한국해양환경·에너지학회지
J. Korean Soc. Mar. Environ. Energy
Vol. 26, No. 1, 57-65, February 2023

https://doi.org/10.7846/JKOSMEE.2023.26.1.57
ISSN 2288-0089(Print) / ISSN 2288-081X(Online)

Original Article

천리안 위성과 가우시안 과정 회귀를 이용한 COVID-19 팬데믹에 따른 식물성 플랑크톤의 대량 증식과 용존산소 농도 변화 모니터링

박성식[1] · 김경회[2,†]
[1]부경대학교 해양공학과 대학원생
[2]부경대학교 해양공학과 교수

Monitoring of Changes in the Dissolved Oxygen Concentration and Phytoplankton Bloom in the Coast of South Korea using COMS and Gaussian Process Regression

Seongsik Park[1] and Kyunghoi Kim[2,†]
[1]Graduate Student, Department of Ocean Engineering Pukyong National University Busan 48513, Korea
[2]Professor, Department of Ocean Engineering Pukyong National University Busan 48513, Korea

요 약

본 연구에서는 8월과 9월에 관측된 천리안 위성 자료를 활용하여 COVID-19 발생으로 인한 국내 연안의 표층 입자태 유기물질(POC, Particulate Organic Carbon)과 chlorophyll *a*(Chl.*a*) 농도 변화를 조사하였으며, 해양환경측정망 자료와 기계학습 기반의 가우시안 과정 회귀(GPR, Gaussian Process Regression) 모델을 활용하여 표·저층 용존산소(DO, Dissolved Oxygen) 농도 변화를 예측하였다. COVID-19 발생 이후 2020년 남해와 서해 연안의 POC 농도는 급격히 증가했다. 그 결과, 식물성 플랑크톤이 대량 증식하여 남해안과 서해안의 Chl.*a*. 농도는 2012~2019년 평균치 대비 각각 296.2, 60.8% 높게 관측되었다. 식물성 플랑크톤의 대량 증식과 그에 따른 광합성량 증가로 남해안의 표층 DO 농도는 일시적으로 증가하였다. 하지만, 대량 증식된 식물성 플랑크톤은 사후 저층에 퇴적되어 산소 소모를 촉진한 것으로 추정되며, 그 결과 2020년 9월 남해안의 저층 DO 농도는 2019년 9월에 비해 상대적으로 낮은 분포를 보였다.

Abstract – We investigated the changes in surface POC and Chl.*a* concentration in the coast of South Korea using the ocean color data of COMS(Communication, Ocean and Meteorological), and predicted surface and bottom DO concentration based on the GPR. After the outbreak of COVID-19, the POC concentration in the southern and western coasts increased. As a result, the concentration of Chl.*a* in the southern and western coasts was observed to be 296.2 and 60.8% higher than the average between 2012~2019, respectively, due to the bloom of phytoplankton. The surface DO concentration in the southern coast temporarily increased due to the increase in photosynthesis. However, it is estimated that massively proliferated phytoplankton was deposited on the bottom layer after their death resulting in acceleration of oxygen consumption, and as a result, the bottom DO concentration showed relatively lower than before the outbreak of COVID-19.

Keywords: COVID-19(코로나-19), Chlorophyll *a*(엽록소 *a*), Dissolved oxygen(용존산소), Gaussian process regression(가우시안 과정 회귀), COMS(천리안 위성), Marine environmental monitoring system(해양환경측정망)

1. 서 론

2019년, 전 세계적으로 COVID-19 팬데믹이 발생하였다. COVID-19 확산 이후 형성된 사회 규범과 그에 따른 사람들의 생활 습관 변화는 수생태계 환경에도 영향을 미쳤다. 그 변화는 육지 기원의 유기물 유입이 일어나는 저수지와 연안에서 가장 먼저 나타났다. COVID-19 확산 이후, 하수처리 부하량 증가로 Aras 댐 저수지의 부영양화 속도는 이전에 비해 빨라지고 Chl.*a* 농도는 증가하였으며(Aghashariatmadari *et al.*[2022]), 브라질 상파울루에 위치한 Guarapiranga 저수지에서는 주거용 폐수 유입 증가로 저수지 내의

†Corresponding author: hoikim@pknu.ac.kr

남조류와 홍조류의 색소단백질인 phycocyanin 농도가 전년도에 비해 약 500% 증가하였다(Alcantara *et al.*[2021]). 인도의 Mannar 만 연안에서는 식물성 플랑크톤 밀도가 2배 이상 증가했으며(Edward *et al.*[2021]), Kuwait 만 연안에서는 코로나 이후 고농도의 암모니아 농도와 함께 식물성 플랑크톤의 대량 증식이 관측되었다(Polikarpov *et al.*[2021]). 국내에서는 2020년 1월 COVID-19 최초 감염자가 발생하고 3월 이후 그 확진자가 급격하게 증가하였다. 이에 따라 국내 연안에서도 식물성 플랑크톤과 그 생체량 지표인 Chl.*a* 농도에 변화가 있을 것으로 예상되나, 이에 관한 연구는 아직 없다.

COVID-19 확산 이후 연안으로 유입된 다량의 유기물과 그에 따른 식물성 플랑크톤의 대량 증식은 DO 농도에도 영향을 미칠 것으로 예상된다. 해양에서 발생하는 1차 생산의 95% 이상이 식물성 플랑크톤에 의해서 발생한다(Edward *et al.*[2021]). Khangaonkar *et al.*[2012]의 연구에서는 여름철 조류 증식과 함께 DO 농도가 증가하는 결과를 보였다. 하지만 연안으로의 유기물 부하량 증가와 그에 따른 식물성 플랑크톤의 대량 증식은 장기적인 관점에서 저층의 산소 소모를 촉진하여 빈산소수괴를 유발할 우려가 있다(Fisher *et al.*[2006]; Xu *et al.*[2010]; Zheng *et al.*[2020]). DO 농도는 연안 수질의 결정 인자 중 하나로 COVID-19 이후 국내 연안의 DO 농도 변화에 대한 시공간적 고해상도의 모니터링이 필요한 상황이다.

