

딥러닝을 이용한 경량혼합토의 일축압축강도 예측 시스템

박보현^{1*}, 김두기², 박대욱³

Predictive System for Unconfined Compressive Strength of Lightweight Treated Soil(LTS) using Deep Learning

Bohyun Park^{1*}, Dookie Kim², Dae-Wook Park³

Abstract: The unconfined compressive strength of lightweight treated soils strongly depends on mixing ratio. To characterize the relation between various LTS components and the unconfined compressive strength of LTS, extensive studies have been conducted, proposing normalized factor using regression models based on their experimental results. However, these results obtained from laboratory experiments do not expect consistent prediction accuracy due to complicated relation between materials and mix proportions. In this study, deep neural network model(Deep-LTS), which was based on experimental test results performed on various mixing conditions, was applied to predict the unconfined compressive strength. It was found that the unconfined compressive strength LTS at a given mixing ratio could be reasonable estimated using proposed Deep-LTS.

Keywords: Lightweight Treated Soil(LTS), Artificial Neural Network(ANN), Deep Neural Network(DNN), Deep Learning, Deep-LTS

1. 서 론

매년 국내외적으로 새만금 개발사업 등의 해양 항만공사, 해상 항로 유지, 오염해역 준설, 기존 항만 및 하천 정비 사업으로 막대한 양의 준설토가 발생하고 있다. 일반적으로 발생한 준설토는 폐기물로 간주되어 육상 매립장에 매립하거나 외해 투기장에 투기하는 방식으로 처리하고 있는 실정이다. 육상매립의 경우 대규모 투기장 조성을 위한 건설비용 증대와 매립장에서 발생하는 악취, 해충, 침출수 등의 주변 환경의 오염으로 인해 부지확보가 어렵고, 형성된 고함수비의 매립장을 사용하기 위해 연약지반 처리에 과다한 시간과 비용이 소요되는 등 경제적, 환경적 문제점이 대두되고 있다. 유럽과 일본 등에서 준설토를 매립지와 기초지반을 포함하는 건설재료, 토지 개량, 제방 축조, 도로 건설, 제방 축조, 서식지 조성 과 개선, 양식, 농업, 수질개선 등 공학적 이용 및 해양환경개선의 용도로 활용한 사례가 있다(Yoon et al., 2016). 일반적으로 연약지반 상에 항만, 도로 및 구조물을 건설하는 경우 건설재료로서 가장 널리 활용되고 있는 흙은 소정의 단위중량으로

인해 기초지반 및 구조물에 하중을 추가하는 수평토압 및 연직토압을 유발시키며, 지반의 불균질, 토질정수의 불확실성 등이 내포되어 공사시나 공사 이후 지반침하가 발생한다. 또한, 성토나 교대, 옹벽 등 구조물 배면 뒤채움시 편재하중이 작용하여 지반의 측방유동에 의해 기초의 구조적인 파괴와 활동파괴의 원인이 되며, 경량의 단위중량을 갖는 지반 재료로 치환하는 방법이 합리적인 대안이 될 수 있다. 양질의 건설재료가 점차 고갈되고 있는 현재 상황에서 준설토 및 현장발생토를 재활용하고, 기존의 지반재료 보다 강도가 우수하고, 단위중량의 경량화가 가능한 경량혼합토(LTS : Lightweight Treated Soil)공법이 개발되어 활용되고 있다.

경량혼합토는 공학적으로 재활용이 불리한 준설토 또는 현장발생토를 물과 혼합하여 액성한계이상으로 슬러리화 하여 시멘트 등의 고화제를 혼합하여 유동성과 강도를 증대하고 기포나 발포비즈를 첨가하여 경량화한 지반재료이다.

경량혼합토는 사용목적에 따라 시멘트 및 기포제의 함유량을 조절하여 필요한 강도와 단위중량을 얻을 수 있어 구조물 배면에 작용하는 토압 경감으로 인한 활동파괴나 측방유동을 방지할 수 있어 안벽, 교대 및 옹벽의 뒤채움재로 활용가능하고, 도로건설 및 확폭의 경우 상재하중의 경감으로 지반침하의 억제에 효율적이며 고화제의 양생에 따라 서서히 강도가 발현되어 연직방향 시공과 일정 강도에 수평방향의 토압이 발생하지 않아 급경사지에 성토가 용이하다. 또한, 유동성이 있어 펌프 압송으로 직접 타설이 가능하여 협소공간이나 관

¹정회원, 시지엔지니어링(주) 설계사업부 본부장교신저자

²정회원, 공주대학교 건설환경공학부 교수,

³정회원, 군산대학교 토목환경공학부 교수

*Corresponding author: whskeks0405@naver.com

Digital-ro 306, Guro-gu, Seoul 08378, Republic of Korea

•본 논문에 대한 토의를 2020년 7월 31일까지 학회로 보내주시면 2020년 8월 호에 토론결과를 게재하겠습니다.

Table 1 Engineering Properties of LTS(Yoon and Kim, 2015)

Item	Characteristics
Unit Weight	$\gamma = 6 \sim 12 kN/m^3$
Strength	$q_{u, max} = 1,000 kPa$
Stiffness	$q_u = 200 \sim 800 kPa \rightarrow E_{50} = 15 \sim 160 MPa$ $\nu = 0.05 \sim 0.15$
Creep	very small under yield stress
Permeability	$k = 10^{-6} \sim 10^{-5} cm/sec$

γ = Unit Weight, q_u = Unconfined Compressive Strength, E_{50} = Deformation Modulus, ν = Poison's ratio, k = Permeability

로 되메움의 용도로 적용가능하다.

