TBM 자동 운전을 위한 운용 시스템 개발

최순욱 KICT 지반연구본부 수석연구원

들어가며

인구 구조의 변화(고령화)로 인해 생산 가능 인구가 감소하고 건설업의 열악한 근로환경에 기인하여 건설 현장에 청년층의 유입과 숙련 노동자는 감소하는 추세이다. 건설 분야 근로자 중 청년층(15~29세)의 유입은 지속적으로 감소하고 장년층(55세 이상)의 비율은 보다 빠르게 증가하여 건설업은 전 산업 평균에 비해 빠른 속도로 고령화가 진행되고 있다(그림 1). 또한, 2000년 초반을 지나면서 전 산업의 재해율은 점차 감소하는 데 반해, 건설업의 재해율은 고령화가 급속하게 이루어지는 시점을 기준으로 다시 증가하는 추세를 보인다(그림 2). 고령화와 숙련 노동자의 감소는 건설공사 목적물의 품질 저하뿐만 아니라 사고위험 증가에 영향을 주고 있다. 즉, 결과적으로 생산성 감소와 재해율 증가의 원인이 되고 있다는 의미이다.

건설 산업의 생산성 증가율은 전체 산업 분야 중에서 최하위 수준이며, 우리나라를 비롯하여 전 세계적으로 건설 산업의 생산성을 향상시키기 위해 다양한 정책을 추진하고 있다. 각국에서는 건설 산업에 신기술 적용을 통한 생산성 향상을 추진하고 있으며, 일례로 영국의 'Construction 2025', 일본의 'i-Construction'이 진행되고 있다. 국내에서는 국토교통부가 '제6차 건설기술진흥기본계획(2018~2022)'을 통해 '스마트 건설을 통한 생산성 향상'을 추진하고 있으며, '제4차 과학기

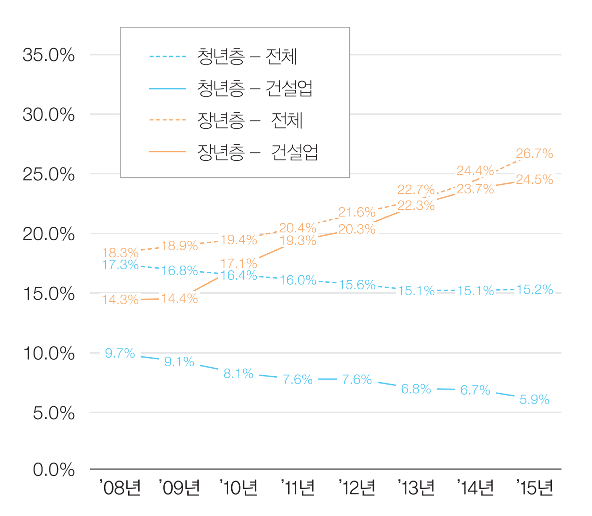


그림 1 연령층별 근로자 비중 추세('08~'15)

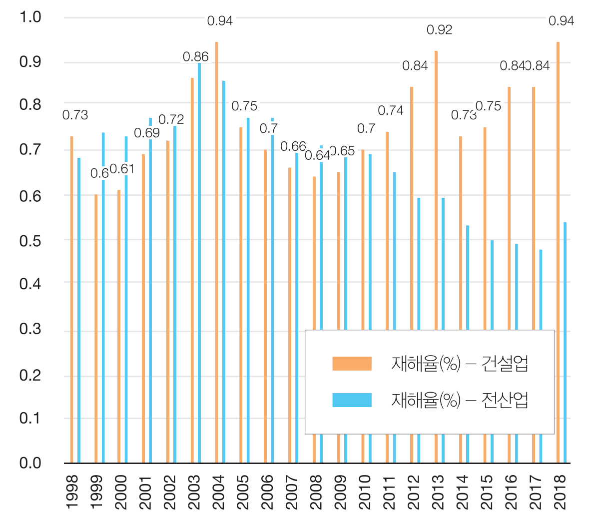


그림 2 전체산업 및 건설업의 재해율 추이('98~'18)

※ 출처: 통계청, 경제활동인구조사('08~'15); 고용노동부, 산업재해 현황분석('98~'18)

