

도심지 지하굴착 및 터널시공 예비설계를 위한 인공지능망 개발에 관한 연구

A study on Development of Artificial Neural Network (ANN) for Preliminary Design of Urban Deep Excavation and Tunnelling

유충식¹, 양재원^{2*}

Chungsik Yoo¹, Jaewon Yang^{2*}

¹Member, Professor, School of Civil, Architectural Engineering and Landscape Architecture, Sungkyunkwan Univ. Natural Sciences Campus, Cheoncheon-dong, Jangan-gu, Suwan-si, Gyeonggi-do, Korea

²Member, Graduate Student, School of Civil, Architectural Engineering and Landscape Architecture, Sungkyunkwan Univ. Natural Sciences Campus, Cheoncheon-dong, Jangan-gu, Suwan-si, Gyeonggi-do, Korea

ABSTRACT

In this paper development artificial neural networks (ANN) for preliminary design and prediction of urban tunnelling and deep excavation-induced ground settlement was presented. In order to form training and validation data sets for the ANN development, field design and measured data were collected for various tunnelling and deep-excitation sites. The field data were then used as a database for the ANN training. The developed ANN was validated against a testing set and the unused field data in terms of statistical parameters such as R^2 , RMSE, and MAE. The practical use of ANN was demonstrated by applying the developed ANN to hypothetical conditions. It was shown that the developed ANN can be effectively used as a tool for preliminary excavation design and ground settlement prediction for urban excavation problems.

요 지

본 논문에서는 도심지 지하굴착 및 터널현장의 예비설계 및 지반침하를 예측이 가능한 인공지능망 개발에 대한 내용을 다루었다. 인공지능망의 개발을 위해 먼저 다양한 도심지 터널 및 지하굴착 현장 계측자료를 수집하여 데이터베이스를 구축하고 이를 인공지능망 학습에 필요한 학습데이터를 구축하는데 활용하였다. 개발된 인공지능망은 학습에 활용되지 않은 검증 데이터 세트 및 현장계측자료를 활용하여 결정계수(R^2), 평균제곱근오차(Root Mean Square Error; RMSE), 절대평균오차(Mean Absolute Error; MAE) 등 통계적 파라미터를 근거로 하여 신뢰도를 검증하였다. 개발된 인공지능망은 도심지 굴착현장의 예비 설계 및 이에 따른 주변침하를 예측하는데 효율적으로 활용될 수 있는 것으로 평가되었다.

Keywords : Artificial Neural Network, Bigdata, Deep excavation, Tunnelling, Field monitoring

1. 서론

지하굴착과 터널굴착으로 대표되는 지하건설공사로 인하여 발생하는 지반침하의 공사현장 인근의 건물과 포장도로, 관수로 등 각종 시설물에 손상을 발생시키는 주요 원인으로, 과도한 지반침하가 발생할 경우 연계 되는 사회

경제적 손실이 막대하기 때문에 지하건설공사 착수에 앞서 수치해석 프로그램 등을 통해 검토되곤 한다. 하지만 지하건설공사에서 지반침하에 영향을 미치는 요인은 지하굴착의 경우 지반의 종류, 지층의 두께, 벽체의 강성, 벽체의 길이, 벽체의 투수계수, 지보재의 강성, 지보재의 설치위치 그리고 터널굴착의 경우 토사층의 두께, 터널 천단상부의 지반 종류, 지보패턴 등으로 무수히 많기 때문에 각각의 현장에 대한 최적화된 수치해석을 진행한다고 하여도 적지 않은 경제적 시간적 소모가 발생한다. 이에 본

Received 30 Mar. 2019, Revised 17 Jan. 2020, Accepted 20 Jan. 2020

*Corresponding author

Tel: +81-31-290-7537; Fax: +81-31-290-7549

E-mail address: yauoikhc149@naver.com (J. W. Yang)