경량혼합토의 공학적 특성은 시멘트와 기포 함유량을 조절하여 $6 \sim 12 kN/m^3$ 범위의 단위중량(γ)과 최대 $1,000 kPa$ 의 일축압축강도(q_u)를 확보할 수 있고, 할선탄성계수(E_{50})로 나타내는 변형계수는 일축압축강도로부터 추정 할 수 있으며 $15 \sim 160 MPa$ 의 범위이고, 항복응력 이하의 응력에서 장기 변형은 매우 작은 수준이고, 실트질점토(silt-clay)와 투수계수(k)가 유사하다.

경량혼합토는 1960년대 일본에서 항만건설의 지반재료로 처음 등장하였으며, 준설토의 재활용을 위한 목적으로 공법이 발전되었으며, 1995년 일본 고베지진 후 항만 복구사업 및 도로 하네다 공항 활주로 건설 등 다양한 분야에서 널리 활용되고 있다. Tsuchida et al. (1996)은 경량혼합토가 항만구조물의 뒤채움재로 사용하기에 충분한 강도를 보유하고 있음을 현장시험을 통해 증명하였고, 배합설계시 시공하는 동안 변화하는 경량혼합토의 밀도를 고려해야한다고 지적하였다. Yoon and You (2004)은 준설토의 초기 함수비 및 시멘트 함유율 및 준설토 채취지역에 따른 경량혼합토의 역학적 거동을 일축압축시험으로 정량적으로 평가하였고, 준설토의 초기 함수비, 시멘트 함유량, 기포 함유량을 고려한 정규화계수를 일축압축강도의 회귀식으로 제시하였다. 연구결과 경량혼합토의 변형계수(E_{50})는 시멘트 함유량이 클수록 증가하며 준설토의 초기함수비가 클수록 작은 경향이 있고, 경량혼합토의 역학적 특성은 채취지역에 따라 변화하며 적절한 실내시험을 통해 설계에 반영할 것을 강조하였다. Hwang et al. (2010)은 경량혼합토의 현장적용성을 평가하기 위해 확폭시공된 도로 성토체를 대상으로 현장코어 일축압축강도시험, 모관상승고 및 침하계측을 수행하였으며, 경량혼합토를 도로성토체로 활용할 경우 지반침하에 대한 안전성을 규명하였고, 시공 후 원료토와 고화재의 입도차이로 인한 모관상승고 발생과 일축압축강도의 감소를 지적하였다. Park and Vo (2015; 2016)는 일축압축강도시험, 동결-융해시험 및 열전도시험 결과를 이용

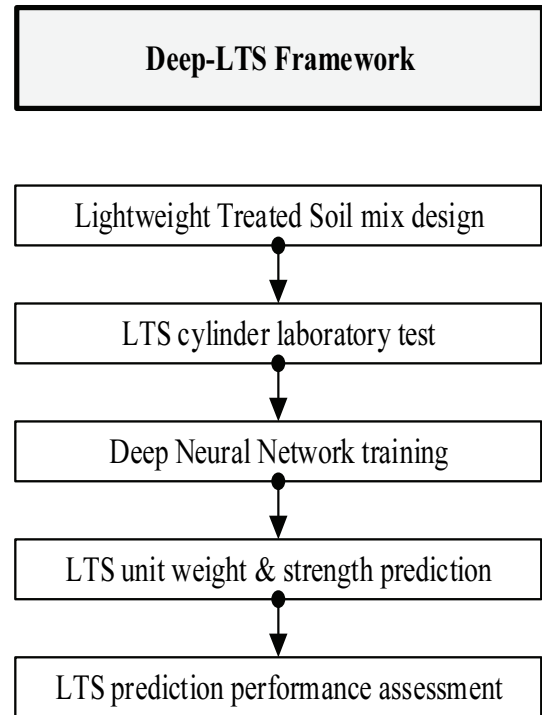


Fig. 1 Research procedure of Deep-LTS

한 포장공용성평가를 수행하여 경량혼합토의 역학적 거동 및 도로 노상층 재료로 활용에 대한 적합성을 규명하였다. Yea et al. (2018)은 실규모 도로 성토체를 제작하여 경량혼합토의 재료특성과 거동을 분석한 결과 원지반 침하 저감 및 전단변형에 따른 영향심도 감소 등 공법의 우수성과 공사 원가 절감의 효과를 강조하였다.

경량혼합토는 여러 재료들로 구성된 혼합체로서, 재료들의 결합 상태에 따라 압축강도 및 단위중량 등의 역학적 특성이 변화한다. 압축강도와 단위중량은 원료토의 초기함수비, 물, 시멘트와 기포의 함유율, 원료토의 채취지역 및 양생 조건 및 방법 등 내·외부적으로 다양한 인자들의 영향을 받고 인자들 간의 복잡한 상호관계를 수학적으로 모형화하기 어려워 추정 및 예측 연구에서 기계학습(Machine-Learning) 알고리즘을 적용한 연구가 활발히 진행 중이다.

