림 1. 일치점 자료 생산과정
Fig. 1 Process of match up data

지오레퍼런싱은 좌표값이 부여되지 않은 항공사진 또는 위성사진에 실제세계의 좌표를 부여하는 방법으로 사진 또는 지도 상의 기준점의 실제좌표를 입력함으로써 이루어지며, 그 외 모든 좌표는 이 기준점에 대한 상대적인 좌표값으로 입력된다. 적조 미발생 기간의 해양환경 자료는 적조가 발생하지 않은 해(2016년, 2017년)의 여름철과 적조발생 기간의 봄, 겨울철 기간 중 무작위 추출하였다. 과적합을 방지하기 위해 전체 데이터셋을 70:30으로 분할하여 70%를 학습데이터로 사용하였다. 나머지 30%는 모델 검증을 위해 사용되었다.

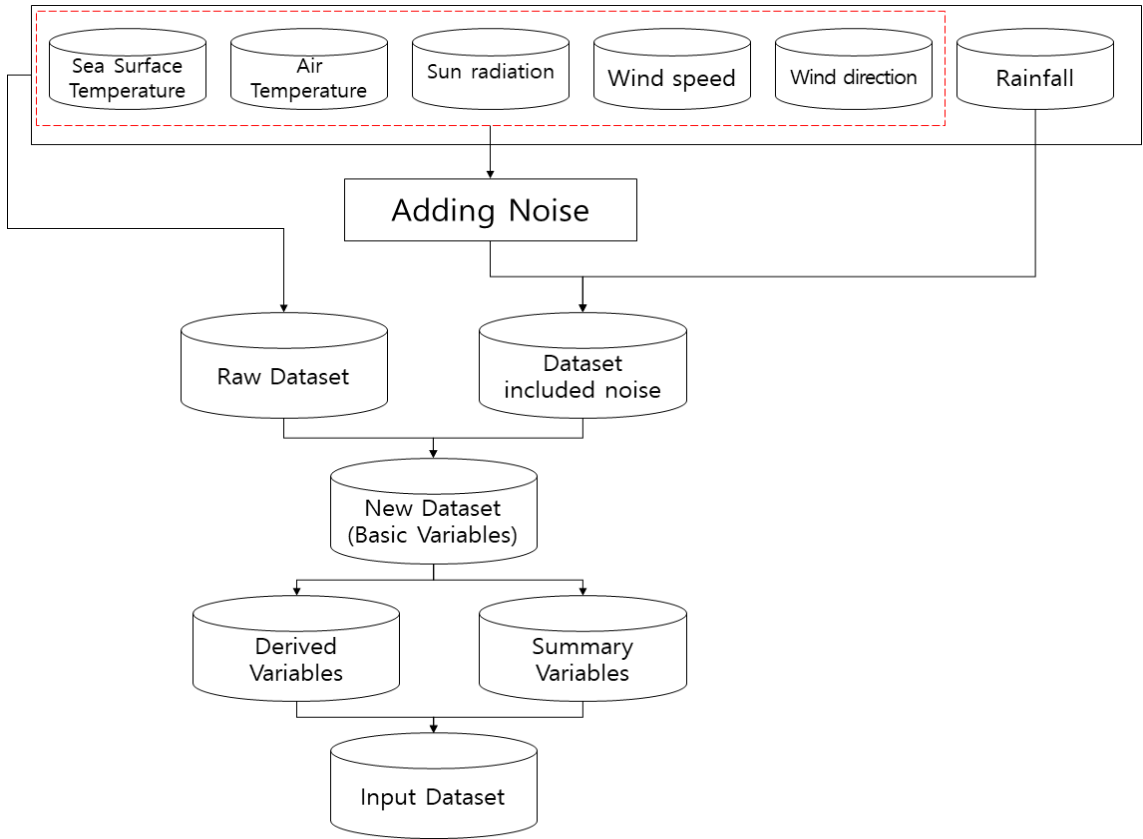


그림 2. 입력 데이터셋 생산과정
Fig. 2 Process of input dataset

이 때, 적조 발생 사례는 적조 미발생 사례에 비해 현저히 낮은 비율을 가지고 있어 데이터셋 내 클래스 간 불균형 문제가 발생하였다. 본 연구에서는 이를 해결하기 위해 적조 발생 사례를 과표집화(Over sampling)하여 적조 미발생 사례와 데이터수를 일치 시켜주는 데이터 증식(Data augmentation) 기법을 적용하였다. 이 때, 적조 발생 사례에 해당하는 환경 변수들 중 강수량을 제외한 해수면온도, 기온, 일사량, 풍속, 풍향의 5개 기본인자에 대해서 소숫점 2째 자리에서 무작위 잡음을 추가하여 과표집화 작업을 수행하였다(그림 2). 강수량의 경우 무작위 잡음을 추가하게 될 경우 음수(Negative) 강수량이 발생하거나 강수가 존재하지 않는 사례가 강수사례로 바뀌는 등 본래 데이터의 의미가 상실되므로 잡음 추가 대상에서

제외시켰다.

2.2 심층 신경망

연산 계층이 두 개 이상으로 구성된 인공신경망을 다층 신경망(Multi-layer Neural Network)이라 한다 [6]. 전통적인 퍼셉트론(Perceptron)의 경우 입력층과 출력층만 존재하므로 출력층이 유일한 연산 계층이다 [6]. 그러나 다층 신경망의 경우 추가적인 중간 계층으로 은닉층(Hidden Layer)을 가지고 있다[6]. 최근에는 이러한 다층 신경망에 3~5개 혹은 그 이상의 은닉층을 부여하여 심층 학습(Deep Learning)을 유도하기 위해 활용되는 신경망을 심층 신경망(Deep Layer Neural Network)로 구분하기도 한다.

