**콘크리트 압축강도 시험은 건설 품질 관리에 있어 매우 중요하다.**  
기존의 시험 방식은 시간도 많이 소요되고 인력도 많이 필요하지만,  
머신러닝은 콘크리트 압축강도를 예측하는 데 있어 효과적인 방법으로 입증되어 왔다.

하지만 현재의 머신러닝 기반 알고리즘들은 다양한 모델 간의 체계적인 비교가 부족하고,  
아직까지 콘크리트 압축강도 예측에 최적화된 모델이 무엇인지 식별되지 않았다.

본 연구에서는 **총 12개의 서로 다른 머신러닝 기반 회귀 모델**을 개발하여  
체계적인 비교를 수행하고 최적의 예측 모델을 선정하였다.

압축강도와 다양한 인자들 간의 상관관계를 분석하기 위해,  
우리는 포괄적인 분석을 수행한 결과,  
**고로슬래그, 감수제, 양생일수, 시멘트, 물**을 최적의 인자 조합으로 선정하였다.

이를 기반으로, \*\*그리드 탐색(grid search)\*\*과 **5겹 교차 검증(five-fold cross-validation)** 기법을 통해  
각 모델의 하이퍼파라미터를 설정하였다.

분석 결과, **DeepForest 기반 모델**이 12개 모델 중 가장 뛰어난 성능을 보였다.  
또한 모델의 예측 성능을 종합적으로 평가하기 위해,  
**동일한 독립 테스트 데이터셋을 사용하여 최신 모델들과의 비교**도 수행하였다.

그 결과, 우리의 모델은 **R² = 0.91**로 가장 높은 성능을 기록하였으며,  
이는 콘크리트 압축강도에 대한 높은 예측 정확도를 나타낸다.

**콘크리트는 가격이 저렴하고 시공이 쉬우며, 경화 후 우수한 압축강도를 가지기 때문에 현대 사회에서 가장 널리 사용되는 건축 재료이다.**  
2017년 기준 전 세계 콘크리트 소비량은 **연간 300억 톤**에 달하며,  
**2050년까지 50% 증가**할 것으로 예상된다.

건설 품질을 확보하기 위해서는 구조적 안정성을 보장할 수 있도록  
콘크리트의 압축강도를 정확히 측정하는 것이 필수적이다.

전통적인 방법은 시험체를 실험실에서 시험하는 방식으로,  
재료 배합 → 혼합 → 양생 → 압축 시험의 여러 단계를 포함한다.

이러한 과정 중에서 적절한 강도와 작업성을 확보하기 위해서는  
기술자들이 다양한 혼화제를 신중히 분석해야 한다.

만약 콘크리트 배합 설계에서 요구되는 강도에 도달하지 못할 경우,  
**전체 설계 과정을 처음부터 다시 수행해야 하며**,  
시험 주기가 길어지고 강도 데이터를 신속하게 확보하는 데 지연이 생긴다.

**콘크리트 압축강도 시험은 건설공학에서 매우 중요한 역할을 하므로,**  
연구자들은 다양한 시험법을 개발해 왔다.  
현재 주요 시험법은 \*\*비파괴 검사(NDT, Non-Destructive Testing)\*\*와 \*\*미세손상 검사(Micro-Damage Testing)\*\*가 있다.

비파괴 검사는 콘크리트의 물리적 특성을 기반으로 압축강도를 정량화하며,  
콘크리트에 손상을 주지 않고 물성 간의 관계를 추론한다.

이러한 방식에는 대표적으로 **반발경도법(rebound method)**,  
**초음파 속도법(ultrasonic pulse velocity)**,  
**방사선 조사법(ray method)** 등이 있다.

예를 들어, 반발경도법은 반발경도계를 사용해 콘크리트의 경도를 측정하고,  
탄산화 깊이를 기준으로 압축강도를 추정한다.  
이 방식은 간단하고 유연하지만, 정확도는 다소 떨어진다.

초음파 속도법은 콘크리트 내에서의 초음파 속도 변화를 관측하여 강도를 추정한다.  
그러나 재료 구성, 수분 함량, 양생 기간 등의 변수가 속도에 영향을 미쳐  
압축강도와의 관계를 정확히 파악하기 어려운 경우가 많다.

감마선(γ선)을 이용한 방사선 기법도 존재하지만,  
방사선 안전 문제로 인해 실제 공학적 적용은 드물다.

비파괴 검사의 가장 큰 장점은 콘크리트를 파괴하지 않고 압축강도를 측정할 수 있다는 점이다.  
그러나 이 방법의 정확도는 아직 향상이 필요한 수준이다.

미세 손상 시험은 체계적인 시험을 통해 콘크리트 구조물의 강도와 결함을 평가한다. 비파괴 시험과 달리, 미세 손상 시험은 높은 탐지 정확도를 자랑한다.

