



Received: 2026/03/02  
Revised: 2026/03/13  
Accepted: 2026/03/18  
Published: 2026/03/31

**\*Corresponding Author:****Jong-Jin Park**

Daehak-ro 80, Buk-gu, Daegu 41566, Republic of Korea

E-mail: jjpark@knu.ac.kr

# 수중글라이더 관측 기반 하이브리드 CNN을 활용한 음속최소심도 추정

## Estimation of Sound Minimum Depth Using a Hybrid CNN Based on Underwater Glider Observations

**김근태<sup>1</sup>, 임규창<sup>2</sup>, 박종진<sup>3\*</sup>**<sup>1</sup>경북대학교 해양학과 석사과정<sup>2</sup>경북대학교 경북해양과학연구소 연구교수<sup>3</sup>경북대학교 지구시스템과학부/경북해양과학연구소 교수**Geuntae Kim<sup>1</sup>, Gyuchang Lim<sup>2</sup>, Jong-Jin Park<sup>3\*</sup>**<sup>1</sup>Master's program, Department of Oceanography, Kyungpook National University<sup>2</sup>Research professor, Kyungpook Institute of Oceanography, Kyungpook National University<sup>3</sup>Professor, School of Earth System Sciences/Kyungpook Institute of Oceanography, Kyungpook National University**Abstract**

본 연구는 SOFAR 채널의 음속최소심도(SMD)를 추정하기 위한 하이브리드 CNN 모델을 제안한다. SMD는 원거리 탐지·음영 구역 활용 등 잠수함 전술에 핵심적이나, 실시간 직접 측정은 은밀성을 저해한다. 본 연구는 전술적 접근 가능 수심대(0~150 m) 내 수온·염분 프로파일만으로 심해 SMD를 추정하는 방법론을 제시한다. 동해 수중글라이더 자료로 검증한 결과, 제안 모델은 선형 회귀 대비 최대 30.1%의 오차 감소를 달성하였으며, 소용돌이·전선 등 비선형 해역에서도 승률 73.26%, 자연 변동성 대비 상대 오차율 50% 미만을 유지하였다. 복잡한 해양 환경일수록 예측 우위가 두드러지며, 잠수함이 위치 노출 없이 심해 음향 환경을 실시간으로 파악할 수 있는 전술 수단을 제공한다.

This paper proposes a hybrid CNN model for estimating the sound minimum depth (SMD) of the SOFAR channel. Direct real-time measurement, however, compromises stealth critical to submarine operations. This paper presents a methodology that estimates deep-water SMD from minimal temperature and salinity profiles within the tactically accessible depth range (0-150 m). Validation using underwater glider observations in the East Sea demonstrated up to a 30.1% reduction in error over a linear regression baseline, with a win rate of 73.26% and relative error below 50% of the natural variability threshold (66.1 m) in nonlinear regimes such as eddies and fronts. The model's predictive advantage grows with oceanic complexity, offering submarines an effective method to assess the deep-water acoustic environment in real time without revealing their position.

**Keywords**

수중글라이더(Underwater Glider), 음속최소심도(Sound Minimum Depth), 딥러닝(Deep Learning), 하이브리드 합성곱 신경망(Hybrid CNN), 동해(East Sea)

**Acknowledgement**

이 논문은 2026년도 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00256005(2520000893), 고품질 준수실시간 해양그리드 데이터서비스 체계 개발).

## 1. 서론

수중 작전 환경에서 음파의 전달 특성을 정확히 이해하는 것은 소나(sonar) 운용 효율을 극대화하고 적의 탐지를 회피하여 전술적 우위를 확보하기 위한 핵심 요소이다. 음파는 수온, 염분, 압력 등 해수의 물리적 특성에 따라 굴절 및 산란되므로, 해양 음향 환경의 수직 구조를 정확히 파악하는 것이 수중 작전 수행의 전제 조건이 된다. 이 중 해수면 부근의 수온 감소에 의한 음속 감소와 심해로 갈수록 증가하는 수압에 의한 음속 증가가 평형을 이루는 음속최소심도(sound minimum depth, SMD)는 장거리 음파 전달 통로인 SOFAR(sound fixing and ranging) 채널의 축을 형성하여 음향학적으로 높은 중요성을 지닌다[1,2]. 잠수함이 SMD 부근에서 기동할 경우, 음향 에너지가 채널 내부로 집중되는 특성을 활용하여 원거리 탐지 능력을 확장하거나, 반대로 수상함 소나의 탐지 범위가 미치지 않는 음영 구역(shadow zone)을 전술적으로 이용할 수 있다.

그러나 실시간 작전 환경에서 정확한 SMD를 직접 파악하는 것

은 물리적·전술적 제약으로 인해 용이하지 않다. 동해의 SMD는 일반적으로 계절에 따라 약 200~600 m의 범위에서 형성되는데, 이를 직접 측정하기 위해서는 잠수함이 해당 수심까지 잠항해야 하며 이는 작전 플랫폼의 은밀성과 기동성을 심각하게 저해한다. 잠수함은 통신 및 정찰 임무 수행을 위해 일반적으로 알려진 수심 0~150 m의 전술적 접근 가능 수심대 (tactical accessibility zone) 내에서 운용되므로[3], SMD 확인을 목적으로 심층까지 잠항하는 것은 전술적 효율성 측면에서 비합리적이다. 따라서 잠수함이 자신의 위치를 노출하지 않고 전술 수심대 내에서 획득 가능한 최소한의 관측 자료만으로 SMD를 정밀하게 추정하는 방법론의 개발이 요구된다.

본 연구는 이러한 요구에 부응하기 위해, 표층 부근의 제한된 수직 관측 정보로부터 SMD를 정밀하게 추정하는 하이브리드 CNN(convolutional neural network) 모델을 제안한다. 연구의 구체적인 설계 과정은 다음과 같다. 먼저 Fig. 1의 등온선별 수심 분포 분석을 통해, 7~10°C 등온선이 전술적 접근 가능 수심대(0~150 m) 내에 가장 안정적으로 위치함을 확인하였다. 이어서 Fig. 2의 상관관계 분석을 통해 해당 등온선의 수심과 SMD 사이에  $R>0.8$  이상의 높은 선형 상관관계가 존재함을 검증하였으며, 이를 근거로 7~10°C 등온선을 주요 분석 대상으로 선정하였다. 이러한 물리적 연관성에 기반하여, 각 등온선 수심을 기준으로 상하 ±5, 10, 20, 30 m 구간의 1 m 간격 수온·염분 자료를 입력으로 활용하고, 데이터 정보량에 따른 예측 성능 변화를 체계적으로 비교·분석하였다. 아울러 등온선 깊이와 SMD 간의 선형 상관성을 이용한 선형 회귀(linear regression) 모델을 성능 평가의 기준이 되는 베이스라인(baseline)으로 설정하였다.

