Ecology and Resilient Infrastructure (2023) 10(4): 107-115
https://doi.org/10.17820/eri.2023.10.4.107

http://www.kseie.or.kr/
Online ISSN: 2288-8527

ORIGINAL ARTICLE

데이터 불균형 개선에 따른 탁도 예측 앙상블 머신러닝 모형의 성능 특성

Performance Characteristics of an Ensemble Machine Learning Model for Turbidity Prediction With Improved Data Imbalance

양현석[1] · 박정수[2]*

[1]국립한밭대학교 건설환경공학과 석사과정, [2]국립한밭대학교 건설환경공학과 부교수

HyunSeok Yang[1] and Jungsu Park[2]*

[1]Master Student, Department of Civil and Environmental Engineering, Hanbat National University, Daejeon 34158, Korea
[2]Associate Professor, Department of Civil and Environmental Engineering, Hanbat National University, Daejeon 34158, Korea

Received 31 August 2023, revised 9 October 2023, accepted 24 October 2023, published online 31 December 2023

ABSTRACT: High turbidity in source water can have adverse effects on water treatment plant operations and aquatic ecosystems, necessitating turbidity management. Consequently, research aimed at predicting river turbidity continues. This study developed a multi-class classification model for prediction of turbidity using LightGBM (Light Gradient Boosting Machine), a representative ensemble machine learning algorithm. The model utilized data that was classified into four classes ranging from 1 to 4 based on turbidity, from low to high. The number of input data points used for analysis varied among classes, with 945, 763, 95, and 25 data points for classes 1 to 4, respectively. The developed model exhibited precisions of 0.85, 0.71, 0.26, and 0.30, as well as recalls of 0.82, 0.76, 0.19, and 0.60 for classes 1 to 4, respectively. The model tended to perform less effectively in the minority classes due to the limited data available for these classes. To address data imbalance, the SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) algorithm was applied, resulting in improved model performance. For classes 1 to 4, the Precision and Recall of the improved model were 0.88, 0.71, 0.26, 0.25 and 0.79, 0.76, 0.38, 0.60, respectively. This demonstrated that alleviating data imbalance led to a significant enhancement in Recall of the model. Furthermore, to analyze the impact of differences in input data composition addressing the input data imbalance, input data was constructed with various ratios for each class, and the model performances were compared. The results indicate that an appropriate composition ratio for model input data improves the performance of the machine learning model.

KEYWORDS: Ensemble machine Learning, LightGBM, SMOTE, Turbidity management, Water quality management

요 약: 고 탁도의 원수는 정수장 운영 및 수 생태 환경에 부정적인 영향을 줄 수 있어 관리가 필요한 수질 인자이며, 하천의 탁도 예측을 통해 고 탁도의 원수의 효율적 관리를 수행하기 위해 관련분야에 대한 연구가 지속되고 있다. 본 연구에서는 대표적인 앙상블 머신러닝 알고리즘 중 하나인 LightGBM (light gradient boosting machine)을 이용하여 탁도를 예측하는 다중 분류 모형을 구축하였다. 모형의 구축을 위해 입력자료를 탁도값에 따라 탁도가 낮은 경우부터 높은 경우까지 4개의 class로 구분하였으며, class 1 – 4에 속하는 자료수는 각각 945개, 763개, 95개, 25개로 분류되었다. 구축한 모형의 class 1 – 4에 대한 정밀도 (Precision) 각각 0.85, 0.71, 0.26, 0.30 재현율 (Recall)은 각각 0.82, 0.76, 0.19, 0.60로 데이터 수가 적은 소수 class에서 상대적으로 모형이 성능이 낮은 경향을 보였다. 데이터 불균형을 해소하기 위해 over–sampling알고리즘 중 SMOTE를 적용한 결과 개선된 모형의 class 1 – 4에 대한 정밀도 및 재현율은 각각 0.88, 0.71, 0.26, 0.25 및 0.79, 0.76, 0.38, 0.60으로 데이터 불균형 해소를 통해 모형의 재현율이 크게 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 또한 데이터 구성비율이 모형성능에 미치는 영향에 대한 확인을

***Corresponding author:** parkjs@hanbat.ac.kr, ORCID 0000-0002-9780-6988

위하여 입력자료의 구성비를 다양하게 하고 각각의 자료로 구축된 모형의 결과를 비교하여 입력자료 구성비에 따른 모형성능의 차이를 분석하였으며, 모형 입력자료의 구성비의 적정한 산정을 통해 모형의 성능을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

핵심어: 앙상블 머신러닝, LightGBM, SMOTE, 탁도 관리, 수질 관리

1. 서 론

강우 시 유량의 증가는 하천에서 많은 퇴적물을 이동시키며 탁도가 높아지는 원인으로 고 탁도는 주변 관계지역의 안정적 물 공급과 하천 수 생태 환경에 다양한 부정적 영향을 줄 수 있다 (Schleiger 2000, Nasrabadi et al. 2016). 또한 고 탁도 원수 유입에 따른 정수장 응집제 주입량 및 역 세척 증가로 정수처리 비용이 높아지는 다양한 문제를 발생시킬 수 있어 지속적인 관리가 필요하다 (Kwon et al. 2004, Chung and Oh 2006). 하천의 탁도 예측을 통해 탁수로 인해 발생하는 문제를 대비할 수 있으며 이를 위한 기계학습 모형의 적용이 점차 늘어나고 있다 (Zounemat-Kermani et al. 2021, Han et al. 2023).

