

인공지능을 활용한 초음파 신호와 합성곱 신경망 기반 자동 적조 모니터링 시스템

김대훈¹, 전현주², 이오준³, 임해균⁴

¹부경대학교 4 차산업융합바이오닉스공학과 석사과정

²차세대예보모델개발사업단 연구원

³가톨릭대학교 인공지능학과 교수

⁴부경대학교 의공학전공 교수

eogns504@pukyong.ac.kr, hjeon@kiaps.org, ojlee@catholic.ac.kr, hglim@pknu.ac.kr

Development of an Automatic Monitoring System for Ultrasound Signals Using Artificial Intelligence and Convolutional Neural Networks

Daehun Kim¹, Hyeon-Ju Jeon², O-Joun Lee³, Hae Gyun Lim⁴

¹Dept. of Industry 4.0 Convergence Bionics Engineering, Pukyong National University

²Data Assimilation Group, Korea Institute of Atmospheric Prediction Systems

³Dept. of Artificial Intelligence, The Catholic University of Korea

⁴Dept. Biomedical Engineering, Pukyong National University

요 약

해양 식물플랑크톤의 성장은 유해적인 적조를 유발할 수 있으며, 이는 여러 국가의 생태계에 피해를 주는 상황이다. 적조를 모니터링하는 것은 식물플랑크톤 미생물의 증가를 예방하고 통제하기 위해 중요하다. 그러나 현재의 적조 모니터링 기술은 날씨, 시간 제약 및 실시간 모니터링에 대한 어려움으로 인해 측정 정확도에 영향을 미치는 한계가 있다. 본 연구는 특히 적조 발생을 감지하기 위한 목적으로 개발된 자동 실시간 모니터링 시스템의 성공적인 개발을 보여준다. 개발한 시스템은 음향 반사파 데이터 처리를 통해 합성곱 신경망(Convolutional neural networks, CNN)을 활용하여 식물플랑크톤 농도를 정확하게 구별할 수 있다. 특히, 이 CNN 모델은 음향 신호의 변환된 주파수 스펙트럼과 *Cochlodinium polykrikoides* (*C. polykrikoides*)의 농도 간의 상관 관계를 수립하는 데 뛰어난 효과를 나타냈다. 이 CNN은 *C. polykrikoides*를 감지하는 데 0.90의 정확도를 보여준다. 이러한 모니터링과 CNN 분류의 활용은 실시간 측정의 중요한 잠재력을 보여주며, 추가적인 절차가 필요 없는 자동 모니터링 시스템을 구축할 수 있을 것으로 예상된다.

1. 서론

해양에서의 식물플랑크톤은 광합성을 통해 중요한 유기 물질을 생산하는 주요 역할을 한다. 그러나 이 식물플랑크톤의 고농도 분포는 적조 또는 해양

유해조류 (HABs)로 알려진 유해 현상을 초래할 수 있으며, 이는 전 세계적으로 증가하고 있는 추세이다. 적조는 독성을 가지며 빠르게 번식하여 경제적 피해와 생태계, 어업 및 공중 보건에 부정적인 영향을 끼

친다. 특히 *Cochlodinium polykrikoides* (*C. polykrikoides*)라는 특정 유형의 적조는 많은 국가에 영향을 미치며 높은 성장률과 이동 속도를 가지고 있다[1].

따라서 적조 발생 가능성을 모니터링하고 수질의 지표로 활용하기 위해 플랑크톤 모니터링의 중요성이 높아지고 있다. 현재의 모니터링 방법 중 하나는 현미경을 사용한 분석이 있다. 이 방법은 직접 해수를 채취하여 정량적이고 정성적인 결과를 제공하지만, 시간과 노력이 많이 필요하며 실시간 모니터링이 어렵다. 또한, 이 방법은 일정한 시간과 복잡한 절차를 필요로 하며 연속 모니터링이 어렵다는 한계가 있다.