제안된 하이브리드 CNN 모델은 1D convolutional neural network(Conv1D)를 통해 수직 프로파일의 구조적·형상적 특징을 추출하고, 이를 계절 정보 등 환경 메타 정보와 결합하여 SMD를 추론하는 구조로 설계되었다. 이 설계는 데이터 획득이 극히 제한적인 환경에서도 베이스라인 대비 우수한 예측 정밀도를 확보하는 것을 목표로 한다. 본 연구의 궁극적인 목적은 잠수함이 전술 심도 내에서 취득한 최소한의 관측 자료만으로 심해 음향 환경을 실시간으로 파악하여, 수중 전술 운용의 효율성과 은밀성을 동시에 극대화하는 데 기여하는 것이다.

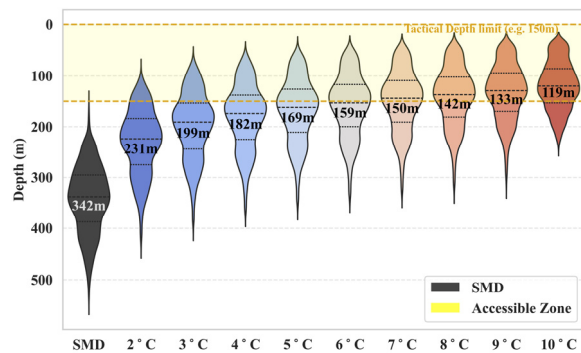


Fig. 1. Vertical depth distribution of sound minimum depth (SMD) and 2–10°C isotherms, with 7–10°C highlighted as the primary analysis range

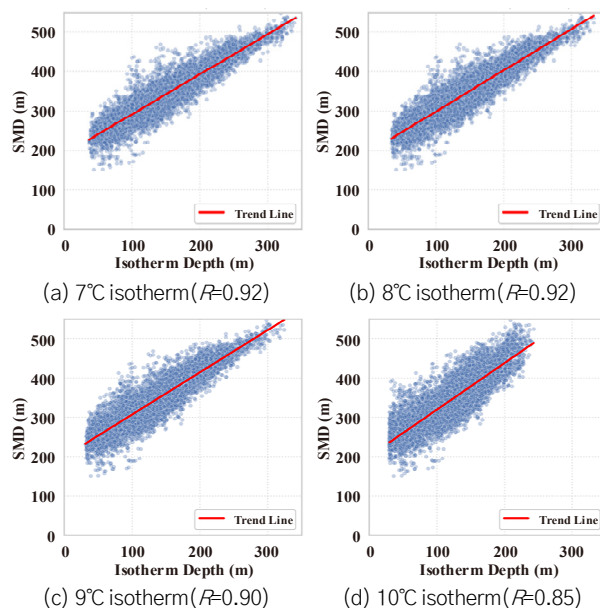


Fig. 2. Scatter plots and linear correlation analysis between the depths of major isotherms and the sound minimum depth (SMD)

## 2. 방법론

### 2.1 음속최소심도(SMD) 산출 기법

$$z_m = \frac{\int_{c(z) \leq 1.1c_{min}} (c_{max} - c(z)) dz}{\int_{c(z) \leq 1.1c_{min}} z(c_{max} - c(z)) dz} \tag{1}$$

$c$  : Sound Velocity  
 $z$  : Depth

전통적으로 SMD는 수직 음속 프로파일에서 음속이 최솟값을 갖는 깊이로 정의된다. 그러나 실제 해양 환경에서는 소규모 에디(eddy)나 내부파(internal wave)에 의한 고주파 미세 변동이 빈번하게 발생하

며, 이로 인해 단일 최소값을 기반으로 산출된 SMD 시계열은 불연속적이고 물리적 일관성이 결여되는 문제를 내포한다.

이러한 문제를 극복하고 SMD 산출의 강건성을 확보하기 위해, 본 연구에서는 음속 최소 영역의 질량 중심(center of mass)을 기반으로 SMD를 산출하는 기법을 적용하였다(식 (1)). 구체적인 산출 절차는 다음과 같다. 먼저 음속 프로파일에서 최소 음속( $C_{min}$ )의 110%( $1.1 \times C_{min}$ ) 이하에 해당하는 깊이 구간을 잠재적 음속 최소 영역으로 선정한다. 다음으로 해당 영역 내에서의 최대 음속을  $C_{max}$ 로 정의하고, 각 수심( $z$ )에서의 음속 결손량(sound speed deficit,  $C_{max} - C(z)$ )을 가중치로 설정한다. 이를 적용한 수심의 가중 평균을 계산함으로써 최종 SMD를 도출하며, 이 기법은 고주파 노이즈의 영향을 억제하여 물리적으로 안정적이고 연속적인 SMD를 제공한다는 장점이 있다.

### 2.2 연구 해역 및 데이터셋 구축

본 연구에서는 동해에서 운용된 수중글라이더(underwater glider)의 관측 자료를 활용하여 데이터셋을 구축하였다[5,7]. 데이터의 공간적 분포 및 상세 정보는 각각 Fig. 4와 Table 1에 제시되어 있다.

관측에 사용된 수중글라이더는 Teledyne Webb Research사의 Slocum G2-Deep 및 G3-Deep 모델로, 최대 수심 1,000 m까지 관측이 가능한 심해용 플랫폼이다(Fig. 3)[4]. 이 장비는 내부 부력 엔진을 통해 부력을 정밀하게 조절하며 잠항(down-cast)과 부상(up-cast)을 반복하는 활강 기동 방식으로 해양을 관측한다. 본 관측에서는 수평 약 1.8 km, 수직 약 0.2 m 간격의 고밀도 프로파일이 획득되었으며, 글라이더는 사전에 설정된 경로를 따라 자율 주행하고 부상 시 위성 통신을 통해 위치 및 관측 상태를 실시간으로 송신하는 방식으로 운용되었다.

글라이더에는 Seabird사의 GPCTD 센서가 탑재되어 수온(temperature), 전기전도도(conductivity), 압력(pressure)을 직접 측정한다. 측정된 자료는 해수의 상태 방정식을 통해 염분(salinity) 및 밀도로 환산되며, 음속 구조 분석 및 해양 역학 해석을 위한 핵심 기초 자료로 활용된다. 본 연구에서는 관측된 수온·염분 자료를 1 m 간격의 표준 수심 격자로 재구성하여 분석에 사용하였다.

