KFAS 한국수산과학회지 Korean Journal of Fisheries and Aquatic Sciences
한수지 58(4), 391-402, 2025

Original Article
Korean J Fish Aquat Sci 58(4),391-402,2025

남해 및 서해 연안 겨울철 저수온 모의 재현성 평가를 위한 통계적 상세화 기법 성능 비교 분석: 2023–2024년 겨울철 사례 연구

박명희 · 임병준 · 김창신 · 이준수*

국립수산과학원 기후변화연구과

Comparative Performance Analysis of Statistical Downscaling Methods for Reproducibility Assessment of Simulated Winter Low Water Temperatures in the South and West Coastal Seas of Korea: A Case Study for the Winter of 2023-2024

Myung-Hee Park, Byoung-Jun Lim, Chang-Sin Kim and Joon-Soo Lee*

Ocean Climate and Ecology Research Division, National Institute of Fisheries Science, Busan 46083, Republic of Korea

This study evaluated five statistical downscaling methods-Empirical quantile mapping (EQM), detrended quantile mapping (DQM), delta change method (DCM), delta method (DM), and quantile delta mapping (QDM)-to more accurately reproduce observed low-temperature events using a regional ocean modeling system (ROMS)-based model. The analysis focused on 12 coastal stations in the seas south and west of Korea during the winter of 2023–2024. As the training and evaluation periods were identical, this study assessed model reproducibility rather than future predictive performance. The results from the root mean square error (RMSE) and Bland-Altman analyses indicated that the distribution-based methods, namely EQM and DQM, were generally more accurate. However, the optimal method depended critically on local oceanographic characteristics. The simple DM was most effective in stable environments with low variability, whereas EQM excelled in tide-dominated or topographically complex areas, and DQM performed best in regions influenced by freshwater discharge and meteorological changes. In contrast, QDM exhibited poor performance. These findings emphasize that a station-specific correction strategy is essential for advancing coastal low-temperature warning systems and provide a foundation for developing independently validated prediction models.

Keywords: Statistical downscaling, Low water temperature, Bias correction, Model reproducibility

서 론

최근 지구온난화로 인한 전 지구적 기후변화가 심각해지면서, 우리나라의 기후 환경도 급변하고 있다. 특히 이상고온 현상의 출현 빈도는 통계적으로 유의미하게 증가하는 반면 이상저온 현상은 감소하는 추세가 관측된다. Shim et al. (2018)의 연구에 따르면, 1982년부터 2017년까지 36년간 국내 61개 관측소에서 이상고온 발생 횟수는 10년에 0.5회씩 유의하게 증가하였으나, 이상저온은 10년에 0.31회씩 유의하게 감소한 것으로 나타났다. 그럼에도 불구하고 겨울철 기후는 복합적인 변화 양상을 보인다. 장기적으로 이상저온의 출현 빈도는 감소 경향이 뚜렷하지만(Heo and Lee, 2006), NIMS (2020)는 Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) 전망을 인용하여 간헐적인 극한 혹한의 발생 가능성을 예측한 바 있다. 실제로 2018년에 발생한 강한 한파는 북풍 계열의 찬 공기 유입으로 전 해역의 저수온을 유발하였으며(Kim et al., 2021), 이는 평균 기온의 장기적 추세와 별개로 극한 한파 발생 가능성을 시사한다.

이러한 기후학적 배경하에, 국내 남해와 서해 연안에서는 겨

*Corresponding author: Tel: +82. 51. 720. 2230 Fax: +82. 51. 720. 2239
E-mail address: leejoonsoo@korea.kr

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

https://doi.org/10.5657/KFAS.2025.0391
Korean J Fish Aquat Sci 58(4), 391-402, August 2025
Received 5 June 2025; Revised 7 July 2025; Accepted 18 July 2025
저자 직위: 박명희(연구원), 임병준(연구사) , 김창신(연구사), 이준수(연구관)

울철 저수온 현상이 심화되어 돔류, 조기류와 같은 주요 양식 어종의 대량 폐사가 빈번히 발생하고 있다. 이는 양식어가의 소득 감소는 물론 관련 산업 전반에 심각한 경제적 손실로 이어진다(NIFS, 2023). 따라서 저수온 현상에 대한 효과적인 대응 전략을 수립하기 위해서는, 수치모델이 제공하는 발생 시기 및 강도 정보의 정확도를 향상시키는 것이 필수적이다.

현재 수온 분석 및 전망에는 전지구 혹은 지역 기후모델(global/regional climate model)이 주로 활용된다. 그러나 이러한 모델들은 수십 km 이상의 저해상도 격자 체계를 사용하여, 조석, 바람, 담수 유입 등 복합적인 국지 요인이 지배하는 연안 해역의 미세한 수온 변동성을 정밀하게 모의하는 데 본질적인 한계를 가진다(Chadwick et al., 2023). 이러한 한계는 한류와 난류가 교차하며 복잡한 수직 수온 구조를 형성하는 동아시아 연안에서 더욱 두드러지는데(Na et al., 1991), 저해상도 모델이 이러한 3차원적인 수괴의 변화를 정확히 재현하기는 어려움이 있다. 이러한 모델의 구조적 한계와 더불어, 관측 자료의 불완전성 또한 문제로 작용한다. 주로 활용되는 표층 관측만으로는 수괴 전체의 변동을 파악하기 어려워 모델 검증 및 개선의 신뢰도에도 한계가 따른다. 이와 같은 복합적인 요인들은 모델 결과에 시스템적인 편향(systematic bias)을 유발하여 연안 수온 변화의 모의 정확도와 신뢰도를 저해한다(Maraun and Widmann, 2018). 본 연구에서 수행한 초기 분석 결과에 따르면, 보정 전 수치모델(raw numerical model)은 일부 정점에서 관측 수온보다 평균 1℃ 이상 높게 예측하는 경향(warm bias)을 보여, 현장 적용을 위한 통계적 보정의 필요성이 확인되었다.

국내 수온 정보 시스템 역시 외해 중심의 중규모 모델에 기반하므로 양식장이 밀집한 연안 및 내만 해역의 환경을 정밀하게 재현하기 어렵다. 북인도양 표층 수온(sea surface temperature) 재분석자료를 비교한 연구에서도 연안 및 섬 지역에서 모델의 정확도가 저하되는 한계가 보고된 바 있다(Rahman and Rahaman, 2024). 이와 같이 복잡한 지형과 국지 해류 특성을 반영하기 위해서는 근해 수역을 대상으로 수 km 이하의 고해상도 정보 생산이 요구된다.

수치모델의 구조적 한계를 보완하고 국지 상세 정보를 생산하기 위한 효과적인 대안으로, 기후 및 대기 분야에서는 통계적 상세화(statistical downscaling) 기법이 널리 활용되고 있다. 이 기법은 수치모델 결과와 관측값 간의 통계적 관계에 기반하여 고해상도 정보를 산출하며, 평균뿐만 아니라 확률분포 전반의 특성을 보정할 수 있다(Cannon et al., 2015; Maraun, 2016). 최근 해양 변수로 적용이 확대되어 Kristiansen et al. (2024)은 유럽 해역의 수온 및 염분 예측에 통계적 상세화 기법을 적용하여 모델 정확도의 향상을 보고하였다. 그러나 국내 연안 환경의 다양성과 겨울철 저수온이라는 극한 현상에 특화된 기법별 성능 및 적용성에 대한 체계적인 비교 연구는 미흡한 실정이다.

이에 본 연구는 특정 과거 기간(2023년 12월–2024년 2월)의 관측값을 기준으로, 5가지 통계적 상세화 기법(delta method, delta change method, detrended quantile mapping, quantile delta mapping, empirical quantile mapping)을 수치모델 결과에 적용하여 편향을 보정하고, 그 결과가 분석 기간의 관측 현상을 재현하는 성능을 정량적으로 평가하는 데 목적을 둔다. 본 연구는 미래 시점의 예측 성능 검증이 아닌, 분석 기간 내 자료에 대한 재현성 평가(reproducibility assessment)에 초점을 맞추었다. 이러한 실험 설계는 각 기법의 잠재적 성능을 특정 조건하에서 비교하는 것이 목적이며, 그 결과가 독립된 미래 기간의 예측 성능을 직접 보장하지 않음을 명확히 한다. 이를 통해 기법별 보정 정확도(RMSE 등), 관측값과의 일치도(Bland-Altman 분석), 수온 변동성의 재현 정확도 및 변동 특성(평균절대오차, 변동계수비 등)을 주요 연안 정점별로 평가하고, 각 기법의 성능 차이를 유발하는 해역별 환경 요인을 규명하고자 한다. 본 연구의 결과는 향후 실질적인 예측 모델 개발 시 고해상도 정보 생산을 위한 기초자료로 활용될 수 있으며, 연안 저수온 예측의 정확도와 현장 적용성을 제고하는 데 기여할 것으로 기대된다.