Narendra et al. (2006)은 인공신경망과 유전자 프로그래밍(Genetic Programming)으로 예측한 경량혼합토의 일축압축강도를 기존 경험식과 비교하여 기계학습의 높은 정확도를 증명하였고, Das et al. (2011)은 다양한 알고리즘의 인공신경망과 SVM을 적용하여 경량혼합토의 최대건조밀도 및 일축압축강도를 예측하였다.

인공신경망을 이용한 기존 연구의 문제는 예측 시스템을 일반화하기 위해서는 다양한 인자와 매개변수가 적용되어야 하고, 적용되는 조건이 많아지면 학습이 진행될수록 신경망의 성능이 떨어지고 효과적인 학습이 불가능해지는 기술기소실

(Gradient Vanishing)과 과대적합(Overfitting) 등이 발생할 수 있다는 치명적인 단점이 존재한다. 따라서 이 연구는 최근 예측 연구에서 탁월한 성능을 보여주는 딥러닝(Deep Learning) 기법 중 기존 인공지능망의 진보된 알고리즘인 심층신경망(Deep Neural Network, DNN) 알고리즘을 적용하여 경량혼합토의 일축압축강도 예측의 정확도 및 성능을 향상시킨 시스템(Deep-LTS)을 제안하였다. 영종도 매립지에서 채취한 준설토를 다양한 배합비를 갖는 경량혼합토 공시체를 제작하여 현장과 동일한 조건에서 양생시켜 7일, 14일 및 28일 강도를 실험시험으로 측정하고, 실험시험에서 적용한 배합비를 심층신경망에 학습시켜 경량혼합토의 일축압축강도를 예측하였다. 또한, 개발한 Deep-LTS 시스템의 예측성능은 기존 인공지능망 및 실험시험의 결과 값과 비교하여 평가하였고, 연구절차는 Fig. 1과 같다.

2. 실험시험

2.1 경량혼합토의 재료

경량혼합토의 재료는 Fig. 2와 같이 원료토인 준설토 및 현장발생토, 물, 고화제 및 기포로 구성되며, 각 재료들의 비중의 편차로 인해 일반적으로 전용 플랜트를 통해서 생산한다. 제조 과정은 Fig. 3과 같이 첫째, 흙의 입도를 분류하고, 흙의 전기적 성질을 왜해하여 간극비를 최소화 하는 해니단계, 둘째, 원료토의 함수비를 일정하게 유지하도록 물을 첨가 및 배출하는 조니단계, 셋째, 원료토, 시멘트, 물 및 기포를 교반기로 혼합한 후 슬러리 상태로 펌프 압송하여 타설하는 단계로 나눌 수 있다.

이 연구에서 원료토는 영종도 매립지에서 채취한 실트가 함유된 실트질 점토를 사용하였고, 물은 유해한 불순물인 기름, 산, 알칼리, 염류, 유기물 등을 포함하지 않은 청정한 것이어야 한다. 해수는 철근 또는 PC강선을 부식시킬 염려가 있으므로 철근콘크리트 혼합수로 사용해서는 안되며, 콘크리트 용수로서는 수돗물, 하천수, 호소수 등을 이용할 수 있으나 만약 오염된 물을 혼합수로 사용하면 경화강도의 발현, 체적변화, 백화(Efflorescence) 및 위커빌리티 등에 나쁜 영향을 미치므로, KASS 05010.2.1.3의 규정에 따라 상수도를 사용하였다. 고화제로 사용하는 시멘트는 일반적으로 토사의 종류에 따라 선정하며 강도 발현이 좋은 점성토 등에는 보통포틀랜드시멘트 또는 고로시멘트 B종을 사용하며, 유기질토 등에는 시멘트계 고화제가 이용된다. 또한 육가크롬에 대해 반응성이 높은 토사에는 특수도용 고화제도 이용되고 있으며, 경제성과 사용성을 고려하여 1종 보통포틀랜드 시멘트를 사용하

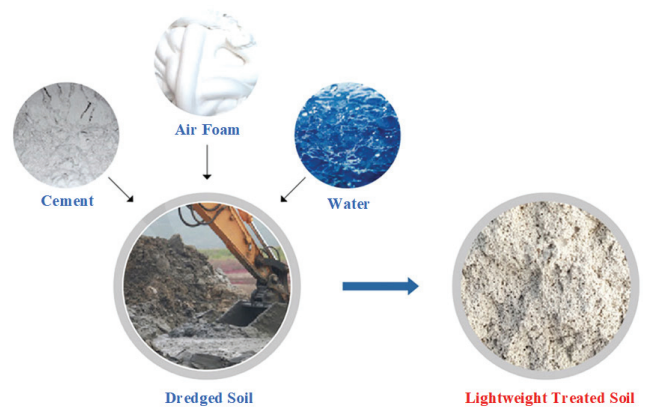


Fig. 2 Materials of LTS



Fig. 3 Manufacturing of LTS

였다. 기포제는 식물성, 동물성 및 고분자기포제 등이 있으며 양생과 장기적인 안정성에 문제가 없는 제품을 사용해야 한다. 기포를 발생시키는 방법은 기포제를 이용하여 물리적으로 공기압을 가해 사전에 발포를 시키는 방법과 발포제를 시료에 혼합시켜 수화 반응에 의해 가스를 발생시키는 방법 등이 있다. 기포제는 경량성과 유동성을 확보하기 위하여 기포를 내부에 균일하게 분산시키는 것과 펌프 압송시 소포하지 않는 것이 중요하다. 기포제는 소정의 배율로 물에 희석하여 발포장치 속의 압축공기와 함께 내보내진 무스 모양의 기포 균과 시멘트를 기계적으로 혼합한 후 펌프로 시공 위치까지 압송하여 흘려보내 타설한다. 이 연구는 동물성기포제로 기포제와 물의 비율을 1:20, 공기압은 $2\sim 3\text{kg}/\text{cm}^2$ 하에 발포시킨

기포를 사용하였다.