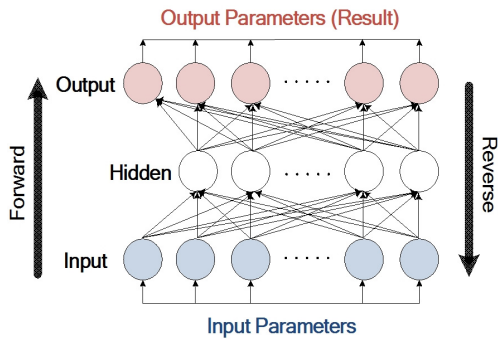


Fig. 1. Example ANN Structure

연구에서는 입력조건과 결과 값의 관계를 정량적으로 정립하여 새로운 입력조건에 대해 예상되는 결과 값을 예측하는 인공지능망을 개발하여 지하굴착 및 터널굴착 현장에 대한 예비설계 및 관련된 지반침하를 손쉽게 예측하여 실무에서의 설계 검토에 기여하고자 하였다.

인공지능망은 생물학적 신경 처리의 연구에 의해 개발된 구조이다. 신경망에는 생물학적 신경처리가 어떻게 동작하는가에 대한 많은 이론이 존재하는 만큼, 비교적 간단한 것에서부터 매우 복잡한 것까지 여러 많은 종류들이 있다. 본 연구에서 사용된 계층적 피드포워드(layered feed-forward) 신경망은 계층을 갖는다. 처리 요소의 계층은 수신한 데이터에 대해 독립된 계산을 수행하여 그 결과를 다른 계층으로 전송한다. 다음 계층은 다시 독립된 계산을 하고 이를 또 다른 계층으로 전송한다. 마지막으로, 하나 이상의 처리 요소들의 서브그룹은 신경망으로부터 출력을 결정한다.

각 처리 요소는 그 입력의 가중치 합에 근거하여 계산을 하게 된다. 첫 번째 계층은 입력층이며 마지막은 출력층, 처음과 마지막 계층 사이에 있는 계층을 은닉층이라 한다. 처리요소는 인간의 뇌의 신경세포와 비슷한 단위이며, 그들은 셀 또는 인공 신경세포라 불리고, 간단히 뉴런(neuron)이라고 흔히 칭한다. 임계 함수는 출력층에서 뉴런의 출력을 한정하기 위해 사용된다. Fig. 1은 계층적 피드포워드 신경망의 간략도이다. 화살표는 뉴런들 간의 시냅스(연결)를 의미하며, 원형의 노드는 뉴런을 표시한다. 인공신경망에 대한 자세한 내용은 Yoo et al.(2018)에 상세히 기술되어 있다.

최근 들어 인공지능망을 지반공학 분야에 접목시키려는 많은 시도가 있어 왔다. 특히 인공지능망을 이용한 터널시공시 지반침하 예측에 관한 연구를 통해 인공지능망의 예측 툴로서의 사용 가능성을 확인한 바 있다(Shi et al.

1998; Kim et al. 2001). 성균관대 지반연구실에서는 인공신경망을 터널 설계 및 거동예측에 접목시키는 연구를 지속적으로 수행하여 다수의 연구결과를 보고한 바 있으며(Yoo et al. 2004, 2006a,b, 2008, 2010; Yoo and Kim 2007; Yoo 2011) 이러한 연구를 통해 인공신경망은 지하굴착 및 터널굴착 설계 및 지반침하 등 주변환경에 미치는 예측할 수 있는 유용한 기법으로 활용 가능 한 것으로 검토되었다.

본 연구에서는 지하굴착 및 터널굴착 현장의 설계 및 예측자료를 수집하고 이에 대한 분석을 통해 관련 데이터베이스를 구축하였고 이를 토대로 굴착현장에 대한 예비설계가 가능하고 시공중 발생하는 지반침하를 예측하는 인공지능망을 개발하였다. 인공지능망 개발 과정에서 습득한 다양한 통계적 수치는 개발된 인공지능망이 높은 예측성능을 가지는 것으로 나타나 과학적인 굴착설계를 위한 도구로 활용될 수 있는 것으로 검토되었다. 본 논문에서는 데이터베이스 구축 및 인공지능망 개발에 관한 상세한 내용을 기술하였다.