미세 손상 검출 방법에는 코어 드릴링, 풀아웃(Pull-out), 네일 슈팅(Nail shooting) 등이 있다.

코어 드릴링 방법은 콘크리트 부재에서 코어 샘플을 채취한 뒤, 이를 파괴 시험을 통해 콘크리트 강도를 산정하는 방식이다.

이 방법은 매우 정밀한 실험 결과를 제공하지만, 상대적으로 복잡한 작업 공정과 높은 비용이라는 단점이 있다.

풀아웃 방법은 구조 부재 내에 미리 리벳 부품을 삽입한 후, 시편을 뽑아낼 때 콘크리트가 견디는 파괴력을 측정하고 이 데이터를 기반으로 압축강도를 추정한다.

이 방법은 코어 드릴링보다 작업이 간단하고 비용이 낮으며 적용이 쉬운 장점이 있다. 그러나 다양한 실험 변수에 영향을 받아 정확도가 낮을 수 있다.

네일 슈팅 방법은 해머 축을 이용해 시험용 못을 콘크리트에 박은 다음, 다이얼 게이지를 통해 박힌 깊이를 측정하고 이 깊이를 통해 압축강도를 추정한다.

다만 이 방법을 사용하기 위해선 상당수의 콘크리트 시편 파괴 시험을 사전에 수행해 상관식(formula)을 구축해야 한다.

또한 앞서 언급한 방법들은 모두 구조물 사용 단계에서 압축강도를 검출하기 위한 것이다.

만약 설계 초기 단계에서 다양한 혼합비율에 따라 압축강도를 예측할 수 있다면, 산업 건설의 속도를 획기적으로 높이고 시험 비용을 줄일 수 있을 것이다.

기계 학습(Machine Learning)은 다양한 분야에서 광범위하게 활용되고 있으며, 콘크리트 압축강도 예측에서도 여러 알고리즘이 사용되고 있다.

이들 알고리즘에는 유전자 표현 프로그래밍(GEP), 서포트 벡터 회귀(SVR), 결정 트리(DT), 아다부스트(AdaBoost), 랜덤 포레스트(RF), 인공 신경망(ANN), 익스트림 러닝 머신(ELM) 등이 포함된다.

Gholampour 등은 재활용 골재 콘크리트의 28일 압축강도를 예측하기 위해 GEP를 활용해 성능 평가용 데이터베이스를 구축하였다.

Javed 등은 Bagasse Ash 기반 콘크리트의 압축강도를 GEP로 예측해 관측값과 예측값 간 R² 값이 0.8을 초과하는 성과를 보였다.

Yang 등은 탄소나노튜브가 혼합된 콘크리트의 압축강도를 예측하기 위해 GEP를 활용하고 shapley 분석을 통해 각 특성의 기여도를 평가하였다.

GEP는 예측 공식을 가시적으로 생성할 수 있어 이해하기 쉽다는 장점이 있지만, 매개변수 최적화가 어려워 예측 정확도 향상이 필요하다.

Ling 등은 해양 환경에서의 콘크리트 압축강도 예측을 위해 SVR과 교차 검증을 결합하였으나, 이 모델은 해석 가능성이 떨어지는 블랙박스 모델이다.

Farooq 등은 고성능 콘크리트(HPC)의 압축강도를 예측하기 위해 아다부스트와 RF를 적용해 통합 모델이 예측 성능을 향상시킴을 보여주었다.

ANN과 ELM 등 연결 기반 모델도 압축강도 예측에 널리 사용되었으며, Yeh는 HPC의 압축강도를 예측하기 위해 ANN을 활용해 시험 배치를 통해 모델 성능을 검증하였다.

Keshavarz와 Torkian은 다양한 배합비에서 ANN을 이용해 예측을 수행하였고, ANN이 효과적인 예측이 가능하지만 적응형 퍼지 추론 모델(ANFIS)보다 성능이 낮다는 것을 밝혔다.

ELM은 ANN 계열 중 비교적 최근에 개발된 알고리즘으로, Al-Shamiri 등은 이를 고강도 콘크리트(HSC)의 압축강도 예측에 활용하였으며, ANN보다 우수한 예측 성능을 보였다.

ANN은 복잡한 비선형 매핑 능력이 장점이지만, 많은 데이터가 필요하고 지역 최적해에 빠질 수 있다는 단점이 있다.

Deepforest는 2017년 Zhou 등이 제안한 통합 모델로, RF와 심층 ANN의 장점을 결합하여, 계층 구조의 숲(cascaded forest)을 통해 전통적인 트리 기반 모델을 심층적으로 통합하고, 다중 스케일 스캐닝을 통해 비선형 매핑 능력을 향상시킨다.

