

갯벌 생태계 모니터링을 위한 딥러닝 기반의 영상 분석 기술 연구*

- 신두리 갯벌 달랑게 모니터링을 중심으로 -

김동우¹⁾ · 이상혁²⁾ · 유재진¹⁾ · 손승우³⁾

¹⁾ 한국환경연구원 연구원 · ²⁾ 한국환경연구원 초빙연구원 · ³⁾ 한국환경연구원 전문연구원

Image analysis technology with deep learning for monitoring the tidal flat ecosystem*

- Focused on monitoring the *Ocypode stimpsoni* Ortmann, 1897 in the Sindu-ri tidal flat -

Kim, Dong-Woo¹⁾ · Lee, Sang-Hyuk²⁾ · Yu, Jae-Jin¹⁾ and Son, Seung-Woo³⁾

¹⁾ Korea Environment Institute, Researcher,

²⁾ Korea Environment Institute, Invited Research fellow,

³⁾ Korea Environment Institute, Research Specialist.

ABSTRACT

In this study, a deep-learning image analysis model was established and validated for AI-based monitoring of the tidal flat ecosystem for marine protected creatures *Ocypode stimpsoni* and their habitat. The data in the study was constructed using an unmanned aerial vehicle, and the U-net model was applied for the deep learning model. The accuracy of deep learning model learning results was about 0.76 and about 0.8 each for the *Ocypode stimpsoni* and their burrow whose accuracy was higher. Analyzing the distribution of crabs and burrows by putting orthomosaic images of the entire study area to the learned deep learning model, it was confirmed that 1,943 *Ocypode stimpsoni* and 2,807 burrow were distributed in the study area. Through this study, the possibility of using the deep learning image analysis technology for monitoring the tidal ecosystem was confirmed. And it is expected that it can be used in the tidal ecosystem monitoring field by expanding the monitoring sites and target species in the future.

Key Words : *The tidal flat, Ecosystem monitoring, deep learning, an unmanned aerial vehicle (UAV)*

* 본 논문은 환경부의 환경기술개발사업(과제번호: RE202101196)의 지원을 받아 한국환경연구원이 수행한 “ICT 기반 생태계 모니터링 기술 및 동식물 탐지 AI 알고리즘 개발(2021-057R)” 사업의 연구결과로 작성되었습니다.

First author : Kim, Dong-Woo, Korea Environment Institute, Researcher,

Tel : +82-44-415-7487, Email : dwkim@kei.re.kr

Corresponding author : Son, Seung-Woo, Korea Environment Institute, Research Specialist,

Tel:+82-44-415-7821, Email: swson@kei.re.kr

Received : 19 November, 2021. **Revised :** 13 December, 2021. **Accepted :** 30 November, 2021.

I. 서 론

갯벌은 환경, 생태, 문화적으로 주목을 받는 국내 중요한 자연환경 자산이다. 갯벌의 기능은 크게 서식지 제공, 해수 정화, 수문학적 기능, 심미적 기능 등으로 구분할 수 있다(해양수산부, 2005; 맹준호 외, 2007). 또한 갯벌의 이산화탄소 흡수능이 매우 높다는 최신연구(Lee *et al.*, 2021)가 있을 정도로 탄소중립 시대에서도 중요한 역할을 하고 있다. 갯벌환경의 다양한 기능을 유지하고 보전하기 위해서는 명확한 공간 기반을 바탕으로 갯벌 생태계를 과학적이고 체계적으로 모니터링하여 갯벌 보전 및 복원을 수행하는 방안과 노력이 필요하다.

최근에는 모니터링 적용 대상이나 목적, 환경 등에 따라 다양한 기술이 적용되고 있다. 특히 무인항공기, 라이다 등의 기술 기반의 방법론을 활용하여 갯벌의 정밀 지형을 디지털화 하거나 이를 이용하여 물리적인 변화를 관찰하는 등의 모니터링 기술이 이용되고 있다(김범준 외, 2015; 황득재 외, 2020). 이러한 기술들은 갯벌의 모니터링 관점에서 넓은 공간을 대상으로 시간과 비용을 효율적으로 활용하여 비교적 정확하게 모니터링 할 수 있는 장점이 있다. 양효식(2015)은 순천만과 보성 벌교 갯벌을 대상으로 시민주도의 모니터링 필요성을 역설하며, 시민들이 수행할 수 있는 모니터링 메뉴얼 개발에 대한 연구를 수행하였다. 메뉴얼 내용 중 보호 대상 해양생물과 우점종을 조사해야 하며 개체수 파악을 위해 서식굴 조사를 해야 한다고 언급하고 있다. 그러나 해양생물의 개체수나 서식굴 분포 조사는 조수간만의 차이, 해양생물의 이동, 그리고 조사원의 안전성 등의 이유로 인해 전수조사가 시공간적으로 제한적이다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 유재원 외(2021)는 법정보호종인 흰발농게를 대상으로 분포지역에 방형구를 이용하여 밀도를 계측하고 분포지역