2.2 공시체 제작

경량혼합토의 실내시험을 위한 공시체는 직경 5cm, 높이 10cm인 PVC몰드를 제작하였다. PVC몰드 하부의 밀봉을 위하여 아크릴판을 준비하여 몰드 하부와 아크릴 사이를 접착제를 사용하여 수밀성을 확보할 수 있게 고정하였으며, 양생되면서 내면에 부착되어 소실되는 것을 방지하기 위하여 그리스(Grease)를 얇게 도포하였고, 양생 후 몰드에서 분리할 때 공시체가 교란되는 것을 방지하기 위하여 분리가 가능한 몰드로 제작하였으며, 공시체를 밀봉하여 수분의 증발을 방지한 상태에서 상온에서 7일, 14일, 28일 실내 습윤 양생을 하였다. 또한 시멘트, 흙, 물이 혼합된 슬러리 단위중량을 측정하고 후 시료의 목표단위중량 배합을 위한 기포투입량을 결정하였으며 교반에 따른 소포율을 감안하여 기포투입량을 점차 증가시켜 단위중량을 조정하였다.

2.3 실내시험방법 및 조건

일축압축강도를 위한 실내시험은 KSF 2314의 기준에 따라 수행하였고, Photo 2와 같다. 실내시험에서는 미리 계획된 배합조건에 따라 제작한 공시체를 재하판 사이에 설치한 후, 매분 1%의 압축변형이 발생하도록 연속적으로 재하를 하였다. 그 때 발생하는 공시체의 변형량과 압축하중은 다이얼 게이지와 로드셀로 측정하였다. 한편 공시체에 대한 재하는 압축하중이 최대값을 경과한 후에 그 최대값의 약 50%에 해당하는 압축하중에서 시험을 종료하였다.



Photo 1 Specimens for laboratory test

2.4 실내시험결과

경량혼합토의 일축압축강도 시험결과는 Fig. 4~5와 같고, 강도는 기포제 함유량이 감소하거나, 시멘트 함유량이 많을수록 크게 나타나고, 양생기간이 길수록 강도발현이 큰 것으로 확인되었다. 시멘트 함유율이 높고(원료토 함유율 낮음) 단위중량이 증가할수록 전단파괴면이 수직에 가까운 취성 거동을 보이며, 시멘트 함유율이 낮고(원료토 함유율 높음) 단위중량이 감소할수록 뚜렷한 전단파괴면을 보이지 않고 선단부분에서 스펀지처럼 압축되어 연성적으로 파괴되는 거동을 보인다. 또한, 시료 운반에 따른 교란이나 현장에서의 재료 배합이 대형 토조에서 이루어짐에 따라 균질성 미흡, 양생시 표면에서의 건조 균열 등의 원인으로 목표 강도는 만족하지만 제령 28일 강도가 감소하는 현상이 나타났다.

3. 딥러닝을 이용한 경량혼합토 강도예측

3.1 딥러닝

딥러닝은 학습, 추론 및 지각 등의 인간의 사고력을 가진 컴퓨터가 데이터를 스스로 분석하고 학습하여 어떤 판단을 결정할 수 있는 인공지능에서 파생된 기술로서, 인간이 직접 데이터의 특징을 인식하고 추출하는 과정을 컴퓨터가 입력 데이터에 대한 자율적인 사고를 통해 기존 인공지능 및 기계학



Photo 2 Unconfined compression test

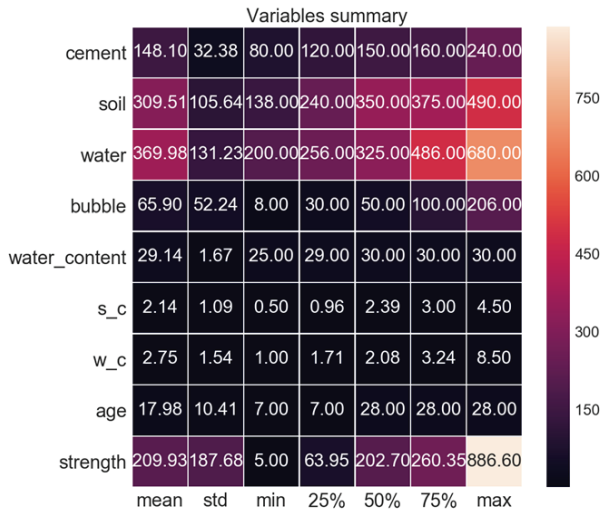


Fig. 4 LTS variables summary

습에서 찾지 못 하는 데이터의 세세한 특성까지 파악 할 수 있으며, 다양한 비선형 변환 기법의 조합을 통해 높은 정확도의 예측 성능을 발휘한다(Olshausen and Field, 1996; Bengio et al., 2014). 최근 그래픽 하드웨어(Graphics Processing Unit, GPU)의 발달로 인해 연산속도가 현저히 개선되고 인터넷 빅 데이터를 통한 학습 데이터 획득이 수월해지면서 여러 분야에서 적용되고 있다.