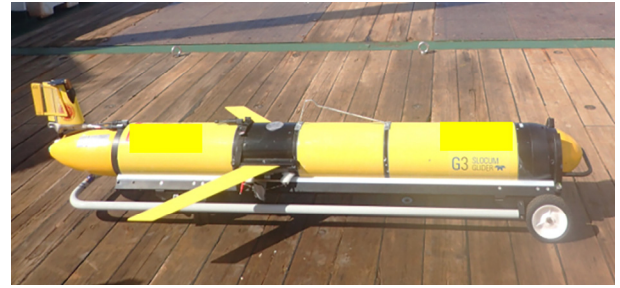


Fig. 3. Slocum underwater glider

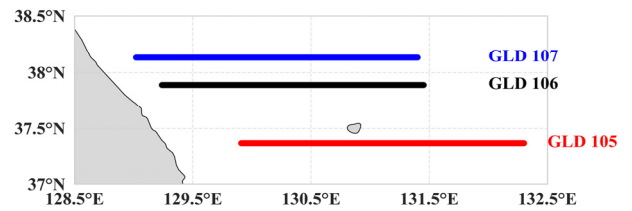


Fig. 4. Observation locations by underwater glider

Table 1. Summary of underwater glider datasets used for model training, validation, and evaluation

Category	Platform	Observation period	Lat/Lon	No. of profiles
Training & Validation	GLD 106 (Black)	2020.09.19. ~ 2020.12.15	37.89°N, 129.2 ~ 131.5°E	10,296
		2022.09.26. ~ 2025.04.30		
Evaluation	GLD 105 (Red)	2023.08.20. ~ 2023.09.20.	37.37°N, 129.9 ~ 132.3°E	1,257
		2024.05.02. ~ 2024.07.06		
Evaluation	GLD 107 (Blue)	2023.09.02. ~ 2023.09.25.	38.14°N, 129 ~ 131.4°E	869
		2024.05.02. ~ 2024.07.03		

취득된 원시 자료(raw data)는 과학적 신뢰도를 확보하기 위해 표준화된 전처리 과정을 거쳤다. 구체적으로는 센서 간 시간 응답 차이로 발생하는 공간 오정렬을 교정하는 align CTD 처리와, 잠항·부상 시 센서 주변의 열지연 오차(thermal lag error)를 보정하는 단계를 통해 잠항과 부상 간의 편차를 최소화하였다[6]. 이러한 체계적인 자료 취득 및 보정 절차는 하이브리드 CNN 모델이 실제 해양 환경을 정확히 학습할 수 있는 고품질 데이터셋의 기반이 된다.

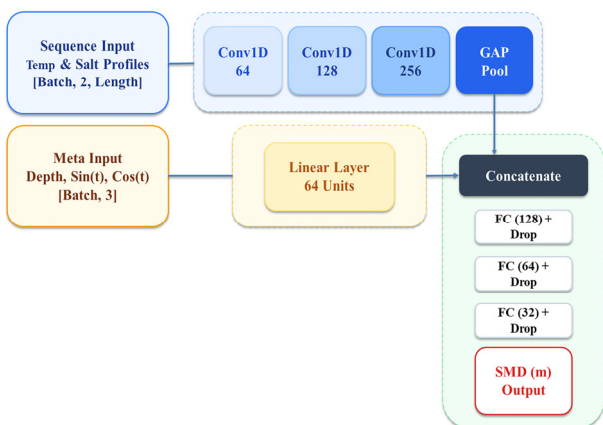
데이터셋은 학습·검증과 성능 평가의 두 그룹으로 구분하여 구성하였다(Table 1). 학습 및 검증에는 GLD 106 라인의 총 10,296개 프로파일을 사용하였으며, 전체의 70%를 모델 가중치 학습에, 나머지

30%를 과적합 방지 및 하이퍼파라미터 튜닝을 위한 검증에 할당하였다. 모델의 공간적 일반화 성능을 객관적으로 평가하기 위해서는 학습에 전혀 관여하지 않은 별도의 독립적인 관측 라인인 GLD 105(1,257개)와 GLD 107(869개) 자료를 테스트 데이터셋으로 활용하였다.

### 2.3 하이브리드 CNN 모델 구조

본 연구에서는 수직 수온·염분 프로파일의 형상 정보와 해양 환경의 메타 정보를 통합적으로 학습하기 위해, 1D convolutional neural network(Conv1D)와 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron, MLP)을 결합한 하이브리드 모델을 제안한다(Fig. 5). 모델은 크게 세 개의 모듈로 구성된다.

(1) 수직 프로파일 특징 추출 모듈(Conv1D 기반): 기준 등온선(7·8·9·10°C) 수심을 중심으로  $\pm Nm$  ( $N \in \{5, 10, 20, 30\}$ ) 범위의 수온·염분 프로파일을 1 m 간격으로 샘플링하여 각각 11·21·41·61개의 수직 데이터 포인트를 입력으로 구성한다. 이를 3단계의 1D convolutional block에 통과시켜 수심에 따른 미세한 구조적 형상 특징을 순차적으로 추출하고, 마지막 단계에서 global average pooling을 적용함으로써 입력 길이에 관계없이 동일한 256차원의 고정 크기 특징 벡터를 생성한다. 이를 통해 서로 다른 수직 범위의 입력을 단일 모델 구조로 통합적으로 처리할 수 있다.



**Fig. 5.** Architecture of the proposed hybrid CNN model: Integration of vertical profile feature extraction via Conv1D and metadata embedding using a multi-layer perceptron (MLP)

(2) 환경 메타 정보 처리 모듈(MLP 기반): 기준 등온선의 수심과 계절 정보( $\sin(2\pi m/12)$ ,  $\cos(2\pi m/12)$ ,  $m$ : 관측 월)를 입력으로 받아 단일 linear layer를 통해 64차원의 특징 벡터로 임베딩한다. 월(month) 정보를 주기 함수(사인·코사인)로 인코딩함으로써 12개월 주기의 계절적 변동성을 연속적인 수치로 모델에 반영하고, 등온선 수심의 직접적인 SMD 예측 기여도를 메타 특징으로 활용할 수 있도록 설계되었다.