부분은 GPS 또는 무인항공기를 이용하여 면적을 산출하였다. 이후 잠재적 서식처를 추정하고 이를 기반으로 흰발농게의 개체수를 추정하였다. 이처럼 갯벌환경에서의 개체수 파악은 전수 조사가 아닌 이상 표본조사를 통해 추정할 수밖에 없을 정도로 어려운 과제로 남아 있다. 최근 AI(Artificial Intelligence)에 기반한 딥러닝(deep learning) 기술이 다양한 분야에서 적용되고 응용되고 있다. 딥러닝 기술은 방대한 양의 데이터를 객관적이고 시간 효율적으로 처리하는 장점이 있다. 따라서 본 연구에서는 갯벌 생태계 해양생물 중 저서생물을 대상으로 개체수 파악, 서식밀도 분석 등을 위해 딥러닝 모델을 활용한 방법론을 개발하고 향후 갯벌 생태계 모니터링의 활용 가능성을 모색해보고자 하였다.

II. 연구재료 및 방법

1. 연구지역 및 모니터링 대상

연구지역은 천연기념물 제431호 충청남도 태안군 원북면 신두리 해안사구 전면부 갯벌로 달랑게(*Ocypode stimpsoni*)와 엽낭게(*Scopimera globosa*) 등의 저서생물의 주요 서식지이다. 이 가운데 신두리 해안사구 북쪽 전면부의 갯벌은 약 1~2 μ m 크기의 모래가 퇴적된 지역이며, 달랑게가 서식굴을 파서 활발한 먹이 활동을 하는 곳으로서 본 연구에서의 모니터링 대상지로 선정하였다.

달랑게는 우리나라와 중국, 그리고 일본에 주로 서식하는 것으로 알려져 있으며, 우리나라에서는 서해안과 남해안에 모래로 구성된 조간대 상부에 서식한다(국립생물자원관, 2012). 기질에 서식굴을 만들어 활동하는 무척추동물로 조간대가 수면 위로 드러났을 때 서식굴 밖으로 나와 갯벌 표면에서 호흡 및 먹이활동을 하는 생물이다(유재원 외, 2021). 그러나 최근 연안개발과 해양환경오염 등의 원인으로 인해 달랑게의 주요 서식지인 모래 해변, 갯벌이 훼손되면



Figure 1. *Ocypode stimpsoni* monitoring area in Sindu-ri tidal flat

서, 달랑게의 개체 수 또한 급감하여 2016년 해양수산부에 의해 해양보호생물로 지정되어 「해양생태계의 보전 및 관리에 관한 법률」에 의해 보호받고 있다.

달랑게는 경계심이 많고 이동속도가 빠르기 때문에(서인순 외, 2005), 본 연구에서는 달랑게의 개체수와 서식굴 모니터링 방법으로 무인항공기 기반의 광학(RGB) 영상 촬영을 실시하였다. 촬영 대상지는 2021년 9월 9일 오전 10시부터 오후 1시까지 현장조사를 바탕으로 달랑게가 집중적으로 분포하고 있는 약 40m×110m 면적의 갯벌로 선정하였다. 이는 촬영 당시 해수면 위로 노출되어있는 상태였으며, 만조 시에는 해수면 아래로 잠기는 지역이었다(Figure 1).

2. 달랑게 서식처 지도 구축

달랑게 모니터링을 위한 무인항공기 기반 광학(RGB) 영상 촬영은 2021년 9월 9일에 실시하였으며, 달랑게가 활발하게 활동하였던 오후 2시부터 30분 동안 촬영을 실시하였다. 무인항공기와 광학 영상 촬영에는 중국 DJI社의 쿼드콥터 무인항공기인 Phantom4 RTK와 짐벌 광학카메라를 활용하였으며 상세정보는 Table 1과 같다.