Lu and Ma (2020)은 앙상블 머신러닝 모형인 RF (Random Forest)와 XGBoost (Extreme Gradient Boosting)에 데이터 노이즈 제거 후 단기 수질 예측을 수행하여 기존에 모형에 비해 높은 성능을 얻을 수 있는 것을 확인하였고 Gu et al. (2020)은 앙상블 기반의 RF와 Google에서 제공하는 위성 영상을 통해 원격으로 초분광 감지 자료를 수집할 수 있는 Google Earth Engine을 결합한 새로운 하천 탁도 측정 모형을 제안했다. Kumar et al. (2022)는 홍콩 해양 탁도 예측을 위하여 인공신경망 (Artificial Neural Network, ANN)과 Support Vector Machine, 순환신경망 (Recurrent Neural Network)계열의 Long Short-Term Memory를 이용하여 정확도를 비교하였고 Iglesias et al. (2014)는 ANN을 이용하여 스페인 북부 하천 유역의 탁도를 예측하였다.

앙상블 모형은 분류와 회귀 방식 모두 적용이 가능하고 모형의 최적화와 같은 모형의 유연성을 확보할 수 있어 많이 사용되고 있는 기계학습 방법으로 환경 등 다양한 분야에 적용하기 위한 개발이 활발히 이루어지고 있다 (Asadollah et al. 2021). 앙상블 모형은 여러 개의 단일 모형을 통해서 도출한 결과를 결합하여 결정을 내리는 방법을 통해 단일 모형에 비해 과적합의 발생 가능성을 줄이고 상대적으로 우수한 성능을 얻을 수 있는 장점을 가지고 있다 (Dietterich 2000, Sagi and Rokach 2018, Zhang et al. 2018).

하천의 탁도는 강수량이 많은 특정 시기에 높은 수치들 분포하고 있으며 그 이외 시기에는 일정한 수치를 유지하여 자료 획득 시 데이터의 균형이 맞지 않는 불균형 현상이 일어나게 된다 (Alexandrov et al. 2007). 데이터 불균형 현상은 부족한 데이터 수로 인하여 기계학습 과정에서 특징을 구별하여 학습하는 것을 어렵게 하고 예측성능이 떨어지는 문제를 발생시킨다. 이를 해소하기 위해서 적절한 데이터를 확보하는 것이 좋은 방법이지만, 불가능한 경우가 많아 over-sampling과 under-sampling과 같은 데이터 불균형 해소 방법을 통해 데이터 불균형 현상을 극복하는 경우가 많다 (Uyun and Sulistyowati 2020, Xu et al. 2020, Shin et al. 2021, Kim and Park 2023).

본 연구에서는 앙상블 모형인 GBDT (gradient boosting decision tree)기반의 알고리즘 중 빠른 학습 속도와 우수한 성능을 가진 LightGBM (light gradient boosting machine)을 이용하여 금강의 주요 지류 중 하나인 미호강의 탁도에 따라 4개의 class로 구분하고 예측하는 모형을 구축하였고, 대표적인over-sampling 기법의 하나인 SMOTE (synthetic minority over-sampling technique)를 이용하여 데이터 불균형 해소 비율을 다르게 한 다양한 입력자료를 구축하고 이러한 입력자료의 불균형 해소 비율의 차이가 모형의 성능에 미치는 영향을 비교하였다.

2. 재료 및 실험방법

2.1 측정 지점

미호강은 충청북도 음성에서 발원하여 충청북도 청주시, 세종특별자치시를 거쳐 금강에 합류하는 금강 제1 지류 하천으로 1,855 km^2의 유역 면적과 79.2 km의 길이를 가진 금강수계의 지류·지천 중 유역 면적이 가장 크고 도심 생활하수 및 축산 폐수 등의 다양한 오염물질이 유입되어 지속적인 수질관리와 어류, 저서성대형무척추동물 등 수중생물 서식환경 보호를 위한 수 생

태 관리가 필요한 하천이다 (Fig. 1) (Kim et al. 2014, ME 2022).

2.2 입력자료

본 연구에서는 환경부 국립환경과학원에서 제공하는 물환경정보시스템의 수질 자동측정망 중 미호강 지점 (S03006)과 국가 수자원 관리 종합정보시스템에서 제공하는 실시간 유량 자료 중 세종특별자치시의 월산교 지점 (3011695)에서 2016년 1월 1일부터 2023년 12월 31일까지 측정된 일별 수질 자료 및 유량 자료를 활용하였다 (NIER 2023, WAMIS 2023). 측정자료 중 수온 (temperature, TEMP), pH, 전기전도도 (electrical conductivity, EC), 용존산소량 (dissolved oxygen, DO), 유량 (discharge, Q) 총 5개 항목을 모형의 구축을 위한 독립변수로 사용하였으며 탁도 (turbidity, T)는 예측의 대상이 되는 종속변수로 사용하였다. 본 연구에서는 탁도를 예측하는 분류 모형을 구축하였으며, 기존의 연구사례 등을 고려하여 탁도에 따라 10 NTU 미만은 class 1, 10 NTU 이상 30 NTU 미만은 class 2, 30 NTU 이상 100 NTU 미만은 class 3, 100 NTU 이상은 class 4로 분류하여 모형의 종속변수로 사용하였다 (Lin et al. 2004, Seo et al. 2011).