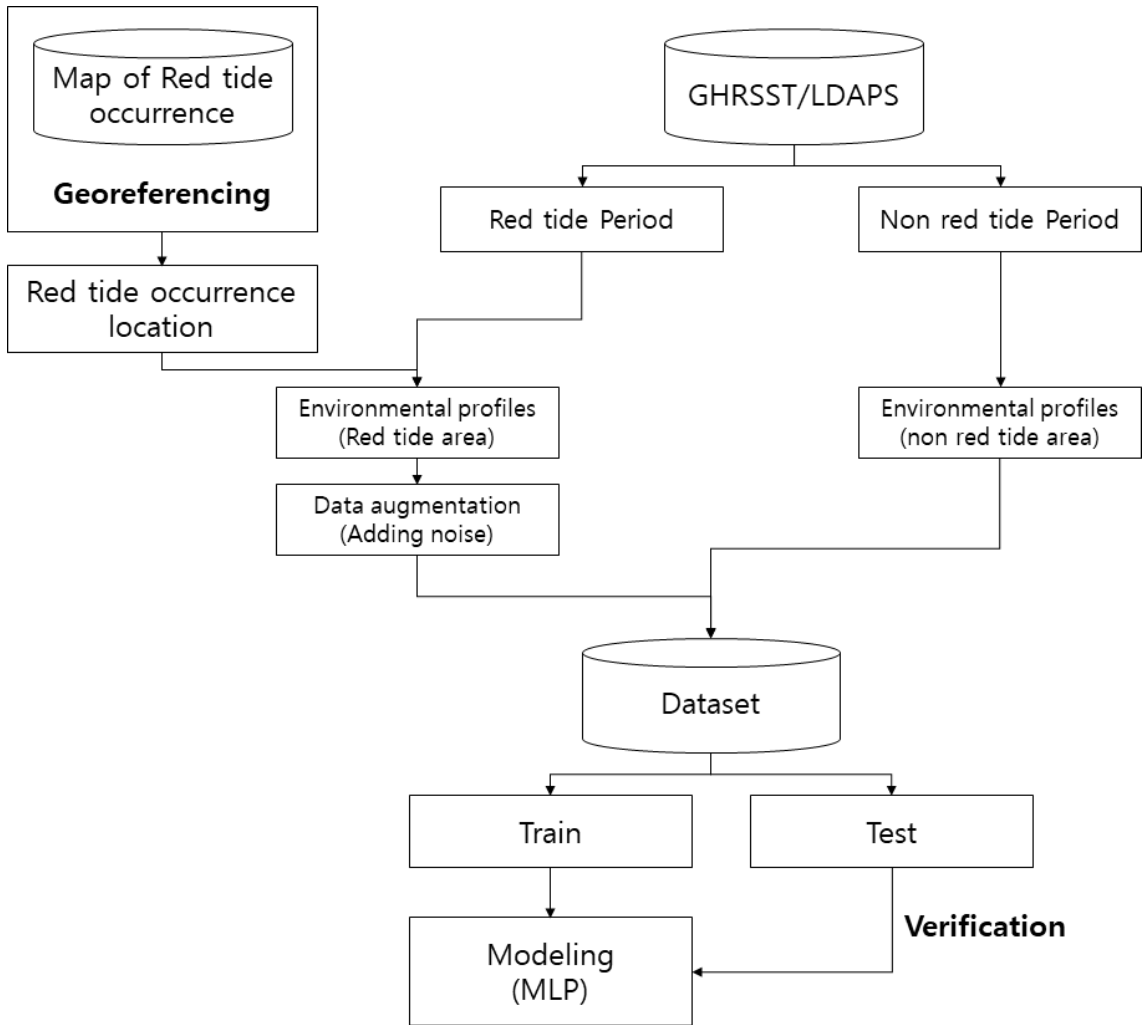


그림 3. 적조 발생 예측을 위한 심층신경망 개발 흐름도
 Fig. 3 Flow chart of development of deep layer neural network for red tide prediction

기존에 많은 분야에 응용되었던 회귀 모형의 경우 선형 모형이기 때문에 비선형성이 강한 예측 문제 해결에는 여러 가지 한계가 존재한다. 이러한 비선형성이 강한 문제 해결을 위해 선형 모형을 비선형 함수들로 확장하기 위해서는 선형 모형을 입력 변수 그 자체가 아닌 변환된 입력에 적용하는 것이다[7]. 그동안 이러한 변환을 위해 다항 회귀(Polynomial regression)이나 주성분분석(PCA: Principal

