

심층 신경망을 이용한 TBM 데이터 기반의 굴착 지반 예측 연구

김태환^{1†} · 광노상^{2†} · 김택곤³ · 정사범⁴ · 고태영^{5*}

¹정회원, SK건설 에코인프라솔루션 3팀 프로

²비회원, SK C&C Data플랫폼그룹 수석

³정회원, SK건설 에코인프라솔루션 3팀 팀장

⁴비회원, SK C&C Data플랫폼그룹 팀장

⁵정회원, 강원대학교 에너지자원 · 산업공학부 조교수

A TBM data-based ground prediction using deep neural network

Tae-Hwan Kim^{1†} · No-Sang Kwak^{2†} · Taek Kon Kim³ · Sabum Jung⁴ · Tae Young Ko^{5*}

¹Pro, SK E&C Infra Eco Solution Team 3

²Tech Specialist, SK C&C Data Platform Group

³Leader, SK E&C Infra Eco Solution Team 3

⁴Leader, SK C&C Data Platform Group

⁵Assistant Professor, Dept. of Energy and Resources Engineering, Kangwon National University

[†]These authors contributed equally to this work

*Corresponding Author : Tae Young Ko, tyko@kangwon.ac.kr

Abstract

Tunnel boring machine (TBM) is widely used for tunnel excavation in hard rock and soft ground. In the perspective of TBM-based tunneling, one of the main challenges is to drive the machine optimally according to varying geological conditions, which could significantly lead to saving highly expensive costs by reducing the total operation time. Generally, drilling investigations are conducted to survey the geological ground before the TBM tunneling. However, it is difficult to provide the precise ground information over the whole tunnel path to operators because it acquires insufficient samples around the path sparsely and irregularly. To overcome this issue, in this study, we proposed a geological type classification system using the TBM operating data recorded in a 5 s sampling rate. We first categorized the various geological conditions (here, we limit to granite) as three geological types (i.e., rock, soil, and mixed type). Then, we applied the preprocessing methods including outlier rejection, normalization, and extracting input features, etc. We adopted a deep neural network (DNN), which has 6 hidden layers, to classify the geological types based on TBM operating data. We evaluated the classification system using the 10-fold cross-validation. Average classification accuracy presents the 75.4% (here, the total number of data were 388,639 samples). Our experimental results still need to improve accuracy but show that geology information classification technique based on TBM operating data could

OPEN ACCESS

Journal of Korean Tunnelling and
Underground Space Association
23(1)13-24(2021)
<https://doi.org/10.9711/KTAJ.2021.23.1.013>

eISSN: 2287-4747

pISSN: 2233-8292

Received November 21, 2020

Revised December 28, 2020

Accepted December 30, 2020



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution

Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright © 2021, Korean Tunnelling and Underground Space Association

be utilized in the real environment to complement the sparse ground information.

Keywords: Shield TBM, Deep neural network, Deep learning, Weathered rock, Prediction model

초 록

암반 및 연약지반을 포함한 다양한 지반 조건에서 TBM (Tunnel Boring Machine) 터널링이 활용되고 있다. 굴착 성능을 높이기 위해서 지반 조건에 따라 최적으로 장비를 운영해야 하며, 이를 통해 공기단축을 통한 비용 절감 효과를 기대할 수 있다. 하지만 시추 조사를 통해 획득한 지반 정보는 시추공 사이 불확실성이 존재하므로, 실시간 최적 운전이 부족함이 있다. 본 연구에서는 지반의 불확실성 문제를 해결하고자 5초마다 기록된 TBM 데이터를 활용하여 굴착 지반 예측 시스템을 구축하고자 한다. 싱가포르 현장에서 획득한 화강암의 풍화도를 고려하여 암반, 토사, 복합지반 세 가지로 지질로 재분류하였고, 실시간으로 도출되는 기계 데이터로 이를 예측하고자 한다. 현장에서 획득한 TBM 데이터에 대해 이상치 제거, 정규화, 특성 추출 등의 전처리 방법을 적용하였고, 지질을 분류하기 위해 6개의 은닉층을 가진 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)을 활용하였다. 10겹 교차검증을 통해 분류 시스템을 평가한 결과, 평균 75.4%의 정확도를 확인하였다(총 데이터 388,639개). 본 연구를 통해 지질 불확실성을 감소시키고, 지반 조건에 따른 실시간 최적 운전에 도움이 될 것으로 판단된다.