Deepforest는 딥러닝에 비해 하이퍼파라미터가 적고 학습이 쉬운 장점이 있다.

본 연구의 목적은 최신 기계학습 알고리즘을 소개하고, 다양한 알고리즘의 콘크리트 압축강도 예측 성능을 종합적으로 평가하는 것이다.

최적의 인자 조합을 선정하기 위해 다양한 조합의 모델 성능을 비교하였고, 마지막으로 고로 슬래그, 감수제, 재령, 시멘트, 물이 포함된 최적 인자 조합을 결정하였다.

이를 바탕으로 12개의 서로 다른 머신러닝 알고리즘을 사용하여 모델링과 매개변수 최적화를 수행하였다.

최종적으로 독립 테스트 데이터셋에서 Deepforest 기반 모델이 가장 우수한 예측 성능을 보여 콘크리트 압축강도 예측에 가장 효율적인 모델임을 입증하였다.

방법

1. Dataset 구성

본 연구에 사용된 데이터셋은 총 1030개의 콘크리트 샘플로 구성되며 무작위로 학습용과 테스트용 데이터셋으로 약 8:2 비율로 나뉘었다. 이에 따라 822개의 샘플은 학습에, 208개는 성능 평가에 사용되었다. 각 샘플은 고로슬래그, 플라이애시, 물, 감수제, 굵은 골재, 잔골재, 양생 기간, 시멘트 총 8개의 요인을 포함한다. 샘플 데이터에 대한 통계 분석은 표 1에 제시되어 있다.

1. 다양한 요인들과 콘크리트 압축강도 간의 상관관계

상관관계 분석은 요인 간 상호작용을 이해하고 특정 변수에 미치는 영향을 파악하는 통계 기법이다. 압축강도와 다양한 요인의 관계를 분석하기 위해 전체 1030개의 샘플을 사용하였고, 요인별 분포는 그림 1에 나타나 있다.

샘플들의 압축강도는 2.33~82.6 사이이고, 각 요인의 값 범위는 다음과 같다: 고로슬래그(0–359.4), 플라이애시(0–200.1), 물(121.8–247), 감수제(0–32.2), 굵은 골재(801–1145), 잔골재(594–992.6), 양생 기간(1–365), 시멘트(102–540).

값의 범위 차이가 크기 때문에, 모델이 큰 값의 요인에 편향될 수 있어 정규화가 필요하다. 또한 고로슬래그, 플라이애시, 감수제의 중앙값이 각각 45.73%, 54.79%, 36.80%의 샘플에서 0으로 나타났다. 이는 해당 성분이 사용되지 않았거나 데이터 누락 때문일 수 있다. 이러한 누락은 모델의 정확성에 영향을 줄 수 있으므로, 삭제, 평균/중앙값 보간, KNN 회귀 보간 등의 방법으로 데이터 품질을 높일 수 있다.

각 요인과 압축강도 간의 상관관계를 분석하기 위해 상관계수를 계산하였다. 그림 2에 따르면, 각 요인과 압축강도의 상관계수는 다음과 같다: 고로슬래그(0.13), 플라이애시(−0.11), 물(−0.29), 감수제(0.37), 굵은 골재(−0.16), 잔골재(−0.17), 양생 기간(0.33), 시멘트(0.5). 감수제가 가장 강한 양의 상관관계를 보였으며, 플라이애시, 물, 굵은 골재, 잔골재는 음의 상관관계를 보여 이러한 성분들의 투입량은 실험에서 신중히 조절되어야 한다.

1. 정규화

정규화는 서로 다른 요소들 간의 차원을 일치시키기 위해 데이터를 일정한 비율 범위로 변환하는 방법이다. 이를 통해 서로 다른 특성들이 동일하거나 유사한 수치 범위를 갖게 하여 차원 차이를 제거할 수 있다. 정규화를 활용하면 데이터를 [0, 1] 또는 [-1, 1]과 같은 특정 범위로 매핑할 수 있으며, 이를 통해 다양한 요소들이 유사한 스케일을 갖게 된다. 특히 인공신경망(ANN)이나 서포트 벡터 회귀(SVR)와 같은 일부 머신러닝 알고리즘은 입력 데이터의 수치 범위에 민감하다. 입력값의 범위가 지나치게 크거나 작으면 모델 학습 시 수렴 속도가 느려질 수 있다. 이 연구에서는 최댓값-최솟값 정규화(max-min normalization) 방법을 사용하여 다양한 요소들을 [0, 1] 범위로 정규화하였다. 구체적인 계산식은 다음과 같다:



여기서 x는 각 샘플의 특성값이며, min(x)와 max(x)는 해당 특성의 전체 샘플 중 최소값과 최대값을 의미한다. x\*는 정규화된 특성값이다

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

스크린샷, 사각형, 직사각형, 패턴이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

1. RandomForest 및 ExtraTrees

랜덤 포레스트(RandomForest, RF)는 2001년 Breiman 등에 의해 제안된 앙상블 학습 알고리즘으로, 여러 개의 CART 결정 트리(decision tree)를 결합하여 예측을 수행한다. 비선형적이고 고차원의 복잡한 문제를 다루는 데 강점을 가진다. 랜덤 포레스트는 일반적으로 다수의 결정 트리를 생성하기 위해 무작위 벡터를 여러 번 생성하여 각 트리를 구성한다. 이러한 트리들의 예측을 종합하여 최종 결과를 도출한다.