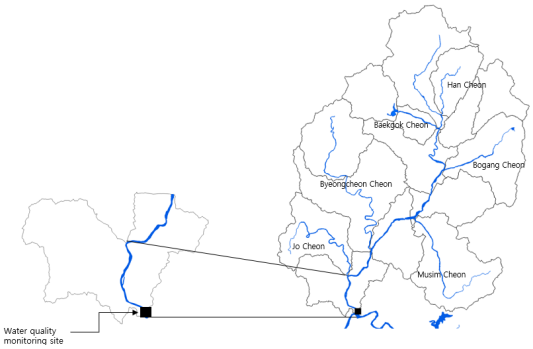


Fig. 1. Research site.

2.3 LightGBM 모형

LightGBM은 Microsoft에서 개발한 GBDT기반의 기계학습 알고리즘으로 GOSS (gradient-based one-side sampling)와 EFB (exclusive feature bunding)를 통해서 메모리 사용량을 감소시켜 학습 속도가 빠르면서 모형의 성능이 우수하다는 장점을 가지고 있다 (Ke et al. 2017). GOSS는 학습 과정에서 학습 자료의 기울기 (gradient)가 클수록 모형의 정보획득양 (information gain)에 주는 영향이 크기에 gradient가 큰 자료는 유지하고 gradient가 작은 자료들은 일부 배제하여 학습 자료의 수를 줄이는 방법이고 EFB는 입력 변수의 수를 줄이는 방법으로 입력 변수의 값이 0이 아닌 값을 동시에 가지지 않는 상호 배타적인 입력 변수들을 단일변수로 묶어 계산의 효율성을 높이는 방법이다 (Ke et al. 2017).

2.4 모형구축

측정 항목은 각각 TEMP 22.5%, pH 22.5%, EC 22.5%, DO 23.7%, T 31.3%, Q 0.27%의 결측 값을 포함하고 있으나 대부분의 결측 값이 T가 높지 않은 기간에 포함되어 있기에 결측 값 주변의 k개의 측정 자료로 결측된 지점의 값을 보간하는 KNN (K-Nearest Neighbor)을 이용하여 결측 값을 보간하였다. KNN은 python open source library인 scikit-learn을 이용하여 구현하였다 (Pedregosa et al. 2011).

모형 구축을 위해서 LightGBM open source library

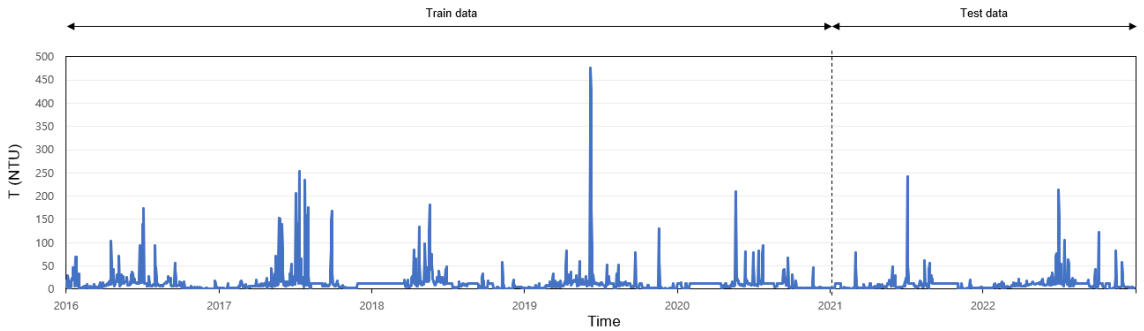


Fig. 2. Turbidity data used for model development.

를 이용하였으며 (LGBM), 전체 자료 중 2016년 1월 1일부터 2020년 12월 31일까지의 자료를 학습 (training) 자료로 사용하고 2021년 1월 1일부터 2022년 12월 31일까지의 자료를 모형 성능의 검증 (testing) 자료로 사용하여 모형의 training 및 testing에 사용된 자료의 비율은 각각 71.45%, 28.55%로 구성하였다. 모형의 최적화 작업은 python open source library인 scikit-learn의 grid search를 이용하여 구현하였다 (Fig. 2) (Pedregosa et al. 2011).

2.5 SMOTE를 이용한 입력자료 구성

모형의 데이터 불균형을 해소하기 위해 대표적인 over-sampling 알고리즘 중 하나인 SMOTE를 이용하여 over-sampling을 수행하였다 (Lemaître et al. 2017). SMOTE는 KNN을 이용하여 소수 class의 데이터 수를 다수 class의 데이터 수와 동일하게 증가시켜 데이터 불균형을 해소하는 대표적인 over-sampling 방법이다. 입력자료 불균형의 해소가 모형 성능에 미치는 영향을 분석하기 위하여 실측 데이터를 사용하여 구축한 모형 (Model 1)과 SMOTE를 적용한 데이터를 입력자료로 사용한 모형 (Model 2)의 두 가지 모형을 구축하였다. 또한 입력자료 구성 비율의 차이에 따른 모형 성능 영향을 비교하기 위하여 상대적으로 자료수가 적은 class 3와 class 4의에 자료에 SMOTE를 적용하여 class 3와 4의 자료수가 원자료의 각 2배, 4배, 6배, 8배, 10배가 되도록 데이터를 구성하고 각 데이터 set을 이용하여 모형 Model S2, Model S4, Model S6, Model S8, Model S10을 구축하여 입력자료 구성에 따른 모형의 성능을 비교하였다. Model S10의 class 3은 가장 자료수가 많은 class 1과 동일한 945개의 자료로 모형을 구축하였다.