주요어: 실드 TBM, 심층 신경망, 딥러닝, 풍화암, 예측모델

1. 서론

TBM (Tunnel Boring Machine)은 대표적인 기계식 터널링 장비로 이미 전 세계적으로 활용되고 있다. TBM 터널 설계 시 공사기간을 산정하기 위해 국내외 수행실적들을 통계적으로 분석하고, 이론적 및 경험적인 굴진 성능 예측 모델들을 활용하기도 한다. 예측 정확도를 높이기 위해 계속해서 굴진 성능 예측 모델들은 연구되고 있으며, Lee et al. (2016)는 이에 대해 조사하여 분석한 바 있다. 다양한 방법으로 공사기간을 예측함에도 불구하고 설계와 시공에서는 차이를 보이곤 하는데, 분명 TBM 가동률(Utilization)이 주요 요인 중 하나이지만 설계보다 굴진율이 낮아 전체적인 공사기간에 영향을 미치기도 한다. 최근 Kim et al. (2020a)은 전력구 터널공사에서 공기지연을 예방하고자 3.6m급 실대형 실드 TBM 굴진시험을 통해 순굴진율 모델을 개발하고 일축압축강도에 따른 최적 운전 조건을 제시한 바 있다.

위와 같이 TBM의 최적 운전 조건을 제시하려면, 일축압축강도 등의 현재 굴착 지반 조건을 정확히 파악하는 것이 중요하다. 하지만 시추 조사를 수행하여도 전체 굴진 구간에 대해서 굴진을 산정에 필요한 각 인자들을 정확히 알지 못하는 한계가 있다. 이에 Kim et al. (2020b)은 암반의 주요 설명 인자인 일축압축강도(Uniaxial Compressive Strength, UCS)를 굴진 성능에 영향을 미치는 중요한 인자로 판단하고, 굴착 시 실시간으로 생성되는 TBM 기계 데이터를 활용하여 예측한 바 있다. 분명 UCS가 암반을 대표하는 인자이지만, 암반 상태 및 굴진율을 모두 설명하기에는 부족함이 있다고 판단되며, 풍화도가 높은 암반의 경우 실내시험에서 압축강도가 충분히 나

오지 않을 수 있다. 따라서 UCS를 예측하는 것도 중요하지만, 추가로 암반을 설명하는 등급을 함께 활용한다면 실시간 최적 TBM 운전을 하기에 더욱 도움이 될 것이다.

한편, Jung et al. (2019)은 지질 리스크 감소를 목적으로 ANN과 TBM 기계 데이터를 활용하여 막장 전방 지질 예측 연구를 수행한 바 있으며, Hong et al. (2020)은 심층 신경망의 한 종류인 순환인공신경망(Recurrent neural network, RNN)을 활용하여 터널 굴착면 전방의 Q값을 예측한 바 있다.

본 연구에서는 TBM 굴착 시 생성되는 기계 데이터와 이미 세계적으로 많은 산업분야에 활용되고 있는 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)기법을 활용하여 싱가포르에서 사용되는 풍화도에 따른 암반분류 기준에 부합하는 지질 예측 연구를 수행하였으며, 이는 TBM의 실시간 최적 운전(Optimal Driving) 뿐만 아니라, 원격 운전(Remote Driving), 자동 운전(Auto Driving) 개발에도 도움이 될 것으로 판단된다.

2. 배경

2.1 풍화도에 따른 암반 등급

국내외 터널 분야에서 대표적으로 사용되는 암반의 공학적 분류방법에는 RMR 암반분류법(Bieniawski, 1973)과 Q-System (Barton et al., 1974)이 있지만, 이 외의 공학적 목적에 따라 다른 분류 기준을 사용하기도 한다. 본 연구에서 활용된 싱가포르 지질 분류 기준은 풍화된 암반을 여섯 단계로 분류하는 BS 5930: 1999 기준 Approach 2가 사용되었다(British Standard Institution, 1999). 또한 Table 1에서 알 수 있듯이 싱가포르 대표 지질 중 하나인 Bukit Timah Granite로 분류된 상세 기준은 SS CP4: 2003을 따른다(Singapore Standard, 2003). G(I)부터 G(III)까지는 충분히 강도가 있는 암반으로, G(IV)부터 G(VI)까지는 풍화도가 높아 토사로 분류된다. Ko et al. (2017)에서 알 수 있듯이 G(IV)에서 G(I)으로 갈수록 일축압축강도와 인장강도가 높아짐을 알 수 있으며, 석영의 비율도 높아져 세르샤 마모지수(Cerchar Abrasiveness Index, CAI)값도 높은 것을 확인할 수 있다.