랜덤 포레스트 알고리즘의 절차는 다음과 같다:

**Input :**

학습 데이터셋 , 각 샘플 ​의 특성(feature) 개수는 N이며, 결정 트리(decision tree)의 개수 T는 사전에 설정되어 있음.

**학습 단계 (Training) :**  
**for** t=1부터 T까지 반복:  
1-1. 학습 데이터셋 D로부터 부트스트랩 샘플링(bootstrap sampling)을 수행하여, 각 샘플 를 1/N의 확률로 추출하여 부분 데이터셋 ​을 구성함.  
1-2. ​​에서 n개의 특성(n ≪ N)을 무작위로 선택하고, 이 특성들을 기반으로 분할 기준(예: Gini 지수)을 사용하여 결정 트리 t를 생성함.

**출력 단계 (Output):**  
2-1. 학습되지 않은 새로운 샘플에 대해, 각 결정 트리 t를 사용하여 예측 결과 를 얻음.  
2-2. 회귀 문제의 경우, 최종 예측값은 모든 결정 트리의 예측값 평균으로 결정됨

**알고리즘 1.** 랜덤포레스트(RandomForest) 알고리즘

ExtraTrees는 랜덤포레스트(RF)의 변형 알고리즘입니다【29】. ExtraTrees와 RF의 차이점은 각 결정 트리(decision tree)를 학습시킬 때 사용하는 학습 데이터셋의 선택 방식에 있습니다. RF는 부트스트랩 샘플링(bootstrap sampling)을 통해 학습 세트를 구성하지만, ExtraTrees는 원래의 학습 데이터셋을 그대로 사용합니다.  
또한, RF는 전통적인 결정 트리처럼 최적의 특성 분할 지점(optimal factor partition point)을 선택하지만, ExtraTrees는 특성 값을 임의로 선택하여 분할 지점을 결정합니다. 이러한 특성 분할점의 무작위 선택으로 인해 ExtraTrees가 생성하는 결정 트리는 일반적으로 RF가 생성하는 결정 트리보다 구조가 더 큽니다.

즉, ExtraTrees는 RF보다 분산(variance)을 더 줄일 수 있지만, 대신 편향(bias)은 더 커집니다. 특정 상황에서는 ExtraTrees의 일반화 능력(generalization ability)이 RF보다 우수한 경우도 있습니다.

1. Deepforest

Deepforest는 캐스케이드 포레스트(cascade forest)라고도 불리며, Zhou 등【25】이 2017년에 처음 제안한 통합 학습 모델입니다. 이 모델은 RF와 ExtraTrees의 개별적인 장점을 종합적으로 통합하기 위해 고안되었습니다. Deepforest의 각 계층(layer)은 두 개의 RF 기반 모델과 두 개의 ExtraTrees 기반 모델로 구성됩니다(그림 3 참조). 각 계층에서의 콘크리트 압축강도 예측값은 이 네 가지 모델의 평균값으로 계산됩니다.

텍스트, 도표, 평면도, 기술 도면이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

모델 학습 중에는, 계층별(layer-by-layer) 연산을 수행하며, 이전 계층에서의 연산 결과를 다음 계층으로 전달합니다. 동시에 각 계층의 예측 오차가 이전 계층과 얼마나 차이가 나는지를 평가합니다. 만약 현재 계층의 예측 오차가 이전 계층보다 작아진다면 다음 계층의 계산을 계속 수행합니다. 그러나 현재 계층의 예측 오차가 더 커진 경우에는 다음 계층으로의 계산을 중단합니다.

그 후, 전체 계층 중에서 가장 낮은 예측 오차를 보인 계층을 출력 계층으로 선택하여 최종 예측값을 생성합니다.

Deepforest의 최적 계층 수는, 해당 계층이 출력 계층으로 선택되었을 때 모델의 예측 오차(평균 제곱 오차, MSE)가 최소가 되는 계층 수입니다. 따라서 Deepforest의 최적 계층 수 는 다음 수식을 통해 구할 수 있습니다:

텍스트, 폰트, 화이트, 대수학이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

여기서 MSE는 평균 제곱 오차(Mean Square Error), 는 i번째 샘플, 는 해당 샘플의 실제 값, N은 학습 데이터셋의 크기, G()는 전체 모델의 예측값, ()는 t번째 계층에서의 예측값을 의미합니다.  
각 계층은 두 개의 랜덤포레스트 모델 와 두 개의 ExtraTrees 모델 C로 구성되며, 각 샘플 ​에 대해 해당 계층의 예측값 ()는 위 네 가지 모델의 예측값 평균으로 계산됩니다.