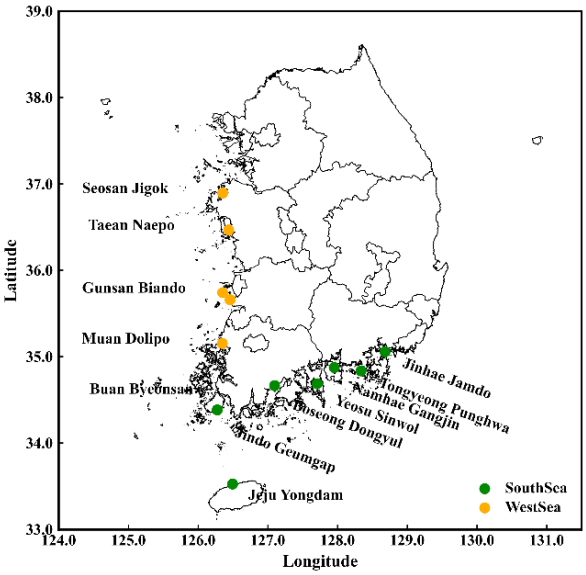

Fig. 1. Study area and locations of monitoring stations.

재료 및 방법

대상 정점 및 자료

본 연구는 특정 겨울철(2023년 12월 1일–2024년 2월 29일) 동안 수치모델 결과의 편향을 보정하고, 그 효과를 분석하는 것을 목표로 하였다. 연구 대상 지역은 저수온 피해가 빈번하게 발생하는 남해 연안 7개 정점(보성동율, 제주용담, 진도금갑, 진해잠도, 남해강진, 통영풍화, 여수신월)과 서해 연안 5개 정점(부안변산, 군산비안도, 무안도리포, 서산지곡, 태안내포), 총 12개소로 선정하였다(Fig. 1). 이 정점들은 복잡한 해양환경 특성을

대표하여 본 연구 목적에 적합하다고 판단되었다.

모델 검증에 사용된 관측 자료는 국립수산과학원(National Institute of Fisheries Science, NIFS)에서 운영하는 실시간 해양수산환경 관측시스템(real-time information system for aquaculture environment, RISA)에서 생산된 자료를 활용하였다. RISA는 연안 어장의 영향을 미치는 환경 변수를 30분 단위로 제공하는 통합 플랫폼으로, 본 연구에 사용된 모든 자료는 국립수산과학원 데이터센터의 2단계 품질관리(quality control) 절차를 통과하여 신뢰도를 확보하였다. 본 연구에서는 이 자료를 일평균하여 분석에 사용하였다.

통계적 상세화 및 평가를 위해 다음 세 종류의 일평균 수온 자료를 활용하였다. (1) 관측값(Observation), (2) 통계적 관계 수립을 위한 1일차 예측값(1-day forecast), (3) 편향 보정의 대상이 되는 8일차 예측값(8-day forecast). 본 연구에서는 분석 기간의 관측값과 1일차 예측값을 이용하여 통계적 상세화 모델의 관계를 수립하고, 동일한 기간의 8일차 예측값을 보정하였다. 이처럼 학습과 평가 기간을 동일하게 설정한 것은, 본 연구가 미래 예측 성능이 아닌 특정 기간에 대한 각 기법의 재현성(reproducibility) 및 자료의 적합성을 평가하는 것이 목표임을 명확히 한다.

수치 모델 구성

본 연구에 사용된 예측 자료는 NIFS에서 현업 운영 중인 ROMS (regional ocean modeling system) 기반의 서해 및 남해 해수 순환 모델로부터 생산되었다. 모델의 수평 격자 해상도는 서해 모델 약 500 m, 남해 모델 약 300 m의 고해상도 체계를 사용하며, 연직적으로는 20개의 S-coordinate 층으로 구성되어 있다. 개방 경계에는 광역모델의 유속, 수온, 염분, 해수면 높이 자료를 사용하였고, 조석 강제력으로는 전 지구 조석 모델인 TPXO 8 atlas의 8개 주요 분조를 적용하였다. 대기 강제력으로는 영국 기상청(unified model) 및 미국 국립환경예측센터(National Centers for Environmental Prediction)의 global forecast system 분석 자료를 사용하였으며, 연직 난류 혼합은 Mellor-Yamada 모수화 방식을 적용하였다.

통계적 상세화 기법

수치모델 결과의 구조적 편향을 보정하기 위해 5가지 통계적 상세화 기법을 적용하여 비교·검토하였다(Cannon et al., 2015; Maraun and Widmann, 2018).

(1) EQM (empirical quantile mapping)은 관측값과 1일차 예측값 각각의 경험적 누적분포함수(empirical cumulative distribution function, ECDF)를 구하고, 이 두 분포 간의 관계를 이용하여 8일차 예측값을 관측값의 동일 분위수 값으로 변환하여 보정한다.

- 관측값의 경험적 누적분포함수

$$F_{obs(x)}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} I(Obs_i \le x)$$

n: 관측값의 개수; I(·), 조건이 참 1, 거짓 0

- 1일차 예측값의 경험적 누적분포함수

$$F_{model}(x)=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} I(M_{initial_j} \le x)$$

m, 1일차 예측값의 개수

$$M_{corrected}=F_{obs}^{-1}(F_{model}(M_{future}))$$

F_{obs}^{-1}:: 관측값(Obs)에 대한 경험적 누적분포함수의 역함수

(2) DQM (detrended quantile mapping)은 8일차 예측값에 대해 1일차 예측값을 기준으로 한 추세(평균적 변화)를 제거한 후 (1)과 동일한 방식으로 관측값과 1일차 예측값의 잔차를 이용해 EQM을 적용한다. 이후 관측값을 기준으로 보정된 추세를 최종적으로 재반영하여 보정값을 산출한다.

$$M_{corrected}=Q_0(F_m(M_{future}-T_m))+T_0$$

T_m: 8일차 예측값의 시계열 추세, T_0: 관측값의 시계열 추세

F_m: 8일차 예측값의 경험적 누적분포함수, Q_0: 관측값의 분위수

(3) DCM (delta change method)은 8일차 예측값과 1일차 예측값의 평균 및 표준편차의 변화를 계산하고, 이 변화율을 관측값의 평균과 표준편차에 적용하여 보정한다.

$$M_{corrected}=\left(\frac{M_{future}-\mu M_{initial}}{\sigma M_{initial}}\right)\times\sigma_0+\mu_0$$

$\mu M_{initial}$, $\sigma M_{initial}$: 1일차 예측값의 평균과 표준편차

μ_0, σ_0:관측값의 평균과 표준편차

(4) DM (delta method)은 관측값과 1일차 예측값 간의 단순 평균 차이(편향)를 계산하고, 이를 8일차 예측값에 일괄적으로 더해서 보정한다.

$$M_{corrected}=M_{future}+(Obs-M_{initial})$$

(5) QDM (quantile delta mapping)은 1일차 예측값 분포를 기준으로 8일차 예측값의 각 분위수에 해당하는 모델 변화량(1일차 대비 8일차 예측값의 분위수별 차이)을 산출한다. 이 모델 변화량을 관측값 분포의 해당 분위수 값에 더하여 보정값을 산정한다.

$$M_{corrected}(x)=Q_0(x)+[Q_m^{future}(x)-Q_m^{initial}(x)]$$

x: 분위수

본 연구의 대상 해역인 서·남해안은 약 14일 주기의 대-소조 변동이 존재하여, DQM의 선형 추세 제거 방식이 주기적 신호를 왜곡할 수 있다는 우려가 제기될 수 있다. 하지만 분석 기간인 90일은 겨울철 냉각기라는 계절적 신호가 대-소조 주기보다 훨씬 지배적이므로, 선형 추세는 주로 계절적 변동성을 반영하고 주기적 변동성은 잔차(residual)에 포함되어 처리될 것으로 판단하였다. 따라서 추세 왜곡의 영향은 제한적일 것으로 보았다.