Table 1. Rock weathering classification for Bukit Timah Granite and Gombak Norite

Geo notation	Grade/Class	Classification	Type
G(I)	I	Fresh	Rock
G(II)	II	Slightly weathered	
G(III)	III	Moderately weathered	
G(IV)	IV	Highly weathered	Soil
G(V)	V	Completely weathered	
G(VI)	VI	Residual soil	

2.2 심층 신경망(DNN)

인공 신경망은 인간의 뇌가 어떻게 주어진 문제를 해결하는 지에 대한 가설과 수학적 모델을 기반으로 하여, 최근 여러 산업분야에서 활용되고 있다(Kwak et al., 2017; Han et al., 2020). Fig. 1과 같이 인공 신경망은 입력층과 은닉층, 은닉층과 출력층과의 완전 연결을 통해 구성되며, 여러 개의 은닉층을 가진 네트워크를 심층 신경망이라고 한다. 즉 심층 신경망은 여러 개의 층으로 이루어진 인공 신경망을 효과적으로 훈련시키기 위한 일련의 알고리즘으로, 각 층 간의 관계를 찾아내기 위해 학습을 하고, 도출되는 규칙이 모델이 되는 것이다. 은닉층의 개수와 이를 구성하는 노드의 개수가 많아질수록 학습시간이 많이 소요되므로 목적의 수준을 따져 결정하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 TBM 기계 데이터를 입력층으로, 분류하고자 하는 지반 조건을 출력층으로 설정하여 DNN 모델을 만들고자 한다. 본 연구에서는 오픈소스 라이브러리인 텐서플로우(TensorFlow) 2.0을 활용하여 Python 기반의 DNN 모델을 구현하였다.

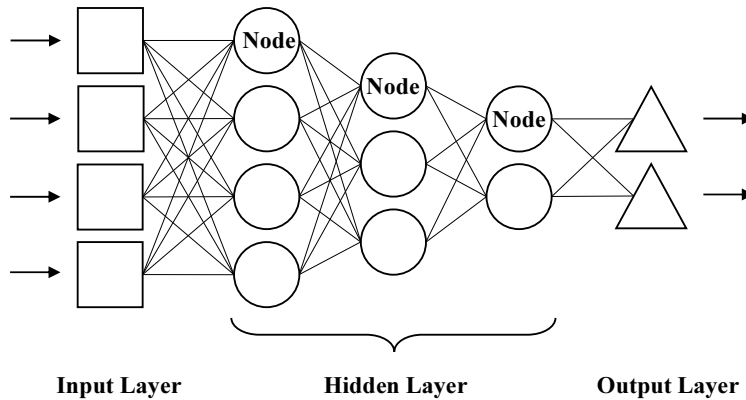


Fig. 1. Example of deep neural network model architecture

3. 데이터 분석 및 처리

3.1 현장 데이터 및 암반 분류

본 연구에서 사용한 슬러리 쉘드 TBM 데이터는 Kim et al. (2020b)이 수집한 현장 데이터와 동일하며, 굴착 구간은 싱가포르 면적의 1/3을 차지하는 Bukit Timah Granite로 구성되어 있다. 사용된 쉘드 TBM 제원 및 세그먼트 정보는 Table 2와 같다. 직경 6.9 m의 TBM은 최대 6 rpm으로 커터 헤드가 회전하며, 최대 6,250 kNm 토크로 제작되었고, 19인치 디스크 커터를 사용하였다. 총 세그먼트 링 개수는 1,894개이며, 세그먼트 길이는 1.4 m이다. TBM 기계데이터 추출 시에 사용자의 목적에 따라 Ring 평균 로그, 쉘드 잭 추진 일정 거리(20 mm) 로그, 5초마다 로그 등으로 사용자가 설정할 수 있으며 이는 TBM을 구성하고 있는 시스템에 따라 상이할 수 있다. 본 연구는 실시간 굴착 지반 평가가 목적이므로 5초마다 기록된 데이터를 활용하였으며, 전체 공정 중 저장된 데이터 샘플

수는 13,681,098개, 데이터 항목 수는 2,000여개로 구성되었다. 분석 시 TBM 굴착모드이면서 암반등급이 존재하는 세그먼트 링에 대한 데이터만 모델의 입력값으로 사용하였다.