2.6 모형 성능 평가 방법

각 모형의 성능 평가는 분류모형의 성능 평가 지표 중 하나인 혼동행렬 (Confusion matrix)을 이용하여 성능을 평가하였다 (Table 1).

Confusion matrix는 모형의 학습을 통해 나타난 예측 분류와 학습에 사용된 실제 분류의 분포를 행렬 형태로 나타낸 성능 평가 지표이며 예측의 정확도를 의미하는 True와 False 그리고 예측도를 의미하는 Positive와 Negative로 나누어져 있다. True Positive (TP)는 실측 값이 Positive이며 예측 값도 Positive인 경우, False Negative (FN)는 실측 값이 Positive이지만 예측 값이 Negative인 경우, False Positive (FP)는 실측 값이 Negative이지만 예측 값이 Positive인 경우, True Negative (TN)는 실측 값이 Negative이며 예측 값도 Negative인 경우를 의미한다.

Confusion matrix 값을 이용한 분류모형 성능 평가 방법인 정밀도 (Precision), 재현율 (Recall), F1-score를 확인하고 산술평균 (macro average)와 가중평균 (weighted average)를 계산하여 모형의 성능을 비교하였다. 정밀도는 모형이 예측 값 중 실측 값과 같은 값의 비율, 재현율은 실측 값 중 모형의 예측 값과 같은 값의 비율, F1-score는 정밀도와 재현율의 조화 평균을 의미한다. Macro average는 전체 class에서 계산한 값을 더한 후 전체 class 수로 나누어 평균을 계산하는 것을 의미하고 weighted average는 class에서 계산된 값에 전체 데이터 중 해당 class의 데이터의 비율을 가중하여 평균을 계산하는 것을 의미하기에 class 별 입력자료 수의 차이를 고려한 모형의 전체적인 성능을 비교할 수 있다 (Eqs. 1-3).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{(Eq. 1)}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{(Eq. 2)}$$

$$\text{F1}-\text{score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times Recall}{\text{Precision} + Recall} \quad \text{(Eq. 3)}$$

Table 1. Confusion matrix

Confusion Matrix		Predictive Values	
		Positive (P)	Negative (N)
Actual Values	Positive (P)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negative (N)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

3. 결과 및 고찰

3.1 LGBM 모형 결과

본 연구에서는 입력자료를 하천의 T를 기준으로 4개의 class로 나누고 LightGBM을 이용한 다중 분류모형을 구축하였다. Model 1의 training 데이터의 수는 class 1이 945개, class 2가 763개, class 3은 95개, class 4는 25개로 class 1과 class 2에 비하여 class 3과 class 4의 데이터 수가 적어 데이터 불균형이 있음을 확인하였고 Model 2의 training 데이터 수는 모든 class가 동일하게 945개로 데이터 수가 늘어나 불균형이 해소된 것을 각 Model에 사용된 데이터 분포를 통해 확인하였다 (Fig. 3).

Table 2. Performance of model 1 using observation data

Class	Precision	Recall	F1-score
Class 1	0.85	0.82	0.84
Class 2	0.71	0.76	0.73
Class 3	0.26	0.19	0.22
Class 4	0.30	0.60	0.40
Macro average	0.53	0.59	0.55
Weighted average	0.78	0.77	0.77

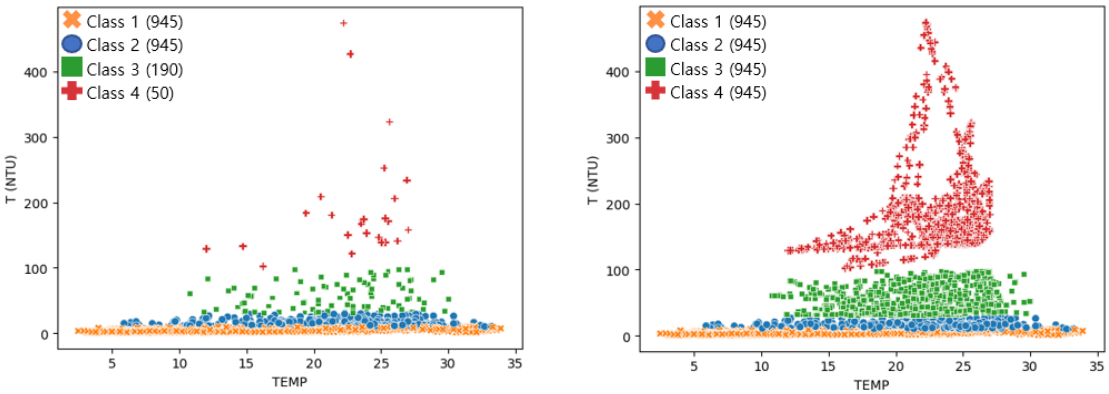
Table 3. Performance of model 2 using SMOTE data