딥러닝은 여러 층의 신경망(Neural Network)으로 구성되어 있는데, 은닉층의 개수를 늘려 신경망의 층을 더 깊게 만드는 것을 심층신경망이라 하며, 심층신경망을 학습시키는 기법을 딥러닝이라고 한다. 심층신경망은 하나의 은닉층으로 구성되어 있는 기존의 인공신경망과 달리 여러 개의 은닉층이 깊게 쌓여 있으며, 추가된 은닉층들은 층마다 다른 층위의 특징을 학습한다. 이러한 추상화 과정을 통해 심층신경망은 고차원 데이터의 잠재적인 구조까지 파악할 수 있는 장점이 있다.

딥러닝 알고리즘의 기본은 퍼셉트론(Perceptron)에서 시작되고, 퍼셉트론은 신경망이라고 한다. 신경망은 인간의 신경 세포의 구조를 모방한 수학적 모델이고, 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공뉴런(Neuron)이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜 문제 해결 능력을 가지는 모델이다. 신경망은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer)과 출력층(Output layer)의 각 층에 뉴런들이 가중치를 통해 연결된 구조이며 가중치(Wight)와 뉴런의 선형 결합과 활성화 함수(Activation Function)를 통해 복잡한 함수를 근사(Function Approximation)하고 식(1)과 같다.

$$y_j = f\left(\sum_i^n w_{ij}x_j + b_i\right) \quad (1)$$

여기서, y_j 는 출력값, f 는 활성화 함수, n 은 입력벡터의 수, x_j 는 입력값, w_{ij} 는 입력과 출력의 가중치, 그리고 b_i 는 편향(Bias)을 나타낸다.

신경망의 학습은 가중치를 출력층에서 입력층까지 역방향으로 갱신하는 역전파 알고리즘(Backpropagation)기법을 사용한다. 역전파 알고리즘은 출력층에서 계산된 출력과 실제 출력값을 식(2)와 같은 목적함수(Objective Function) 또는 비용함수(Cost Function)를 최소화 시키는 가중치를 찾아 갱신하며 목적함수가 특정 값에 수렴 및 최소화할 때까지 반복하여 학습을 진행한다.

$$O = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_j - y)^2 \quad (2)$$

여기서 O 는 목적함수 또는 비용함수, y_i 는 예측값, y 는 실제값을 나타낸다.

전술한 바와 같이 심층학습은 기존 인공신경망에 은닉층을 추가하여 학습 능력을 향상한 것으로 층이 깊어질수록 과대적합 및 기울기 소실과 같은 문제가 발생한다. 과대적합 문제는 학습이 훈련데이터에만 집중되어 실제 데이터에 대한 정확도가 낮아지는 문제로 심층신경망의 학습과정에서 무작위로 일부 뉴런 사이의 연결을 단절시키는 Drop-out 정규화 기법이 활용된다(Srivastava et al., 2014).

기존 인공신경망에서 활성화 함수는 sigmoid와 tanh 함수 등이 있고, 심층신경망에 적용하면 기울기 하강이 반복될수록 오차가 사라지는 기울기 소실이 발생한다. Nair and Hinton (2010)은 기존 sigmoid 함수에 비해 간단하고 비대칭적인 형태로 기존 인공신경망보다 더 빠르고 효과적으로 학습이 가능한 ReLU(Rectified Linear Unit) 활성화 함수를 제안하였다.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3)$$

ReLU 활성화 함수는 음수에서 0으로 활성화 되지 않으며 양수에서는 기울기가 항상 1로 일정하며, 심층신경망 학습시 층이 깊어질수록 활성화 함수의 영향이 감소하는 단점을 극복하였다.

3.2 Deep-LTS을 이용한 일축압축강도 예측 및 결과

이 연구는 딥러닝을 활용한 경량혼합토의 일축압축강도를 예측을 위한 연구이며, 다양한 배합조건으로 공시체 제작 및 실험을 수행하였으며, 실험 데이터의 데이터를 이용하여 Deep-LTS 모델을 구축하여 일축압축강도를 예측하였다. 또한 Deep-LTS의 성능을 평가하기 위해 기존 인공신경망을 이용한 예측과 비교하여 예측성능을 평가하였다.

Fig. 5와 같이 총 52개의 경량혼합토 공시체를 제작하여 실

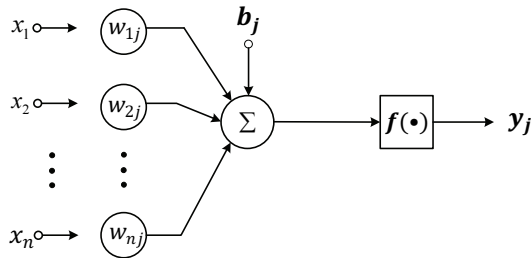


Fig. 5 ANN model architecture

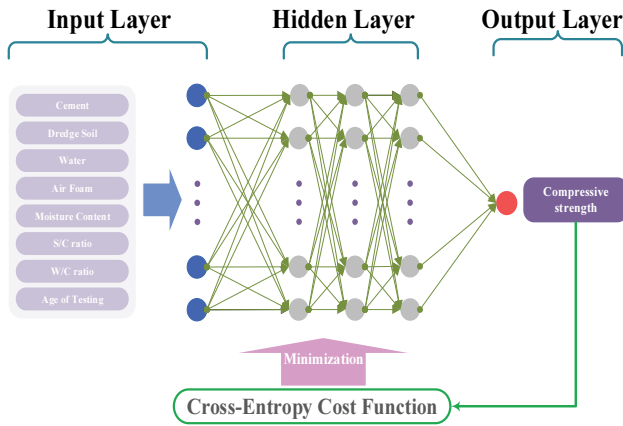


Fig. 6 Deep-LTS system architecture

내시험을 수행하여 7일, 14일 및 28일 재령을 갖는 일축압축 강도를 구하였고, 실내시험 결과 5.0 ~ 886.60kPa의 강도가 나타났다.