Table 2. Summary of TBM specification and segment information

Parameter	Value
TBM diameter	6.9 m
Max. RPM	6
Max. cutterhead torque	6,250 kN · m
Max. thrust force	51,200 kN
Disc cutter size	19 inch
Segment ring length	1.4 m
Total segment ring	1,894 rings
Total data samples (5 s)	13,681,098 samples
Data items	~2,000 items

지반조사를 통해 얻어지는 지질종단도를 활용하여 싱가포르 현장의 지질정보를 파악할 수 있지만, 이는 시추조사를 통해 시추공 사이를 보간한 데이터로 시추공 사이에 불확실성이 존재한다. 따라서 실효성 있는 모델을 개발하고자, 지질종단도 상에 표현되어 있는 각 세그먼트 링에 연속적으로 표현된 암반등급을 사용하지 않았으며, 시추조사를 통해 얻은 암반등급과 실제 굴착하면서 디스크 커터 교체(CutterHead Intervention, CHI) 시에 굴진면 맵핑(Face mapping) 통해 얻어지는 암반등급을 모델의 출력값인 라벨(Label)로 사용하였다. 지질조사 보고서(Geotechnical Data Report, GDR) 내 시추 정보 50개, CHI를 통해 119개로 총 1,894개의 세그먼트 링 중에서 167개에 대한 정확한 암반등급을 라벨로 사용하였다. 또한, 본 연구에서는 굴착 시 생성 및 누적되는 TBM 기계 데이터만으로 현재 지반을 예측하는 것이 목적이므로, 입력층에는 지반 데이터가 포함되지 않고, 출력층에만 활용하였다.

본 연구에서는 지질 레이블을 암반등급에 따라 Rock, Mixed, Soil 세 가지로 구분하였다. Table 3은 학습에 활용된 데이터의 암반등급 조합에 따른 레이블 구성과 그 개수를 링 단위로 보여준다. Rock의 경우 G(I)부터 G(III)까지 세 개의 단독 등급과 그 조합으로 구성되고, Soil은 G(IV), G(V)의 조합으로 구성하였다. Soil에 해당하는 높은 풍화도 등급인 G(VI)는 해당 현장에 존재하지 않았으므로, 출력층 레이블에서 제외되었다. Mixed 지반은 Table 1상의 Rock과 Soil의 등급이 조합되어 있는 것으로 분류하였다. 해당 현장은 Rock으로 분류되는 지반이 약 70%이며, Mixed와 Soil로 분류되는 지반이 각각 약 25%, 5%를 차지한다.

Table 3. Ground labels and its composition used in this study

Ground label	Types	The number of rings (ratio)	
Rock	G(I)	8	116/167 (70%)
	G(II)	7	
	G(III)	7	
	G(I) + G(II)	40	
	G(II) + G(III)	54	
Mixed	G(I) + G(II) + G(III) + G(IV)	1	42/167 (25%)
	G(I) + G(II) + G(IV)	1	
	G(I) + G(III) + G(IV) + G(V)	1	
	G(II) + G(III) + G(IV)	16	
	G(III) + G(IV)	20	
	G(III) + G(IV) + G(V)	3	
Soil	G(IV)	4	9/167 (5%)
	G(IV) + G(V)	5	

3.2 데이터 전처리

본 절에서는 TBM 기계 데이터를 분석하고, 이를 심층 신경망에 적용하여 모델을 구현하는 과정을 정립하고자 한다. 본 연구에서는 실시간 굴착 지반 평가가 목적이므로 5초마다 기록된 데이터를 활용하였다. TBM 정상 굴착 중에 생성된 데이터 만을 분석하였다. TBM에서 획득되는 2,000여 개의 데이터 항목에서 유의미한 데이터를 기계 학습에 활용하기 위해 통계분석 기반의 정규성 및 유의차 검증을 통한 데이터 선별을 진행하였다. 정규성 검증에서는 클래스 내(Rock, Mixed, Soil) 정규분포를 만족하는 데이터 항목을 선별하였으며($p < 0.05$), 유의차 검증에서는 클래스 간(Rock-Mixed, Rock-Soil, Mixed-Soil) t -test를 통해 데이터 항목을 선별하였다($p < 0.05$).