분석방법

본 연구에서는 통계적 상세화 기법 적용에 따른 수온 모의 결과의 보정 정확도와 관측값과의 일치도를 정량적으로 평가하고, 또한 수온 변동성의 재현 성능을 평가하기 위해 다양한 통계 지표를 활용하였다.

통계적 상세화 기법 적용에 따른 정확도와 일치도 평가 방법

기법별 보정 효과와 관측값과의 일치 수준을 정량적으로 평가하기 위해 평균제곱근오차(root mean square error, RMSE), Bland-Altman 분석, 그리고 RMSE 개선율(improvement rate)을 사용하였다. RMSE는 보정값과 관측값 간의 평균적인 오차 크기를 나타낸다. Bland-Altman 분석은 두 측정값의 차이와 평균을 이용하여 편향(bias)의 크기와 방향성, 95% 일치한계(limits of agreement, LoA)를 평가하는 방법이다.

$$\text{Bias}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_{corrected}-Obs)$$

$$\text{Limits of agreement}=\text{Bias}\pm 1.96\times SD_d$$

SD_d: Obs와 $M_{corrected}$의 표준편차

개선율은 보정 전(8일차 예측값) 대비 보정 후의 RMSE 감소율을 백분율로 나타내어 성능 개선 정도를 명확히 보여준다.

$$\text{RMSE improvement rate}=\left(1-\frac{\text{RMSE}_{M_{corrected}}}{\text{RMSE}_{M_{future}}}\right)\times 100$$

이러한 지표들은 많은 선행연구에서 모델 결과 개선 기법의 성능 평가에 널리 활용되어 왔다. 예를 들어, Zhang et al. (2025)은 Transformer 모델을 활용하여 북서태평양 지역의 일수온 모델 결과를 보정한 결과, 2일 예측에서는 RMSE가 38.8%, 5일 예측에서는 17.6% 감소함을 제시하였다. 이를 통해 제안된 통계적 상세화 기법과 유사한 접근들이 다양한 해양 환경에서도 모델 결과 개선에 기여함을 확인할 수 있었다.

수온변동성 평가 방법

각 기법이 관측 수온의 통계적 변동성을 얼마나 잘 재현하는지 평가하기 위해 변동계수(coefficient of variation, CV)와 CV 비를 지표로 사용하였다(Quinn and Keough, 2002; Zar, 2009). CV는 평균이 다른 집단 간의 상대적 변동성을 비교하는 데 유용하며, CV비는 보정값의 CV를 관측값의 CV로 나눈 값이다. 이 비율이 1에 가까울수록 보정된 결과가 관측된 수온의 상대적 변동성을 효과적으로 모의함을 의미한다.

$$CV=\frac{\sigma}{\mu}$$

σ: 표준편차, μ: 평균

$$CV\ ratio=\frac{CV_{M_{corrected}}}{CV_{obs}}$$

$CV_{M_{corrected}}$: 보정값의 CV, CV_{obs}: 관측값의 CV

결 과

본 연구에서 설정한 분석 기간(2023년 12월부터 2024년 2월) 동안, 5가지 통계적 상세화 기법을 적용하여 수치모델 결과를 보정한 후, 해당 기간 관측값에 대한 각 기법의 재현성을 다양한 통계 지표를 통해 평가하였다. 재료 및 방법에서 명시한 바와 같이, 본 분석은 미래 시점의 예측 성능 검증이 아닌, 특정 과거 기간의 관측 현상을 얼마나 잘 재현하는지에 대한 재현성 평가(reproducibility assessment)에 초점을 맞추고 있다.

통계적 상세화 기법 적용에 따른 보정 정확도 평가

각 기법의 보정 정확도는 RMSE와 RMSE 개선율을 통해 평가하였다(Table 1, Table 2). 분석 결과, 특정 겨울철 조건하에서 각 해역의 수온 특성에 따라 최적의 상세화 기법이 다르게 나타났다. RMSE 분석 결과(Table 1), 남해에서는 상대적으로 수온 변동성이 낮은 제주용담에서 DM 기법이 RMSE 0.39로 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 해당 정점의 안정적인 환경(Ko et al., 2003; Jang et al., 2024)에서는 단순한 평균 편향 보정만으로도 효과적이었음을 의미한다. 반면, 하천수 유입이나 반폐쇄성 지형의 영향으로 단기 변동성이 뚜렷한(Yoon, 2001; Bae and Kim, 2012) 보성동율, 남해강진, 통영풍화에서는 DQM 기법이 각각 RMSE 0.94, 0.57, 0.60으로 가장 효과적인 것으로 분석되었다. 강한 조석 혼합이나 복잡한 수로 등 분포 특성이 중요한 진도금갑(Yoo et al., 2015; Choi et al., 2017), 진해잠도(Son and Baek, 2015), 여수신월(Bae and Kim, 2012; Kee and Yang, 2021)에서는 EQM 기법이 각각 0.64, 0.67, 0.40으로 가장 낮은 RMSE를 나타냈다. 서해에서는 담수 유입과 조

Table 1. Accuracy (RMSE) of corrected model outputs by statistical downscaling methods

Sea area	Station	EQM	DQM	DCM	DM	QDM
South Sea	Boseong Dongyul	1.08	0.94	1.14	1.29	1.96
	Jeju Yongdam	0.76	0.77	0.74	0.39	1.05
	Jindo Geumgap	0.64	0.80	0.85	0.87	1.23
	Jinhae Jamdo	0.67	0.71	0.79	1.09	1.52
	Namhae Gangjin	0.74	0.57	0.96	1.07	1.37
	Tongyeong Punghwa	0.64	0.60	0.69	0.75	1.25
	Yeosu Sinwol	0.40	0.43	0.63	0.64	0.87
West Sea	Buan Byeonsan	0.41	0.45	0.72	1.03	1.20
	Gunsan Biando	0.53	0.54	0.61	0.61	1.06
	Muan Dolipo	0.68	0.66	0.89	1.01	1.37
	Seosan Jigok	0.87	0.90	0.99	0.94	1.48
	Taean Naepo	0.42	0.46	0.57	0.60	0.85

RMSE, Root mean square error; EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

Table 2. Improvement rate (%) in model output accuracy (RMSE) by statistical downscaling methods

Sea area	Station	EQM	DQM	DCM	DM	QDM
South Sea	Boseong Dongyul	1	14	-5	-18	-80
	Jeju Yongdam	5	4	8	51	-31
	Jindo Geumgap	17	-4	-10	-13	-60
	Jinhae Jamdo	11	5	-5	-45	-103
	Namhae Gangjin	29	45	8	-3	-32
	Tongyeong Punghwa	24	29	18	11	-49
	Yeosu Sinwol	9	2	-43	-45	-98
West Sea	Buan Byeonsan	32	25	-20	-72	-100
	Gunsan Biando	28	27	18	18	-43
	Muan Dolipo	3	6	-27	-44	-96
	Seosan Jigok	14	11	2	7	-47
	Taean Naepo	28	21	2	-3	-47

RMSE, Root mean square error; EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

차의 영향이 큰 무안도리포(DQM)를 제외한 부안변산, 군산비안도, 서산지곡, 태안내포 모든 정점에서 EQM 기법이 가장 낮은 RMSE를 보여, 서해안의 복잡한 연안 환경에서는 관측 분포를 직접 재현하는 EQM이 가장 효과적인 것으로 확인되었다.

RMSE 개선율(Table 2)은 8일차 예측값 대비 보정 후의 정확도 개선 효과를 보여준다. 제주용담(DM)은 51%의 가장 높은 개선율을 보였으며, 남해강진(DQM)도 45%의 높은 개선 효과를 나타냈다. 그 외 DQM 또는 EQM이 우수했던 다른 정점들(보성동율, 통영풍화, 진도금갑, 진해잠도, 여수신월)에서는 약 9%에서 29% 범위의 개선율을 보여, 모든 기법이 해당 분석 기간 및 조건에서 편향을 효과적으로 감소시켰음을 의미한다.