Deep-LTS 모델은 입력층(시멘트 및 원료토의 중량, 물, 기포, 원료토 함수비, 원료토와 시멘트의 혼합비, 물과 시멘트의 혼합비, 재령일수) 8개와 3개의 은닉층 및 1개의 출력층(압축 강도)로 구축하였고, 52개의 실내시험 데이터 전체를 사용하여 심층신경망을 학습하였고, 학습데이터는 39개(75%)의 훈련데이터와 예측의 정확도를 파악하는 테스트데이터 13개(25%)를 무작위 추출을 통해 분할하였다.

Deep-LTS의 시뮬레이션은 학습률(Learning Rate) 0.01, 학습 횟수 2,000회, 뉴런 30개로 고정하였고, 활성화 함수로 ReLU 함수와 cross-entropy 비용 함수(Cost function)를 사용하였고, 인공신경망과 Deep-LTS 모델의 시뮬레이션 조건은 Table 2와 같다.

Deep-LTS와 인공신경망의 성능을 평가하기 위해 상관계수(R), 평균제곱근오차(RMSE) 및 평균절대오차(MAE)를 채택하였고, 기존 인공신경망과 비교하였다.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(y_i^{pre} - \bar{y}^{pre})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (y_i^{pre} - \bar{y}^{pre})^2}} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{pre})^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i^{pre}| \quad (6)$$

여기서, y 는 실제값, y^{pre} 는 예측값, \bar{y} 는 실제의 평균값, \bar{y}^{pre} 는 예측의 평균값이다.

Table 3는 심층신경망과 인공신경망으로 경량혼합토의 강도를 예측한 결과를 비교하였고, 인공신경망의 R, RMSE 및 MAE는 각각 0.64, 134.54kPa, 86.85kPa이고, 심층신경망은 0.98, 16.76kPa, 11.40kPa로 인공신경망에 비해 심층신경망의 예측성능이 매우 우수함을 확인하였다. 또한, 인공신경망과 심층신경망을 이용한 경량혼합토의 강도 예측결과를 Fig. 7~8에 나타내었고, 성능평가는 Fig. 9~10에 나타내었다.

Table 2 Simulation Parameters used for ANN & Deep-LTS

Parameter	ANN	Deep-LTS
Hidden Layer	1	3
Training Method	Backpropagation	Backpropagation
Weight Adjustment	Stochastic Gradient Descent	Stochastic Gradient Descent
Activation Function	Sigmoid	ReLU
Cost Function	Mean Square Error	Cross Entropy
Epoch	2000	2000
Neuron	30	30
Learning Rate	0.01	0.01

Table 3 comparison of ANN and Deep-LTS

Model	R	RMSE (kPa)	MAE (kPa)
ANN	0.64	134.54	86.85
DNN	0.98	16.76	11.40

4. 결론

경량혼합토는 공학적으로 재활용이 불리한 준설토 또는 현장발생토를 경량화하여 연약지반개량 및 성토제로 재사용이 가능한 지반재료로 최근에 각광을 받는 공법으로 내·외부적으로 다양한 인자들이 압축강도에 영향을 미치므로 현장에서 품질관리에 어려움이 있다. 따라서 이 연구는 경량혼합토의 공시체를 제작하여 실내시험한 데이터를 이용하여 최근에 예측연구에 우수한 성능을 가진 딥러닝 기법을 적용하여 일축압축강도 예측시스템인 Deep-LTS를 제안하였고, 예측성능을 기존 인공신경망과 비교 한 결과 R값은 1.5배, RMSE와 MAE는 각