플랑크톤을 모니터링하고 이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 음향 반사파 측정 기술이 제안되었다. 음향 반사파 측정은 음파를 사용하여 물에서 떠다니는 다양한 생물과 물질을 식별하는 데 우수한 기술이다[2]. 이 기술은 지형 해저의 특성 평가뿐만 아니라 몇 센티미터 크기의 동물성 플랑크톤 분포를 확인하는 데 사용되며, 저주파 음파를 활용한다 [3,4]. 그러나 적조를 발생하는 식물성 플랑크톤을 관찰하기 위



해서는 작은 크기 때문에 1 MHz 이상의 고주파 음파(HFU)를 사용하는 트랜스듀서가 필요하다 (그림 1).

그림 1. *C. polykrikoides*의 형태

HFU는 높은 감쇠, 짧은 초점 거리와 같은 복잡한 음향 매개 변수를 요구하지만 그 우수한 해상도와 감도로 인해 식물플랑크톤 측정뿐만 아니라 초음파 이미지 및 세포 분류와 같은 다른 분야에서도 널리 사용되는 기술이다[2, 4-10]. 그러나, 기존의 적조 탐지 연구에서는 데이터 분석에 많은 시간과 절차가 필요하며, 산란 함수 모델에서 일부 임의의 값을 사용하여 결과를 얻는 것이 어렵고 정확도가 낮다는 한계가 존재하였고, 생장 속도를 고려하여 HFU로 정확하게 관찰하고 자동 평가하는 것이 과제로 남아있다. 따라서, 이런 한계점을 보완하기 위해 본 연구에서는 HFU를 통해 떠다니는 플랑크톤의 초음파 신호를 수집하고 CNN을 사용하여 *C. polykrikoides* 농도를 높은 정확도로 분류하는 것을 목표로 한다.

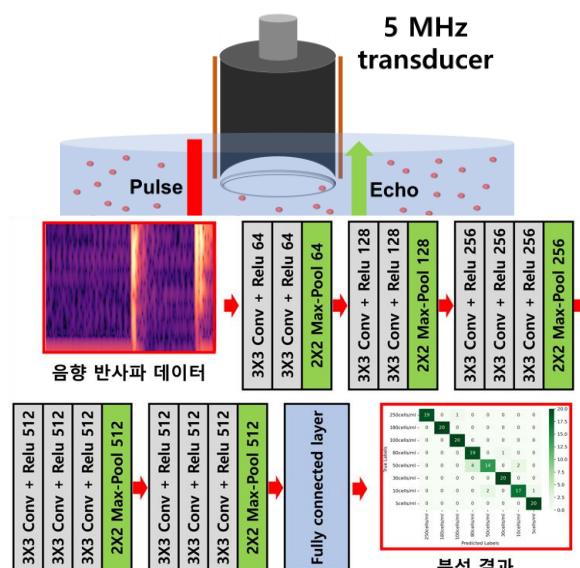
2. 자동 적조 모니터링 시스템 및 인공지능 분석

국립수산과학원의 적조 조류 경보 시스템에 따라 다른 농도를 가지는 각 8 개의 *C. polykrikoides* 그룹을 설정하였다 <표 1>.

	그룹 1	그룹 2	그룹 3	그룹 4	그룹 5	그룹 6	그룹 7	그룹 8
Concentration of <i>C. polykrikoides</i> (cells/ml)	5	10	30	50	80	100	180	250

<표 1> 농도별 *C. polykrikoides*.

5 MHz 주파수, 50%의 대역폭을 가지는 트랜스듀서를 이용한 초음파를 조사 후 각 농도 별 음향 반사파 데이터를



수집한다 (그림 2).

그림 2. Schematic experiment setup

각 농도 별 음향 반사파 데이터를 수집한 후 VGG, Resnet, Inception networks 를 이용하여 인공지능 분석을 진행 후 각 네트워크별 정확도, 정밀도, 재현율, F-1 score 를 비교한다(그림 3). 분석 결과 VGG, Resnet, Inception 순서대로 최대 0.90, 0.89, 0.85 의 정확도를 나타내었다 <표 2>.