반면, QDM 기법은 대부분의 정점에서 RMSE가 상대적으로 높고 개선율이 낮거나 음(-)의 값을 보이는 등 보정 효과가 제한적이었다. 이는 QDM 기법이 구조적으로 장기 평균 변화의 보정에 더 효과적이며, 본 연구와 같이 변동성이 큰 단기 예보 보정에는 구조적 한계가 있음을 의미한다. 이는 QDM 기법이 1일차와 8일차 예측값 간의 분위수별 변화량이 안정적이고 일관될 때 효과적인 구조를 가지기 때문이다. 그러나 본 연구의 분석 기간 동안 일부 정점에서는 이 분위수 변화가 비선형적이거나 시계열상 불안정한 경향을 보여, QDM이 적용되는 과정에서 오히려 오차가 증폭되는 현상이 발생하였다. 이러한 구조적 한계는 단기 고변동성 조건에서는 QDM 적용에 주의가 필요함을 시사한다.

통계적 상세화 기법 적용에 따른 보정값과 관측값의 일치도 평가

보정값과 관측값 간의 일치성 수준을 파악하기 위해 LoA 분석을 포함하는 Bland-Altman 분석을 수행하였다(Fig. 2, Fig. 3, Table 3). 분석 결과, DQM과 EQM은 모든 정점에서 평균 차이가 0에 매우 가까워(<0.01℃) 실질적인 체계적 편향이 거의 없는 것으로 나타났으며, 95% LoA 또한 상대적으로 좁게 분포하여 안정적인 일치 수준을 보였다. 이러한 정량적 결과는 Fig. 2와 Fig. 3의 Bland-Altman plot을 통해 시각적으로 명확히 확인할 수 있다. 예를 들어, 서해의 부안변산 정점을 살펴보면, EQM과 DQM은 편차(y축)가 평균값(x축)의 변화와 관계없이 0을 중심으로 고르게 분포하는 반면, DM은 양의 편향(+0.47℃)을 보이며 점들이 0선 위에 치우쳐 있다. 이러한 시각적 분포 특성은 Table 3에 제시된 정량적 수치와 정확히 일치하며, EQM의 LoA 폭(±0.81℃)이 DM의 LoA 폭(-1.32℃–+2.27℃)보다 훨씬 좁고 대칭적으로 나타나는 것을 통해 재확인할 수 있다. 이는 EQM과 DQM이 체계적 편향을 효과적으로 제거했음을 보여준다.

정점별 수온 변동성 재현 특성 및 해양학적 요인 분석

분석 기간(2023년 12월–2024년 2월) 동안 남해와 서해 총 12개 연안 정점을 대상으로 5가지 통계적 상세화 기법을 적용하여 산출된 보정값의 수온 변동성 재현 성능을 정량적으로 평가하고, 그 원인을 해당 정점의 해양학적 특성과 함께 분석하였다. 이를 위해 평균 절대 오차(mean absolute error, MAE), CV, CV비를 주요 지표로 활용하였다. MAE는 편차의 평균적 크기를 나타내며, Fig. 4, Fig. 5의 각 정점별 그래프 우측 상단에 제시하였다.

정점별 수온 변동성의 재현 특성을 분석한 결과, 최적의 통계적 상세화 기법은 각 정점이 지닌 고유의 해양학적 특성 및 수온 변동 경향과 밀접한 연관성을 보이는 것으로 나타났다. 이는 앞

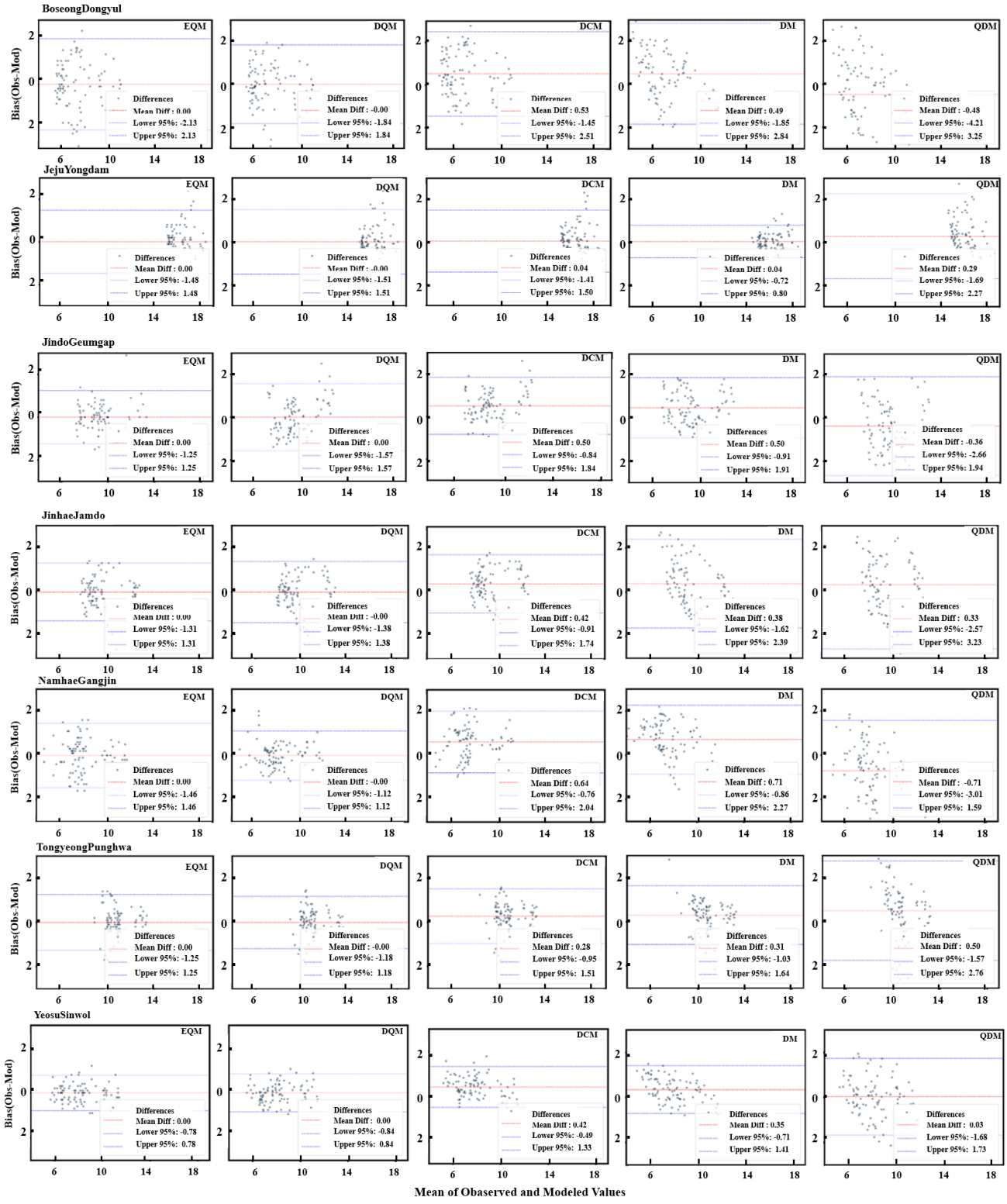

Fig. 2. Agreement assessment between observed and bias-corrected model outputs of water temperature at South Sea stations using Bland-Altman plots. EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