(3) 특징 통합 및 추론 모듈: 앞서 추출된 프로파일 특징(256차원)과 메타 특징(64차원)을 결합(concatenate)하여 320차원의 통합 특징 벡터를 구성하고, 3단계의 fully connected layer를 거쳐 최종적으로 심해 SMD를 회귀 예측한다. 이 통합 구조는 수직 프로파일의 비선형적 형상 정보와 등온선 수심·계절성이라는 물리 기반 메타 정보가 상호 보완적으로 작용하여, 복잡한 해양 환경에서도 높은 예측 신뢰도를 유지할 수 있도록 한다.

### 2.4 학습 설정 및 하이퍼파라미터

모델 최적화를 위한 주요 하이퍼파라미터 및 학습 환경은 Table 2와 같다. Conv 채널 수, FC layer 구

**Table 2.** Training environment and hyperparameters

Category	Parameter	Value/Description
Framework	Library	Pytorch
Model Structure	Input Channels (Conv1D)	2
	Conv Channels	[64, 128, 256]
	Kernel Size	[320, 128, 64, 32, 1]
	Input Channels (MLP)	3
	MLP Units	64
	FC Layers	[320, 128, 64, 32, 1]
Input Data	Isotherm Depth (°C)	7, 8, 9, 10
	Vertical Ranges (m)	$\pm 5, 10, 20, 30$
	Seasonal Encoding	$\sin(2\pi m/12)$ , $\cos(2\pi m/12)$ ( $m$ : month of year)
Training	Optimizer	AdamW
	Learning rate	0.001
	Loss Function	L1 Loss
	Epochs	300
	Train/Val Ratio	7:3 (Random Split)
	Dropout	0.2

조, learning rate 등 주요 하이퍼파라미터는 격자 탐색(grid search)을 통해 검증 손실 기준으로 최적값을 선정하였다. 손실 함수로는 이상치에 대한 강건성이 우수한 L1 loss(mean absolute error)를 채택하였으며, 최적화 알고리즘으로는 가중치 감쇠(weight decay)를 내장하여 과적합을 억제하는 AdamW를 사용하였다. 과적합을 추가적으로 방지하기 위해 dropout(비율: 0.2)을 적용하였으며, 총 300 epoch 동안 학습을 수행하면서 검증 손실이 최소화되는 시점의 가중치를 최종 모델로 저장하는 early stopping 전략을 채택하였다.

## 2.5 베이스라인 모델(Linear Regression)

제안된 하이브리드 CNN 모델의 성능을 객관적으로 평가하기 위해, 선형 회귀(linear regression) 모델을 베이스라인으로 설정하였다. 베이스라인 모델은 Fig. 2에서 확인된 등온선 수심( $d_{iso}$ )과 SMD 간의 높은 선형 상관관계를 기반으로 하며, 다음의 일차 함수로 SMD를 추정한다.

$$SMD = \alpha \times d_{iso} + \beta \quad (2)$$

여기서  $\alpha$ 는 회귀 계수,  $\beta$ 는 절편을 의미한다. 이 모델은 복잡한 특징 추출 없이 등온선 수심 정보만을 활용하여 SMD를 예측하므로, 수직 프로파일 구조를 활용하지 않았을 때의 예측 성능 수준을 나타내는 하한 기준으로 기능한다.

## 2.6 성능 평가 및 통계적 유의성 검증

하이브리드 CNN 모델과 베이스라인 모델 간의 성능 차이가 통계적으로 유의미한지 검증하기 위해, 다음과 같은 지표와 검증 기법을 적용하였다.

평균 개선도(mean improvement): 선형 회귀 모델의 MAE( $MAE_{Baseline}$ )와 AI 모델의 MAE( $MAE_{AI}$ )의 차이( $MAE_{Baseline} - MAE_{AI}$ )로 정의된다. 값이 양수일수록 AI 모델이 베이스라인 대비 예측 오차를 줄였음을 의미하며, 값이 클수록 하이브리드 CNN 도입 효과가 크다는 것을 나타낸다.

Wilcoxon signed-rank test( $p$ -value): 오차 데이터의 비정규성을 고려한 비모수 검정 기법으로, 두 모

델 간의 절대 오차 차이가 통계적으로 유의미한지를 평가한다.  $p < 0.05$ 인 경우, 두 모델 간의 성능 차이가 우연에 의한 것이 아니라 통계적으로 유의미하게 AI 모델의 오차가 베이스라인보다 낮음을 의미한다.

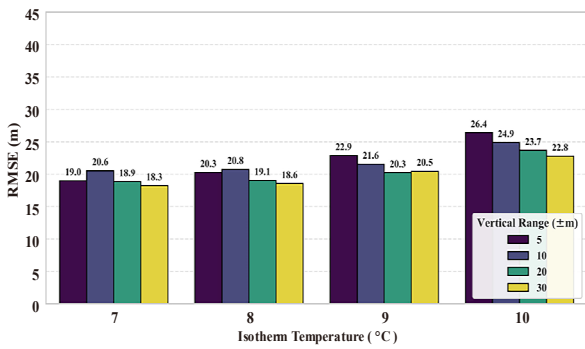
FDR 보정(false discovery rate correction): 복수의 등온선 조건에 대해 반복적으로 유의성 검정을 수행하는 다중 비교(multiple comparison) 상황에서 발생할 수 있는 제1종 오류(위양성, false positive)를 제어하기 위해 Benjamini-Hochberg(BH) 절차를 적용하였다. 보정된  $p$ -value가 설정된 유의수준 이내를 유지할 경우, 여러 등온선 조건에 걸쳐 모델의 성능 우위가 통계적으로 강건함을 입증한다.

승률(win rate): 전체 관측 샘플 중 하이브리드 CNN 모델의 예측 오차가 선형 회귀 모델의 오차보다 작게 나타난 샘플의 비중을 백분율(%)로 환산한 수치이다. 평균 기반 지표가 특정 샘플의 극단적 오차에 의해 왜곡될 수 있는 한계를 보완하며, 모델이 개별 케이스에 대해 얼마나 보편적이고 안정적으로 우수한 정밀도를 유지하는지 보여주는 전술적 신뢰도의 척도로 활용된다.