그림 3 중점분야 2(도로구조물 스마트 건설기술)의 개요

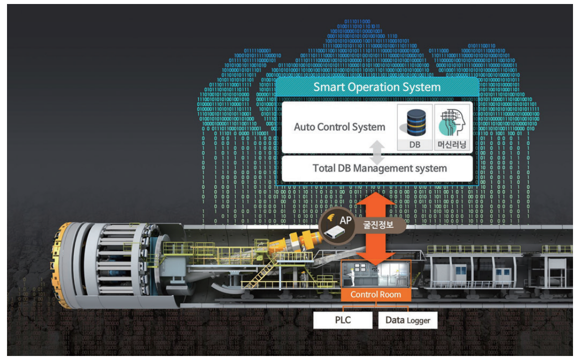


그림 4 머신러닝 기반 TBM 스마트 운용 기술(세부기술 3) 개요

술기본계획(2018~2022)'의 건설 · 교통 분야의 중점과학기술에 '지속가능한 인프라 구조물 건설기술'이 포함되었다(과학기술전략연구소, 2019).

이 글에서는 국토교통부 산하 국토교통과학기술진흥원에서 기획 · 관리하고 한국도로공사(사업단)에서 추진하고 있는 스마트건설기술연구사업의 2중점분야 5세부과제 '도로구조물 원격 · 자동화 시공 기술 개발' 중 TBM(Tunnel Boring Machine) 자동운전을 위한 운용시스템 개발에 대하여 소개하였다(그림 3).

머신러닝 기반 터널 기계화 시공(TBM) 자동화 기술 개발

스마트건설기술연구사업의 5세부 과제는 도로구조물 건설 공기 25% 이상 단축을 목표로 시공 과정을 혁신시키기 위한 연구과제이다. 특이한 점은 도로구조물에 대한 시공을 주제로 하다 보니 주요 구조물인 교량과 터널에 대한 시공기술이 함께 포함되었다는 점이다. 이 과제에서는 VR · 로봇 · 머신러닝 등을 활용하여 건설공사에 포함된 위험한 작업 · 인력에 의한 의사결정 등 생산성 저해 요인을 해소하고 건설 공기를 25% 이상 단축시킬 수 있는 교량 · 터널 원격 · 자동화 시공 기술을 개발하는 것을 목표로 한다.

이 글에서는 데이터(TBM 지반/굴진데이터)와 머신러닝 기술을 활용하여 TBM 장비 운전을 자동화하는 터널 분야 자동화 시공 기술에 대해서 설명하였다. 해당 기술은 5세부 과제의 세부기술 3으로서, '머신러닝 기반 TBM 스마트 운용 기술'이라는 주제로 TBM 시공에서 얻는 지반정보와 굴진정보를 기반으로 지반에 따른 TBM 운전 경험 데이터를 사전 처리하여 머신러닝 기법으로 학습시키고 있다. 그 결과는 추후 자동운전으로 가기 위해 운전 작업 일부를 자동화함으로써 운전자(operator)의 작업부담을 경감시켜주는 것을 목표로 하고 있다(그림 4).

머신러닝을 위한 TBM DB 및 시스템 구축

데이터 기반 학습을 통해 예측을 수행할 수 있는 머신러닝은 산업 전반에 걸쳐 사용되고 있으며, 건설 분야에서도 그 활용이 증대되고 있다. 특히 시공 전반이 장비 기반으로 진행되는 TBM 분야는 자동화에 대한 관심이 높으며, 해외에서는 일정한 지반조건에서 AI 알고리즘을 이용한 부분적인 TBM 운전 자동화가 이루어진 바 있다.

TBM 작업에 영향을 주는 장비성능, 운전자, 현장상황, 지반조건과 같은 요소 중 지반조건은 굴진성능에 큰 영향을 주는 요소이다. 이러한 이유로 다수의 TBM관련 논문에서 지반조건에 따른 굴진성능의 예측을 다루었으며, 지속적으로 연구되고 있다.

머신러닝 기법을 적용한 TBM 운전 자동화 관점에서 살펴보면, 지반데이터는 굴진데이터와 유기적인 관계가 있기 때문에 지반데이터와 굴진데이터가 결합된 데이터 세트(data set)가 필요하다. 따라서 TBM 운전 자동화에 머신러닝을 적용하기 위해서는 항상 두 가지 데이터를 같이 수집해야 한다.