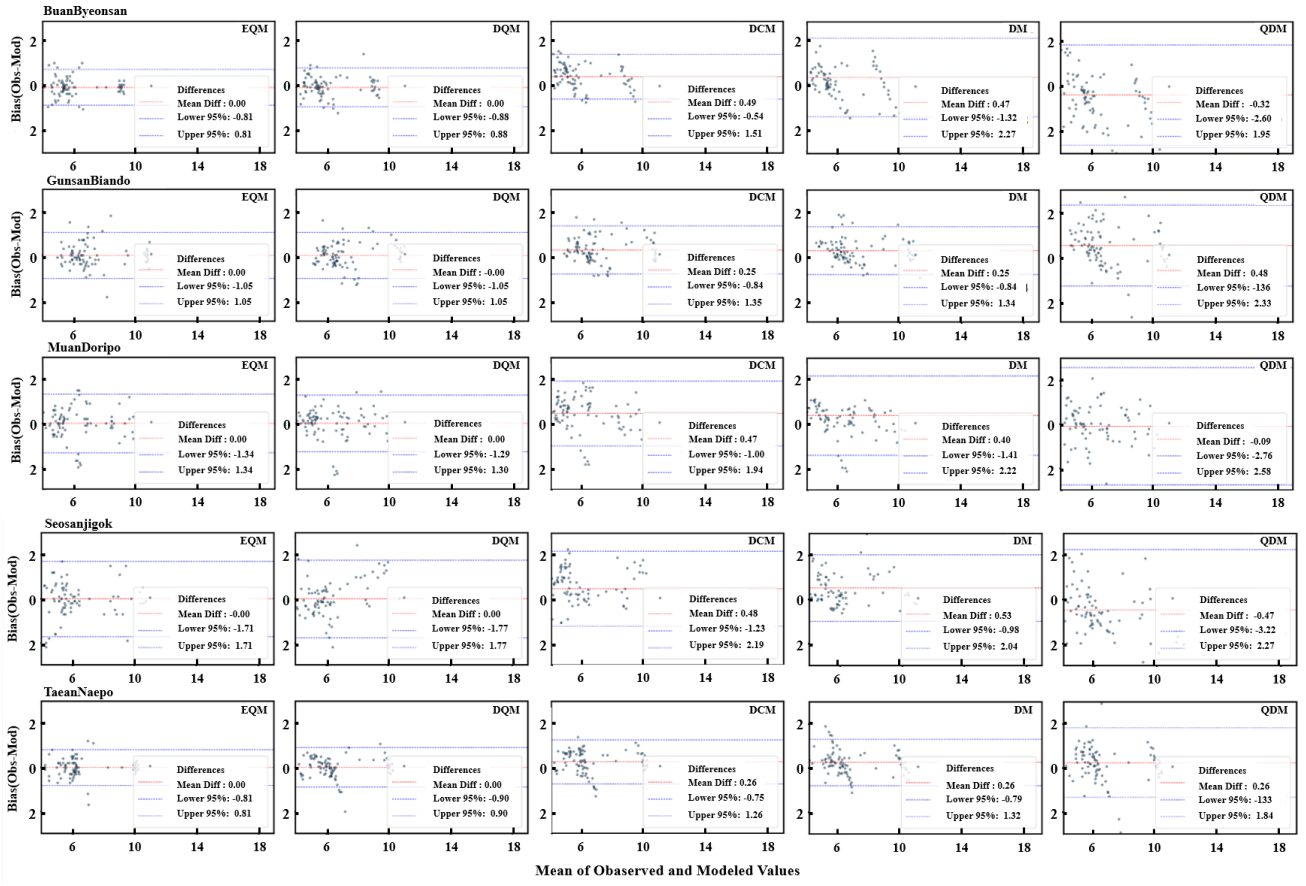

Fig. 3. Agreement assessment between observed and bias-corrected model outputs of water temperature at West Sea stations using Bland-Altman plots. EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

선 RMSE 분석 결과와도 일치하는 경향으로, 각 해역의 환경적 특성에 따라 기법의 유효성이 달라짐을 의미한다.

먼저, 쿠로시오 난류의 영향을 받아 상대적으로 수온 변동이 안정적인 외해의 인접 해역인 제주용담의 경우, 단순 평균 편향을 보정하는 DM 기법이 가장 우수한 성능을 보였다. 이 정점은 낮은 변동계수(Table 4)에서 확인되듯이 편향이 오차의 주된 요인이므로, DM 기법을 적용했을 때 MAE (0.29°C)와 RMSE 모두 가장 낮게 나타났다. 이는 체계적 편향(systematic bias)이 지배적인 안정된 환경(Ko et al., 2003; Jang et al., 2024)에서는 복잡한 분포 보정보다 단순한 평균 보정이 더 효과적일 수 있음을 시사한다.

이와 대조적으로, 강한 조석 혼합, 복잡한 수로, 반폐쇄성 지형 등의 영향으로 관측값과 예측값의 통계적 분포 형태 자체가 달라지는 조석/지형 영향 우세 해역에서는 EQM 기법이 전반적으로 가장 우수했다. 예를 들어, 진도금갑은 강한 조석 혼합과 국지적 수온 전선 형성(Yoo et al., 2015; Choi et al., 2017)이, 진해잠도는 진해만 내측의 폐쇄적 지형 특성(Son and Baek, 2015)이 주요인으로 작용한다. 이러한 해역에서는 관측값의 ECDF를 직접 활용하여 모델 결과의 분포를 관측 분포에 강제적으로 일치시키는 EQM의 접근 방식이 가장 효과적이었다. 특히 서해 대부분의 정점(부안변산, 군산비안도, 서산지곡, 태안내포)에서 EQM이 가장 낮은 MAE를 나타낸 것은, 이 기법이 복잡한 연안 환경(Shin, 2005; Lim et al., 2008; Kim et al., 2014; Yang et al., 2021)에서 발생하는 비가우시안적(non-Gaussian) 오차 분포를 정밀하게 교정하는 데 강점이 있음을 보여준다.

마지막으로, 하천수 유입이나 내륙 기상의 급격한 변화에 민감하여 뚜렷한 단기 변동 추세를 보이는 담수/기상 영향 우세 해역에서는 DQM 기법의 효과성이 두드러졌다. 보성동율, 남해강진, 무안도리포 등이 이에 해당하며, 이들 해역은 외부 요인으로 인한 비정상성(non-stationarity) 시계열 특성이 강하게 나타난다(Yoon, 2001; Hong, 2007; Bae and Kim, 2012). DQM은 모델의 장기 추세를 먼저 제거하고 변동성이 큰 잔차(residual)의 분포를 독립적으로 보정하므로, 이러한 비정상성을 효과적으로 분리하고 교정함으로써 가장 낮은 MAE를 나타낸 것으

Table 3. Assessment of agreement between observed and corrected model outputs using the Bland–Altman method

Sea area	Station	Bland-Altman variable	EQM	DQM	DCM	DM	QDM
South Sea	Boseong Dongyul	Mean difference	0.00	0.00	0.53	0.49	-0.48
		Lower 95%	-2.13	-1.84	-1.45	-1.85	-4.21
		Upper 95%	2.13	1.84	2.51	2.84	3.25
	Jeju Yongdam	Mean difference	0.00	0.00	0.04	0.04	0.29
		Lower 95%	-1.48	-1.51	-1.41	-0.72	-1.69
		Upper 95%	1.48	1.51	1.50	0.80	2.27
	Jindo Geumgap	Mean difference	0.00	0.00	0.50	0.50	-0.36
		Lower 95%	-1.25	-1.57	-0.84	-0.91	-2.66
		Upper 95%	1.25	1.57	1.84	1.91	1.94
	Jinhae Jamdo	Mean difference	0.00	0.00	0.42	0.38	0.33
		Lower 95%	-1.31	-1.38	-0.91	-1.62	-2.57
		Upper 95%	1.31	1.38	1.74	2.39	3.23
	Namhae Gangjin	Mean difference	0.00	0.00	0.64	0.71	-0.71
		Lower 95%	-1.46	-1.12	-0.76	-0.86	-3.01
		Upper 95%	1.46	1.12	2.04	2.27	1.59
	Tongyeong Punghwa	Mean difference	0.00	0.00	0.28	0.31	0.50
		Lower 95%	-1.25	-1.18	-0.95	-1.03	-1.75
		Upper 95%	1.25	1.18	1.51	1.64	2.76
	Yeosu Sinwol	Mean difference	0.00	0.00	0.42	0.35	0.03
		Lower 95%	-0.78	-0.84	-0.49	-0.71	-1.68
		Upper 95%	0.78	0.84	1.33	1.41	1.73
West Sea	Buan Byeonsan	Mean difference	0.00	0.00	0.49	0.47	-0.32
		Lower 95%	-0.81	-0.88	-0.54	-1.32	-2.60
		Upper 95%	0.81	0.88	1.51	2.27	1.95
	Gunsan Biando	Mean difference	0.00	0.00	0.25	0.25	0.48
		Lower 95%	-1.05	-1.05	-0.84	-0.84	-1.36
		Upper 95%	1.05	1.05	1.35	1.34	2.33
	Muan Dolipo	Mean difference	0.00	0.00	0.47	0.40	-0.09
		Lower 95%	-1.34	-1.29	-1.00	-1.41	-2.76
		Upper 95%	1.34	1.30	1.94	2.22	2.58
	Seosan Jigok	Mean difference	0.00	0.00	0.48	0.53	-0.47
		Lower 95%	-1.71	-1.77	-1.23	-0.98	-3.22
		Upper 95%	1.71	1.77	2.19	2.04	2.27
	Taean Naepo	Mean difference	0.00	0.00	0.26	0.26	0.26
		Lower 95%	-0.81	-0.90	-0.75	-0.79	-1.33
		Upper 95%	0.81	0.90	1.26	1.32	1.84

EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

Table 4. Evaluation of water temperature variability based on observed data

Sea area	Station	Mean (°C)	Std Dev (°C)	CV
South Sea	Boseong Dongyul	7.26	1.65	0.23
	Jeju Yongdam	16.12	0.97	0.06
	Jindo Geumgap	9.46	1.64	0.17
	Jinhae Jamdo	9.62	1.54	0.16
	Namhae Gangjin	7.92	1.58	0.20
	Tongyeong Punghwa	10.92	1.16	0.11
	Yeosu Sinwol	8.05	1.57	0.19
West Sea	Buan Byeonsan	5.86	1.71	0.29
	Gunsan Biando	7.30	1.82	0.25
	Muan Dolipo	6.06	1.73	0.29
	Seosan Jigok	5.80	2.06	0.36
	Taean Naepo	6.63	1.79	0.27

CV, Coefficient of variation.

로 판단된다.

CV비를 통한 변동성 재현 성능을 평가한 결과(Table 5), EQM은 수학적 구조상(Cannon et al., 2015; Switanek et al., 2017) 모든 정점에서 CV비 1.0을 나타내어 관측된 수온 변동성을 완벽하게 재현하였다. 그러나 이는 관측값의 ECDF를 기반으로 분포의 통계적 특성을 강제적으로 일치시킨 결과이므로, CV비 1.0이 시계열의 시간적 순서나 특정 시점의 극값 발생까지 정확히 모의함을 의미하지는 않는다. 분위수 기반 보정 기법이 상위 분위수에서 과보정을 일으킬 수 있다는 지적도 있다(Holthuijzen et al., 2022). 반면, DM은 단순한 평균 편향만을 보정하므로 대부분 정점에서 변동성을 과소평가하였고(CV비 0.70–0.90), DQM은 일부 정점에서 변동성을 다소 과대평가하는 경향을 보였다. 따라서 수온 변동성 재현 결과는 각 기법의 내재적 특성과 평가 지표의 의미를 함께 고려하여 종합적으로 해석해야 한다.

고 찰

본 연구는 특정 겨울철(2023년 12월–2024년 2월)을 대상으로, 5가지 통계적 상세화 기법을 국내 남·서해안 저수온 사례에 적용하여 수치모델 결과의 편향 보정 효과와 관측 현상에 대한 재현성을 체계적으로 비교·평가하였다. 분석 결과, 전반적으로 분포 기반의 보정 기법인 EQM과 DQM이 우수한 성능을 보였으나, 정점별 해양학적 특성에 따라 최적 기법이 상이하게 나타나는 중요한 경향을 확인하였다. 이는 연안 저수온 예측의 정확도 향상을 위해서는 각 해역의 고유한 환경 특성을 고려한 맞춤형 보정 전략의 필요성이 강조된다.

본 연구를 통해 정점별 해양학적 특성과 수온 변동 경향이 최

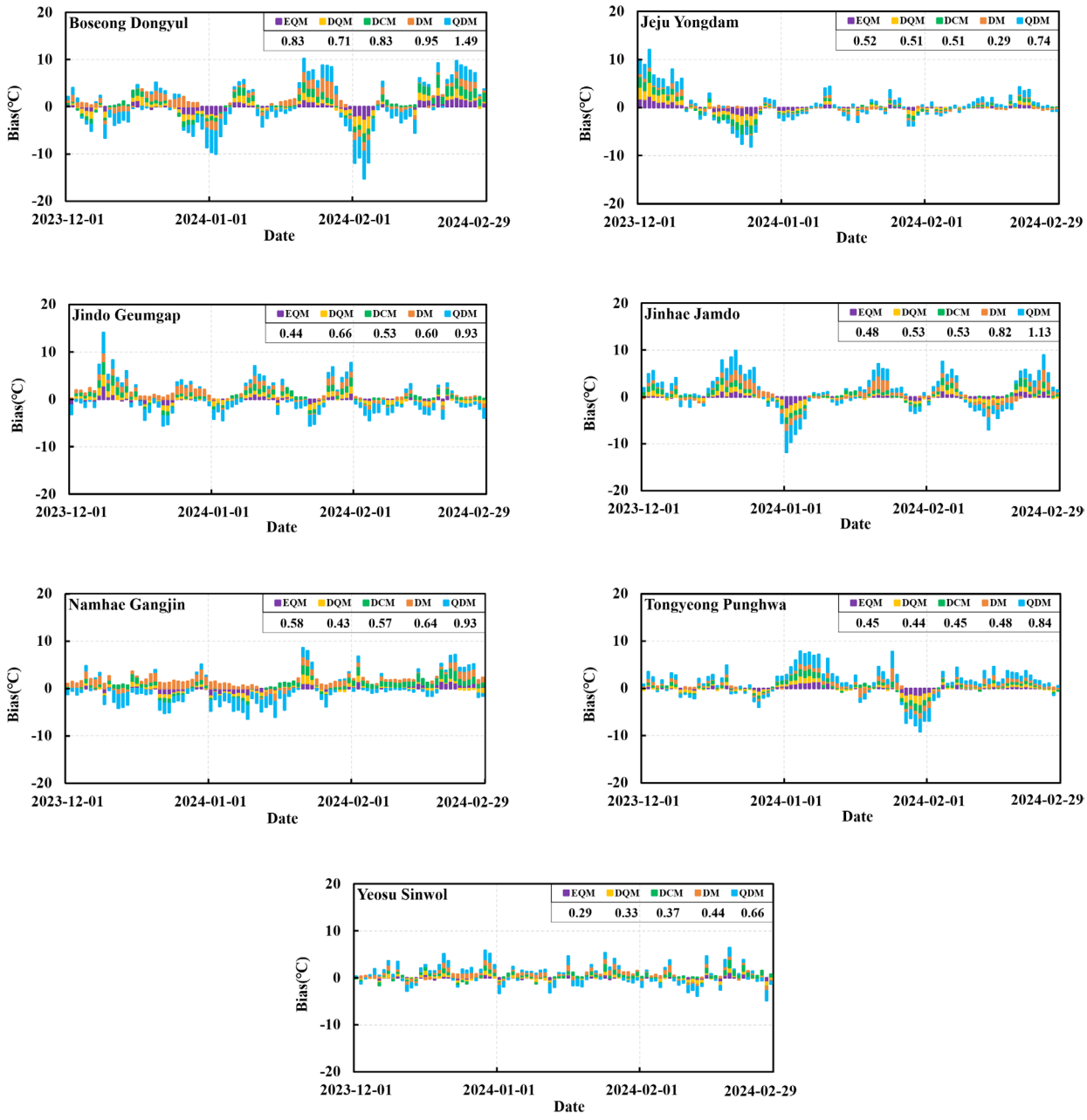

Fig. 4. Time series of daily bias (observed-corrected water temperature) for statistical downscaling methods at South Sea stations. EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

적 상세화 기법의 선택에 결정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 구체적으로, 쿠로시오 난류의 영향으로 수온 변동이 적고 안정적인 제주용담에서는 단순 평균 편향을 제거하는 DM 기법이 가장 효과적이었다. 반면, 강한 조석 혼합과 복잡한 지형의 영향으로 관측값과 모델값의 통계적 분포 특성 자체가 상이한 진도금갑, 진해잠도 등에서는 관측 분포를 직접 재현하는 EQM 기법이 우수한 성능을 보였다. 또한, 하천수 유입이나 기상 변화에 민감하여 단기적인 변동 추세가 뚜렷한 보성동율, 남해강진 등에서는 모델의 예측 추세를 분리하여 보정하는 DQM 기법이 가장 효과적이었다. 이러한 결과는 보정 기법을 획일적으로 적용하기보다는, 대상 해역의 물리적 환경 요인에 대한 선제적 이해가 필수적임을 시사한다.