정사영상의 정확한 위치정확도를 확보하기 위해서는 촬영 대상지 내부에 지상기준점을 설

Table 1. Information of UAV and Sensor(RGB)

| Model | Phantom4 RTK |
|----------------------|--------------------|
| Weight | 1.391kg (배터리 제외) |
| Maximum flight time | 30 minutes |
| Maximum flight speed | 50 km/h |
| FOV | 84° |
| Shutter speed | 8~1/8000s |
| ISO | 100-3200 (picture) |

치하여 측량된 3차원 좌표값을 영상에 적용하여야 한다(김동우 외, 2019). 그러나 갯벌은 조수 간만의 차이, 파도, 그리고 갯골 등의 원인으로 인해 갯벌 지형이 변하기 때문에 지상기준점의 선정과 설치와 제한적이며, 지상기준점의 설치 과정에서 저서생물의 이동과 서식지 훼손을 일으킬 수 있기 때문에 지상기준점 측량을 통한 정사영상 구축에는 한계점이 있다. 따라서 본 연구에서는 실시간으로 위치를 보정하는 RTK(real time kinematic) 기능이 탑재된 무인항공기를 사용하였다. 무인항공기에 탑재된 RTK 기능은 무인항공기와 지상기준국, 그리고 GNSS(Global Navigation Satellite System)기지국을 데이터 통신방법으로 실시간으로 연결하여 무인항공기에서 수집된 GNSS 데이터를 기지국과 실시간으로 비교하는 무인항공기 기반 영상 촬영의 정확한 위치정확도를 확보하는 기

술이다. 무인항공기의 위치정확도(Root Mean Square Error, RMSE)는 수평 0.010m, 수직 0.015m이고, 이동오차가 1ppm으로 알려져 있다, 이는 무인항공기가 1km 이동할 때마다 오차가 1mm 증가한다는 것을 의미한다(Zabota *et al.*, 2021).

달랑게의 갑각의 이마 끝에서 등 뒷가장자리까지의 갑각길이는 약 1.8cm, 가장 넓은 부분인 갑각너비 2.1cm로 알려져있으며(국립생물자원관, 2012), 현장에서 확인된 서식굴의 폭은 약 2~3cm로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 달랑게와 서식굴을 인식할 수 있는 영상의 공간해상도와 무인비행기의 비행 가능 시간을 고려하여 비행고도는 10m, 촬영 횡·종중복도는 90%로 설정하였다. 무인비행기의 자동비행 및 촬영에는 DJI Pilot 어플리케이션을 사용하였다. 촬영된 영상을 정합하고 정사영상 구축을 위해서는 스위스 Pix4D社의 Pix4DMapper 4.3.31 소프트웨어를 활용하였으며, 정사영상의 좌표계는 Korea 2000-Central Belt 2010(EPSC:5186)로 설정하였다.

3. AI 기반 달랑게 및 서식굴 모니터링

딥러닝 영상 분석 모델은 Pytorch 소프트웨어를 기반으로 U-net 모델을 적용하였다. U-net은 영상에서 픽셀 단위의 분석을 위한 딥러닝 모델인 semantic segmentation 모델중 하나이며 최근에는 다양한 영상의 분할 및 학습에 활용되고 있다(김준 외, 2021).

촬영된 영상에서 달랑게와 서식굴을 분류하고, 딥러닝 모델이 스스로 학습하여 구분할 수 있게 영상에서 달랑게와 서식굴을 표시하여 주는 레이블링(Labeling) 데이터 구축 작업을 실시하였다. 육안 및 망원경 기반의 현지조사 결과 촬영대상지에는 붉은색의 달랑게만이 발견되어, 다른 저서동물과 해당 서식굴을 대상으로는 레이블링 작업을 실시하지 않았다.

딥러닝 모델 학습 결과의 정확도 평가는 모델

이 예측한 대상과 실제 대상 영역의 중첩정도를 나타내는 IOU(Interaction Over Union)로 평가하였다. IOU는 구분 대상의 예측 영역과 실제 영역의 합집합 넓이에 대한 교집합의 넓이를 비율로 나타낸 값이다(Figure 2). IOU 값은 0에서 1 사이로 산출되며, 숫자가 1에 가까울수록 높은 정확도를 나타낸다.