Class	Precision	Recall	F1-score
Class 1	0.88	0.79	0.83
Class 2	0.71	0.76	0.73
Class 3	0.26	0.38	0.31
Class 4	0.25	0.60	0.35
Macro average	0.52	0.63	0.56
Weighted average	0.78	0.76	0.77

Model 1과 Model 2의 성능을 각각 Table 2와 Table 3에 제시하여 class 별 성능을 비교하였다. Model 1의 class 별 정밀도, 재현율, F1-score는 class 1과 class 2의 경우 각각 0.85, 0.82, 0.84와 0.71, 0.76, 0.73으로 분석되었고, class 3과 class 4의 경우 각각 0.26, 0.19, 0.22와 0.30, 0.60, 0.40으로 분석되었다. 모형의 전체적인 성능을 평가할 수 있는 macro average와 weighted average는 각각 0.53, 0.59, 0.55와 0.78, 0.77, 0.77로 분석되어 데이터 불균형으로 인하여 macro average가 weighted average에 비해 낮은 것으로 분석되었다. Model 2의 class 별 정밀도, 재현율, F1-score는 class 1과 class 2의 경우 0.88, 0.79, 0.83과 0.71, 0.76, 0.73으로 분석되었고, class 3과 class 4의 경우 각각 0.26, 0.38, 0.31과 0.25, 0.60, 0.35로 분석되었다. Macro average와 weighted average는 0.52, 0.63, 0.56과 0.78, 0.76, 0.77의 성능을 보였다. 소수 class에 대한 training 데이터의 수를 늘려주는 SMOTE로 인하여 상대적으로 데이터 수가 적은 class중 class 3의 성능이 크게 향상되어 macro average의 재현율의 성능이 좋아졌으나, 실측 값의 자료 수가 상대적으로 많은 다수 class인 경우 정밀도 값이 큰 차이가 없거나 소폭 하락하여 SMOTE 적용 이후 전체적인 모형의 정밀도가 소폭 하락한 것을 확인하였다.

3.2 SMOTE 적용 비율에 따른 모형 성능 비교

데이터 불균형 해소를 위해 적용되는 SMOTE 알고



(a) Model 1 (b) Model 2

Fig. 3. The data distribution before and after applying SMOTE.

리즘을 이용하여 데이터 구성 비율이 모형 성능에 미치는 영향을 비교하였다. 다양한 데이터 구성 비율에 따라 구축된 5개 모형인 Model S2, Model S4, Model S6, Model S8, Model S10의 class 별 데이터 수의 변화를 Table 4에 정리하였다. 또한 Fig. 4에 제시된 바와 같이 SMOTE의 적용 비율을 높임에 따라 소수 class의 자료 수가 증가하는 것을 시각적으로 확인할 수 있다.

SMOTE 알고리즘을 이용하여 다양한 데이터 구성

Table 4. Changes in the number of training data ratios using SMOTE

Model	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4
Model S2	945	945	190	50
Model S4	945	945	380	100
Model S6	945	945	570	150
Model S8	945	945	760	200
Model S10	945	945	945	250