이상치 제거를 위해 데이터 항목 별 임계값 기반의 제거 기준을 마련하였으며, 하위 임계값(Lower Threshold Value)과 상위 임계값(Upper Threshold Value)은 $\mu \pm 5 \cdot \sigma$ 인 지점을 참고로 설정하였다(단, 정상 굴착 상태인 데이터 값을 대상으로 하였으며, μ 는 평균, σ 는 표준편차임). 선별된 10개의 데이터 항목과 이에 해당하는 임계값은 Table 4에 명시되어 있다. 임계값은 정상 굴착 진행 중인 데이터를 대상으로 하였기 때문에 하위 임계값이 0 이상의 값을 갖는 항목이 존재한다. Penetration와 Consumed Energy는 식 (1), (2)를 통해 계산되었으며 하위 요소들이 이상치가 제거된 후에 계산되었으므로 이상치 제거 기법을 적용하지 않았다.

$$\text{Penetration} = \text{Thrust Speed Average} / \text{Cutter Head Speed} \quad (1)$$

$$\text{Consumed Energy} = \text{Cutter Absolute Torque} \cdot \text{Cutter Head Speed} \quad (2)$$

Table 4. Primary data list and its threshold value

Data (unit)	Lower threshold value	Upper threshold value
Cutter absolute torque (kN · m)	0	2,500
Cutter head speed (r/min)	0.5	6
Thrust force (kN)	5,000	33,000
Articulate thrust force (kN)	5,000	33,000
Bearing thrust force (kN)	10	20,000
Feed pressure (kPa)	125	520
Face pressure (kPa)	125	520
Thrust speed average (mm/min)	0.5	26
Penetration (mm/r)	-	-
Consumed energy (kN · m · r/min)	-	-

원본 기계 데이터(13,681,098개의 데이터 샘플, 2,000여개의 데이터 항목)에서 통계 기법을 통한 데이터 항목 선별과 이상치 제거를 통해 388,639개 샘플 및 10개의 데이터 항목으로 선별되었다.

스케일이 다른 데이터 항목들을 상호 분석하고 기계학습을 적용하기 위해 정규화를 진행하였으며, 최대-최소 정규화 기법을 적용하여 각 데이터의 범위를 0.001~1로 변환하였다. 심층 신경망의 학습 정확도 향상을 위해 선별된 10개의 데이터 중 2개씩 조합으로 선택한 후 비를 계산하여 추가 입력 특징(예: 첫 번째 추가 특징 = 첫 번째 주요 데이터 항목 / 두 번째 주요 데이터 항목)으로 사용하였다. 이때 90개의 추가 특징이 생성되었으며, 총 100개의 입력 특징을 심층 신경망 학습에 활용하였다.

3.3 심층 신경망 구조 및 학습

본 연구에서 설계한 심층 신경망의 구조는 크게 입력 층, 은닉 층, 출력 층으로 구성된다. 입력 층의 노드는 100개로 구성되어 특징 생성에서 생성된 입력 특징을 학습하도록 하였다. 은닉 층은 총 6개로 구성되며 각 은닉 층은 2,000, 1,000, 500, 250, 100, 50개의 노드로 구성된다. 출력 층은 3개의 노드를 가지며 각각 Rock, Mixed, Soil 클래스를 의미한다.

심층 신경망을 학습하기 위해 학습률(Learning rate)은 0.001로 하였으며, 과적합(overfitting) 현상을 방지하도록 Dropout 기법을 모든 은닉 층 다음에 0.5 비율로 적용하였다. 또한 손실 함수(Loss function)는 다중 클래스 분류에 사용되는 Sparse categorical cross-entropy를 사용하였다. 실제 지질과 예측한 값의 오차를 사용해 모델의 가중치를 수정하기 위한 역전파(Backpropagation) 단계에서는 최근에 가장 많이 활용되고 있는 RMSprop과 Momentum이 합쳐진 Adam을 적용하였다.

성능 평가 및 검증을 위해 10겹 교차 검증 기법을 사용하였다. 학습 데이터와 평가 데이터를 구분할 때는 랜덤 샘플링 기법을 사용하지 않고 시퀀스 정보는 유지한 상태로 분할하였다. 이때 링을 기준으로 데이터를 분리하였다.

따라서 Fold 마다 레이블 구성 비율이 다를 수 있다. 배치는 500개씩 학습하도록 하였으며, 매 교차 검증마다 학습 데이터의 5%를 검증 데이터로 할당하였다. 검증 데이터는 학습 모니터링 및 학습 조기 종료(Early stopping)에 사용하였다. 초기 10회의 Epoch 이후 검증 데이터에 대한 loss 값이 개선되지 않으면 학습을 종료하도록 하였다. 심층 신경망 구조 및 학습 방법에 대한 요약은 Table 5와 같다.