연안의 시공간적 고해상도 모니터링 방안으로는 해양 관측 위성 자료를 활용한 방법이 있다. 앞서 언급한 COVID-19 발생 이후 연안 Chl.*a* 농도 변화에 관한 연구 대부분이 위성 자료를 활용한 연구로 그 실용성이 이미 입증되었다. 국내에는 세계 최초의 정지궤도 해양 관측 위성인 천리안 위성이 있다. 천리안 위성의 해양 관측 탑재체인 GOCI(Geostationary Ocean Color Imager)는 POC, Chl.*a* 농도를 비롯한 다양한 해색 산출물 자료를 관측·제공한다. 정지궤도 특성 기반으로 시공간적 고해상도의 자료를 생산하며, 그 자료를 활용한 다양한 연구가 진행되었다. Sun *et al.*[2017]은 GOCI 위성 자료를 활용하여 서해를 대상으로 phytoplankton size class를 추정했으며, Choi *et al.*[2020]은 동해의 식물성 플랑크톤의 군집 분포를 분석하였다. 하지만, 천리안 위성을 비롯한 해양 관측 위성들은 DO 농도 자료를 제공하지 않으며 이에 관한 연구가 필요한 상황이다. Kim *et al.*[2020]은 MODIS와 VIIRS 위성 자료, 다중회귀분석을 사용하여 서해안의 표층 DO 농도를 예측하였다. 천리안 위성의 시공간적 고해상도 자료와 기계학습 기법을 활용한다면 DO 농도를 높은 재현성으로 예측할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구의 가설은 다음과 같다. COVID-19 확산 후 1) 육지로부터의 유기물 부하량 증가로 연안의 POC 농도는 증가할 것이며, 2) 그로 인해 식물성 플랑크톤의 대량 증식이 발생할 것이다. 3) 이와 함께 광합성량이 증가하면서 일시적인 DO 농도 상승을 보일 것이나, 장기적인 관점에서는 저층의 산소 소모를 촉진하여 DO 농도 감소가 예상된다. 우리는 위 가설을 확인하기 위해 천리안 위성 자료를 활용하여 COVID-19 발생 후(2020년)와 발생 전 8개년(2012~2019년)의 연안 POC, Chl.*a* 농도 변화를 조사했으며, GPR 모델과 해양환경측정망 자료를 사용하여 연안의 표·저층 DO 농도 변화를 예측하였다.

2. 재료 및 방법

2.1 국내 연안 Chl.*a* 및 POC 농도 위성 자료

COVID-19 발생 후 국내 연안의 표층 Chl.*a*와 POC 농도 변화를 조사하기 위해 2012~2020년 동안 관측된 천리안 위성 자료를 사용하였다. 천리안 위성은 정지궤도 해양·환경 관측 위성으로 해양 관측탑재체인 GOCI를 탑재하고 있다. GOCI의 자료 제공 항목은 해수면의 원격반사도(Rrs, Remote Sensing Reflectance) 및 Chl.*a*와 POC 농도를 포함한 여러 해색 산출물 자료이며, 자료는 1시간, 500 m의 시공간 해상도로 제공된다. 본 연구에서는 COVID-19 발생 전 8개년(2012~2019년)과 발생 후(2020년)의 8월과 9월 평균 Chl.*a*와 POC 농도를 비교하였다.

2.2 GPR 모델 기반 연안 표·저층 DO 농도 변화 예측

본 연구에서는 COVID-19 발생으로 인한 국내 연안의 DO 농도 변화를 조사하기 위해 기계학습 기반 회귀 예측 모델인 GPR을 사용하여 DO 농도 변화를 예측하였다. 모델 학습을 위한 반응변수로는 해양환경측정망의 표·저층 DO 농도 자료를 사용하였다(KOEM[2022]). 해양환경측정망은 전국 연안 425개 정점의 표·저층에서 분기별로 관측된 해수 일반항목 16가지를 제공한다. 예측변수로는 GOCI의 Rrs412, Rrs443, Rrs490, Rrs555, Rrs660, Rrs680, Chl.*a*, POC, 분산광소산계수(DAC, Diffuse Attenuation Coefficient) 및 Aqua-MODIS 위성의 SST(Sea Surface Temperature)를 사용하였다. GOCI 자료는 일평균하였으며, 1일, 4 km의 시공간 해상도를 갖는 Auqa-MODIS 자료는 GOCI 자료의 위경도 좌표상에 보간·맵핑(mapping)하였다. GOCI와 Aqua-MODIS 자료는 https://oceandata.sci.gsfc.nasa.gov/에서 제공한다. 시공간적으로 맵핑된 GOCI-SST 자료를 DO 농도에 한 번 더 맵핑하여 자료를 취합하였다. 자료 중 이상치(Outlier)와 결측치(Missing)는 제외하였다. 사용된 자료의 데이터 포인트 수는 총 3,096개로, 이 중 2,632개(85%)를 학습에 사용하였으며 나머지 464개(15%)를 모델 검증에 사용하였다. 관측치과 예측치 간의 RMSE, R^2, SS(skill score)를 계산하여 모델을 검증하였다. SS는 0과 1 사이의 값으로 1에 가까울수록 예측치가 관측치와 잘 일치함을 의미한다(Willmott[1981]). 자료는 모델 학습 전에 표준화(Standardization)하였다. 사용된 자료의 평균과 표준편차는 Table 1에 나타내었다.

표층 DO 농도 예측을 위한 예측변수 항목은 앞서 설명한 위성 자료 10종이며, 저층 DO 농도 예측을 위한 예측변수로는 두 가지 경우(Case 1, 2)를 고려하였다. Case 1은 위성 자료 10종이며, Case 2는 위성 자료 10종과 표층 DO 농도 예측치이다. 즉, Case 2에서는 GPR 모델로부터 표층 DO 농도 예측치를 구한 후 이를 다시 저층 DO 농도 예측을 위한 예측변수로 사용하였다. DO 농도 예측을 위한 GPR 모델 학습 모식도를 Fig. 1에 나타내었다.

GPR은 기계학습-커널(kernel) 함수 기반의 non-parametric 모델

Table 1. Mean and standard deviation of the features for DO prediction

Feature	Rrs (sr^{-1})						Chl.a ($ug\ L^{-1}$)	DAC (m^{-1})	POC ($\mu g\ L^{-1}$)	SST (℃)	DO ($mg\ L^{-1}$)	
Wavelength	412 nm	443 nm	490 nm	555 nm	660 nm	680 nm					Surface	Bottom
Mean	0.0018	0.0033	0.0050	0.0061	0.0014	0.0010	5.33	0.52	654.09	17.75	8.58	8.14
Std.	0.0037	0.0036	0.0040	0.0046	0.0027	0.0024	11.57	0.76	985.89	7.17	1.40	1.65

이다. 여기서 말하는 non-parametric은 parameter의 차원이 무한정하다는 것을 의미하며, 이는 모델의 복잡도가 무한하게 확장할 수 있음을 의미한다. 이와 같은 특성으로 GPR은 학습자료에 대해 높은 유연성을 가지며 해양의 DO 농도와 같은 복잡한 자료를 높은 재현성으로 예측하는 것이 가능하다. 우리의 이전 연구에서도 GPR은 진해만의 DO 농도 예측에 있어서 높은 정확도를 보여주었다(Park *et al.*[2021]). 커널 함수의 모양에 따라 GPR 모델이 결정되며 우리는 지수 커널 함수를 사용하였다.

$$K = k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{r}{\sigma_l}\right) \quad (1)$$

$$r = \sqrt{(x_i - x_j)^T (x_i - x_j)} \quad (2)$$

여기서, K는 커널 함수, σ_f와 σ_l는 각각 signal standard deviation과 length scale를 의미한다.