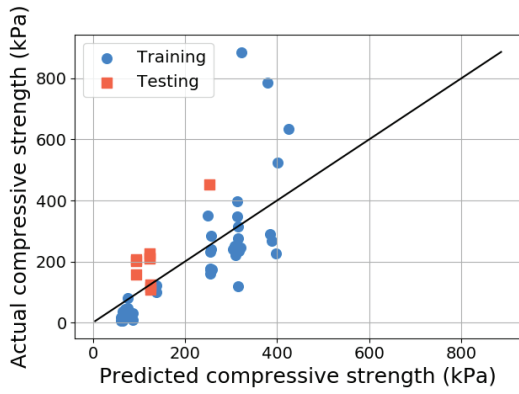


Fig. 7 ANN prediction

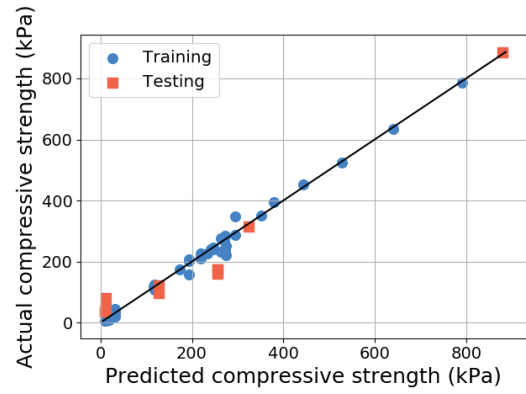


Fig. 8 DNN prediction

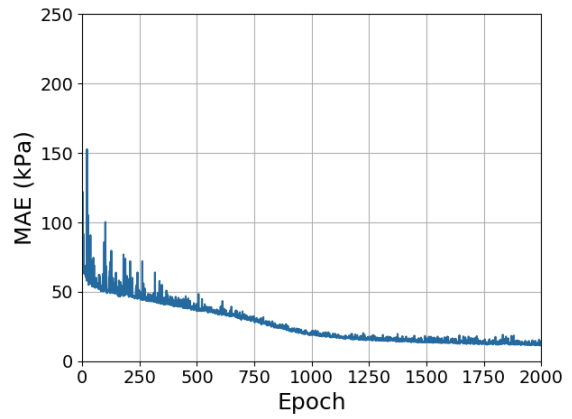
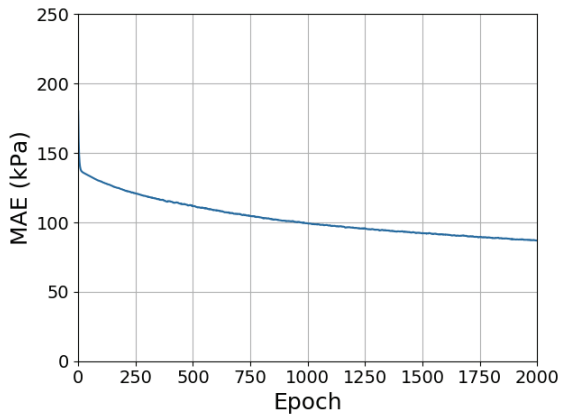
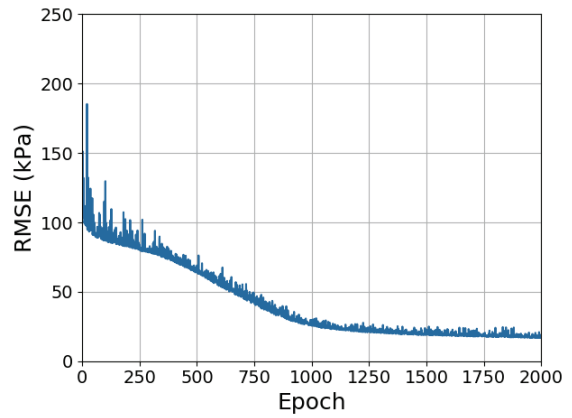
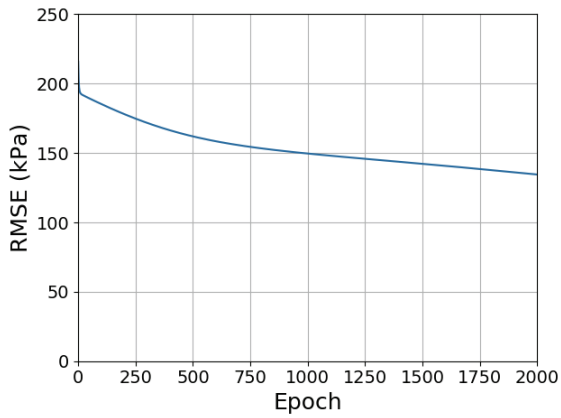
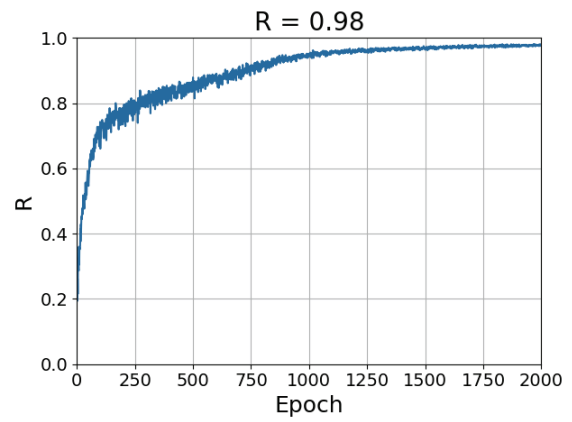
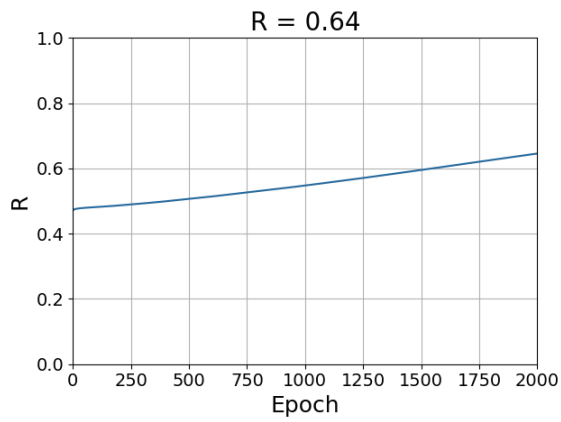