Table 5. Summary of DNN training methods

	Details
Input	100 nodes
Output	3 nodes (rock, mixed, soil)
Hidden layer and node	6 layers (2,000, 1,000, 500, 250, 100, 50 nodes)
Batch size	500
Learning rate	0.001
Drop out	0.5
Loss function	Sparse categorical cross-entropy
Optimizer	Adam

4. 결과 및 논의

본 절에서는 구현한 심층 신경망 모델에 대해 검증한 내용에 대해 기술하였다. 분석 결과로 10겹 교차 검증을 통한 정확도(Accuracy)와 클래스 별 정밀도(Precision) 및 재현율(Recall)에 대해 논의하였다. 이때 정확도는 모델이 분류한 전체 데이터에서 실제로 올바르게 분류한 것의 비율을 의미한다. 정밀도는 해당 지질로 분류한 것 중에서 실제 올바른 지질로 판단한 비율을 의미하며, 재현율은 실제 지질에서 해당 지질이라고 예측한 것의 비율을 의미한다. 클래스 간 데이터의 수의 불균형이 존재할 때 정확도 뿐만 아니라 정밀도와 재현율도 고려해야 한다. 추가로 심층 신경망의 최종 노드에서 출력되는 정보를 활용한 지질 분포 예측 결과에 대해 논의하였다.

4.1 교차 검증 결과

Table 6은 10겹 교차 검증에 대한 평균 정확도와 해당 정확도를 달성하는데 소요된 Epoch 수를 보여준다. 평균 정확도는 75.4%로, 6번째 Fold일 경우 86%의 가장 높은 정확도를 보였으며, 2번째 Fold일 경우 가장 낮은 정확도인 62%를 보였다. 심층 신경망이 학습에 소요된 Epoch 수는 평균 40.8회를 기록하였다.

Table 6. 10-fold cross-validation results

Fold	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Avg.
Epoch	33	51	30	49	47	31	40	54	50	23	40.8
Acc (%)	74	62	85	75	69	86	79	76	77	72	75.4

Fig. 2는 각 클래스에 대한 정밀도와 재현율을 보여준다. Rock의 경우 각각 0.859, 0.841을 보였으며, Mixed의 경우 0.636, 0.57을, Soil의 경우 0.51, 0.428을 보였다. 본 연구에서 사용된 데이터의 경우 Rock, Mixed, Soil의 비율이 약 70 : 25 : 5였으며, 심층 신경망이 많이 학습한 데이터에 높은 정확도를 보이는 특성에 따라 Rock, Mixed, Soil 순으로 정밀도와 재현율을 보여주었다. 전체 정확도, 클래스 별 정밀도와 재현율을 향상시키기 위해 추가적인 데이터 확보와 클래스에 따른 데이터 수의 균형을 보완해야 할 것으로 판단된다.

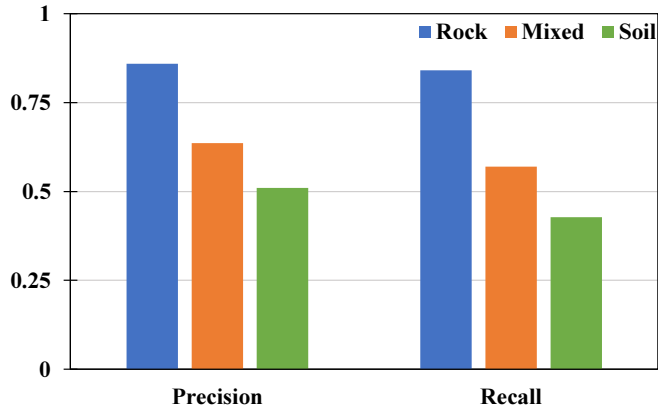


Fig. 2. Precision and recall results

Fig. 3은 6번째 Fold에서의 평가 데이터에 대해 실제 클래스(상단)와 학습된 모델로부터 예측된 결과(하단)를 보여주는 것으로, Y축은 분류 조건이며 X축은 평가 데이터의 샘플 수를 나타낸다. 10겹 교차 검증 진행 시 랜덤 샘플링 방식을 사용하지 않고 시퀀스 정보를 유지하여 링 단위로 데이터를 나누었기 때문에 비율이 다를 수 있다.