Component Analysis) 등을 활용하여 연구자가 주도적으로 설계하는 방법들이 활용되어 왔다[8, 9].

다층 신경망과 같은 심층 학습의 경우 이러한 문제를 모형 스스로 문제 해결에 적합한 변환 함수를 학습하는 것이다[7]. 이러한 변환 함수의 학습이 다층 신경망의 경우 은닉층을 통해 이루어진다.

본 연구에서 활용한 심층 신경망은 총 7개의 은닉층 (Hidden Layer)로 구성되어 있으며, 각 은닉층에는 120

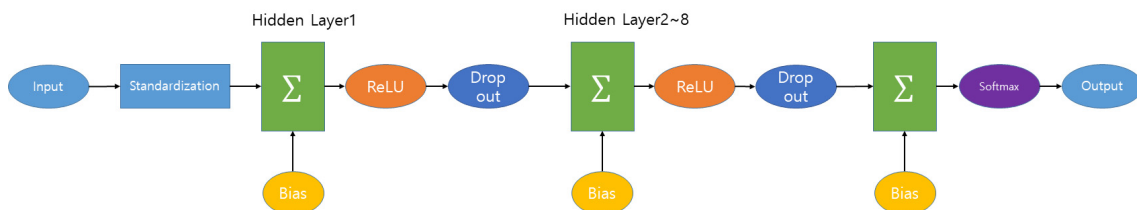


그림 4. 적조 발생 예측을 위한 심층신경망의 네트워크 구조
 Fig. 4 Structure of deep layer neural network for red tide prediction