1. 성능평가

본 연구에서는 선형 회귀(Linear)【30】, K-최근접 이웃(KNN)【31】, 결정 트리(DT)【32】, 서포트 벡터 회귀(SVR)【33】, 최소 절대 수축 및 선택 연산자(LASSO)【34】, 다층 퍼셉트론(MLP)【35】, ExtraTrees【29】, 랜덤 포레스트(RF)【28】, AdaBoost【36】, 그래디언트 부스팅(GradientBoosting)【37】, 배깅(Bagging)【38】, Deepforest【25】 등 총 12개의 다양한 회귀 모델을 Python을 사용해 구현하였습니다. 모델 훈련을 위해 Grid Search【39】 기법을 활용하여 각 모델의 최적 하이퍼파라미터를 탐색했습니다.

다양한 모델의 성능을 평가하기 위해 5-겹 교차 검증(Fivefold Cross-Validation)을 수행하였습니다. 훈련 데이터셋을 약 5개의 폴드로 분할한 후, 매번 4개의 폴드는 훈련용으로 사용하고 나머지 1개의 폴드는 테스트용으로 사용합니다. 이 과정을 5회 반복한 후, 테스트 결과의 평균을 구해 모델의 전반적인 성능을 평가합니다.

모델을 보다 객관적으로 비교하기 위해 본 연구에서는 4가지 표준 지표를 도입했습니다. 이는 결정 계수(R²)【40】, 평균 제곱 오차(MSE)【41】, 평균 절대 오차(MAE)【42】, 그리고 제곱근 평균 제곱 오차(RMSE)【43】입니다. 이 중 R²의 범위는 (−∞, 1]이며, 해당 값이 1에 가까울수록 압축강도 예측기의 성능이 가장 우수함을 의미합니다. 반면 MSE, MAE, RMSE 값은 0에 가까울수록 예측 오차가 작다는 것을 의미합니다. 이 지표들은 다음과 같이 정의됩니다:

텍스트, 폰트, 도표, 라인이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

여기서 ​는 제 i번째 샘플의 예측값, 는 실제값, ​는 전체 샘플의 평균 압축강도, N은 훈련 데이터의 샘플 수를 의미합니다.

시각적 방법을 사용하는 것은 콘크리트 압축강도 예측을 보다 직관적으로 이해하는 데 도움이 됩니다. 따라서 본 연구에서 제안한 모델의 전반적인 구조는 Fig. 4에 도식화되어 있습니다.

텍스트, 소프트웨어, 컴퓨터 아이콘, 멀티미디어 소프트웨어이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

< 결과 >

1. 다양한 특성 인자에 따른 모델 성능

최적화된 인자 하위 집합(optimal factor subset)을 결정하기 위해, 폭로슬래그(blast furnace slag), 플라이애시(fly ash), 물(water), 감수제(superplasticizer), 굵은 골재(coarse aggregate), 잔골재(fine aggregate), 양생 시간(age), 시멘트(cement) 등 다양한 인자 조합을 사용하여 결정 트리(DT) 기반 모델을 훈련 데이터셋에 적용하였다.

모델을 서로 다른 인자 조합으로 평가하기 위해 5겹 교차 검증(fivefold cross-validation)을 수행하였으며, 비교를 위한 표준 지표들도 도입하였다.

표 2에서 확인할 수 있듯이, ‘age(양생 기간)’ 인자만을 사용하여 모델을 훈련시켰을 때 R² 값이 0.39로 가장 높은 성능을 보였다. 이 결과는 양생 기간이 콘크리트 압축강도를 예측함에 있어 가장 중요한 인자임을 강조한다. 초기 양생 기간에는 압축강도가 빠르게 증가하지만, 시간이 지남에 따라 증가 속도는 점점 느려진다.

또한, 물(water)과 시멘트(cement) 인자도 다른 인자들에 비해 상대적으로 우수한 성능을 보였으며, R² 값은 각각 0.22와 0.24였다. 이러한 결과는 물과 시멘트 사이의 수화 반응(hydration reaction)을 통해 시멘트가 경화되어 골재를 결합하는 시멘트석(cement stone)이 형성되며, 이를 통해 일정 수준 이상의 콘크리트 강도가 확보된다는 사실과 관련이 있다.