3. 결과 및 고찰

3.1 국내 연안 Chl.*a* 및 POC 농도 변화

위성 자료로 확인한 COVID-19 발생 전 8개년(2012~2019년)과 발생 후(2020년) 국내 연안의 8월과 9월 평균 표층 POC 농도와 Chl.*a* 농도를 Fig. 2~5에 나타내었다. 2020년 8월 남해 연안(SC, 34.3~35.1°N – 127.0~128.9°E)에서 고농도의 표층 POC가 관측되었다. 2020년 8월 평균 표층 POC 농도는 SC 해역 내 평균 462.4 μg/L(std=376.6 μg/L)로 2012~2019년 평균치인 246.8 μg/L(std=199.6 μg/L)보다 87.3% 높게 나타났다. 특히 SC-1(34.3~35.0°N – 127.0~128.1°E) 내의 POC 농도는 2020년 8월 평균 624.5 μg/L(std=473.0 μg/L)로 2012~2019년 평균치인 318.7 μg/L(std=206.5 μg/L)보다 96.0% 높게 관측되었다. 이는 육지로부터의 유기물 부하량 증가로 인한 결과로 판단된다. SC-1 해역에 인접한 하천 3개 정점(35.04°N, 127.77°E; 34.44°N, 127.19°E; 35.08°N, 128.09°E)의 2020년 8월 평균 COD 농도는 5.8 mg/L로 2012~2019년 8월 평균치인 3.7 mg/L보다 56.8% 높게 나타났다(ME[2022a]). 하지만 하천 COD 농도 증가와 강우량 간의 상관성은 없었다. SC-1 해역 인근에 위치한 기상청의 종관기상관측 6개 정점(34.85°N, 128.44°E; 34.74°N, 127.74°E; 34.76°N, 127.21°E; 34.62°N, 127.28°E; 34.94°N, 127.69°E; 34.82°N, 127.93°E)의 월합강우량을 조사하였다(KMA[2022]). 6개 정점의 평균 2020년 8월합 강우량은 228.7 mm로 2012~2019년 8월 평균치인 246.0 mm보다 오히려 낮게 나타났다. SC-1 해역의 높은 POC 농도와 강우량 간의 상관성은 없었으며, SC-1 해역에서 관측된 고

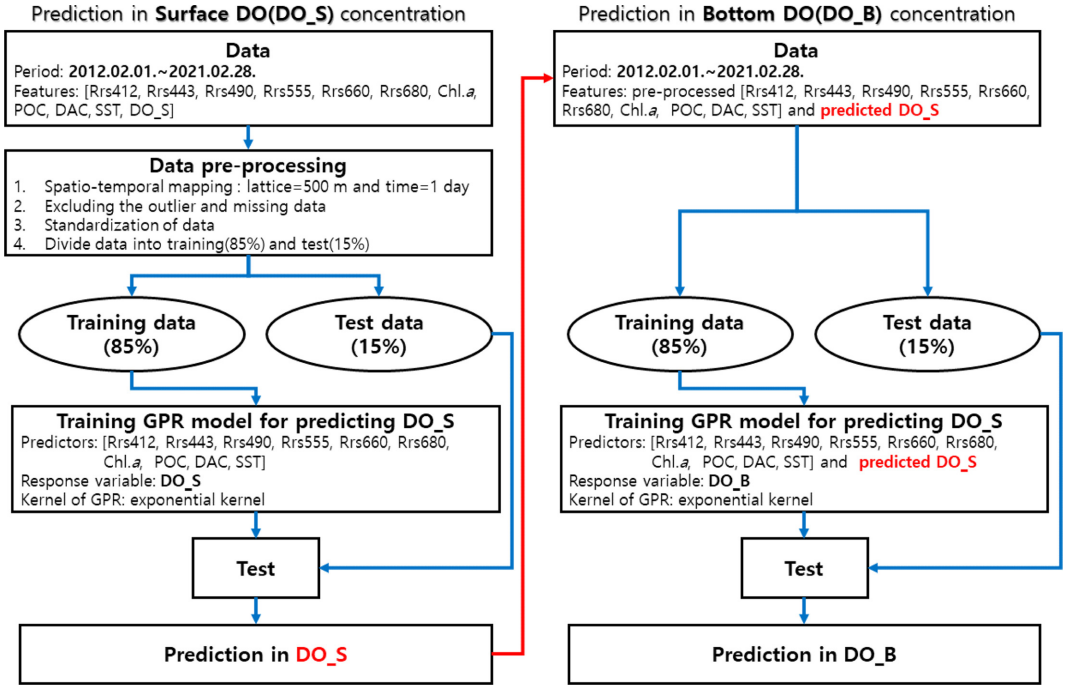

Fig. 1. Flowchart of the prediction in DO concentration.