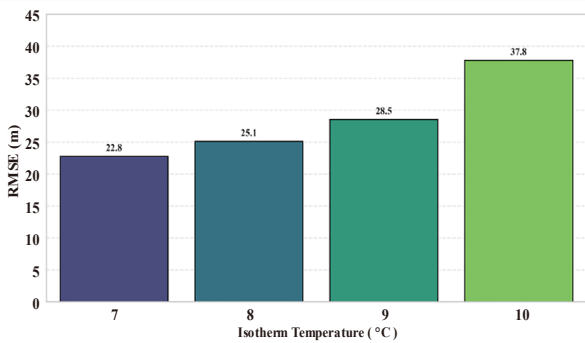
## 3. 결과

### 3.1 모델 성능 평가 및 오차 분석

하이브리드 CNN 모델의 성능을 정량적으로 평가하기 위해, 7·8·9·10°C의 4가지 기준 등온선 수심과  $\pm 5 \cdot 10 \cdot 20 \cdot 30$  m(1 m 간격)의 4가지 수직 입력 범위를 조합한 총 16가지 실험 조건별 평균 제공근 오차(RMSE)를 각각 산출하여, 7·8·9·10°C의 등온선 수심 자료만을 활용한 선형 회귀 베이스라인 모델과 비교 분석하였다(Fig. 6). 분석 결과, 제안 모델은 모든 실험 조건에서 베이스라인 대비 낮은 RMSE를 기록하였다. 특히 7°C 등온선 수심을 기준으로 상하  $\pm 30$  m 구간의 1 m 간격의 수온·염분 자료(총 61개)를 입력으로 사용한 경우, 최소 RMSE 18.3 m를 달성하였으며 이는 동일 등온선 수심을 활용한 베이스라인(22.8 m) 대비 약 19.7%의 성능 향상을 보였다. 또한 수직 입력 범위( $N$ )가 확대될수록 예측 정밀도가 향상되는 경향이 관찰되었는데, 이는 수직 프로파일의 구조적 정보가 풍부할수록 모델의 SMD 추정 능력이 향상됨을 시사한다.



(a) RMSE of the hybrid CNN model



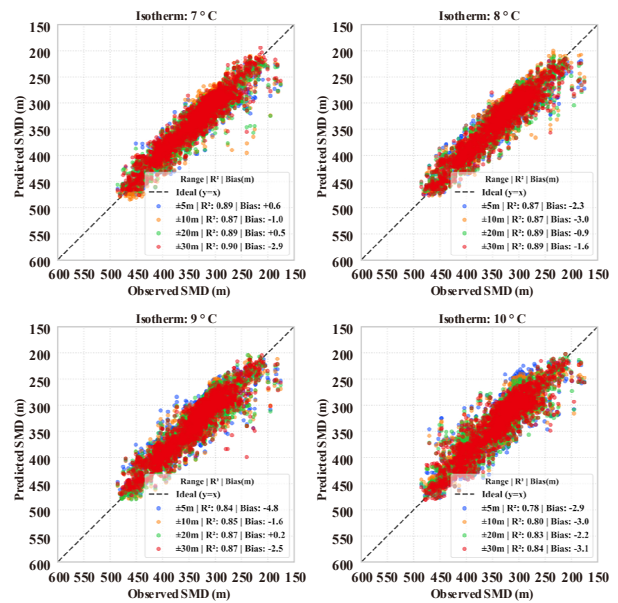
(b) RMSE of linear regression baseline

**Fig. 6.** RMSE comparison between the hybrid CNN model and the linear regression baseline across isotherms and vertical input ranges

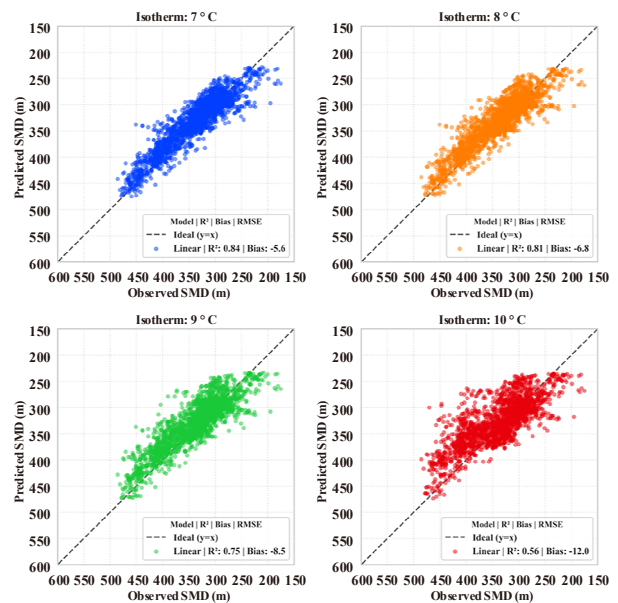
모델의 예측 신뢰도를 시각적·통계적으로 검토하기 위해 관측 SMD와 예측 SMD 간의 산점도 및 오차 분포를 분석하였다(Fig. 7). 그 결과, 하이브리드 CNN 모델은 모든 등온선 구간에서 관측값과 예측값이 이상적 일치선 ( $y=x$ )에 조밀하게 집중되는 양상을 보였다(Fig. 7(a)). 7°C 등온선 ( $\pm 30$  m) 조건에서 결정계수 ( $R^2$ ) 0.90을 기록하여, 베이스라인 모델의 최고치인  $R^2$  0.84(Fig. 7(b))를 상회하였다. 특히 등온선이 높아짐에 따라 베이스라인 모델의  $R^2$ 가 10°C에서 0.56까지 급격히 하락한 것과 달리, 제안 모델은 0.84 수준의 높은 설명력을 안정적으로 유지하였다. 평균 편향(bias) 또한 등온선 및 범위에 따라 최소 +0.2 m에서 최대 -4.8 m 범위 내에서 분포하여, 예측값이 특정 방향으로 체계적으로 편향되지 않고 실제 SMD 변동을 균형 있게 추종하고 있음을 확인하였다.

종합적으로, 제안된 하이브리드 CNN 모델은 모든 등온선 조건에서 선형 회귀 기반 베이스라인 모델보다 높은 예측 정밀도를 보였다. 수직 입력 범위가 축소됨에 따라 물리적 정보량의 감소로 오차가 다소 증가하는 경향이 확인되었으나, 가장 제한적인 조건인

$\pm 5$  m에서도 베이스라인 모델을 지속적으로 상회하며 모델의 우수한 일반화 능력을 입증하였다. 이는 잠수함 운용 환경과 같이 획득 가능한 관측 자료가 극히 제한된 상황에서도 심해 음속 구조를 신뢰성 있게 추정할 수 있음을 의미한다. 이어지는 절에서는 이러한 성능 우위가 단순한 수치적 개선을 넘어 통계적으로 유의미한지를 검증하기 위해,  $\pm 5$  m 조건에서 등온선별 단면 비교 및 통계적 유의성 검증을 수행한다.