2. 지반침하 예측 인공지능망 개발을 위한 데이터베이스 구축

본 연구에서는 현장 예측자료를 수집하여 지하굴착 및 터널굴착 시공현장에서 발생하는 지반침하에 관한 데이터베이스를 구축하고자 하였다. 현장 예측 보고서는 시공, 설계 그리고 예측 및 컨설팅 회사들의 협조를 받아 수집하였으며 이를 활용하여 지반침하 데이터를 구축하고 각각의 현장에 대한 지반침하 발생 경향을 파악하였다.

2.1 지반굴착 현장

2.2.1 예측결과 데이터베이스 구축

취합된 지하굴착 현장의 보고서를 통해 확보한 단면은 Table 1에서 나타난 것과 같이 총 77개 단면이며, Table 2에서 제시된 바와 같이 수집된 현장의 굴착 깊이는 4.2m에서 35.0m의 범위를 보이며, 벽체의 종류는 Sheet Pile, H-Pile, CIP, SCW, Slurry wall 등이 적용되었다. 굴착 지보 시스템은 스트러트와 어스앵커로서 지보재의 평균 수직간격은 1.45m에서 3.00m 정도이며 그리고 식 (2)로 산정되는 현장 시스템의 강성은 5~1,506의 범위를 가지는 것으로 검토되었다. 한편 예측된 벽체의 수평 변위는 4mm~

Table 1. Typical database for deep excavation (field data)

Case	Excavation depth, H_{ex} (m)	Type of wall	Support system	Average vertical spacing of supports, s (m)	System stiffness, K	Max. horizontal displacement of wall, $\delta_{wh,max}$ (mm)	Max. ground settlement, $\delta_{gv,max}$ (mm)
1	8.5	SCW	Strut	2.2	377	10	7
2	8	H-Pile	Strut	2.2	66	10	7
3	25	H-Pile	Strut	2.0	71	101.5	71.1
●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●
75	15.05	Sheet Pile	Strut	2.0	297	16	11.2
76	19.55	Sheet Pile	Strut	2.0	297	22	15.4
77	11.15	Sheet Pile	Strut	1.9	364	10	7

Table 2. Range of parameters for deep excavation database (field data)

Parameters	Range of parameters
Excavation depth, H_{ex} (m)	4.2~35.0
Type of wall	Sheet Pile, H-Pile, CIP, SCW, Slurry wall
Support system	Strut, Earth anchor
Average vertical spacing of supports, s (m)	1.45~3.00
System stiffness, K	5~1,506
Max. horizontal displacement of wall, $\delta_{wh,max}$ (mm)	4~139
Max. ground settlement, $\delta_{gv,max}$ (mm)	2.8~97.3

139mm, 최대 지반침하량은 2.8mm~97.3mm의 범위로 나타났다.

해당 데이터베이스 구축에 있어서 보고서 상에 지반침하량에 대한 계측자료가 누락된 경우에는 아래의 식 (1)을 활용하여 벽체의 최대수평변위로부터 최대지반침하량을 유추하였다.

$$\delta_{gv,max} = \alpha \delta_{wh,max} \quad (1)$$

여기서 $\delta_{gv,max}$ 는 최대지반침하량이며, $\delta_{wh,max}$ 는 벽체의 최대수평변위, H_{ex} 는 현장의 굴착 깊이 그리고 α 는 관련 상수로 $\delta_{wh,max} \leq 0.5\%H_{ex}$ 일 경우 평균 0.7의 값을 가진다 (Xu 2007). 확보된 현장 계측 자료는 $\delta_{wh,max} \leq 0.5\%H_{ex}$ 의 경향을 보이는 것으로 검토되었으며 $\alpha = 0.7$ 을 반영하여 데이터베이스를 구축하였다. 구축된 데이터베이스는 Table 1에서 나타난 바와 같이 굴착 깊이, 벽체의 종류, 지보재의 종류, 지보재의 평균 수직 간격, 시스템 강성, 벽체의 최대수평변위, 지반의 최대 지반침하량으로 구성되어 있으며 시스템 강성 K는 아래의 식 (2)를 통해 계산된다.