마지막으로 학습된 딥러닝 모델을 바탕으로 연구지역 전체의 정사영상을 입력하여 달랑게와 서식굴의 분포를 분석하였다.

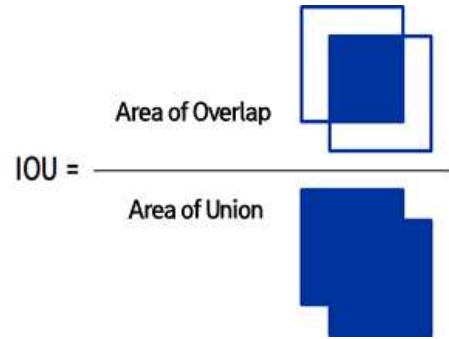


Figure 2. Concept of IOU

III. 연구결과 및 고찰

1. 달랑게 서식처 지도 작성

연구대상지에서 무인항공기 기반 광학 센서 촬영을 통해 총 147장의 영상을 취득하였다. 촬영된 영상은 5,472×3,648 pixel 크기로, 갯벌의 모래와 대비하여 달랑게와 서식굴의 형태와 색의 구분 가능하였다. 달랑게는 갑각과 다리가 확연히 구분되어 촬영되었으며, 갑각을 중심으로 양쪽 다리까지 가로 길이는 약 6~7cm, 약 2~3cm, 세로 길이는 약 3~4cm로 나타났다(Figure 3).

무인항공기 기반 광학 영상 147장을 활용하여 정사영상을 구축하였으며, 147장 가운데 144장을 기반으로 공통된 특징점 도출 및 영상 정합에 성공하였다. 결과적으로 약 0.3cm의 공간