따라서 사용되는 물의 양과 시멘트와의 적합성은 콘크리트 압축강도에 큰 영향을 미치며, 예측 모델 설계 시 반드시 고려해야 한다. 물-시멘트 비율, 시멘트의 종류, 강도 등급 등의 인자들을 신중하게 선택하고 통제함으로써 콘크리트의 강도와 내구성을 향상시킬 수 있다.

또한, 물 인자는 콘크리트 압축강도와의 상관계수(correlation coefficient)가 -0.29로 가장 낮았지만, 예측 성능에서는 폭로슬래그, 플라이애시, 감수제, 굵은 골재, 잔골재보다 더 뛰어난 성과를 보였다. 이는 물의 함량이 증가할수록 압축강도는 감소한다는 음의 상관관계를 의미한다.

우리 모델은 폭로슬래그, 감수제, 양생 기간, 시멘트, 물 인자를 포함했을 때 가장 높은 R² 값인 0.83을 달성하였으며, 이는 단일 인자 예측기(예: age만 사용한 경우 R²=0.39)의 성능을 훨씬 능가하는 결과이다. 이 결과는 콘크리트 강도 예측 시 다양한 인자들의 영향을 종합적으로 고려할 필요성을 강조한다.

결론적으로, 폭로슬래그, 감수제, 양생 기간, 시멘트, 물 인자는 콘크리트 압축강도 예측을 위한 최적화된 인자 하위 집합으로 선정되었다.

1. 훈련 데이터셋에 대한 모델 성능

최적의 회귀 예측기를 얻기 위해, 앞서 언급한 12개의 회귀기(Linear, KNN, DT, SVR, LASSO, MLP, ExtraTrees, RF, AdaBoost, GradientBoosting, Bagging, Deepforest)를 훈련 데이터셋에 적용하였다. 이때 선택된 최적의 인자 하위 집합(폭로슬래그, 감수제, 양생 기간, 시멘트, 물)을 각 모델에 사용하였다.

공정한 성능 비교를 위해 동일한 훈련 데이터셋을 동일한 fold로 나누고 5겹 교차 검증을 수행하였다. 각 모델의 최적 하이퍼파라미터는 표 3에 제시되어 있다.

최종적으로, 전체 훈련 데이터셋을 사용하여 최적화된 하이퍼파라미터로 위 12개 모델을 훈련시켰다. 표 4에 따르면, Deepforest 기반 회귀기가 R² = 0.91, MSE = 26.32, MAE = 3.60, RMSE = 5.11의 성능을 기록하며 가장 우수한 결과를 보였다.

그 뒤를 이어 RF 기반 모델은 R² = 0.90, MSE = 28.00, MAE = 3.71, RMSE = 5.26으로 두 번째로 높은 성능을 기록했다.

반면, 인공신경망 기반 모델인 MLP는 가장 낮은 성능을 보여, 해당 문제에 있어 신경망 모델은 적절하지 않을 수 있음을 시사한다.

1. 독립 테스트 데이터셋에서의 모델 성능 비교

우리 모델의 성능을 보다 자세히 평가하기 위해, 전체 학습 데이터셋을 사용하여 12개의 회귀 모델을 각기 최적의 하이퍼파라미터로 학습시킨 후, 독립 테스트 데이터셋에서 각 모델의 성능을 비교하였다.

표 5에 나타난 바와 같이, Deepforest 기반 모델이 가장 높은 결정계수(R²) 0.91을 기록하였다.

또한 ExtraTrees, RF, Bagging, Deepforest와 같은 트리 기반 모델들이 모두 R² 값이 0.90을 초과하는 우수한 성능을 보였고, LASSO 기반 모델은 가장 낮은 R² (0.61), MSE 109.09, MAE 8.22, RMSE 10.44를 기록하여 가장 낮은 성능을 보였다. 이는 트리 기반 모델이 콘크리트 압축 강도 예측에 더 적합함을 시사한다.

이러한 결과의 이유는 트리 기반 모델이 예측에 가장 관련 있는 특성들을 자동으로 선택할 수 있기 때문이다. 이는 어떤 특성이 예측에 중요한지를 판단하는 데 특히 유용하다.

게다가, 트리 기반 모델은 노이즈와 이상치에 대해 어느 정도의 강건함을 가지는데, 이는 트리 구성 과정에서 데이터 필터링 및 차원 축소를 수행하기 때문이다.

텍스트, 스크린샷, 번호, 라인이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.텍스트, 스크린샷, 번호, 폰트이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

텍스트, 스크린샷, 번호이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

텍스트, 스크린샷, 번호이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

독립 테스트 데이터셋의 각 샘플에 대한 절대 오차는 그림 5에 나타나 있다.

208개 샘플 중 31.3% (65개)의 경우, 예측값과 실제 압축 강도 간의 절대 차이는 1 이내였으며,

80.3% (167개)의 샘플은 절대 차이가 5 이내였다.