(a) Hybrid CNN model



(b) Linear regression baseline model

**Fig. 7.** Comparison of observed versus predicted Sound Minimum Depth (SMD) with statistical error analysis

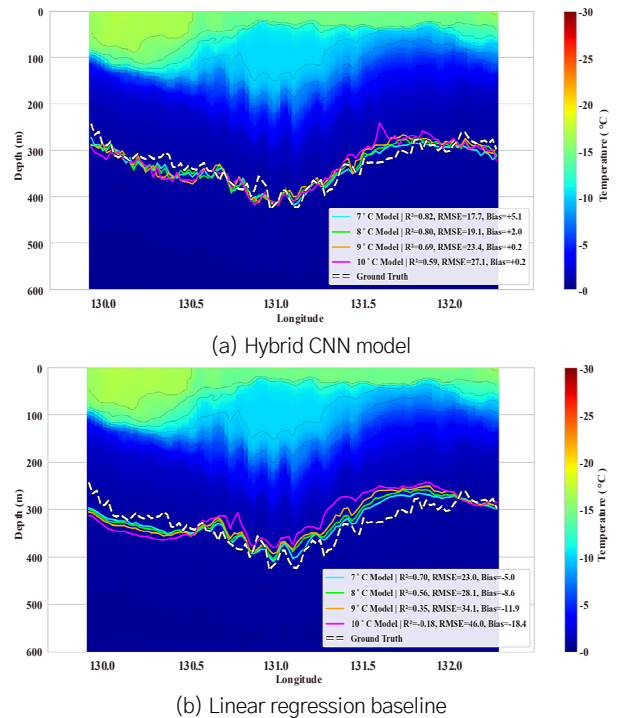
### 3.2 해양 물리적 현상 재현 및 단면 분석

본 절에서는 2024년 5월 6일부터 5월 14일까지 동해 GLD105 라인에서 관측된 수직 단면 자료를 활용하여 하이브리드 CNN 모델과 선형 회귀 베이스라인 모델의 해양 물리 현상 재현 능력을 비교 분석하였다 (Fig. 8). 잠수함의 전술적 기동 제약을 반영하여, 가장 제한적인 조건인  $\pm 5$  m의 수직 프로파일 데이터만을 입력으로 사용한 AI 모델들을 활용하였다.

하이브리드 CNN 모델은 중규모 소용돌이 (mesoscale eddy)와 같이 수직 구조의 변화가 급격한 해역에서도 실측 SMD(ground truth)의 변동 패턴을 정밀하게 추종하며 탁월한 물리 현상 재현 능력을 입증하였다. 중규모 소용돌이는 내부의 상대 와도 (relative vorticity) 분포에 따라 수온약층의 수직 구조를 비균질적으로 변형시키는 것으로 알려져 있으며, 동해에서도 소용돌이 내부 수직 구조의 공간적 변동성이 관측적으로 확인된 바 있다[8,9]. 단면 분석 결과, 제안 모델은 7°C 등온선 조건에서  $R^2$  0.82, RMSE 17.7 m를 기록하며 소용돌이 중심부의 심도 변화를 성공적으로 재현하였다. 수온이 증가함에 따라 오차가 다소 증가하였음에도 불구하고 실측치와 유사한 변동 경향성을 일관되게 유지한 결과는, 하이브리드 CNN 구조가 소용돌이 내의 복잡한 비선형적 물리 관계를 효과적으로 학습하여 기존 방식으로는 포착하기 어려운 SMD의 수평적 불연속성을 안정적으로 예측할 수 있음을 보여준다.

반면 선형 회귀 베이스라인 모델은 동일 구간에서 성능 저하와 물리적 재현의 한계를 명확하게 드러냈다. 베이스라인 모델은 7°C 조건에서도  $R^2$  0.70, RMSE 23.0 m에 그쳤으며, 9°C ( $R^2=0.35$ ) 및 10°C ( $R^2=-0.18$ ) 등온선으로 갈수록 예측력이 완전히 상실되었다. 이러한 성능 저하는 베이스라인 모델이 대부분의 해역에서 SMD를 실제보다 얇게 추정하는 강한 과소예측 (underestimation) 경향을 수반하면서 더욱 심화되었으며, 특히 10°C 조건에서 편향 (bias)이 -18.4 m에 달하며 실측치와 심각한 괴리를 보였다. 이는 단순 일차식에 의존하는 선형 회귀 방식이 소용돌이 전선 등 복잡한 해양 물리 현상에 의한 비선형적 수직 구조 변화를 반영하지 못하는 구조적 한계에서 비롯된 것으로 판단된다. 이에 비해 제안 모델은 비선형적 특징 추출을 통해 해당 한계를 효과적으로

극복하였다.



**Fig. 8.** Comparison of SMD estimation performance and oceanographic feature reproduction using cross-sectional data (GLD105)

### 3.3 통계적 유의성 검증 및 비선형 해역 분석

하이브리드 CNN 모델의 성능 우위에 대한 통계적 유의성을 검증하기 위해, 가장 제한적인 데이터 조건인  $\pm 5$  m 범위를 대상으로 Wilcoxon signed-rank test를 수행하고 Benjamini-Hochberg 절차를 통해 FDR(false discovery rate) 보정을 적용하였다. 분석은 전체 관측치 ( $N=8,504$ )와 중규모 소용돌이 및 전선이 존재하는 비선형 해역 ( $N=3,620$ )으로 구분하여 실시함으로써, 복잡한 해양 환경에서의 모델 신뢰도를 다각도로 평가하였다.

전체 데이터 분석 결과, 모든 등온선 구간에서 보정된  $p$ -value가 유의수준 0.05를 하회하여 통계적 유의성이 확보되었다 (Table 3). 그러나 AI 모델의 우수성은 비선형 해역 분석에서 더욱 극명하게 드러났다 (Table 4). 비선형 해역 내 10°C 등온선에서의 평균 개선도는 16.43 m로, 전체 10°C 등온선에서의 평균 개선도 (8.66 m) 대비 약 2배에 달하였다. 이는 단순 일차식에 의존하는 선형 회귀 모델이 중규모 현상에

의한 급격한 수직 구조 변화를 추종하지 못하고 오차가 급증하는 것과 달리, 하이브리드 CNN은 표층 부근의 미세한 형상 특징을 성공적으로 학습하여 이를 효과적으로 보정하고 있음을 입증한다.