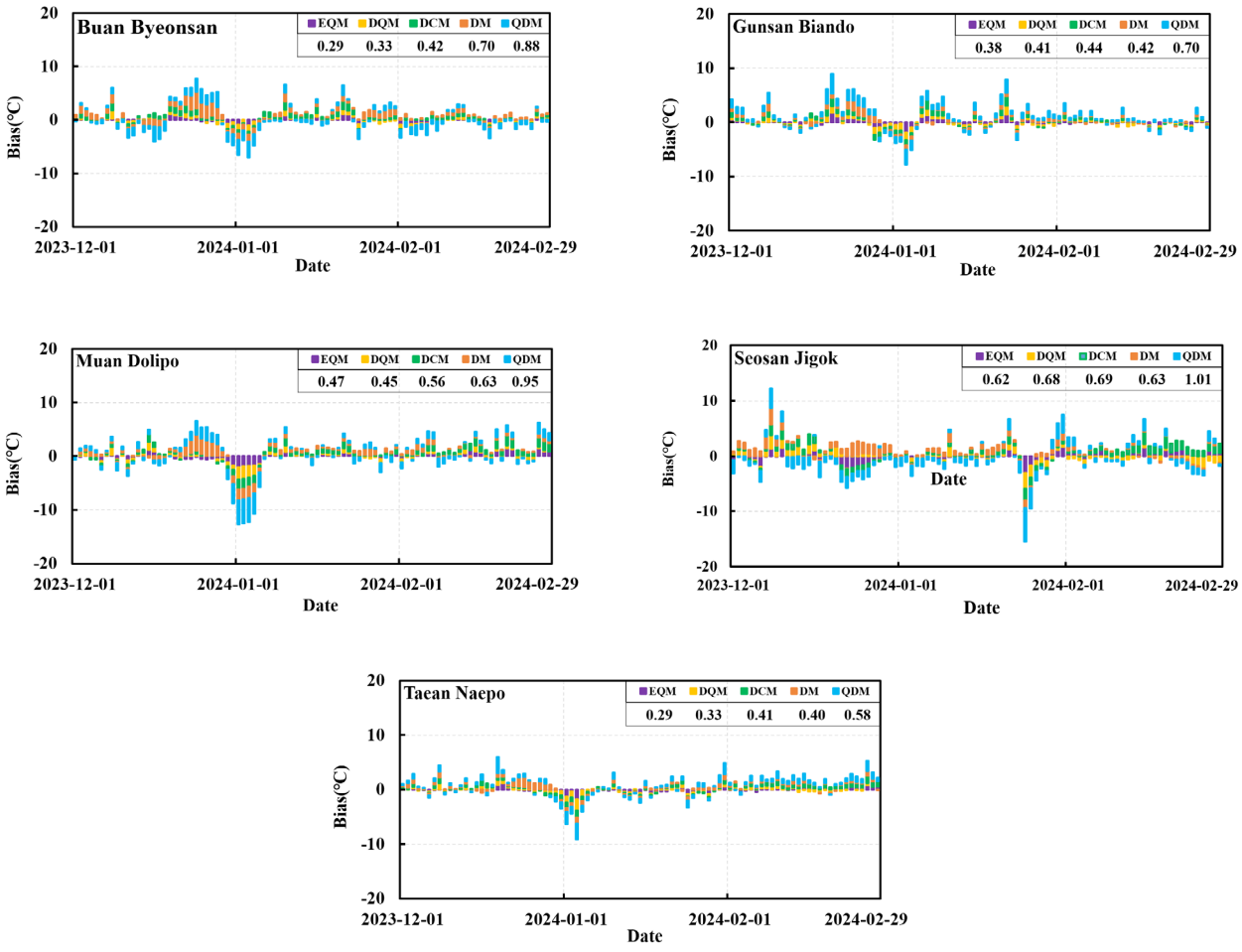

Fig. 5. Time series of daily bias (observed - corrected water temperature) for statistical downscaling methods at West Sea stations. EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

이와 같은 연구 결과에도 불구하고, 본 연구는 결과 해석 및 적용에 있어 다음과 같은 몇 가지 제약이 존재한다. 첫째, 주된 한계는 학습과 평가 기간이 동일하여 연구 결과의 일반화 가능성(generalizability)을 담보하지 못한다는 점이다. 본 연구는 특정 기간의 재현성(reproducibility)을 평가한 것으로, 도출된 기법별 성능이 다른 해양 기상 조건을 가진 겨울철이나 독립된 미래 예측 상황에서도 동일하게 유지되는지는 별도의 검증이 요구된다. 둘째, 본 연구의 성능 평가는 RMSE, MAE와 같은 평균 오차 지표에 집중되어 있어, 실제 재해와 직결되는 저수온 극한값(extreme values)의 재현 성능을 검증하는 데에는 한계가 있었다. 셋째, 해역 특성과 기법 성능 간의 관계를 기존 문헌에 기반한 정성적 해석에 의존하였으며, 두 요인 간의 정량적 상호작용을 규명하지는 못했다. 따라서 이러한 한계를 보완하고 본 연구의 실용적 가치를 제고하기 위해 다음과 같은 후속 연구가 필요하다.

첫째, 독립 검증을 통한 일반화 성능의 정량적 평가가 요구된다. 최소 3년 이상의 장기 시계열 자료를 활용하여, 학습 기간과 완전히 분리된 검증 기간에 대한 예측 성능을 평가함으로써 각 기법의 실질적인 예측 능력에 대한 엄밀한 검증이 필요하다.

둘째, 극한 현상에 특화된 평가 지표의 도입이 필수적이다. 향후 연구에서는 하위 5% 또는 10% 백분위수(percentile)에 대한 RMSE를 산출하거나, 특정 임계 수온(예: 저수온 주의보 기준)을 기준으로 한 이벤트 기반 검증(event-based verification)을 수행하여, 실제 방재 활용성을 고려한 기법별 성능을 심층적으로 분석할 필요가 있다.

셋째, 실용적 예보 지원 시스템으로의 구체적인 발전 방안 모색이 요구된다. 본 연구 결과를 바탕으로, 각 정점의 해양학적 특성(조류, 수심, 담수 영향 등)을 입력 받아 최적의 상세화 기법을 자동으로 선택하거나 여러 기법의 결과를 앙상블 하는 '하이브리드 통계 보정 시스템'을 구축할 수 있다. 나아가, 이 시스템

Table 5. Effectiveness of statistical downscaling methods in reproducing temperature variability (CV ratio)

Sea area	Station	EQM	DQM	DCM	DM	QDM
	Boseong Dongyul	1.0	0.98	0.90	0.70	0.74
	Jeju Yongdam	1.0	1.16	1.05	1.04	0.88
	Jindo Geumgap	1.0	1.22	1.08	0.97	1.01
South Sea	Jinhae Jamdo	1.0	1.03	1.02	0.79	0.78
	Namhae Gangjin	1.0	1.01	0.95	0.76	0.86
	Tongyeong Punghwa	1.0	0.98	0.99	0.88	0.72
	Yeosu Sinwol	1.0	1.04	0.88	0.83	0.91
	Buan Byeonsan	1.0	1.02	0.86	0.74	0.81
	Gunsan Biando	1.0	1.04	0.96	0.92	0.87
West Sea	Muan Dolipo	1.0	1.00	0.86	0.74	0.81
	Seosan Jigok	1.0	1.20	1.04	0.87	0.91
	Taean Naepo	1.0	1.01	0.96	0.90	0.88

CV, Coefficient of variation; EQM, Empirical quantile mapping; DQM, Detrended quantile mapping; DCM, Delta change method; DM, Delta method; QDM, Quantile delta mapping.