TBM의 굴진데이터는 수백~수천 개의 항목으로 구성되어

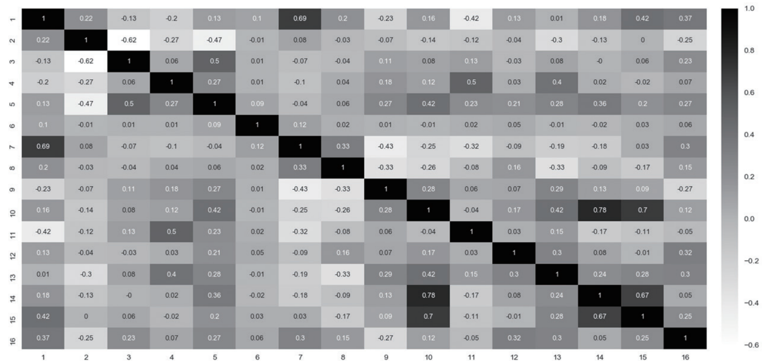


그림 5 EPB TBM 데이터 특징에 대한 상관도(Pair-wise Correlation) 분석 결과 예

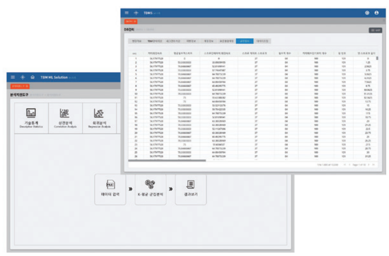


그림 6 TBM DB 및 운전시스템 구축

있기 때문에 머신러닝을 위한 목표(target)와 특징(features)의 선택이 중요하다. 예를 들어 목표는 운전자에 의해 조작되는 TBM 굴진속도, 스크류 컨베이어 속도가 될 수 있고, 특징은 추력(thrust), 토크(torque), 회전속도(RPM), 전방압(face pressure) 등을 선택할 수 있다. 학습 데이터 세트 구성 시 일반적으로 데이터 테이블의 칼럼(column) 제목이 되는 특징은 굴진데이터뿐만 아니라 지반데이터를 같이 구성하여 지반과 굴진데이터가 결합된 학습이 이루어지도록 해야 한다. 이때 특징의 선택은 그림 5와 같이 상관도 분석과 같은 데이터 분석 또는 전문가의 기술적 판단에 근거하여 수행될 수 있다.

위 과제에서는 TBM 현장의 지반데이터와 굴진데이터를 수집하여 DB화하고, 데이터 세트를 구성할 수 있는 TBM DB 관리시스템(TBM DB Management System, TDMS)의 설계 및 플랫폼 구축과 TBM 자동 운전을 위한 TBM 자동운전시스템(TBM Auto Operation System, TAOS)에 대한 설계 및 플랫폼 제작이 같이 진행되고 있다(그림 6).

TBM 자동운전시스템은 DB 관리시스템에서 작성된 데이터 세트를 학습하여 설정된 목표에 대한 최적의 머신러닝 알고리즘과 하이퍼파라미터(hyperparameters)를 도출한 다음, TBM 제어부와의 연결을 통해 운전의 일부를 자동화하는 시스템이다. 아직 TBM의 자동 운전은 세계적으로도 연구단계에 있기 때문에 현장 적용에 있어서도 조심스러운 접근이 필요하다. 본 과제에서는 현장 적용 시 TBM 운전자가 직접 조작하는 수동방법과 시스템에 의한 자동방법을 운전자 판단에 근거하여 변환하여 사용할 수 있도록 시스템을 구성하고 있다.