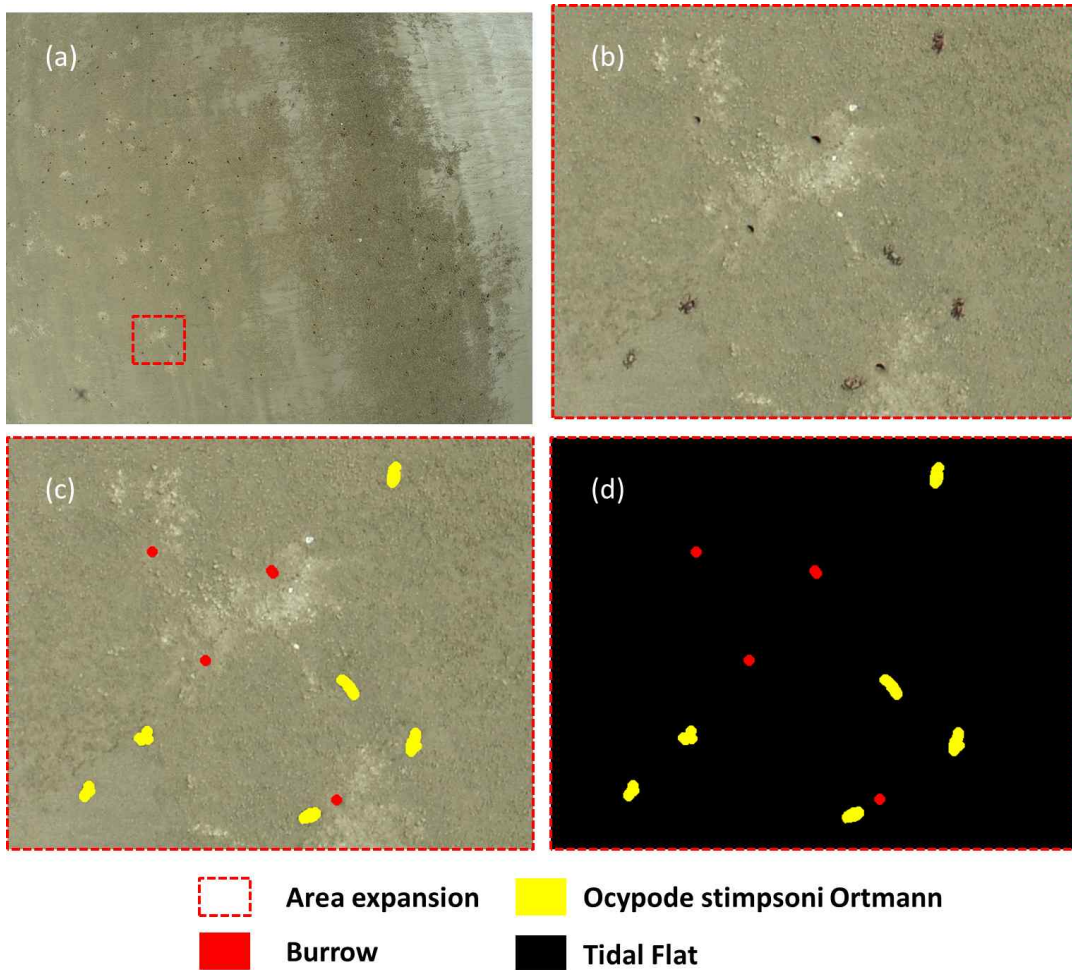


Figure 3. (a) RGB image of UAV, (b) Area expansion. (c),(d) Ocypode stimpsoni and burrow labelling

해상도를 갖는 정사영상으로 구축하였다.

2. 딥러닝 기반 영상 분석

무인항공기로 촬영한 총 147개의 원본 광학 영상을 대상으로 달랑게와 서식굴, 그리고 배경인 갯벌로 구분하여 레이어(layer)로 이루어진 레이블링 데이터 구축을 실시하였다(Figure 3). 레이블링 데이터의 약 80%인 117장을 딥러닝 모델의 학습용 데이터로 활용하였으며, 나머지 30장을 정확도 평가 과정에서 사용하였다. 딥러닝 모델 입력을 위해 레이블링 영상은 512×512 pixel 크기로 중복되게 분할되었으며, 최종적으

로 학습용 데이터는 10,296장, 평가용 데이터 2,640장으로 딥러닝 모델 입력 데이터를 구축하였다.

딥러닝 모델 적용 과정에서는 입력되는 레이블링 데이터가 복수의 레이어로 구성되었고, 특히 달랑게와 서식굴이 중복이 되는 영역이 발생하였기 때문에, 단일 레이어를 학습하는 Cross Entropy(CE) 손실함수(Loss Functoin)와 여러 레이어를 동시에 학습할 수 있는 Binary Cross Entropy(BCE) 손실함수로 구분하여 학습을 실시하였다.

달랑게와 서식굴의 딥러닝 모델 학습 정확도

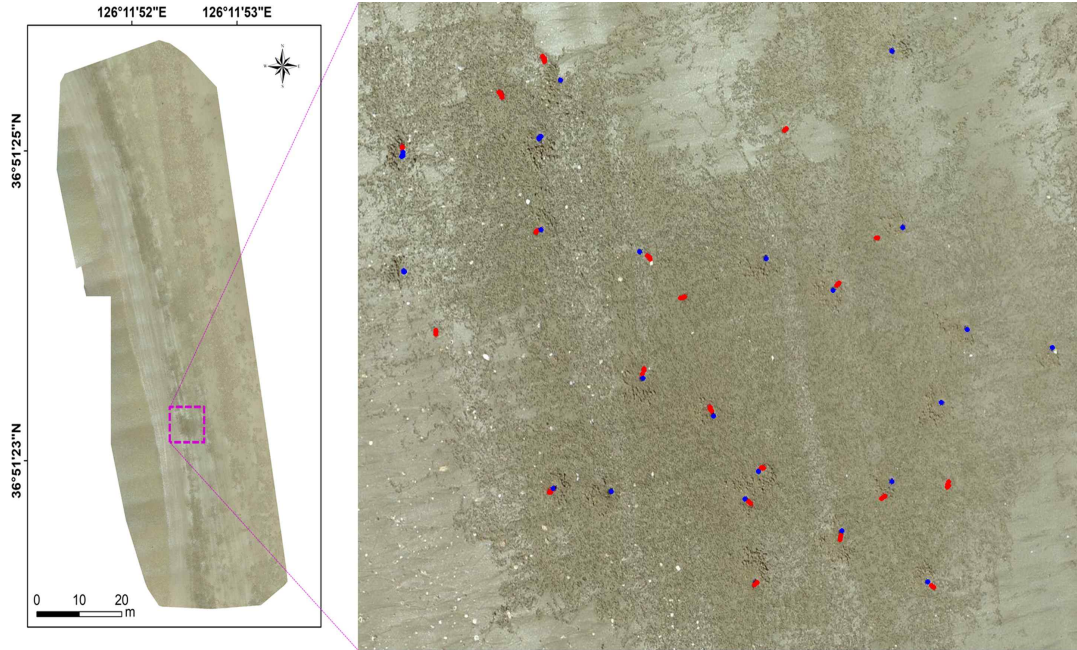


Figure 4. Automatic classification result of *Ocypode stimpsoni* and Burrow using U-net (Red : *Ocypode stimpsoni*, Blue : Burrow)