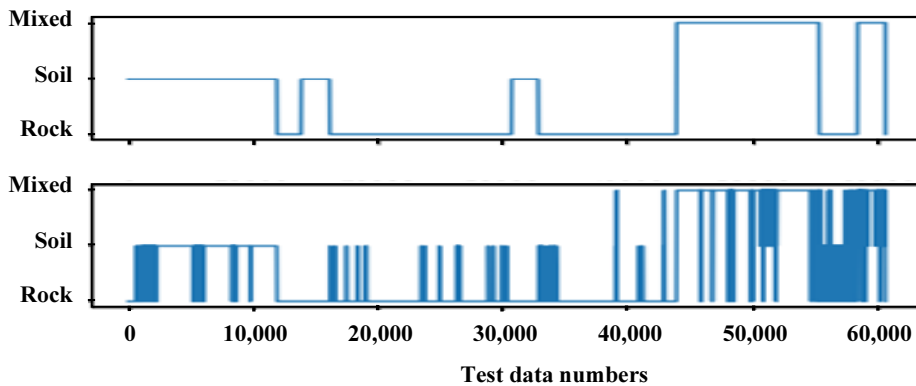


Fig. 3. Actual classes (top) and predicted classes (bottom)

4.2 지질 분포 추정

Fig. 4는 본 연구에서 학습된 심층 신경망을 이용하여 최종 노드에서 발생하는 값을 클래스 발생 확률 값으로 변환한 후 이를 이용하여 지질의 분포로 재구성한 그림이다. 예측한 지질의 확률 합계가 1인 값으로, 해당 지점에서 확률이 가장 높은 값이 대표 지질이 된다. 특정 클래스의 분포가 100%로 수렴한 부분은 학습 데이터로 활용된 부분(화살표 표시)이며 그 외 부분은 TBM 굴착 전 지질 조사가 이루어지지 않은 부분이다. 실제 TBM 굴착 중 운전자에게 지질 조사 보고서에 제공되지 않은 구간의 지질 분포를 제공하여 최적 운전을 가능케하는데 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

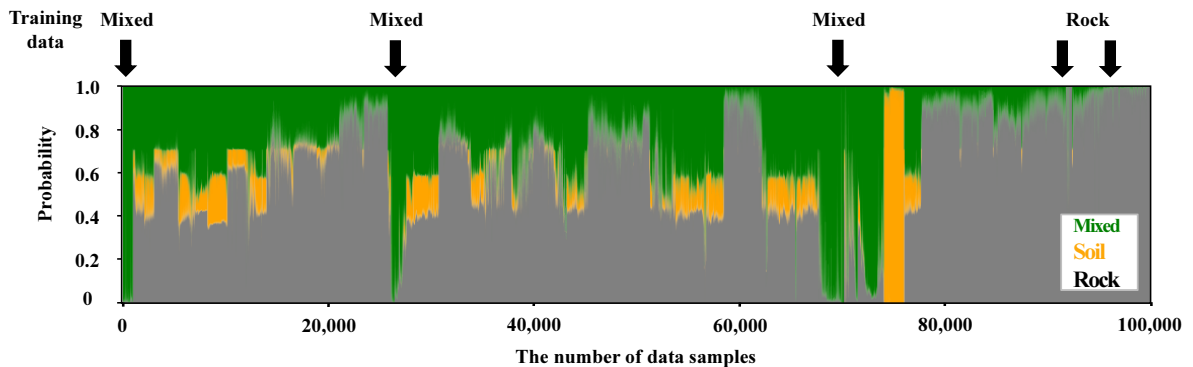


Fig. 4. Predicted ground distribution using DNN

5. 요약 및 결론

본 연구에서는 TBM 기계데이터를 활용하여 실시간 굴착 지반을 예측하는 심층 신경망 모델을 제안하였다. 굴착 지반을 예측하기 위해 심층 신경망의 분류 기법을 사용하였으며, 모델 구현 과정을 정립하였다. 또한 현장에서 얻어진 지반 조건과 개발한 모델로 예측한 지반 조건을 비교하여 검증하였다. 이 과정을 통해 도출한 결론 및 요약은 다음과 같다.

1. TBM에서 획득되는 2,000여 개의 데이터 항목에서 유의미한 데이터를 기계 학습에 활용하기 위해 통계분석 기반의 정규성 및 유의차 검증을 통한 데이터 선별을 진행하였으며, 장비 임계값을 고려하여 이상치를 제거하는 과정을 포함하여, 5초마다 기록된 기계 데이터에 대해 전처리하는 과정을 정립하였다.
2. 굴착 지반을 예측한 심층 신경망 모델의 정밀도와 재현율 확인한 결과, Rock의 경우 각각 0.859, 0.841을 보였으며, Mixed의 경우 0.636, 0.57을, Soil의 경우 0.51, 0.428을 보였다. 사용된 데이터 양의 각 비율은 Rock, Mixed, Soil 순으로 약 70 : 25 : 5였으며, 클래스 별 정밀도와 재현율을 향상시키기 위해 추가적인 데이터 확보와 클래스에 따른 데이터 수의 균형을 보완해야 할 것으로 판단된다.