표 1. 입력 변수 목록
 Table 1. List of input variables

Factor name	Note	Type
D(n) Rain	Precipitation in D-n days(Daily total value, D-4 to D-9)	B
D(n) Sun	Solar radiation in D-n days(Daily total value, D-4 to D-9)	B
D(n) Wind	Wind speed in D-n days(Daily mean, D-4 to D-9)	B
D(n) WindD	Wind direction in D-n days(Daily mean, D-4 to D-9)	B
D(n) WT	Water temperature in D-n days(Daily mean, D-4 to D-9)	B
ADiff.Sun	Average amount of solar radiation change from D-4 to D-9.	S
ADiff.WT	Average amount of water temperature change from D-4 to D-9.	D
Diff.WA(n)	Difference between water temperature and air temperature of D-n days(D-4 to D-9)	S
Min Rain	Minimum precipitation from D-4 to D-9	S
Max Rain	Maximum precipitation from D-4 to D-9	S
Mean Rain	Mean precipitation from D-4 to D-9	S
Min Sun	Minimum solar radiation from D-4 to D-9	S
Max Sun	Maximum solar radiation from D-4 to D-9	S
Mean Sun	Mean solar radiation from D-4 to D-9	S
Min Wind	Minimum wind speed from D-4 to D-9	S
Max Wind	Maximum wind speed from D-4 to D-9	S
Mean Wind	Mean wind speed from D-4 to D-9	S
Min WT	Minimum water temperature from D-4 to D-9	S
Max WT	Maximum water temperature from D-4 to D-9	S
Mean WT	Mean water temperature from D-4 to D-9	S
WCI(n)	Wind Chill Index in D-n days	D

D-day : Red tide occurrence day
 Windchil index : Wind Cooling Index
 B : Basic Variables
 S : Summary Variables
 D : Derived Variables

개의 node를 배치하였다. 각 층의 활성화 함수 (Activation Function)는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하였으며, 마지막 층에서는 Sigmoid를 사용하였다.

비용함수는 연산속도의 효율성을 위해 Cross entropy를 사용하였으며, ReLU 함수로 인한 overflow를 막기 위해 sigmoid cross entropy를 사용하였다(그림 4).