평가 결과 달랑게의 IOU는 0.7631(CE)과 0.7604(BCE), 서식굴의 IOU는 0.8134(CE)와 0.8083(BCE)로 산출되었다. 달랑게와 서식굴 모두 CE 손실함수 기반의 학습 결과가 높았지만, 두 손실함수 간의 정확도는 큰 차이가 나타나지 않았다(Table 2).

Table 2. IOU result of Model

| model (Loss Function) | IOU | |
|-----------------------------|-------------------|--------|
| | Ocypode stimpsoni | Burrow |
| U-net (CE) | 0.7631 | 0.8134 |
| U-net (BCE) | 0.7604 | 0.8083 |

IOU를 평가하는 임계값(Threshold)는 일반적으로 0.5, 0.75, 0.95로 설정한다(Lin *et al.*, 2021, Solovyev *et al.*, 2021). 본 연구에서 구축한 모델의 IOU는 0.75이상으로 비교적 양호했지만,

레이블링 데이터 추가 구축 및 모델 학습 및 평가 방법 개선을 통해 정확도 향상을 시도할 필요가 있다.

연구지역 전체에서의 달랑게와 서식굴 분포를 분석하기 위해 정사영상과 학습된 딥러닝 모델을 활용하였다. 딥러닝 모델에는 입력 데이터의 동시 학습이 가능하여 모델 구동 시간과 정확도 면에서 효율성이 높다고 판단된 BCE 손실함수를 적용하였다. 모델 적용 결과, 전체 면적 약 4,000m²의 갯벌에서 달랑게는 1,943마리, 서식굴은 2,807개가 분포하는 것으로 나타났다(Figure 4). 이를 바탕으로 달랑게의 서식밀도 분석 결과 달랑게 개체 기준으로는 약 0.5/m², 달랑게 서식굴 기준으로는 0.7/m²로 산출되었다.

IV. 결 론

본 연구는 신두리 해안사구 전면부의 모래 기질의 갯벌을 대상으로 무인항공기 기반의 광학 영상 촬영과 딥러닝 영상 분석 모델을 활용하여

갯벌 생태계 모니터링 방법론을 적용하고 제시하였다. 먼저 무인항공기를 이용하여 고해상도 광학영상 기반의 서식처 지도를 구축을 통해 약 2~3cm의 달랑계와 서식굴을 탐지하고 분류할 수 있었다. 달랑계와 서식굴로 각각 레이블링 데이터를 구축하여 딥러닝 모델 학습 및 평가용으로 활용하였으며, IOU 값으로 학습 및 정확도 평가 결과 달랑계는 약 0.76, 서식굴을 약 0.8로 산출되어 서식굴의 정확도가 높은 것으로 나타났다. 이는 서식굴의 형태 및 색상이 달랑계보다 단순하여 정확도가 높게 나타난 것으로 판단된다.

학습시킨 딥러닝 모델을 이용하여 전체 연구 지역에 적용한 결과, 달랑계는 1,943마리, 서식굴의 수는 2,807개가 분포하는 것으로 나타났다. 이를 통해 해당 연구지역의 달랑계의 서식 밀도를 산출할 수 있었으며, 달랑계 개체의 기준으로는 약 0.5/m², 서식굴 기준으로는 0.7/m²이었다. 이를 통해 기존에 한정적인 지점만을 대상으로 진행하였던 서식밀도 조사를 보완할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구를 통해 갯벌 생태계 모니터링 과정에서 조사자의 접근이 제한되었던 갯골과 같은 지역을 짧은 시간에 원격으로 모니터링 할 수 있을 것으로 판단되며, 조사자의 간섭에 의한 해양생물의 이동 및 스트레스를 최소화 할 수 있을 것으로 판단된다. 다만, 후속 연구에서는 다양한 기질의 갯벌 및 해양생물을 대상으로 무인항공기의 영상 촬영과 딥러닝 모델 적용을 확대하여 모델에 대한 고도화를 고민할 필요가 있다. 또한 딥러닝 모델의 정확도 개선을 위해 갯벌 기질의 유형, 고도, 경사도 등의 공간정보를 적용할 수 있을 것이다.