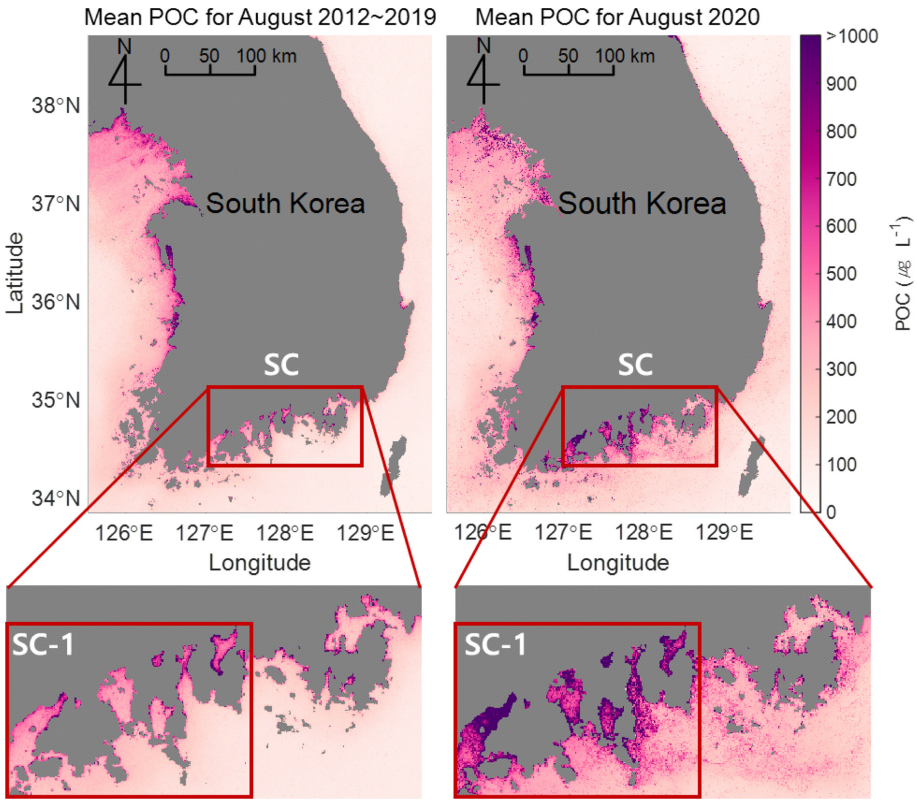

Fig. 2. Spatial distribution comparison of the mean POC concentration between Aug. 2012~2019 and Aug. 2020 in coastal area of South Korea.

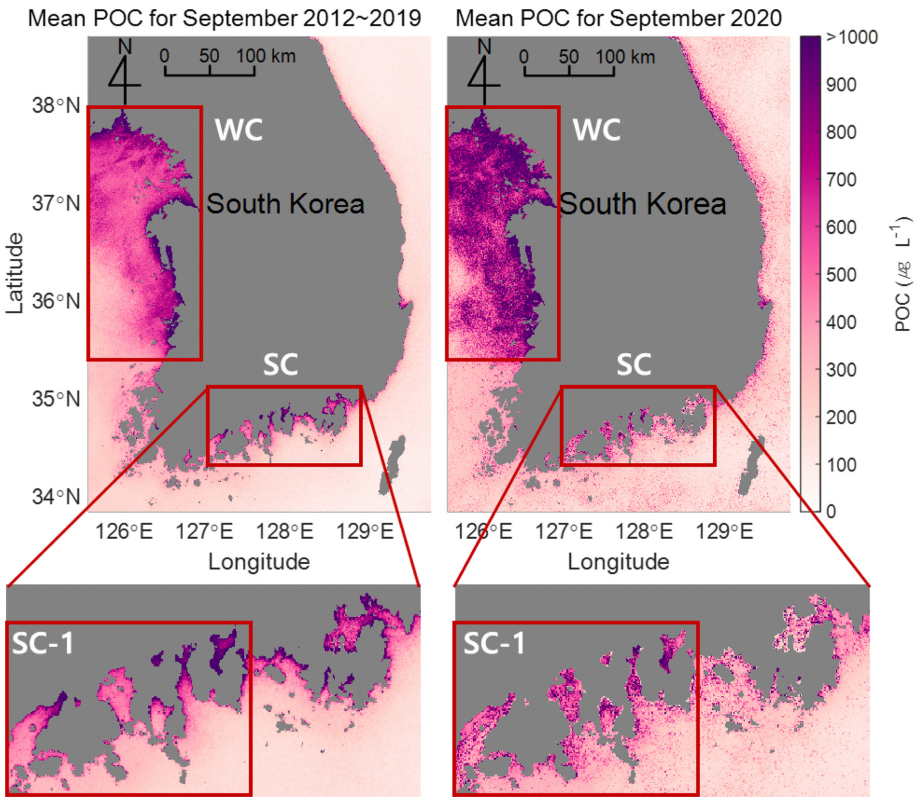

Fig. 3. Spatial distribution comparison of the mean POC concentration between Sep. 2012~2019 and Sep. 2020 in coastal area of South Korea.

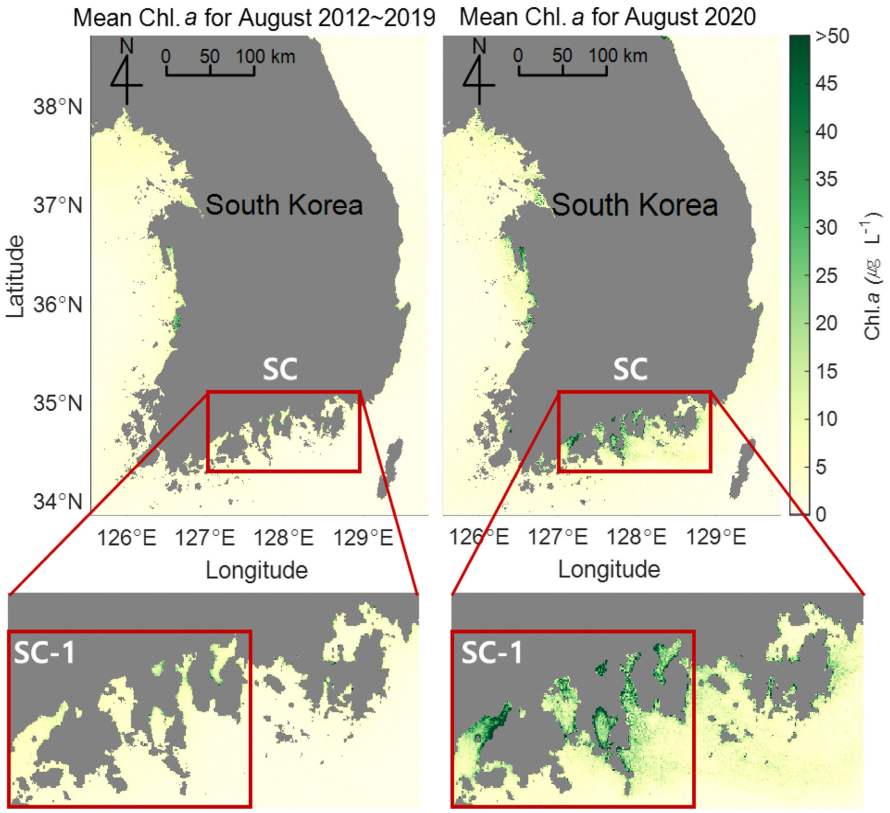

Fig. 4. Spatial distribution comparison of the mean chlorophyll *a* (Chl.*a*) concentration between Aug. 2012~2019 and Aug. 2020 in coastal area of South Korea.