3. 10-fold 교차 검증을 통해 정확도를 확인한 결과, 평균 정확도는 75.4%로, 6번째 fold일 경우 86%의 가장 높은 정확도를 보였으며, 2번째 fold일 경우 가장 낮은 정확도인 62%를 보였다. 정확도 향상을 위해 추가적인 양질의 데이터 확보와 심층 신경망 모델링의 고도화가 필요할 것으로 판단된다.
4. 개발된 심층 신경망 모델은 TBM 터널링 시 굴착 지반 예측에 적용할 수 있으며, 이를 통해 시추공 사이 불확실성이 존재하는 구간에 대해서 지반 조건에 따른 최적 운전 제어에 도움이 될 것으로 판단된다.
5. 본 연구는 단일 현장에서 발생한 데이터를 기반으로 진행하였다. 그러나 특정 현장 데이터를 학습한 기계학습 모델을 다른 현장에 적용할 때 TBM 공사 현장의 특성(동일한 TBM 사용이 어려움, 지반조건 다름 등)과 신경망 모델의 일반화 능력이 부족하기 때문에 성능이 크게 저하될 것으로 예상된다. 향후 타 현장에 대한 적용 능력을 향상시키기 위해서는 전이학습(Transfer Learning), 퓨-샷 러닝(Few-shot Learning) 등을 고려한 적응형 기계학습 기법이 적용되어야 할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 SK건설 자체 정보화투자과제의 지원으로 수행되었습니다. 연구지원에 감사드립니다.

저자 기여도

김태환은 연구 개념 및 설계, 원고 작성을 하였고, 광노상은 데이터 분석 및 원고 작성을 하였고, 김택곤은 데이터 수집 및 데이터 해석을 하였고, 정사범은 데이터 해석 및 데이터 분석을 하였고, 고태영은 연구 개념 및 설계, 원고 검토를 하였다.

References

1. Barton, N., Lien, R., Lunde, J. (1974), "Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support", *Rock Mechanics*, Vol. 6, No. 4, pp. 189-236.
2. Bieniawski, Z.T. (1973), "Engineering classification of jointed rock masses", *The Civil Engineer in South Africa*, Vol. 15, No. 12, pp. 335-343.
3. British Standard Institution (1999), BS 5930: Soils for civil engineering purpose: classification, London.
4. Han, S.Y., Kwak, N.S., Oh, T., Lee, S.W. (2020), "Classification of pilots' mental states using a multimodal deep learning network", *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 1, pp. 324-336.
5. Hong, C.H., Kim, J., Ryu, H.H., Cho, G.C. (2020), "Study on Q-value prediction ahead of tunnel excavation face using recurrent neural network", *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol. 22, No. 3, pp. 239-248.
6. Jung, J.H., Chung, H.Y., Kwon, Y.S., Lee, I.M. (2019), "An ANN to predict ground condition ahead of tunnel face using TBM operational data", *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol. 23, No. 7, pp. 3200-3206.

7. Kim, J.J., Ryu, H.H., Kim, K.Y., Hong, S.Y., Jung, J.H., Bae, D.S. (2020a), “Development of penetration rate model and optimum operational conditions of shield TBM for electricity transmission tunnels”, *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol. 22, No. 6, pp. 623-641.
8. Kim, T.H., Ko, T.Y., Park, Y.S., Kim, T.K., Lee, D.H. (2020b), “Prediction of uniaxial compressive strength of rock using shield TBM machine data and machine learning technique”, *Tunnel and Underground Space*, Vol. 30, No. 3, pp. 214-225.
9. Ko, T.Y., Pak, Y.T., Kim, T.K., Son, S.M. (2017), “Effect of rock abrasiveness on slurry shield tunneling”, *International Conference on Tunnel Boring Machines in Difficult Grounds (TBM DiGs)*, Wuhan, China, pp. 1-8.
10. Kwak, N.S., Müller, KR., Lee, S.W. (2017), “A convolutional neural network for steady state visual evoked potential classification under ambulatory environment”, *PloS one*, Vol. 12, No. 2, e0172578.
11. Lee, H.L., Song, K.I., Cho, G.C. (2016), “Analysis on prediction models of TBM performance: a review”, *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol. 18, No. 2, pp. 245-256.
12. Singapore Standard (2003), CP4:2003 Code practice for foundations, Singapore.