통계 결과에서 주목할 만한 또 다른 특성은 기준 등온선의 온도가 높아져 분석 지점이 표층에 근접할수록 AI 모델의 승률(win rate)이 점진적으로 증가한다는 점이다. 비선형 해역에서 7°C 기준 64.20%였던 승률은 10°C에서 73.26%까지 상승하여, 표층으로 갈수록 모델의 상대적 우위가 더욱 명확해지는 양상을 보였다. 이는 표층에 인접한 10°C 등온선 부근 해역이 대기-해양 상호작용 및 혼합층 변화에 의해 수온 변동의 비선형성이 가장 강하게 나타나는 구간임을 고려할 때 주목할 만한 결과이다. 물리적 관계가 복잡해질수록 베이스라인 모델의 한계가 두드러지는 반면, 제안 모델은 극히 제한된 표층 정보 속에서도 유의미한 비선형 패턴을 추출해내며 강점을 발휘하였다. 이러한 결과는 잠수함이 자신의 위치를 노출하지 않고 표층에서 획득한 최소한의 자료만으로도, 변동성이 심한 해역에서 73% 이상의 높은 확률로 SMD를 정확하게 예측할 수 있음을 시사하는 전술적 핵심 근거로 작용한다.

결과적으로 제안된 하이브리드 CNN 모델은 해양

물리 구조가 단순한 환경보다 소용돌이·전선 등 비선형성이 극대화된 환경에서 더욱 독보적인 성능을 발휘한다. 표층에 근접할수록 증가하는 승률과 개선되는 본 모델이 실무 작전 환경에서 기존 베이스라인 모델을 충분히 대체할 수 있음을 뒷받침하며, 복잡한 해양 환경에서 수중 작전의 은밀성과 예측 정확성을 동시에 보장하는 최적의 전술 도구로서의 유효성을 확인시켜 준다.

#### 4. 토의

하이브리드 CNN 모델의 실무적 효용성을 수중 작전 환경의 맥락에서 검증하기 위해, 해역 고유의 물리적 변동성을 기준으로 한 예측 신뢰도 평가를 추가적으로 수행하였다. GLD106 관측 기간 내 산출된 SMD의 표준편차를 본 연구 해역 및 관측 기간 내의 자연 변동성(natural variability)으로 정의하였으며, 그 값은 약 66.1 m로 나타났다. 이를 기준으로 모델 성능을 재평가하기 위해 상대 오차율(relative prediction error) 개념을 도입하였는데, 이는 해역 고유의 변동폭 대비 모델 예측 오차(RMSE)가 차지하는 비중으로 정의된다. 따라서 이 수치가 낮을수록 모델이 해양 환경의 실제 변동성을 보다 정밀하게 재현하고 있음

**Table 3.** Comparison of prediction performance and statistical significance for all observation cases ( $\pm 5$  m)

Isotherm (°C)	Profile	MAE (AI)	MAE (Baseline)	Mean improvement	$p$ -value (Wilcoxon)	FDR-adjusted $p$ -value	Win rate(%)
7	2126	14.57	17.44	2.87	<0.05	<0.05	59.64
8	2126	15.54	19.35	3.8	<0.05	<0.05	63.26
9	2126	17.67	22.06	4.39	<0.05	<0.05	63.22
10	2126	20.28	28.94	8.66	<0.05	<0.05	64.16
Total (7-10)	8504	17.02	21.95	4.93	<0.05	<0.05	62.57

**Table 4.** Comparison of prediction performance and statistical significance in nonlinear regions (mesoscale eddies and fronts,  $\pm 5$  m)

Isotherm (°C)	Profile	MAE (AI)	MAE (Baseline)	Mean improvement	$p$ -value (Wilcoxon)	FDR-adjusted $p$ -value	Win rate(%)
7	905	14.72	18.92	4.2	<0.05	<0.05	64.2
8	905	16.07	21.64	5.57	<0.05	<0.05	68.29
9	905	18.13	26.09	7.96	<0.05	<0.05	70.61
10	905	21.95	38.37	16.43	<0.05	<0.05	73.26
Total (7-10)	3620	17.72	26.26	8.54	<0.05	<0.05	69.09

을 의미한다(Fig. 9).

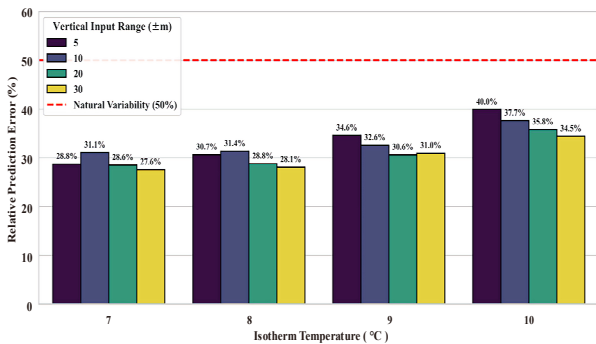


Fig. 9. Relative prediction error normalized by natural variability of the study area

분석 결과, 모든 실험 조건에서 상대 오차율은 자연 변동성 대비 27.6~40.0% 범위 내에 분포하였다. 이는 수직 입력 범위( $\pm Nm$ )가 축소됨에 따라 정보량 감소로 예측 오차가 소폭 증가함에도 불구하고, 제안 모델이 모든 조건에 걸쳐 해양 고유 변동성의 절반 이하 (<50%) 수준으로 오차를 억제하며 안정적인 추정 성능을 유지함을 정량적으로 보여준다. 특히 수직 정보가 극히 제한된  $\pm 5$  m 조건에서도 모델의 RMSE는 약 19~26 m 수준을 유지하였으며, 이는 자연 변동성 (66.1 m)의 약 29~39%에 불과한 수치이다. 즉, 센서 운용 제약으로 인해 데이터 획득이 충분하지 않은 상황에서도 본 모델은 단순 기후학적 평균값이나 기존 통계적 추세선보다 훨씬 정밀하게 실제 해양 환경의 변동을 포착해낼 수 있다. 결과적으로 하이브리드 CNN 모델은 해역 내 SMD 변동의 상당 부분을 의미 있게 설명하며, 복잡한 비선형적 해양 환경에서도 높은 신뢰도와 강건성(robustness)을 갖추고 있음을 확인하였다.