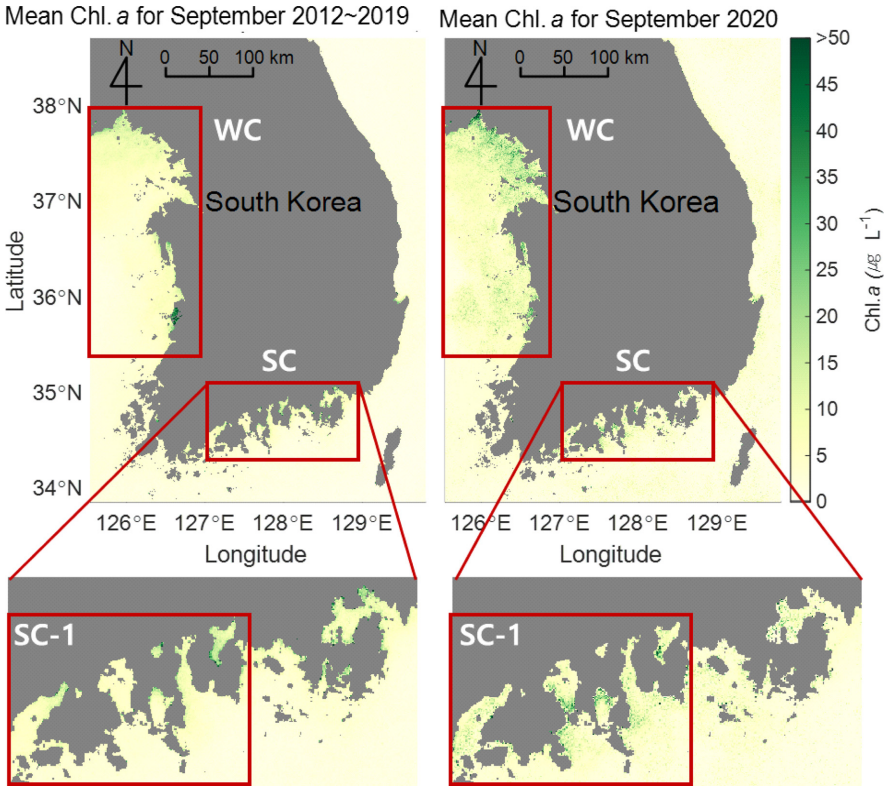

Fig. 5. Spatial distribution comparison of the mean chlorophyll *a* (Chl.*a*) concentration between Sep. 2012~2019 and Sep. 2020 in coastal area of South Korea.

농도의 POC는 COVID-19 발생 이후 육지로부터의 유기물 유입량이 증가하여 나타난 결과로 판단된다. COVID-19 확산 이후 사람들의 재택 근무 비율과 집에 머무는 시간이 늘어나면서 2020년 가정 용수사용량과 하수 방류량은 2019년 대비 각각 5.0%, 3.6% 증가했으며, 이 중 전라남도의 하수 처리부하량(BOD/kg/day)은 약 9.0% 증가했다(ME[2022b]; ME[2022c]). 또한, COVID-19 바이러스의 소독에 사용되는 Quaternary Ammonium Surfactants(QAS)가 연안으로 유입되어 그 영향으로 유기물 농도가 증가했을 것으로 추정된다. 생물에 독성으로 작용하는 QAS가 오·배수관을 통해 연안으로 유입되면 그 영향으로 유기물을 제거하는 역할을 하는 해양생물의 개체수가 감소할 우려가 있다(Baker *et al.*[2020]; Boethling[1984]; Van de Voorde *et al.*[2012]; Zielinski and Botero[2020]).

2020년 8월 SC 해역의 POC 농도 증가와 함께 식물성 플랑크톤의 대량 증식이 관측되었다. 식물성 플랑크톤의 생체량을 나타내는 Chl.*a* 농도는 2020년 8월 SC 해역 내 평균 10.3 μg/L(std=13.8 μg/L)로 2012~2019년 평균치인 2.6 μg/L(std=3.8 μg/L)보다 296.2% 높게 나타났다. SC-1 해역 내 표층 Chl.*a* 농도의 경우 2020년 8월 평균 14.3 μg/L(std=17.3 μg/L)로 2012~2019년 평균치보다 276.5% 높게 나타났다. 식물성 플랑크톤의 대량 증식을 발생시킬 수 있는 고수온은 관측되지 않았다. SC-1 해역 내에 위치한 해양환경측정망 58개 정점의 2020년 8월 평균 표층 수온은 25.0℃로 2012~2019년 평균치인 26.7℃보다 오히려 약 1.7℃ 낮게 나타났다(KOEM[2022]). COVID-19 확산 후 연안으로의 유기물 유입 증가로 형성된 고농도의 POC가 식물성 플랑크톤의 대량 증식을 일으킨 것으로 판단된다. 2020년 9월 SC-1 해역 내 평균 표층 Chl.*a* 농도는 6.3 μg/L로 전월에 비해 절반 이하로 감소했으며 2020년 8월 대량 증식된 식물성 플랑크톤은 이후 사망하여 저층에 퇴적된 것으로 추정된다. 위와 같은 COVID-19 확산으로 인한 고농도의 POC 해역 형성과 그에 따른 식물성 플랑크톤의 대량 증식 현상은 2020년 9월 서해안(WC, 35.3~38.1°N – 125.0~127.1°E)에서도 관측되었다. WC 해역 내의 2020년 9월 평균 표층 POC 농도는 780.2 μg/L(std=336.1 μg/L)로 2012~2019년 평균치인 579.6 μg/L(std=243.5 μg/L)보다 34.6% 높게 나타났다. WC 해역 내 표층 Chl.*a* 농도는 2020년 9월 평균 8.2 μg/L(std=6.1 μg/L)로 2012~2019년 9월 평균치인 5.1 μg/L (std=4.4 μg/L)보다 60.8% 높게 관측되었다.

COVID-19 확산으로 인한 SC 해역의 식물성 플랑크톤의 대량 증식은 연안의 표·저층 DO 농도에도 영향을 미쳤을 것으로 예상된다. 식물성 플랑크톤의 광합성은 DO 농도의 주요 발생원 중 하나로 단기적인 관점에서 DO 농도를 증가시킬 것으로 기대된다. 하지만 장기적인 관점에서는 대량 증식된 식물성 플랑크톤이 사후 저층에 퇴적되어 산소 소모를 촉진할 것으로 예상된다. 이를 조사하기 위해 우리는 위성 자료와 해양환경측정망 자료를 활용하여 GPR 모델을 학습시켰으며, 학습된 모델로부터 SC 해역의 표·저층 DO 농도 변화를 예측하였다.