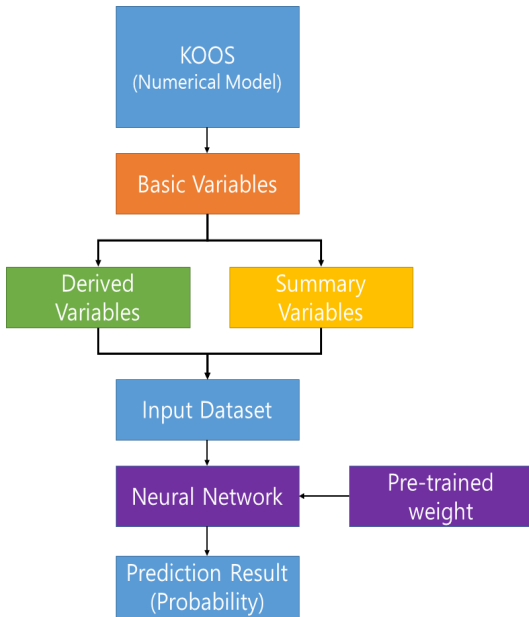


그림 5. 적조 발생 예측을 위한 심층신경망의 추론 과정

Fig. 5 Inference process of deep layer neural network for red tide prediction

실제 적조 발생 예측 시에는 그림 5와 같은 추론 과정을 거쳐 적조 발생 위치와 적조 발생 확률을 출력시킨다. 입력자료로는 한국해양과학기술원에서 제공 받은 KOOS(Korean Operational Oceanographic System) 모델을 활용하였다. 본 연구에서 활용한 KOOS 모델은 1/24도(Degree)의 공간해상도를 가지고 있으며, 표층에 대한 기온, 수온, 해상풍(u, v), 해류(u, v), 해수면 높이, 강수량, 일사량 등의 인자를 포함하고 있다. 이 중 기온, 수온, 해상풍(u, v), 강수량, 일사량의 6개 입력자료를 활용하여, 일평균 기온, 일평균 수온, 일평균 풍향, 일평균 풍속, 일누적 강수량, 일평균 일사량으로 구성된 기본 입력자료(Basic Variables)를 생산하였다. 생산된 기본 입력자료는 총 6일분(적조 발생 4일 전~ 적조 발생 9일전)이 활용되며, 이를 바탕으로 기간 내 시계열 변화를 요약하여 수치로 표현한 요약 변수(Summary Variables)와 둘 이상의 기본 입력 변수의 연산을 통해 얻어진 파생변수(Derived Variables)를 생산하여 기본 입력변수와

함께 입력 데이터셋을 구성하게 된다. 입력 데이터셋은 총 59개 변수로 구성되며(표 1), 사전에 학습된 가중치 정보와 함께 다층 신경망에 입력된다.

III. 결과 및 토의

3.1 정확도 평가

본 연구에서는 예측 정확도를 평가하기 위해 혼동행렬(Confusion Matrix, 표 2)을 이용한 전체 정확도를 평가측도로 사용하였다[10].

표 2. 오차행렬
Table 2. Confusion matrix

		Prediction	
		True	False
Reference	True	TP	FN
	False	FP	TN

* TP : True Positive / FP : False Positive
FN : False Negative / TN : True Negative

이 때, 전체 정확도(Accuracy)는 표 2를 기준으로 다음과 같이 정의된다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (2)$$

표 3. 오차행렬
Table 3. Confusion matrix

		Prediction	
		R	N
Reference	R	14094	418
	N	401	25670

* R: Red tide / N : Non Red tide
* Precision=0.94 / Recall=1 / F-measure=0.97

표 3은 본 연구에서 제안한 방법으로 학습시킨 심층신경망 모델을 검증자료에 적용한 결과이다.

본 연구에서 제안하는 모델을 이용하여 2013년부터 2017년까지의 해양환경 자료 중 무작위로 40,583개의

사례(적조 발생 사례 건, 적조 미발생 사례 건)를 표준 추출하여 입력시킨 결과 약 97%의 예측 정확도를 보였다. 이는 1개의 은닉층을 가진 다층신경망을 활용한 선행연구[5]에서 75.2%의 예측 정확도를 보인 결과와 회귀 신경망을 이용하여 약 78.1%의 예측 정확도를 보인 것에 비해 약 20%p의 예측 성능 향상이 있었다. 또한 선행연구에서 제안한 모델 중 가장 높은 예측 정확도(86.9%)를 보인 SVM(Support Vector Machine) 모형보다 더 높은 예측 정확도를 보였다.

본 연구에서 제안하는 예측 모형이 선행연구에 비해 높은 정확도를 보이는 이유는 두 가지로 판단된다. 첫째, 본 연구에서 사용한 데이터셋은 선행 연구에 비해 더 많은 특징을 사용하였다. 선행연구에서 수온, 기온, 강수량의 3가지 특징만 사용한 것에 비해 본 연구에서는 일사량, 풍향, 풍속 등 더 많은 인자를 추가로 사용하였다. 또한 해양 및 기상 정보를 기반으로 파생된 해기차(Air-Sea Temperature Difference, ASTD), 바람 냉각지수 등을 사용하여 적조 발생 당시 환경을 좀 더 세밀하게 특징지었다.