12개 샘플(5.8%)만이 절대 차이가 10을 초과하였으며, 이는 제안된 모델의 우수한 성능을 보여준다.

텍스트, 스크린샷, 그래프, 다채로움이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

1. 최첨단(State-of-the-art) 예측기와의 비교

Deepforest 기반 회귀기의 성능을 더욱 탐색하기 위해, 본 연구는 최첨단 예측기들과 비교를 수행하였다. 이들 모델은 각각 GEP 기반 모델【17】, RF 기반 모델【21】, SVR 기반 모델【20】, ELM 기반 모델【24】에 기반하여 구축되었다.

공정한 비교를 위해, 모든 모델은 동일한 학습 데이터셋으로 학습되었으며, 동일한 독립 테스트 데이터셋에서 평가되었다.

텍스트, 라인, 도표, 그래프이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.

비록 이들 모델이 서로 다른 입력 특성과 콘크리트 소재에 기반한 예측을 수행하지만, 우리는 본 연구에서 선정한 최적 특성 조합에 대해 성능을 비교하였다.

그림 6에 나타난 바와 같이, 본 연구의 Deepforest 기반 모델은 상관계수가 0.95 이상으로 가장 높았으며, 중심 RMS 오차 및 표준편차 또한 5개 모델 중 가장 낮았다.

이는 본 연구의 모델이 콘크리트 압축 강도 예측에 가장 적합함을 강하게 시사한다.

1. 기존 데이터를 활용한 성능 검증

실험 데이터를 확보하는 것이 어렵기 때문에, 본 연구에서 구축한 모델링 데이터셋과 완전히 일치하는 외부 데이터셋을 찾는 것은 어렵습니다.

이에 본 연구에서는 참조 문헌【44】에 제시된 데이터셋을 검증용으로 사용하였으며, 이 데이터셋은 \*\*기계로 제조된 인공 모래 콘크리트에 서로 다른 양의 고흡수성 폴리머(SAP)\*\*를 혼입한 경우의 압축 강도 데이터를 포함합니다.

이 데이터셋은 본 연구의 모델링 데이터셋과 완전히 동일하지는 않지만, 본 연구에서 도출한 최적 특성 서브셋 중 \*\*감수제(superplasticizer), 양생 기간(age), 시멘트(cement), 물(water)\*\*의 4가지 요소를 포함하고 있습니다.

따라서 우리는 이 4가지 특성을 바탕으로 학습 데이터셋에서 압축 강도 예측 모델을 재구축하였고, 해당 데이터셋에서 임의로 15개의 시험 샘플을 선택하여 예측을 수행하였습니다.

표 6에 나타난 바와 같이, 양생 기간이 3일 또는 7일인 샘플의 경우 예측 편차는 13% 이내로 비교적 정확하게 예측되었으나, 28일인 샘플에 대해서는 약 20% 수준의 오차를 보이며 예측 성능이 다소 제한적이었습니다.

이러한 결과는, 콘크리트에 포함된 혼화재가 다르더라도 우리 모델이 일정 수준의 예측력을 유지하고 있음을 나타냅니다.

다만, 서로 다른 첨가제(additive)는 콘크리트의 역학적 특성에 변화를 초래할 수 있기 때문에, 특정 첨가제를 고려한 전용 모델을 구축하는 것이 압축 강도 예측에 더 효과적일 수 있습니다【45,46】.

연구자들의 활용 편의를 위해, 본 연구에서 개발한 모델은 wxPython과 PyInstaller를 사용하여 독립 실행형 소프트웨어로 패키징하였습니다.

해당 소프트웨어에는 다음과 같은 모듈이 포함되어 있습니다:

* 특성 선택(Feature selection)
* 회귀기 선택(Regressor selection)
* 모델 구성(Model construction)
* 모델 검증(Model validation)
* 샘플 예측(Sample Prediction

연구자들은 이 소프트웨어를 통해 예측 기능뿐만 아니라 \*\*2차 개발(secondary development)\*\*도 가능하며, 다양한 학습 데이터셋, 특성 조합, 회귀기를 조합하여 최적화 전략을 탐색할 수 있습니다.

단, 학습 및 테스트 세트를 분할할 때 사용된 난수 시드(random seed)가 서로 다를 수 있으므로, 소프트웨어를 통한 예측 결과는 본 논문에 제시된 결과와 일부 차이가 발생할 수 있음을 유의해야 합니다.