3.2 GPR 모델 기반 연안 표·저층 DO 농도 변화 예측

GPR 모델을 기반으로 위성 자료와 해양환경측정망 자료를 활용한 표층 DO 농도 예측과 두 가지 예측변수 조건(Case 1, 2)을 고려한 저층 DO 농도 예측의 모델 검증 결과를 Fig. 6에 나타내었다. 위성 자료를 예측변수로 사용하여 표층 DO 농도를 예측한 결과, 목적함수 RMSE, R^2, SS 값들은 각각 0.61, 0.64, 0.88로 나타났으며, 저층 DO 농도 예측(Case 1)에서는 각각 0.75, 0.69, 0.90로 높은 재현성을 보였다. 위성 자료만을 사용했음에도 높은 재현성을 보인 것은 천리안 위성이 갖는 높은 시공간적 해상도의 영향으로 판단된다. 우리는 여기서 표층 DO 농도 예측치를 저층 DO 농도 예측을 위한 예측변수로 사용하여 그 정확도를 높였다(Case 2). 위성 자료와 표층 DO 농도 예측치를 예측변수로 사용하여 저층 DO 농도를 예측한 결과(Case 2), 목적함수 RMSE, R^2, SS 값들은 각각 0.65, 0.76, 0.92로 나타나 Case 1보다 재현성이 증가하는 결과를 보였다. 저층 DO 농도 관측치에 대한 표층 DO 농도 예측치의 상관계수 절대값은 0.74로 SST의 0.70보다 높게 나타났다. 일반적으로 수온은 DO 농도와 가장 높은 상관성을 보이는 환경 변수이며(Park and Kim[2021]; Park and Kim[2022]), 표층 DO 농도 예측치가 수온보다 높은 상관성을 보인 것은 주목할 만한 결과이다. 위와 같이 예측치(결과)를 예측변수(입력)로 재사용하는 기법은 저층 DO 농도와 같이 비선형적인 변화를 보여 예측이 어려운 여러 해양 인자를 예측하는 데 활용할 수 있을 것이다.

COVID-19 발생 전(2019년)과 발생 후(2020년) SC 해역의 8월과 9

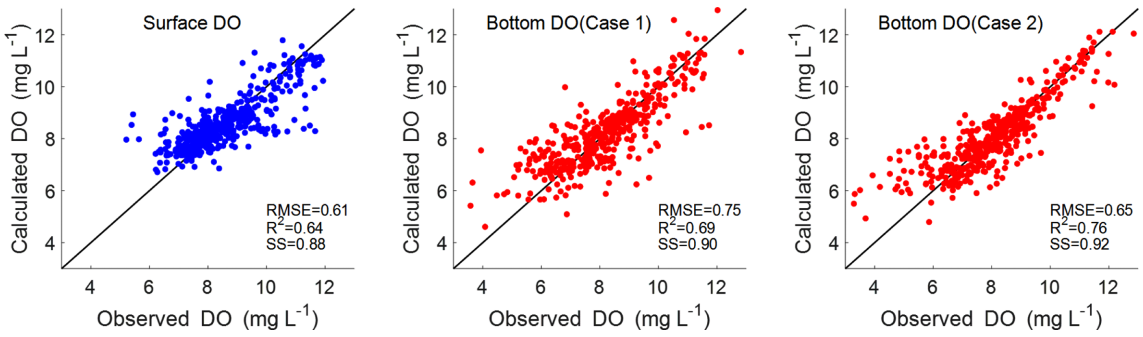

Fig. 6. Validation results of prediction in surface and bottom dissolved oxygen (DO) concentration. The predictors for surface DO and bottom DO (Case 1): satellite data and bottom DO (Case 2): satellite data and predicted surface DO concentration.

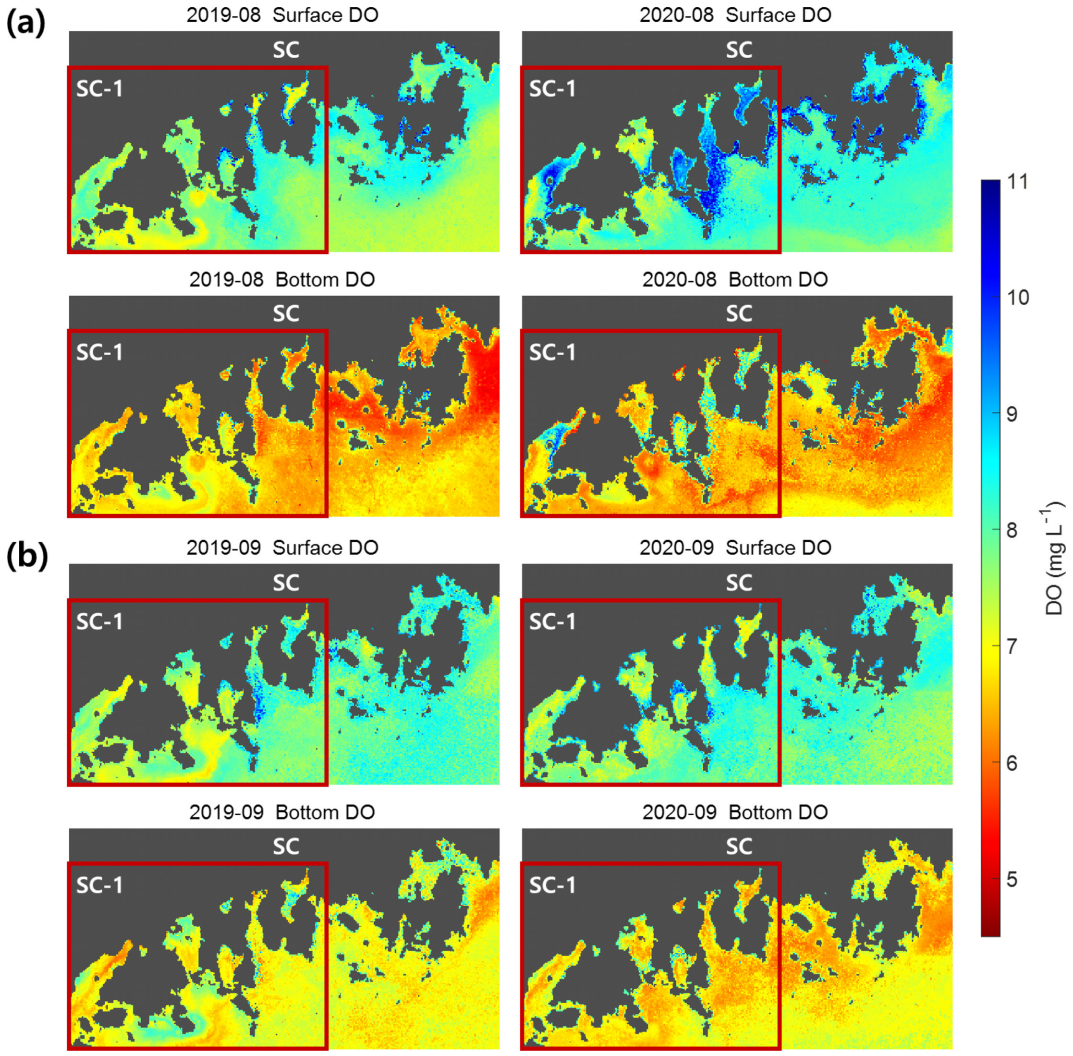

Fig. 7. Spatial distribution comparison of the predicted mean dissolved oxygen (DO) concentration between (a) Aug. 2019 and Aug. 2020, (b) Sep. 2019 and Sep. 2020 in the southern coast (SC) of South Korea.