둘째, 본 연구에서 사용한 심층 신경망은 선행연구에서 사용한 다층 신경망에 비해 더 많은 은닉층을 가지고 있다. [11]에 의하면 하나의 은닉층을 가지는 다층신경망은 임의의 연속 함수를 원하는 수준의 정확도로 적합시킬 수 있다. 그러나 충분히 높은 수준의 정확도를 확보하기 위해서는 은닉층 내에 존재하는 뉴런(Neuron)의 수가 충분히 많아야 한다[11]. 그러나 적합 시키고자 하는 함수에 필요한 충분히 많은 뉴런의 수를 추정하기 위한 정형화 된 방법은 존재하지 않으며, 필요 이상으로 많은 뉴런을 사용하게 될 경우 학습 시간이 비효율적으로 증가하게 된다.

최근에는 이러한 문제로 인해 은닉층을 복수로 사용하여 더 적은 수의 뉴런을 사용하도록 하는 방식으로 해결하고 있다. 신경망에서 은닉층의 깊이가 깊을수록 각 은닉층을 거치면서 더 많은 함수들이 합성되며 이를 통해 좀 더 복잡한 함수를 쉽게 학습할 수 있다[6]. 요약하자면 신경망의 은닉층을 1개 사용하여 충분히 많은 수의 뉴런을 확보하는 것보다 다층으로 구성하여 학습시키는 것이 학습효율에서 더 낫다는 것이다. 따라서 본 연구에서는 8개의 은닉층을 활용하여 신경망을 구성하였으며, 이를 통해 단일 은닉층을 가지는 신경망에 비해 더 높은 정확도로 적합시킬 수

있었다. 이는 선행연구에서는 활성화 함수로 Sigmoid 함수를 사용하여 신경망의 깊이가 증가함에 따라 기울기 소실(Gradient Vanishing) 문제가 발생할 수 있으나, 본 연구에서는 ReLU(Rectifier Linear Unit)을 활성화 함수로 사용하여 상대적으로 더 많은 은닉층을 사용할 수 있었기 때문이다.

3.2 한계

그림 6은 2013년 8월 10일에 본 연구에서 제안하는 심층 신경망을 활용하여 3일 뒤인 2013년 8월 13일의 남해안 적조 발생 해역을 예측한 결과를 시각화한 것이다. 폐합다각형(Polygon)으로 나타낸 해역은 국립수산과학원에서 현장조사를 통해 실제로 2013년 8월 13일에 적조가 발생한 해역이다.

그림에 나타난 것과 같이 섬이 밀집한 해역의 예측 정확도가 원해에 비해 떨어지는 것을 확인 할 수 있었다. 또한 적조가 발생하지 않은 해역에서 높은 적조 발생 확률을 출력하는 현상도 확인되었다. 이러한 현상은 다음과 같은 원인에 의해서 발생하는 것으로 판단된다.

첫째, 입력 모델의 공간해상도 문제로 인해 섬이 밀집한 해역이 육지로 인식되어 적조 발생 확률을 떨어뜨릴 수 있다. 본 연구에서 활용한 수치 모델 자료인 KOOS의 공간해상도는 1/24도로 약 5km이다. 격자 내에 해양보다 육지 면적이 많을 경우 육지의 특성을 더 많이 반영하여 해양의 변화보다 육지의 변화에 더 민감하게 반응할 수 있다. 이로 인해 다층신경망이 적조 발생 확률을 낮게 평가할 수 있다.

둘째, 본 연구에서 활용한 입력자료의 기본 입력변수가 기상인자에 편향되어 있어 해양의 변화보다 대기변화에 더 민감하게 반응할 수 있다. 현재 국내에서 활용가능한 현장 해양관측 자료들은 대부분 연안에 밀집해 있어 적조 발생을 예측하는데 사용하기 적합하지 않다. 따라서 본 연구에서는 격자 형태로 자료를 제공하는 기상청의 수치모델 자료와 위성 자료를 활용하였다. 그러나 기상청의 수치모델 자료는 기상 예측 목적으로 설계되어 해양과 관련된 인자를 거의 포함하고 있지 않으며, 현재 위성을 통해 일단위보다 정밀한 시간해상도로 얻을 수 있는 산출물은 수온 밖에 존재하지 않는다. 향후 수치모델 또는 위성기반 자료 중 수온 이외의 해양관련 인자를 일 1회 이상 수신가

능한 자료가 생산될 경우 적조 발생 예측 모델의 정확도를 더 높일 수 있을 것으로 판단된다.