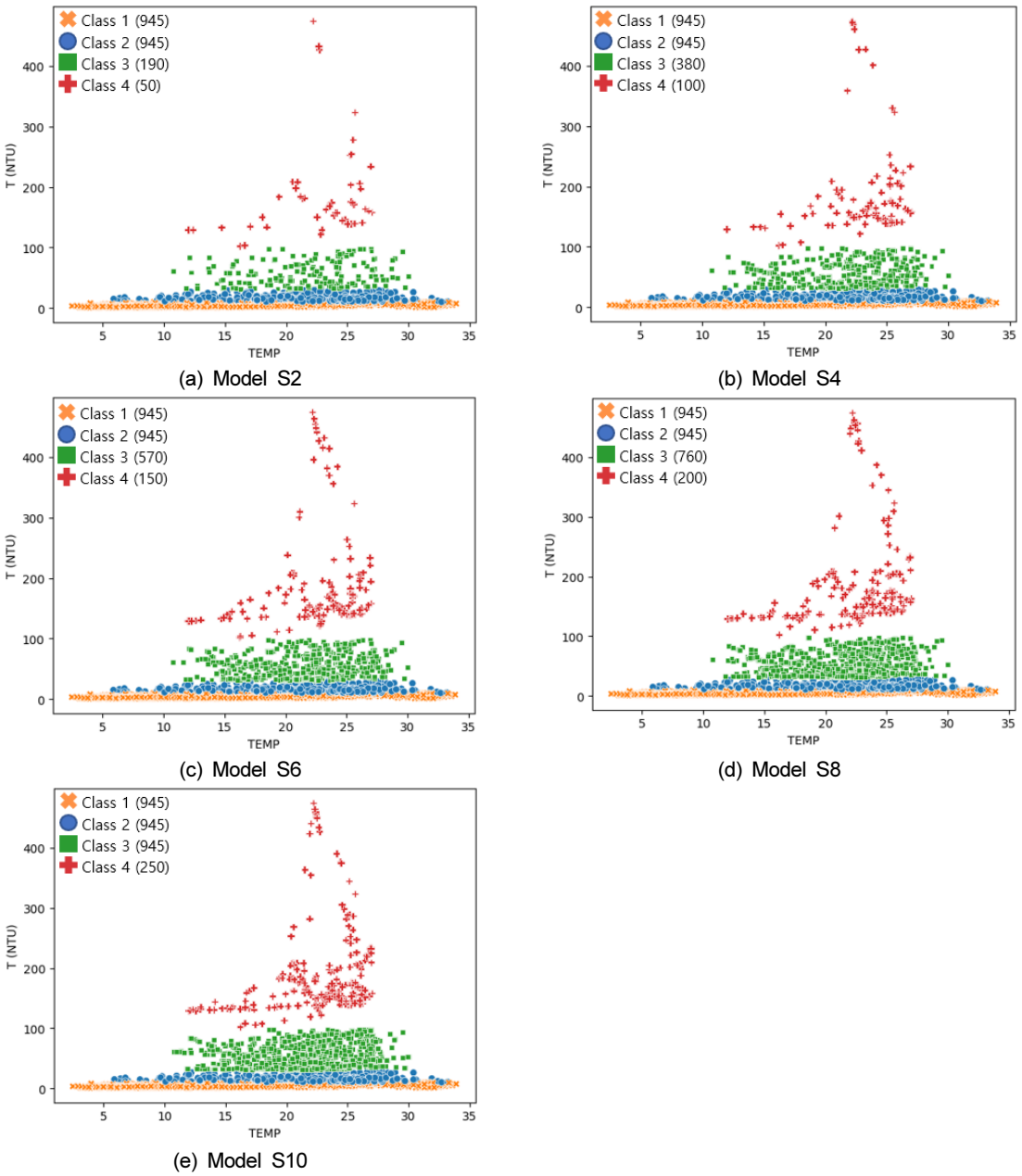


Fig. 4. Data distribution used for models by applying various SMOTE ratios.

Table 5. Performance of models with SMOTE ratios

Class		Model 1	Model S2	Model S4	Model S6	Model S8	Model S10
Class 1	Precision	0.85	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87
	Recall	0.82	0.80	0.79	0.80	0.81	0.78
	F1-score	0.84	0.84	0.83	0.83	0.84	0.82
Class 2	Precision	0.71	0.71	0.69	0.70	0.71	0.69
	Recall	0.76	0.78	0.77	0.76	0.75	0.75
	F1-score	0.73	0.74	0.73	0.73	0.73	0.72
Class 3	Precision	0.26	0.36	0.37	0.22	0.28	0.25
	Recall	0.19	0.35	0.42	0.31	0.38	0.35
	F1-score	0.22	0.35	0.39	0.26	0.32	0.29
Class 4	Precision	0.30	0.30	0.38	0.30	0.20	0.27
	Recall	0.60	0.60	0.60	0.60	0.40	0.60
	F1-score	0.40	0.40	0.46	0.40	0.27	0.37
Macro average	Precision	0.53	0.56	0.58	0.52	0.51	0.52
	Recall	0.59	0.63	0.65	0.61	0.58	0.62
	F1-score	0.55	0.58	0.60	0.55	0.54	0.55
Weighted average	Precision	0.78	0.79	0.78	0.78	0.78	0.77
	Recall	0.77	0.78	0.77	0.76	0.77	0.75
	F1-score	0.77	0.78	0.77	0.77	0.77	0.76

비율로 구축된 모형의 성능을 분석한 결과를 Table 5에 제시하고 모형 별 성능향상율을 계산하였다. 실측 값을 그대로 적용하여 구축된 Model 1을 기준으로 SMOTE를 이용하여 입력자료의 구성 비율을 다르게 하여 구축된 모형의 성능을 비교하였다. Model 1의 macro average는 정밀도, 재현율, F1-score가 각각 0.53, 0.59, 0.55로 분석되었다. Macro average의 개선율은 정밀도, 재현율, F1-score가 각각 Model S2는 5.7%, 6.8%, 5.5%, Model S4 9.4%, 10.2%, 9.1%로 모든 지표에서 성능이 개선된 것을 확인할 수 있었다. 또한 Model S6 1.9%, 3.4%, 0%, Model S8 −3.8%, -1.7%, -1.8%, Model S10 −1.9%, 5.1%, 0%로 산정되어 Model S6, S8, S10의 경우 정밀도는 감소하고, 재현율은 Model S8을 제외하고 전체적으로 개선되는 경향을 확인할 수 있었다. Weighted average의 경우 Model S2는 정밀도, 재현율, F1-score가 모두 1.3% 개선되었고, Model S4는 성능의 차이가 없는 것으로 분석되었다. Model S6, S8, S10은 성능의 변화가 없거나 다소 성능이 저하되는 것으로 확인되었다. Weighted average는 부여되는 가중치가 전체 데이터 수에 대한 해당 class의 데이터 수만큼 부여되기 때문에 모든 모형에서 유사한 성능을 보이는 것으로 판단된다. 전체 모형의 성능을 비교한 결과 Model S4의 macro average가 가장 높은 성능향상율을 보였으며, weighted average의 감소도 없어 가장 좋은 성능을 보이는 것으로 판단되었다 (Fig. 5).