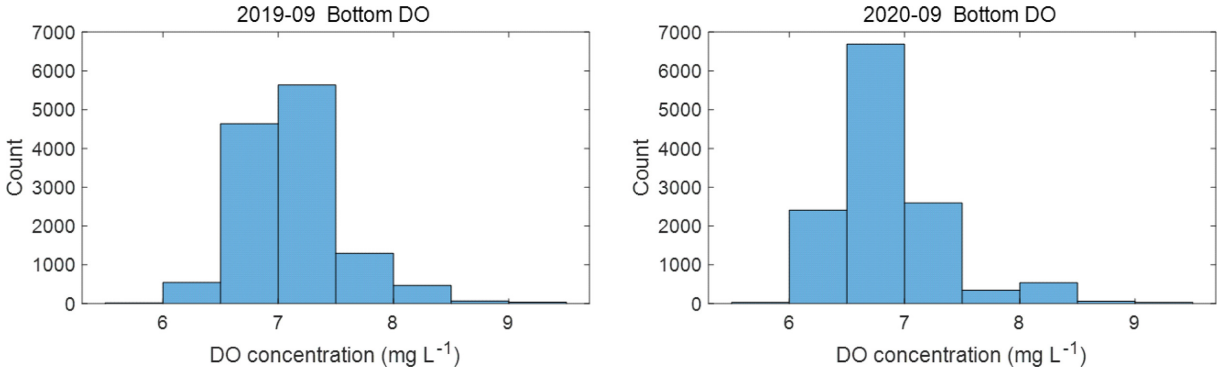

Fig. 8. Histogram comparison of the predicted mean dissolved oxygen(DO) concentration in the bottom of SC-1 between Sep. 2019 and Sep. 2020.

월 평균 표·저층 DO 농도 예측치를 Fig. 7에 나타내었다. COVID-19 발생 후 Chl.*a* 농도 증가가 관측된 SC-1 해역 내 2020년 8월 평균 표층 DO 농도는 8.3 mg/L(std=0.6 mg/L)로 2019년 8월 평균치인 7.8 mg/L(std=0.5 mg/L)보다 0.5 mg/L 높게 나타났다. 이는

식물성 플랑크톤의 대량 증식으로 인한 광합성량 증가로 인한 결과로 판단된다. 조류의 증식과 함께 DO 농도의 증가가 관측된 결과는 다른 연구에서도 확인할 수 있다(Khangaonkar *et al.*[2012]). 2020년 8월 평균 저층 DO 농도는 일부 육지 인근 해역에서 2019년에 비해 상대적으로 높게 나타났으나 외해역에서는 오히려 낮게 나타났다. 2020년 8월 육지 인근 해역에서 저층 DO 농도가 상대적으로 높게 나타난 것은 같은 기간 높은 농도의 표층 DO가 저층으로 유입된 것으로 판단되며, 외해역에서는 여름철 깊은 수심으로 인해 형성된 성층으로 저층으로의 DO 유입이 차단되어 낮은 DO 농도를 보인 것으로 판단된다. SC-1 해역 내 2020년 9월 평균 저층 DO 농도는 6.9 mg/L(std=0.5 mg/L)로 2019년 9월 평균치보다 0.2 mg/L 낮게 나타났으며 유의미한 차이를 보였다($p<0.05$). 또한, 도수분포 결과에서도 2020년 9월에 상대적으로 낮은 저층 DO 농도 분포가 확인되었다(Fig. 8). 2020년 9월, SC-1 해역 내 저층 DO 농도 7 mg/L 이상의 격자 개수는 3,588개로 2019년 9월의 7,510개보다 절반 이하로 감소했으며, 7 mg/L 미만의 격자 개수는 9,130개로 2019년 9월 대비 75.3% 증가했다. 2020년 9월 SC-1 해역에서 관측된 상대적으로 낮은 저층 DO 농도 분포는 COVID-19 발생 이후 육지로부터 유입된 다량의 유기물과 전월에 대량 증식한 식물성 플랑크톤이 사후 저층에 퇴적되어 DO 소모를 촉진하여 나타난 결과로 판단된다.

4. 결 론

본 연구에서는 위성 자료를 활용하여 COVID-19 발생으로 인한 국내 연안의 표층 POC와 Chl.*a* 농도 변화를 조사하였으며, 해양환경측정망 자료와 기계학습 기반의 GPR 모델을 활용하여 표·저층 DO 농도 변화를 예측하였다. COVID-19 발생으로 사람들이 집에 머무는 시간이 늘어나면서 연안으로의 유기물 유입량은 증가하였으며, 그 영향으로 2020년 8월 남해안의 표층 POC 농도는 2012~2019년 평균치보다 87.3% 높게 관측되었다. 고농도의 POC 농도는 식물성 플랑크톤의 대량 증식을 일으켰으며, 그 결과 Chl.*a* 농도는 2012~2019년 평균치보다 296.2% 높게 관측되었다. 위와 같은 현상은 2020년 9월 서해안에서도 관측되었다.

식물성 플랑크톤의 대량 증식과 그에 따른 광합성량 증가로 2020년 8월 남해안의 표층 DO 농도는 2019년 8월 평균치보다 상대적으로 높게 예측되었다. 하지만, 대량 증식된 식물성 플랑크톤은 사후 저층으로 퇴적되어 산소 소모를 촉진한 것으로 추정되며, 그 결과 2020년 9월 남해안의 저층 DO 농도는 2019년 9월에 비해 상대적으로 낮은 분포를 보였다.

본 연구에서는 표층 DO 농도 예측치(결과)를 저층 DO 농도 예측을 위한 예측변수(입력)로 재사용하여 그 예측 정확도를 높일 수 있었다. 위와 같은 기법은 비선형적인 변화를 보여 예측이 어려운 여러 해양 인자를 예측하는 데 활용할 수 있을 것이다.