을 국립수산과학원과 같은 현업 예보 기관의 운영 모델과 연계하여, 어업인들에게 기존 정보와 함께 '지역 맞춤형 보정 정보'를 제공함으로써 현장의 실질적인 대응 능력을 향상시키는 방안을 고려할 수 있다.

결론적으로 본 연구는 한국 연안의 복잡한 해양 환경에 적합한 통계적 상세화 기법의 적용 가능성을 체계적으로 비교하고, 해역별 최적 기법 선택의 중요성을 제시한 기초 연구로서 의의가 있다. 향후 제안된 후속 연구를 통해 이러한 접근법이 고도화될 경우, 연안 저수온 현상에 대한 예측 정확도를 실질적으로 향상시키고 관련 수산업 피해를 줄이는데 실질적으로 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

사 사

이 논문은 2025년도 국립수산과학원 수산시험연구사업(수산분야 기후변화 영향 평가 및 예측기술 개발, R2025044)의 연구개발비 지원에 의해 수행되었습니다.

References

Bae SW and Kim DS. 2012. Understanding the flow properties by a numerical modeling in the South Sea of Korea. J Korean Soc Mar Environ Saf 18, 295-307. https://doi.org/10.7837/kosomes.2012.18.4.295.

Cannon AJ, Sobie SR and Murdock TQ. 2015. Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: How well do methods preserve changes in quantiles and extremes?. J Climate 28, 6938-6959. https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1.

Chadwick C, Gironas J, Gonales-Leiva F and Aedo S. 2023. Bias adjustment to preserve changes in variability: The unbiased mapping of GCM changes. Hydrol Sci J 68, 1184-1201. https://doi.org/10.1080/02626667.2023.2201450.

Choi WH, Seong KT, Lee MJ, Joo KH and Park SJ. 2017. Abstr Proc Korean Environ Sci Soc Conf 26, 100.

Heo IH and Lee SH. 2006. Changes of unusual temperature events and their controlling factors in Korea. J Korean Geogr Soc 41, 94-105.

Holthuijzen M, Beckage B, Clemins PJ, Higdon D and Winte JM. 2022. Robust bias-correction of precipitation extremes using a novel hybrid empirical quantile-mapping method. Theor Appl Climatol 149, 863-882. https://doi.org/10.1007/s00704-022-04035-2.

Hong SI. 2007. Oral Heritages and Marine Atmosphere of the Golden Foreshore of the West Sea. Doseomunhwa, Mokpo University, Mokpo, Korea, 287-333. https://doi.org/10.22917/island.2007.30.287.

Jang JY, Kim JH, Jeong DY, Kang SM, Wang X, Choi YH, Lee JB, Lim YK, Baek SH and Kim JH. 2024. Changes of phytoplankton community and oceanic physicochemical properties of Jeju Coast in spring and summer seasons, 2022. Ocean Polar Res 46, 105-121. https://doi.org/10.4217/OPR.2024009.

Kee KD and Yang JH. 2021. Geography-educational approach to the geomorphic landscape of the South Coast in Korean peninsula. J Korean Assoc Geogr Environ Educ 29, 55-71. https://doi.org/10.17279/jkagee.2021.29.1.55.

Kim JY, Park MH, Lee JS, Ahn JS, Han IS, Kwon MO and Song JY. 2021. Consideration of time lag of sea surface temperature due to extreme cold wave. J Korean Soc Mar Environ Saf 27, 701-707. https://doi.org/10.7837/kosomes.2021.27.6.701.

Kim SR, Lee GS, Choi DL, Kim DC, Lee TH and Seo YK. 2014. Development of the holocene sediments in Gamak Bay of the South Sea, Korea. J Korean Soc Oceanogr 19, 131-146. https://doi.org/10.7850/jkso.2014.19.2.131.

Ko JC, Kim JT, Kim SH and Rho HK. 2003. Fluctuation characteristic of temperature and salinity in coastal waters around Jeju Island. J Korean Fish Soc 36, 306-316. https://doi.org/10.5657/kfas.2003.36.3.306.

Kristiansen T, Butenschön M and Peck MA. 2024. Statistically downscaled CMIP6 ocean variables for European waters. Sci Rep 14, 1209. https://doi.org/10.1038/s41598-024-51160-1.

Lim DI, Kang MR, Jang PG, Kim SY, Jung HS, Kang WS and Kang YS. 2008. Water quality characteristics along mid-western coastal area of Korea. Ocean Polar Res 30, 379-399.

Maraun D. 2016. Bias correcting climate change simulations-a critical review. Curr Clim Change Rep 2, 211-220. https://doi.org/10.1007/s40641-016-0050-x.

Maraun D and Widmann M. 2018. Statistical Downscaling and Bias Correction for Climate Research. Cambridge University Press, Cambridge, U.K. https://doi.org/10.1017/9781107588783.

Na JY, Lee SW and Cho KD. 1991. A study on sea water and ocean current in the sea adjacent to Korea peninsula-The vertical structure of temperature in the East Sea of Korea. Bull Korean Fish Soc 24, 215-228.

NIFS (National Institute of Fisheries Science). 2023. Annual Report for Climate Change Trends in Fisheries, 2023. NIFS, Busan, Korea.

NIMS (National Institute of Meteorological Sciences). 2020. Climate Change Projection Report for the Korean Peninsula, 2020. NIMS, Jeju, Korea.

Quinn GP and Keough MJ. 2002. Experimental Design and Data Analysis for Biologists. Cambridge University Press, Cambridege, U.K. https://doi.org/10.1017/CBO9780511806384.

Rahman R and Rahaman H. 2024. Evaluation of sea surface temperature from ocean reanalysis products over the North Indian Ocean. Front Mar Sci 11, 1461696. https://doi.org/10.3389/fmars.2024.1461696.

Shim KM, Kim WS, Jung MP, Kim JW, Park MS, Hong SH and Kang KK. 2018. Recent changes in the frequency of occurrence of extreme weather events in South Korea. J Clim Change Res 9, 461-470. https://doi.org/10.15531/KSCCR.2018.9.4.461.

Shin HR. 2005. The characteristics of coastal currents to the northwest of the Taean peninsula in the Yellow Sea. Ocean Polar Res 27, 433-441.

Son MH and Baek SH. 2015. The distinct characteristics of phytoplankton growth response and their community structure following seven different nutrients addition in spring season of Jinhae Bay. J Korea Acad Ind Cooper Soc 16, 6567-6574. https://doi.org/10.5762/KAIS.2015.16.10.6567.

Switanek MB, Troch PA, Castro CL, Leuprecht A, Chang HI, Mukherjee R and Demaria EMC. 2017. Scaled distribution mapping: A bias correction method that preserves raw climate model projected changes. Hydrol Earth Syst Sci 21, 2649-2666. https://doi.org/10.5194/hess-21-2649-2017.

Yang JY, Cho SH, Lee JS, Han CH and Heo S. 2021. Time-series analysis of seawater temperature in the Garolim Bay, the West Coast of Korea. J Environ Sci Int 30, 585-595. https://doi.org/10.5322/JESI.2021.30.7.585.

Yoo HI, Heo JS and Choi HG. 2015. Seasonal variability of marine algal flora and community structure at Gumgap, Jindo, on the Southwestern Coast of Korea. J Fish Mar Sci Educ 27, 300-307. https://doi.org/10.13000/JFMSE.2015.27.1.300.

Yoon YH. 2001. On the spatio-temporal distributions of water quality and chlorophyll *a*, and the environmental factors on the variation of the phytoplankton biomass in the Mokpo coastal waters, southwestern Korea during low temperature season. J Korean Soc Water Environ 17, 1-13.

Zar JH. 2009. Biostatistical Analysis (5th ed.). Prentice Hall, New York, NJ, U.S.A.

Zhang G, Kang X, Luo Y, Wang Q, Song H and Yin X. 2025. A transformer-based method for correcting daily SST numerical forecasting products. Front Earth Sci 13, 1530475. https://doi.org/10.3389/feart.2025.1530475.