4. 결 론

본 연구는 LightGBM을 이용하여 하천의 탁도에 따라 4개의 class로 분류하고 예측하는 모형을 구축하고 입력자료를 일정한 비율로 SMOTE를 적용하여 모형의 예측성능을 비교하였다. 실측 데이터를 이용한 모형의 성능은 데이터 수가 충분한 class 1과 class 2는 상대적으로 우수한 성능을 보였지만, 데이터가 상대적으로 부족한 class 3과 class 4는 class 1과 class 2에 비해 낮은 성능을 보이는 것으로 분석되었다.

다수 class와 소수 class의 데이터 수 차이로 인해 발생하는 데이터 불균형의 해소를 위하여 SMOTE를 적용한 후 모형의 성능을 확인해본 결과 다수 class에서는 큰 차이가 없었지만, 소수 class인 class 3에서 재현율이 큰 폭으로 개선되어 전체적인 모형의 성능에 영향을 주는 것을 확인하였다.

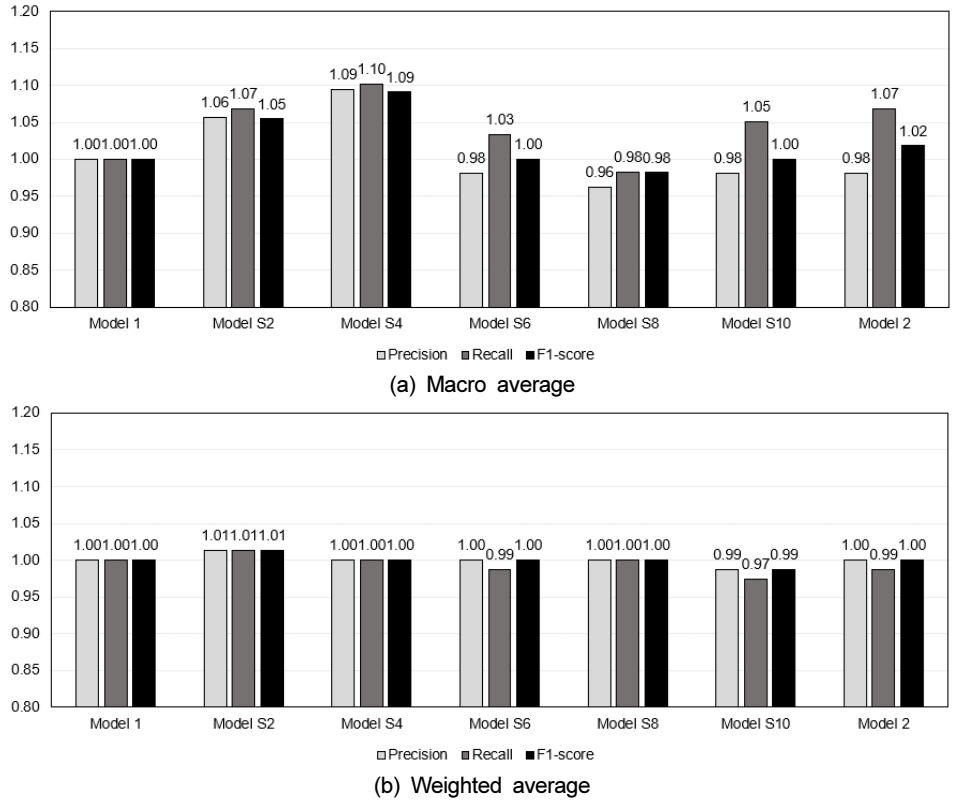


Fig. 5. Performance of models with SMOTE ratios.

본 연구에서는 또한 다양한 입력자료의 구성이 모형의 성능에 미치는 영향에 대한 분석을 위하여 입력자료의 구성 비율을 다르게 SMOTE를 적용하여 모형의 성능을 비교하였다. Class 1의 데이터 수와 약 10배의 차이가 있는 class 3의 데이터 수를 기준으로 다양한 데이터 구성비를 가진 모형의 성능을 비교한 결과 원자료의 4배의 자료를 적용한 Model S4가 가장 향상된 성능을 보이는 것을 확인하였다. 연구를 통해 모든 class에 동일하게 SMOTE를 적용하는 것보다 일정한 비율로 적용하는 것이 더 향상된 모형의 성능을 보이는 경우가 있다는 것을 확인할 수 있었으며 향후 입력자료 구성비의 변화가 머신러닝 모형 구성 주는 영향에 대한 지속적인 연구를 통해 데이터불균형의 해소를 통한 모형성능의 향상이 가능할 것으로 판단된다.

감사의 글

이 성과는 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022 R1F1A1065518) (50%).

본 결과물은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 환경시설 재난재해 대응기술개발사업의 지원을 받아 연구되었습니다 (2022002870001) (50%).

References

Alexandrov, Y., Laronne, J.B., and Reid, I. 2007. Intra-vent and inter-seasonal behaviour of suspended sediment in flash floods of the semi-arid northern Negev, Israel. Geomorphology 85(1-2): 85-97.

Asadollah, S.B.H.S., Sharafati, A., Motta, D., and Yaseen, Z.M. 2021. River water quality index prediction and uncertainty analysis: A comparative study of machine learning models. Journal of Environmental Chemical Engineering 9(1): 104599.