$$K = \frac{EI}{\gamma_w s^4} \quad (2)$$

식 (2)에서 EI 는 현장단면에 적용된 벽체의 휨강성이며 γ_w 는 물의 단위중량, s 는 지보재의 평균 수직 간격을 나타낸다.

2.2.2 수치해석을 이용한 데이터베이스 확장

앞서 구축된 현장계측 보고서를 활용한 지반침하 데이터는 몇 가지 제한사항을 가진다. 첫 번째는 벽체 및 지보재 종류별로 현장에서 정형화된 설계단면을 가지는 경향이 있기 때문에 다양한 범위의 데이터 획득이 난해하다는 것이며 두 번째는 초기 지하수위나 시공 후 지하수위 분포와 같은 수리조건에 대한 자료가 현장 보고서 상에 미기재된 경우가 대부분으로 수리조건에 고려가 적절하게 이루어지지 못한다는 것이다.

이에 대한 대책으로서 본 연구에서는 Midas IT의 지반 해석 프로그램 GeoXD Analysis (MIDAS 2010)를 사용하여 수치해석을 수행하고 그 결과를 반영하여 현장계측 데이터베이스를 보완하도록 하였다. 수치해석에는 지반은

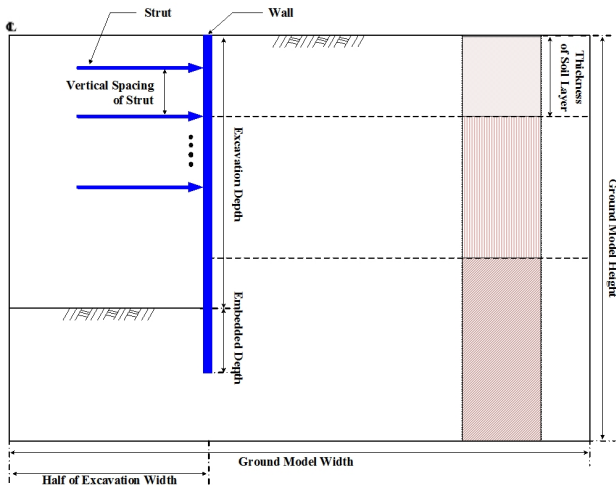


Fig. 2. Excavation modelling with GeoXD

탄소성 스프링으로, 지보재는 탄성 스프링으로 흙막이 벽체는 보로서 가정한 후 구조적 안정성에 초점을 맞추어 수치해석을 적용하였다. 굴착단면은 Fig. 2와 같이 지반의 총 높이는 굴착 깊이의 1.5배, 폭은 굴착 깊이의 4배로 가정하여 모델링되었다.

수치해석에서는 Table 3에 제시된 변수와 범위 내에서 총 48개 단면을 고려하였으며 Table 4와 같이 다양한 굴착

깊이, 벽체의 종류, 지보재의 종류, 지보재의 평균 수직 간격, 시스템 강성, 토사층의 두께 등을 고려함으로써 다양한 조건에 대한 지반침하 데이터가 확보되도록 하였다.

2.2.3 통합 데이터베이스 구축

현장계측 자료 및 수치해석 결과를 통합하여 지반침하 관련 통합 데이터베이스를 구축하였으며 Table 5와 같이 굴착 깊이, 벽체의 종류, 지보재의 종류, 지보재의 평균 수직 간격, 시스템 강성, 토사층의 두께, 최대 지반침하량 등의 변수를 설계조건 변수로 선정하였다. 구축된 통합 데이터베이스는 이후 설명될 인공신경망 구축에 활용하였다.