1. 연구의 한계 및 향후 연구를 위한 제언

그러나 본 연구의 방법에는 여전히 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, 본 연구에서 사용된 데이터셋은 2007년에 수집된 것으로, 최근 보조 시멘트 기반 재료(SCM)를 사용하는 추세는 데이터셋을 변화시킬 수 있으며, 그에 따라 예측 결과 또한 달라질 수 있다. 둘째, 본 연구에서는 특징 서브셋만을 사용하여 모델링을 수행하였으며, 복잡한 특성 엔지니어링은 수행되지 않았다. 소규모 데이터셋의 경우, 다른 관련 분야(예: 다른 콘크리트 데이터셋에 대해 훈련된 모델)에서 사전 훈련된 모델을 사용하여 전이 학습을 고려하는 것이 가능하다. 전이 학습은 새로운 데이터셋에서 모델 수렴 속도를 가속화할 수 있으며, 예측 정확도를 향상시킬 수 있다. 원시 데이터는 복잡한 특징을 결여하고 있을 수 있지만, 주성분 분석, 특징 결합, 특징 선택 등과 같은 특성 엔지니어링 기법을 통해 보다 의미 있는 특징을 추출할 수 있다. 또한, 원료의 화학 조성이나 생산 공정 중 특정 파라미터 등과 같은 콘크리트 강도와 관련된 다른 특성을 통합하는 것도 고려할 수 있다. 그러나 이러한 방법들이 모든 상황에서 효과적이지 않을 수 있다는 점을 유의해야 하며, 실제 응용에서는 특정 상황에 따라 선택과 조정이 필요할 수 있다.

1. 결론

지금까지, 머신러닝 기반의 콘크리트 강도 예측에 대한 연구는 일정한 진전을 이뤄왔으나, 식별 정확도는 여전히 불충분하고, 모델의 하이퍼파라미터 조정 과정은 복잡하다. 따라서 본 연구에서는 Deepforest 기반 모델을 개발하였다. 모델 훈련을 위해, 고로 슬래그, 고성능 감수제, 양생 일수, 시멘트, 물의 다섯 가지 요소를 12개의 회귀 모델에 적용하였고, 하이퍼파라미터 최적화를 위해 그리드 서치를 사용하였다. 엄격한 검증 실험을 통해 Deepforest가 최적 회귀기로 선정되었으며, 독립 테스트 데이터셋에서 R² = 0.91의 성능을 달성하였다. 이 결과는 본 모델이 콘크리트 강도 예측에 효과적임을 보여준다.

실험 결과에 따르면, 콘크리트 강도에 가장 큰 영향을 미치는 요인은 양생 일수이며, 그 다음은 시멘트이다. 다른 요소들이 추가됨에 따라 콘크리트 강도 예측 정확도는 점진적으로 향상된다. 이 중 고로 슬래그, 고성능 감수제, 양생 일수, 시멘트, 물 요소는 콘크리트 강도 예측에 있어 가장 우수한 지표로 확인되었다. 그러나 굵은 골재 및 잔골재를 추가했을 경우 R² 값이 향상되지 않았으며, 이는 이 두 요소가 예측 정확도를 향상시키는 데 유의미한 영향을 미치지 않는다는 것을 의미한다. 다른 모델들과 비교할 때, Deepforest 기반 회귀기는 훈련 세트와 독립 테스트 세트에서 모두 우수한 결과를 보였으며, 명시적인 하이퍼파라미터 조정이 필요하지 않아 모델 최적화의 어려움을 줄였다.

본 연구에서는 머신러닝 알고리즘을 활용하여 대량의 실험 데이터를 학습하고 분석하였다. 이 모델의 장점은 다음과 같다: (1) 보다 정확한 콘크리트 강도 예측 모델 구축을 통해 예측 정확도 향상, (2) 보다 정밀한 콘크리트 배합 비율 산정을 통해 콘크리트의 성능 및 비용 최적화, (3) 생산 과정에서 주요 파라미터를 보다 정확하게 제어함으로써 생산 효율성과 품질을 향상시킴. 또한, 머신러닝 기반 콘크리트 강도 예측 모델을 실제 환경에 적용할 경우 다음과 같은 과제를 함께 고려해야 한다: (1) 머신러닝 알고리즘의 기반이 되는 고품질 데이터 확보는 필수적이며, 실험 데이터의 정확성과 완전성을 보장해야 한다, (2) 서로 다른 머신러닝 알고리즘은 서로 다른 데이터셋과 문제에 적합할 수 있으므로 실제 상황에 따라 적절한 알고리즘을 선택하는 것이 필요하다, (3) 머신러닝 모델은 높은 예측 정확도를 달성하기 위해 광범위한 훈련 및 검증이 필요하며, 충분한 시간과 자원의 투입이 요구된다, (4) 머신러닝 기반 콘크리트 강도 예측 모델을 실제 환경에 적용하려면 데이터 수집, 모델 배포, 유지보수 등 다양한 실제 적용상의 도전 과제를 함께 고려해야 한다.

텍스트, 번호, 스크린샷, 평행이(가) 표시된 사진

AI 생성 콘텐츠는 정확하지 않을 수 있습니다.