IV. 결 론

본 연구에서는 수치 모델 자료와 심층 신경망을 활용하여 *C. polykrikoides* 적조 발생을 예측하였다. 적조 발생 사례 부족으로 인해 불균형 데이터 문제가 발생하였으며, 이를 해결하기 위해 노이즈를 추가한 과표집화 기법을 활용하였다.

예측 결과 과거 적조 발생 사례에 대해 약 97%의 예측 정확도를 확인 할 수 있었다. 기계학습 기반의 선행연구 결과에 비해 약 20%p의 예측 정확도 향상이 이루어졌으며, 이를 통해 복수로 구성된 은닉층이 기존의 기계학습 알고리즘(단일 은닉층 신경망, SVM, 회귀모형)에 비해 적조 발생 예측 문제 해결에 적합함을 확인할 수 있었다.

연안 및 섬이 밀집한 해역에서 민감도 문제가 발생하였으나 향후 입력자료 생산환경이 발전함에 따라 개선할 수 있을 것이라 기대한다.

감사의 글

이 논문은 “2019년 한국전자통신학회 봄철 학술대회 우수논문”입니다.
이 논문은 2019년 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (과제명 : 적조피해 최소화를 위한 적조탐지·예측시스템 구축 및 실증화)

References

- [1] H. Kim, C. Moon, and H. Cho, "Spatial-Temporal Characteristics of Dinoflagellate Cyst Distribution in Sediments of Busan Harbor," *The Sea*, vol. 10, no. 4, 2005, pp. 196-203.
- [2] S. Kim, W. Go, Y. Jo, and K. Jeon, "Low Salinity Anomaly and Nutrient Distribution at Surface Waters of the South Sea of Korea during 1996 Summer," *The Sea*, vol. 3, no. 3, 1998, pp. 165-169.
- [3] Y. Yoon, *Sea Rebellion, Red Tide*. Paju: Jipmoondang, 2012.
- [4] S. Oh, J. Park, and H. Yoon, "Prediction of Red Tide Occurrence by using Oceanic and Atmospheric Data by Satellite," *J. of the Korean institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 10, no. 2, 2012, pp. 311-318.
- [5] S. Park, K. Kim, J. Lee, and S. Lee, "Red Tide Prediction using Neural Network and SVM," *J. of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 48SP, no. 5, 2011, pp. 651-657.
- [6] C. C. Aggarwal, *Neural Networks and Deep*

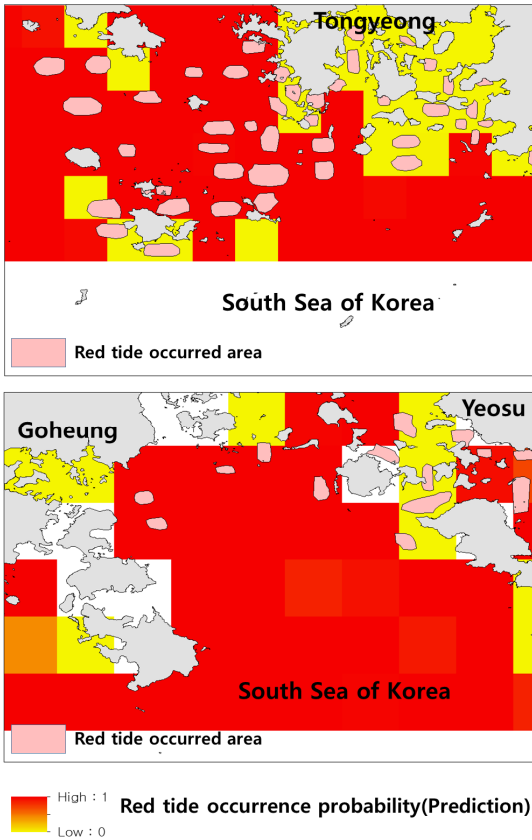


그림 6. 2013년 8월 13일 적조 발생 예측 결과(2013년 8월 10일 예측). 통영 해역(상), 고흥-여수 해역(하)
Fig. 6 Prediction result of Aug. 13, 2013(Predicted at Aug. 10, 2013). Tongyeong Area(Top), Goheung-Yeosu Area(Bottom).