Fig 9 ANN performance of prediction

Fig 10 Deep-LTS performance of prediction

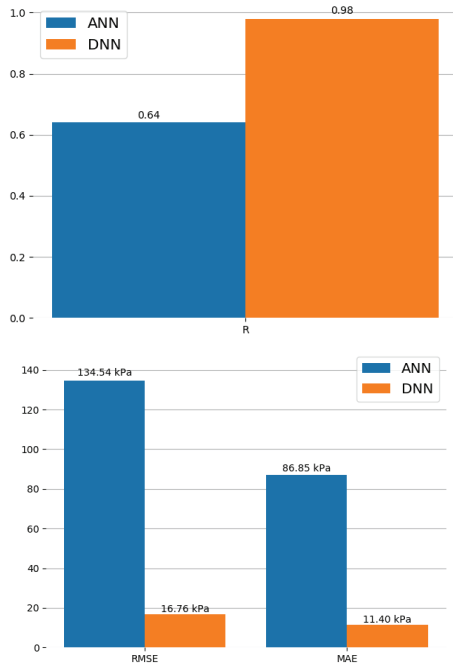


Fig. 11 Performance between ANN&Deep-LTS

각 8배와 7배 이상의 성능향상을 확인하였다. Deep-LTS 시스템은 토목공학의 전반적인 분야의 예측 연구에도 적용될 수 있을 것으로 판단되며, 다양한 조건에서 추가적인 시험 데이터의 축적을 통해 시스템의 신뢰도가 향상될 것으로 기대된다. 또한 경량혼합토는 원료토 채취지역에 따라 일관된 품질을 보장할 수 없으므로 향후 채취지역의 공간적 변동성을 고려할 수 있는 확률론적 딥러닝 시스템 개발에 대한 연구가 필요하다.

References

1. Bengio, Y., Courville, A., and Vincent, P. (2014), Representation learning: a review and new perspectives, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(8), 1798-1828.
2. Das, S. K., Samui, P., and Sabat, A. K. (2011), Application of Artificial Intelligence to Maximum Dry Density and Unconfined Compressive Strength of Cement Stabilized Soil, *Geotechnical and Geological Engineering*, 29(3), 329-342.

3. Hwang, J., Ahn, Y., Lee, Y., and Kim, T. (2010), Characteristics of the Expanded Road Embankment Constructed by Lightweight Air-Mixed Soils for a Short-Term, *Journal of The Korean Society of Civil Engineers*, 30(4D), 377-386.
4. Nair, V., and Hinton, G. E. (2010), Rectified Linear Units improve restricted Boltzmann Machines, In *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning, ICML-10*, 809-814.
5. Narendra, B. S., Sivapullaiyah, P. V., Suresh, S., and Omkar, S. N. (2006) Prediction of unconfined compressive strength of soft grounds using computational intelligence techniques: a comparative study, *Computers and Geotechnics*, 33(3), 196-208.
6. Olshausen, B. A., and Field, D. J. (1996), Emergence of simple receptive field properties, *Nature*, 1381, 607.
7. Park, D., and Vo, H. (2015), Evaluation of Air-foam Stabilized Soil of Dredged Soil Waste as a Pavement Subgrade Layer, *KS CE Journal of Civil Engineering*, 19(7), 2091-2097.
8. Park, D., and Vo, H. (2016), Lightweight Treated Soil As a Potential Sustainable Pavement Material, *Journal of Performance of Constructed Facilities, ASCE*, 30(1) C4014009
9. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R. (2014), Dropout : A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting, *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929-1958.
10. Tsuchida, T., Yokoyama, Y., Mizukami, J., Shimizu, K., and Kasai, J. (1996), Field Test of Light-Weight Geomaterials for Harbor Structures, *Technical Note of The Port and Airport Research Institute*, 833, 3-30.
11. Yea, G., Lee, Y., Kim, H., Yoon, G., and Han, S. (2018), Material and Behavior Characteristics of Lightweight Embankment for Road Constructed on Soft Ground, *Journal of Korean Geosynthetic Society*, 17(2), 41-49
12. Yoon, G., and You, S. (2004), Strength and Deformation Characteristics of Lightweight Foamed Soil Using In-situ Soil, *Journal of the Korean Geotechnical Society*, 20(9), 125-131.
13. Yoon, G., Lee, S., and Oh, M. (2016), Guidelines for Beneficial Use of Dredge Sediments, *CIR Publishing*, 27-38.
14. Yoon, G., and Kim, S. (2016) Numerical analysis of lightweight air foamed soils using dredged materials for soft ground improvement method, *The 15th Asian Regional Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering, Japanese Geotechnical Society*, 2(61), 2073-2077.

Received : 03/13/2020

Revised : 04/14/2020

Accepted : 05/12/2020

요 지 : 경량혼합토의 일축압축강도는 배합비에 크게 의존한다. 경량혼합토와 다양한 경량혼합토의 구성성분들의 관계를 특징짓기 위한 기존연구에서는 시험을 통한 회귀모델을 사용하여 정규화계수를 제안하였다. 그러나 실내시험에서 얻은 결과는 재료와 배합비사이의 관계가 복잡하기 때문에 일정한 예측의 정확도를 기대할 수 없다. 이 연구에서는 다양한 배합조건에서 수행된 실내시험결과를 바탕으로 심층신경망 모델을 적용함으로써 경량혼합토의 일축압축강도를 예측하였다. 제안된 심층신경망 모델을 사용함으로써 설계 배합조건으로 구성된 경량혼합토의 일축압축강도 값을 합리적으로 산정할 수 있다.

핵심용어 : 경량혼합토, 인공신경망, 심층신경망, 딥러닝,