COVID-19와 같은 팬데믹은 언제든지 다시 발생할 수 있으며 그것은 인간에게뿐만 아니라 연안 환경에도 영향을 미칠 것이다. 이에 대한 대응으로 시공간적 고해상도의 감시 체계가 확립되어야 할 것이며, 그 방안으로 위성 자료와 기계학습 기법이 제시될 수 있다. 기계학습 기법을 활용하기 위해서는 모델 학습을 위한 현장 관측 자료의 지속적인 축적은 필수이다.

후 기

이 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(Grant 2021R1I1A3060374126178 20-64340102).

References

[1] Aghashariatmadari, Z., Golmohammadian, H., Shariatmadari, Z., Mohebbi, F., and Bazrafshan, J., 2022, Satellite-Based Monitoring of the Algal Communities of Aras Dam Reservoir: Meteorological Dependence Analysis and the Footprint of COVID-19 Pandemic Lockdown on the Eutrophication Status, Int J Environ Res, 16(5), 1-18.

[2] Alcantara, E., Coimbra, K., Ogashawara, I., Rodrigues, T., Mantovani, J., Rotta, L.H., Park, E. and Cunha, D.G.F., 2021, A satellite-based investigation into the algae bloom variability in large water supply urban reservoirs during COVID-19 lockdown, Remote Sens. Applic. Soc. Environ., 23, 100555.

[3] Baker, N., Williams, A.J., Tropsha, A. and Ekins, S., 2020, Repurposing Quaternary Ammonium Compounds as Potential Treatments for COVID-19, Pharm. Res., Vol., 37.

[4] Boethling, R., 1984, Environmental fate and toxicity in wastewater treatment of quaternary ammonium surfactants, Water Res., 18, 1061-1076.

[5] Choi, J.K., Noh, J.H., Brewin, R.J., Sun, X. and Lee, C.M., 2020, A study on the application of GOCI to analyzing phytoplankton community distribution in the east sea, Korean J. Remote Sens., 36(6), 1339-1348.

[6] Edward, J.P., Jayanthi, M., Malleshappa, H., Jeyasanta, K.I., Laju, R.L., Patterson, J., Diraviya Raj, K., Mathews, G., Marimuthu, A.S. and Grimsditch, G., 2021, COVID-19 lockdown improved the health of coastal environment and enhanced the population of reef-fish, Mar. Pollut. Bull., 165, 112124.

[7] Fisher, T.R., Hagy, J.I.D., Boynton, W.R. and Williams, M.R., 2006, Cultural eutrophication in the Choptank and Patuxent estuaries of Chesapeake Bay, Limnol.Oceanogr., 51, 435-447.

[8] Khangaonkar, T., Sackmann, B., Long, W., Mohamedali, T. and Roberts, M., 2012, Simulation of annual biogeochemical cycles of nutrient balance, phytoplankton bloom (s), and DO in Puget Sound using an unstructured grid model, Ocean Dynamics, 62(9), 1353-1379.

[9] Kim, Y.H., Son, S., Kim, H.C., Kim, B., Park, Y.G., Nam, J. and Ryu, J., 2020, Application of satellite remote sensing in monitoring dissolved oxygen variabilities: A case study for coastal

waters in Korea, Environ. international, 134, 105301.

[10] KMA (Korea Meteorological Administration), Automated Synoptic Observing System (ASOS), https://data.kma.go.kr/cmmn/main.do, 2022 (accessed 2022.10.28.).

[11] KOEM (Korea Marine Environment Management Corporation), Marine Environment Observation & Survey (해양환경 관측&조사), https://www.meis.go.kr/mei/observe/port.do, 2022 (accessed 2022.10.23.).

[12] ME (Ministry of Environment), River environment information, https://www.meis.go.kr/mei/observe/nier.do, 2022a (accessed 2022.09.11.).

[13] ME (Ministry of Environment), 2022b, Sewerage Statistics 1991~2020.

[14] ME (Ministry of Environment), 2022c, Waterworks Statistics 2006~2020.

[15] Park, S. and Kim, K., 2021, Prediction of DO Concentration in Nakdong River Estuary through Case Study Based on Long Short Term Memory Model, J. Korean Soc. Coast. Ocean Eng, 33(6), 238-245.

[16] Park, S. and Kim, K., 2022, Preliminary Study on the Reproduction of Dissolved Oxygen Concentration in Jinhae Bay Based on Deep Learning Model, J. Korean Soc. Mar. Environ. Saf., 28(2), 193-200.

[17] Park, S., Yoon, S., Lee, I., Kim, B. and Kim, K., 2021, Prediction of Stratification Strength and Dissolved Oxygen due to Cold Discharge of Jinhae Bay in Summer, J. Korean Soc. Mar. Environ. Energy, 24(3), 106-118.

[18] Polikarpov, I., Al-Yamani, F., Petrov, P., Saburova, M., Mihalkov, V., and Al-Enezi, A., 2021, Phytoplankton bloom detection during the COVID-19 lockdown with remote sensing data: Using Copernicus Sentinel-3 for north-western Arabian/Persian Gulf case study. Mar. Pollut. Bull., 171, 112734.

[19] Sun, D., Huan, Y., Qiu, Z., Hu, C., Wang, S. and He, Y., 2017, Remote-sensing estimation of phytoplankton size classes from GOCI satellite measurements in Bohai Sea and Yellow Sea, Res. Oceans, 122(10), 8309-8325.

[20] Van de Voorde, A., Lorgeoux, C., Gromaire, M. C., and Chebbo, G., 2012, Analysis of quaternary ammonium compounds in urban stormwater samples, Environ. Pollut., 164, 150-157.

[21] Willmott, C.J., 1981, On the Validation of Models, Phys. Geogr., 2, 184-194.

[22] Xu, J., Yin, K., Lee, J. H., Liu, H., Ho, A. Y., Yuan, X. and Harrison, P. J., 2010, Long-term and seasonal changes in nutrients, phytoplankton biomass, and dissolved oxygen in Deep Bay, Hong Kong, Estuar. Coasts, 33(2), 399-416.

[23] Zheng, G. and DiGiacomo, P.M., 2020, Linkages between phytoplankton and bottom oxygen in the Chesapeake Bay, J. Geophys. Res. Oceans, 125(2).

[24] Zielinski, S. and Botero, C.M., 2020, Beach tourism in times of COVID-19 pandemic: critical issues, knowledge gaps and research opportunities, Int. J. Environ. Res. Public Health, 17(19), 7288.

Received 28 November 2022
Revised 6 February 2023
Accepted 9 February 2023