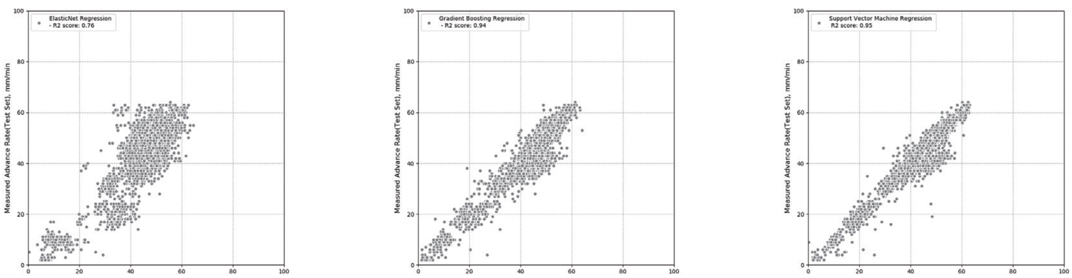
머신러닝 기법을 이용한 토압식 쉴드 TBM의 굴진성능 예측

다음은 위 과제에서 하천 하부의 토사지반을 통과하는 토압식 실드 TBM 터널 구간의 지반데이터 및 굴진데이터와 몇 가지 머신러닝 기법을 사용하여 실드 TBM의 굴진율을 예측한 결과 예이다. 데이터 전처리(pre-processing) 과정으로 굴진데이터의 다양한 전압 측정값, 계측 온도, 위치 및 자세 정보와 같은 특징을 삭제하여 주요 지반과 굴진데이터 항목 15개를 선정하고 데이터 값과 평균의 차이를 표준편차로 나누어 표준화(standardization)를 적용하였다. 그리고 결측치 처리는 결측 값이 존재하는 데이터 전체를 제거하는 방식을 사용하였다.

특징들 간의 유의성 검증(0.05이하)과 다중공선성 만족여부(VIF 10이하)를 판단하였고 하이퍼파라미터는 그리드서치(GridSearchCV) 기법을 사용하여 결정한 다음, 학습데이터와 테스트데이터의 비율을 8:2로 적용하였다. 결과에 대한 예측성능은 RMSE(Root Mean Square Error)와 결정계수(coefficient of determination)를 사용하였다. 학습결과는 표 1, 그림 7과 같다.

Model		Test Dataset	
		R^2	RMSE(mm/min)
Multiple linear		0.760	6.195
Shrinkage Methods	Ridge	0.766	6.255
	LASSO	0.766	6.255
	ElasticNet	0.762	6.299
Tree-Based Methods	Decision Tree	0.886	4.257
	Bagging – RandomForest	0.884	4.308
	Boosting – GradientBoosting	0.942	3.102
Support Vector Machine		0.952	2.754

표 1 토압식 실드 TBM 굴진속도 예측 결과



(a) Shrinkage Methods (b) Tree-Based Methods (c) Support Vector Machine

그림 7 머신러닝 알고리즘별 실제 데이터와 예측 값과의 비교 결과

7가지 예측 모델의 성능을 비교한 결과, 앙상블(ensembles) 모델인 그랜드 부스팅(GradientBoosting)과 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)이 분석한 데이터 세트에 대해서 토압식 실드 TBM 굴진성능 예측에 적합한 것으로 나타났다. 그러나 이 결과는 단일 현장의 데이터를 기반으로 도출된 것으로 다양한 현장의 데이터를 이용한 결과를 확인할 필요가 있다.

맺음말

머신러닝을 이용한 TBM의 운전 자동화를 위해서는 현장의 지반정보와 굴진정보를 수집하고 이를 이용하여 학습에 적합한 데이터 세트의 구성과 분석이 필요하다. TBM의 굴진정보는 수백~수천 개의 항목으로 구성되어 있기 때문에 머신러닝을 위한 목표(target)와 특징(features)의 선택에서부터 난관을 맞이하게 되며, 그 전에 장비로부터의 온전한 굴진정보 수집에서 어려움이 발생한다. 또한, 수백 미터 간격으로 수행되는 지반정보의 부족 역시 머신러닝을 적용하는 데 문제로 다가온다. 머신러닝에서 좋은 결과를 내기 위해서는 양질의 데이터를 확보하는 것이 중요하다. 이제 국내에서도 TBM 데이터 수집의 중요성을 인식하고 있지만, 아직까지 파편적인 데이터 세트 구성만이 가능하다. 데이터 기반으로 높은 학습 성능을 보여주기 위해서는 모두의 관심이 필요한 상황이다. 굴삭기를 비롯하여 많은 건설중장비가 자동화에 속도를 내고 있으며, TBM 자동화 분야에서도 일부 성과가 나타나고 있다. 인력 부족과 생산성 증가를 위해서 장비의 자동화는 건설 분야를 비롯하여 산업 전반의 대세이다. 따라서 TBM 자동화 분야에서도 지속적인 연구가 필요하다.

참고자료

- 강태호, 최순욱, 이철호, 장수호(2020). 머신러닝 기법과 TBM 시공정보를 활용한 토압식 쉴드TBM 굴진율 예측 연구. 터널과 지하공간, 제30권, 제6호, pp.540-550.
- 과학기술전략연구소(2019). 스마트 건설기술 개발사업 기획 최종보고서, 국토교통과학기술진흥원.
- 한국건설기술연구원(2021). 도로구조물 원격 · 자동화 시공 기술 개발 1단계보고서.