Learning : A Textbook. Basel: Springer, 2018.

- [7] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Massachusetts: MIT Press book, 2016.
- [8] J. C. M. Pires, F. G. Martins, S. I. V. Sousa, M. C. M. Alvim-Ferraz, and M. C. Pereira, "Selection and validation of parameters in multiple linear and principal component regression," *Environmental Modelling & Software*, vol. 23, no. 1, pp. 50-55.
- [9] C. De Mol, D. Giannone, and L. Reichlin, "Forecasting using a large number of predictors: Is Bayesian shrinkage a valid alternative to principal components?," *J. of Econometrics*, vol. 146, no. 2, 2008, pp. 318-328.
- [10] Y. Kim, Y. Byun, Y. Huh, and Y. Yu, "Detection of *Cochlodinium polykrikoides* Red Tide Using MODIS Level 2 Data in Coastal Waters," *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 27, no. 4D, 2007, pp. 535-540.
- [11] G. Cybenko, "Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function," *Mathematics of Control, Signals and Systems*, vol. 2, no. 4, 1989, pp. 303-314.

저자 소개



박수호(Su-Ho Bak)

2013년 부경대학교 공간정보시스템공학과 졸업(공학사)
2017년 부경대학교 공간정보시스템공학과 졸업(공학석사)

2019년 현재 부경대학교 대학원 지구환경시스템과 학부(박사과정)

※ 관심분야 : 해양 원격탐사, GIS



정민지(Min-Ji Jeong)

2017년 부경대학교 해양학과 졸업(이학사)
2018년-2019년 한국해양과학기술원 해양위성센터

2019년 현재 부경대학교 대학원 지구환경시스템과 학부(석사과정)

※ 관심분야 : 해양 원격탐사



황도현(Do-Hyun Hwang)

2011년 부경대학교 공간정보시스템공학과 졸업(공학사)
2013년 부경대학교 대학원 공간정보시스템공학과 졸업(공학석사)

2019년 현재 부경대학교 대학원 공간정보시스템공학과 박사과정

※ 관심분야 : 해양원격탐사, GIS



엔흐자리갈 운자야 (Enkgjargal Unuzaya)

2014년 몽골 과학기술대학교 정보 및 전기통신기술학과 졸업(공학사)

2019년 현재 부경대학교 대학원 지구환경시스템과 학부(석사과정)

※ 관심분야 : 무선 통신, 해양원격탐사, GIS



김나경(Na-Kyeong Kim)

2019년 부경대학교 공간정보시스템공학과 재학(학사과정)

※ 관심분야 : 해양 원격탐사



윤홍주(Hong-Joo Yoon)

1983년 부경대학교 해양공학과 졸업(공학사)

1985년 부경대학교 대학원 해양학과 졸업(공학석사)

1997년 프랑스 그르노블 I 대학교 대학원 위성원격탐사전공 졸업(공학박사)

1999년~2002년 여수대학교 해양공학과 교수

2002년~현재 부경대학교 공간정보시스템공학 교수

2012년~2013년 부경대학교 공간정보연구소 초대 소장

2013년 (사)한국클라우드센터얼파크 이사

2014년 한국전자통신학회 부회장

2015년 공간정보 Big Data 센터장

2015년 행정공간정보화연구소 소장

2016년 (사)한국생태공학회 회장

※ 관심분야 : 해양 원격탐사, GIS