한편, 본 연구에서 제안한 하이브리드 CNN 모델과 베이스라인 선형 회귀 모델은 활용하는 입력 정보의 종류와 양에 있어 근본적인 차이가 존재함을 밝혀준다. 베이스라인 모델이 등온선 수심이라는 단일 변수만을 활용하는 반면, 하이브리드 CNN 모델은 수온·염분 수직 프로파일, 등온선 수심, 그리고 계절 정보를 통합적으로 활용한다. 이러한 입력 정보량의 차이는 곧 두 모델이 전제하는 현장 관측 조건의 차이이기도 하다. 그러나 본 연구가 상정하는 실제 작전 환경에서는 수온·염분 프로파일의 획득이 등온선 수심

파악과 동시에 이루어지므로, 이는 운용상 추가적인 비용을 요구하지 않는다. 따라서 두 모델 간의 성능 비교는 동일한 관측 조건 하에서 단순 선형 관계에 의존하는 방식 대비 비선형 특징 학습이 제공하는 실질적인 예측 향상 효과를 정량적으로 평가한 것으로 해석하는 것이 적절하다.

다만, 본 연구는 특정 관측 기간의 수중글라이더 자료를 중심으로 모델을 검증하였기에, 동해 해역의 계절별 해양 구조 변화에 따른 모델 민감도를 완전히 파악하는 데는 한계가 존재한다. 동해는 계절에 따라 혼합층 깊이와 성층 강도가 급격히 변화하며, 이는 SMD의 수직적 분포 패턴에 결정적인 영향을 미친다. 따라서 향후 연구에서는 계절별 특성을 반영한 대용량 시계열 학습 데이터를 확보하고, 계절적 변동성이 극심한 환경에서도 높은 정밀도를 유지할 수 있는 전천후 예측 모델로 발전시킬 필요가 있다. 이러한 방향의 후속 연구를 통해 모델의 일반화 성능을 강화함으로써, 실제 작전 환경에서 계절에 관계없이 안정적인 전술 정보를 제공할 수 있는 기반을 구축하고자 한다.

## 5. 결론

본 연구에서는 수중 작전의 은밀성 유지와 소나 운용 효율의 극대화를 위해, 표층의 제한된 관측 자료만으로 심해의 음속최소심도(SMD)를 정밀하게 추정하는 하이브리드 CNN 모델을 제안하였다. 동해 해역에서 운용된 수중글라이더의 고정밀 관측 자료를 바탕으로 모델을 검증한 결과, 제안 모델은 기존의 선형 회귀 기반 베이스라인 모델이 가진 물리적 재현의 한계를 성공적으로 극복하며 우수한 추정 성능을 입증하였다.

정량적 분석 결과, 제안 모델은 모든 실험 조건에서 베이스라인 대비 현저히 낮은 오차를 기록하였다. 7°C 등온선 기준  $\pm 30$  m 조건에서 RMSE 18.3 m를 달성하여 약 19.7%의 성능 개선을 이루었으며, 입력 정보가  $\pm 5$  m로 극히 제한된 환경에서도 10°C 등온선 기준 약 30.1%의 오차 감소를 기록함으로써 전술적 강건성을 확보하였다. 특히 소용돌이·전선이 존재하는 비선형 해역에서 베이스라인 모델이 예측력을 거의 상실하고( $R^2 = -0.18$ ) 강한 과소예측 경향을 보인 것과 대조적으로, 제안 모델은 수직 구조의 비선형적 특징을 효과적으로 학습하여 실제 SMD 변동 패턴을

정밀하게 재현하였다.

본 모델의 실무적 효용성은 해역 고유의 자연 변동성(66.1 m)을 기준으로 평가할 때 더욱 뚜렷하게 나타났다. 모든 실험 조건에서 상대 오차율이 자연 변동성의 50% 미만(27.6~40.0%)으로 유지되었으며, 이는 데이터 획득이 제한된 환경에서도 제안 모델이 해양 환경의 무작위한 변동을 효과적으로 억제하며 실제 현상을 정밀하게 모사함을 의미한다. 나아가 표층 부근(10°C) 비선형 해역에서 승률이 73.26%까지 상승한 결과는, 해양 환경이 복잡해질수록 본 모델이 베이스라인보다 훨씬 높은 신뢰도로 전술 정보를 제공할 수 있음을 명확히 시사한다.

결론적으로, 본 연구는 잠수함이 자신의 위치를 노출하지 않고 표층의 최소한의 정보만으로 심해 음향 환경을 실시간으로 파악할 수 있는 효율적인 방법론을 제시하였다. 이는 수중 작전의 은밀성을 보장하는 동시에 소나 탐지 성능의 정확도를 향상시켜 전술적 우위 확보에 기여할 것으로 기대된다. 향후 연구에서는 다변량 물리량을 포함하는 3차원 해양 상태 예측 모델로 발전시킴으로써, 보다 입체적이고 정밀한 수중 작전 지원 체계를 구축하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] Robert J. Urick, Principles of Underwater Sound (3rd ed.), McGraw-Hill, 1983.
- [2] Paul C. Etter, Underwater Acoustic Modeling and Simulation (4th ed.), CRC Press, 2013.
- [3] Roy Burcher & Louis Rydill, Concepts in Submarine Design, Cambridge University Press, 1995.
- [4] D. C. Webb, P. J. Simonetti, & C. P. Jones, 'SLOCUM: An Underwater Glider Propelled by Environmental Energy,' IEEE Journal of Oceanic Engineering, VOL. 26, NO. 4, 2001, pp. 447-452.
- [5] JongJin Park, 'First Observational Finding of Submesoscale Intrathermocline Eddy in the East Sea Using Underwater Glider,' Journal of the Korean Society of Oceanography, VOL. 24, NO. 2, 2019, pp. 332-350.
- [6] Bartolomé Garau, Simón Ruiz, Weifeng G. Zhang, Ananda Pascual, Emma Heslop, John Kerfoot, & Joaquín Tintoré, 'Thermal Lag Correction on Slocum CTD Glider Data,' Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, VOL. 28, NO. 9, 2011, pp. 1065-1071.
- [7] Gyuchang Lim & JongJin Park, 'Report About First Repeated Sectional Measurements of Water Property in the East Sea Using Underwater Glider,' Journal of the Korean Society of Oceanography, VOL. 29, NO. 1, 2024, pp. 56-76.
- [8] Gyuchang Lim & JongJin Park, 'Vertical Structural Variability of Diurnal Internal Tides Inside a Mesoscale Anticyclonic Eddy Based on Single Virtual-Moored Slocum Glider Observations,' Frontiers in Marine Science, VOL. 9, 2022, 920049.
- [9] Gyuchang Lim & JongJin Park, 'Glider-Resolved Sonar Performance in Mesoscale Eddy Fields of the East Sea: Seasonal Comparison of HMS and VDS at 3 kHz,' Journal of KNST, VOL. 8, NO. 4, 2025, pp. 872-881.