본 연구는 딥러닝 영상 분석 기술의 갯벌 생태계 모니터링 활용 가능성을 확인할 수 있었으며, 향후 갯벌 생태계 모니터링 분야에 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

References

- Bum Jun Kim, Yoon Kyung Lee, Jong Kuk Choi. 2015. Investigating Applicability of Unmanned Aerial Vehicle to the Tidal Flat Zone. *Korean Journal of Remote Sensing*, 31(5): 461-471.
- Deuk Jae Hwang, Bum-jun Kim, Jong-kuk Choi, Joo Hyung Ryu. 2020. Precise Topographic Change Study Using Multi-Platform Remote Sensing at Gomso Bay Tidal Flat. *Korean Journal of Remote Sensing*. 36(2): 263-275.
- Dongwoo Kim, Jae Jin Yu, Jeong Ho Yoon, Seung Woo Son. 2019. Analysis of Urban Surface Temperature Change during Heat Wave Using UAV Thermal Infrared Camera. *Journal of the Association of Korean Geographers*, 8(1): 47-60.
- In-Soon SEO, Ye EUN, Kyung Hee OH. 2005. Benthic Invertebrates from Uido Island. *Korean Journal of Nature Conservation*. 3(4): 357-383.
- Joon Kim, Yongho Song, LEE, Woo-Kyun. 2021. Accuracy analysis of Multi-series Phenological Landcover Classification Using U-Net-based Deep Learning Model - Focusing on the Seoul, Republic of Korea -. *Korean Journal of Remote Sensing*, 37(3): 409-418.
- Jun-Ho Maeng, Gwang-Woo Cho, Hoseok Kim, Haneul Park, Jae-Sang Hong, Jae-Sang Hong, Chang-Gun Lee. 2007. Improving Environmental Assessment in Tidal Flat Reclamation, Korea Environment Institute.
- Lee, J., Kim, B., Noh, J., Lee, C., Kwon, I., Kwon, B. O., Khim, J. S. 2021. The first national scale evaluation of organic carbon stocks and

- sequestration rates of coastal sediments along the west, south, and east coasts of South Korea. *Science of The Total Environment*, 148568.
- Lin, G., Tang, Y., Zou, X., & Wang, C. 2021. Three-dimensional reconstruction of guava fruits and branches using instance segmentation and geometry analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184, 106107.
- Ministry of Oceans and Fisheries. 2005. Research on the tidal flat ecosystem and sustainable plan.
- Republic of Korea Ministry of Environment National Institute of Biological Resources. 2012. Invertebrate fauna of Korea, Crabs and zoeas I, Arthropoda: Crustacea: Decapoda: Brachyura: Thoracotremata: Grapsoidea, Ocypodoidea, 21(15).
- Solovyev, R., Wang, W., & Gabruseva, T. 2021. Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models. *Image and Vision Computing*, 107, 104117.
- Yang, Hyo-Sik, Oh, Kang-Ho, Koh, Yeong-Koo, Youn, Seok-Tai, Kim, Hai-Gyoung, Park, Seong-Nam. 2015. Citizen Monitoring Improvement of the Tidal Wetland Protected Area -Centered on Suncheon Bay and Boseong-Beolgyo-. *The Journal of Korean Island* 27(1), 50: 145-160.
- Yoo, Jae-Won, Kim, Chang-Soo, Park, Mi-Ra, Jeong, Su-Young, Lee, Chae-Lin, Kim, Sungtae, Ahn, Dong-Sik, Lee, Chang-Gun, Han, Donguk, Back, Yonghae, Park, Young Cheol. 2021, Considerations and Alternative Approaches to the Estimation of Local Abundance of Legally Protected Species, the Fiddler Crab, *Austruca lactea*. *Journal of Wetlands Research*. 23(2): 122-132.
- Žabota, B., Kobal, M. 2021. Accuracy Assessment of UAV-Photogrammetric-Derived Products Using PPK and GCPs in Challenging Terrains: In Search of Optimized Rockfall Mapping. *Remote Sensing*, 13(19): 3812.