Chung, S.W. and Oh, J.K. 2006. River water temperature variations at upstream of Daecheong lake during rainfall events and development of prediction models. Journal of Korea Water Resources Association 39(1): 79-88. (in Korean)

Dietterich, T.G. 2000. Ensemble methods in machine learning. In International workshop on multiple classifier systems: 1-15. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Gu, K., Zhang, Y., and Qiao, J. 2020. Random forest ensemble for river turbidity measurement from space remote sensing data. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 69(11): 9028-9036.

Han, J.W., Cho, Y.C., Lee, S.Y., Kim, S.H., and Kang, T.G. 2023. Short-Term Water Quality Prediction of the Paldang Reservoir Using Recurrent Neural Network Models. Journal of Korean Society on Water Environment 39(1). (in Korean)

Ministry of Environment (ME). 2022. Investigation of Pollution Sources in the Geum River watershed Tributaries and Research on Water Quality Improvement Measures. Ministry of Environment Geum River Basin Environmental Office pp. 1-29. (in Korean)

Iglesias, C., Martínez Torres, J., García Nieto, P.J., Alonso Fernández, J.R., Díaz Muñiz, C., Piñeiro, J.I., and Taboada, J. 2014. Turbidity prediction in a river basin by using artificial neural networks: a case study in northern Spain. Water Resources Management 28: 319-331.

Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., ... and Liu, T.Y. 2017. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. Advances in Neural Information Processing Systems 30.

Kim, J.I., Choi, J.W., and An, K.G. 2014. Spatial and temporal variations of water quality in an urban Miho stream and some influences of the tributaries on the water quality. Journal of Environmental Science International 23(3): 433-445. (in Korean)

Kim, J.O. and Park, J.S. 2023. Evaluation of Multi-classification Model Performance for Algal Bloom Prediction Using CatBoost. Journal of Korean Society on Water Quality 39(1): 1-8. (in Korean)

Kumar, L., Afzal, M.S., and Ahmad, A. 2022. Prediction of water turbidity in a marine environment using machine learning: A case study of Hong Kong. Regional Studies in Marine Science 52: 102260.

Kwon, S.B., Ahn, H.W., Kang, J.G., and Son, B.Y. 2004. Operation and diagnosis of DAF water treatment plant at highly turbid raw water. Journal of Korean Society of Water and Wastewater 18(2): 191-200. (in Korean)

Lemaître, G., Nogueira, F., and Aridas, C.K. 2017. Imbalanced-learn: A python toolbox to tackle the curse of imbalanced datasets in machine learning. The Journal of Machine Learning Research 18(1): 559-563.

Lin, W.W., Sung, S.S., Chen, L.C., Chung, H.Y., Wang, C.C., Wu, R.M., ... and Chang, H.L. 2004. Treating high-turbidity water using full-scale floc blanket clarifiers. Journal of Environmental Engineering 130(12): 1481-1487.

Lu, H. and Ma, X. 2020. Hybrid decision tree-based machine learning models for short-term water quality prediction. Chemosphere 249: 126169.

LightGBM (LGBM). https://lightgbm.readthedocs.io/en/stable/

National Institute of Environmental Research (NIER). 2023. Water Environment Information System, https://water.nier.go.kr/web. Accessed 10 June 2023. (in Korean)

Nasrabadi, T., Ruegner, H., Sirdari, Z.Z., Schwientek, M., and Grathwohl, P. 2016. Using total suspended solids (TSS) and turbidity as proxies for evaluation of metal transport in river water. Applied Geochemistry 68: 1-9.

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... and Duchesnay, É. 2011. Scikit-learn: Machine learning in Python. the Journal of Machine Learning Research 12: 2825-2830.

Sagi, O. and Rokach, L. 2018. Ensemble learning: A survey. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery 8(4): e1249.

Schleiger, S.L. 2000. Use of an index of biotic integrity to detect effects of land uses on stream fish communities in west-central Georgia. Transactions of the American Fisheries Society 129(5): 1118-1133.

Seo, S.D., Lee, J.Y., and Ha, S.R. 2011. Effect of Hydroelectric Power Plant Discharge on the Turbidity Distribution in Dae-Cheong Dam Reservoir. Journal of Environmental Impact Assessment 20(2): 227-234. (in Korean)

Shin, J.H., Lee, S.H., Kim, M.S., and Park, H.W. 2021. Imbalanced data augmentation for algal blooming warning AI. J. Inf. Technol. Appl. Eng. 11: 15-23. (in Korean)

Uyun, S. and Sulistyowati, E. 2020. Feature selection for multiple water quality status: Integrated bootstrapping and SMOTE approach in imbalance classes. International Journal of Electrical and Computer Engineering 10(4): 4331.

Water Resources Management Information System (WAMIS). 2023. http://www.wamis.go.kr/ Accessed 10 June 2023. (in Korean)

Xu, T., Coco, G., and Neale, M. 2020. A predictive model of recreational water quality based on adaptive synthetic sampling algorithms and machine learning. Water Research 177: 115788.

Zhang, D., Qian, L., Mao, B., Huang, C., Huang, B., and Si, Y. 2018. A data-driven design for fault detection of wind turbines using random forests and XGboost. Ieee Access 6: 21020-21031.

Zounemat-Kermani, M., Alizamir, M., Fadaee, M., Sankaran Namboothiri, A., and Shiri, J. 2021. Online sequential extreme learning machine in river water quality (turbidity) prediction: a comparative study on different data mining approaches. Water and Environment Journal 35(1): 335-34