그림 3. 음향 반사파 데이터를 이용한 인공지능 모식도

	VGG network				Inception network			
	A	F1	P	R	A	F1	P	R
1-Fold	0.94	0.95	0.94	0.94	0.91	0.91	0.91	0.92
2-Fold	0.82	0.81	0.82	0.82	0.86	0.86	0.86	0.88
3-Fold	0.89	0.89	0.90	0.89	0.88	0.87	0.88	0.89
4-Fold	0.93	0.93	0.93	0.93	0.91	0.91	0.91	0.91
5-Fold	0.92	0.92	0.92	0.92	0.82	0.82	0.83	0.83
Avg.	0.90	0.90	0.90	0.90	0.88	0.87	0.88	0.89
S.D.	0.04	0.05	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03	0.03

	Residual network			
	A	F1	P	R
1-Fold	0.84	0.84	0.84	0.88
2-Fold	0.85	0.85	0.85	0.86
3-Fold	0.81	0.81	0.81	0.82
4-Fold	0.79	0.79	0.79	0.83
5-Fold	0.86	0.86	0.86	0.88
Avg.	0.83	0.83	0.83	0.85
S.D.	0.03	0.03	0.03	0.02

표 2. 인공지능 분석 결과

3. 결론

적조 감지 시스템은 높은 분류 정확도, 0.90 의 성능을 나타낸다. 이러한 음향 반사파 데이터와 CNN 분석을 이용한 활용은 추가적인 개입이나 준비 절차 없이 실시간 측정에 상당한 잠재력을 보여준다. 또한 위 시스템은 환경 모니터링과 수질 관리에 획기적인

해결책을 제공할 수 있으며, 해양 및 해양 생태계를 지속적으로 모니터링하는데 중요한 역할을 할 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] Oh, S.-J. et al. Effects of Light Quantity and Quality on the Growth of the Harmful Dinoflagellate, *Cochlodinium polykrikoides* Margalef (Dinophyceae). *Algae* 21, 311-316 (2006).
- [2] Sahin, C., Verney, R., Sheremet, A. & Voulgaris, G. Acoustic backscatter by suspended cohesive sediments: Field observations, Seine Estuary, France. *Continental Shelf Research* 134, 39-51 (2017).
- [3] Forman, K. A. & Warren, J. D. Variability in the density and sound-speed of coastal zooplankton and nekton. *ICES Journal of Marine Science* 67, 10-18 (2010).
- [4] Kim, E., Lee, H., Na, J., Choi, J. W. & Kang, D. 5-MHz acoustic-backscatter measurements of *Cochlodinium polykrikoides* blooms in Korean coastal waters. *ICES Journal of Marine Science* 67, 1759-1765 (2010).
- [5] Choi, S. et al. Versatile single-element ultrasound imaging platform using a water-proofed MEMS scanner for animals and humans. *Scientific reports* 10, 6544 (2020).
- [6] Jeon, H.-J., Lim, H. G., Shung, K. K., Lee, O.-J. & Kim, M. G. Automated cell-type classification combining dilated convolutional neural networks with label-free acoustic sensing. *Scientific Reports* 12, 19873 (2022).
- [7] Lee, O.-J., Lim, H. G., Shung, K. K., Kim, J.-T. & Kim, H. H. Automated estimation of cancer cell deformability with machine learning and acoustic trapping. *Scientific Reports* 12, 6891 (2022).
- [8] Lim, H. G., Lee, O.-J., Shung, K. K., Kim, J.-T. & Kim, H. H. Classification of breast cancer cells using the integration of high-frequency single-beam acoustic tweezers and convolutional neural networks. *Cancers* 12, 1212 (2020).
- [9] J. E. Lee, H-J. Jeon, O-J. Lee, and H. G. Lim*, Diagnosis of diabetes mellitus using high frequency ultrasound and convolutional neural network, *Ultrasonics*, vol. 136, no. 107167 (2023)
- [10] Priatna, A., Prakoso, W., Hidayat, T., Surbakti, H. & Nurjuliasti, E. in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 012024 (IOP Publishing).