2.3 터널굴착 현장

2.3.1 계측결과 데이터베이스 구축

터널굴착 현장에 대해서도 현장 계측 보고서를 통해 확보된 총 37개 단면에 대한 지반침하 데이터베이스를 구축하였다. 구축된 데이터베이스는 Table 6에서와 같이 터널 심도는 13m~31m, 터널 직경은 8m~19m의 범위에서 구축되었다. 한편, 주지보재인 슛크리트는 0.2m에서 0.3m의

Table 3. Range of parameters for deep excavation database (numerical analysis)

Parameters	Range of parameters
Excavation depth, H (m)	15~35
Type of wall	H-Pile, CIP, SCW, Slurry wall
Support system	Strut
Average vertical spacing of supports, s (m)	1.5
System stiffness, K	376~68,852
Thickness of soil layer (m)	11.9~26.9
Max. ground settlement (mm)	1.4~48.1

Table 4. Typical database for deep excavation (numerical analysis)

Case	Excavation depth, H_{ex} (m)	Type of wall	Support system	Average vertical spacing of supports, s (m)	System stiffness, K	Thickness of soil layers (m)	Max. horizontal displacement of wall, $\delta_{wh,max}$ (mm)	Max. ground settlement, $\delta_{gv,max}$ (mm)
1	15	H-Pile	Strut	1.5	564	11.3	9.2	6.4
2	25	H-Pile	Strut	1.5	564	18.8	21.3	14.9
3	35	H-Pile	Strut	1.5	564	26.3	37.9	26.5
●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●
46	35	CS-H	Strut	1.5	59,435	26.3	5.6	3.9
47	35	CS-H	Strut	1.5	58,326	26.3	5.6	3.9
48	35	CS-H	Strut	1.5	9,855	26.3	9.9	6.9

Table 5. Field and numerical analysis combined database (deep excavation)

Case	Excavation depth, H (m)	Type of wall	Support system	Average vertical spacing of supports, s (m)	System stiffness, K	Max. horizontal wall displacement (mm)	Max. ground settlement (mm)
1	22.9	H-Pile	Earth Anchor	3.0	35	24	21.5
2	15.0	H-Pile	Earth Anchor	3.2	27	30	26.9
3	20.6	H-Pile	Earth Anchor	2.8	49	46	41.2
4	12.6	H-Pile	Earth Anchor	3.0	35	9	8.0
5	13.1	H-Pile	Earth Anchor	1.8	272	12	10.7
●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●
91	35.0	Slurry wall	Strut	1.5	59,249	5,564	14.3
92	35.0	Slurry wall	Strut	1.5	59,435	5,560	14.3
93	35.0	Slurry wall	Strut	1.5	58,326	5,582	14.4
94	35.0	Slurry wall	Strut	1.5	9,855	9,893	20.8

Table 6. Tunneling conditions

Parameters	Range of parameters
Tunnel depth, Z (m)	13~31
Tunnel diameter, D (m)	8~19
Thickness of shotcrete (m)	0.2~0.3
Length of rockbolt (m)	4~5
Spacing of rockbolt (m)	0.8~1.2
Thickness of soil layer (m)	3~32
Ground type of 0.5D above tunnel crown	Weathering soil ~ Weathering rock
Max. crown settlement (mm)	4~62

두께로 시공되고 길이 4m에서 5m 정도의 록볼트가 0.8m에서 1.2m 정도의 횡단면 간격으로 적용되는 것으로 검토되었다. 한편 상부에 위치한 토사층의 총 두께는 3m~32m, 터널 천단부에서 직경의 0.5배만큼 상부에 위치한 지층은 풍화토내지 풍화암으로 구성되었으며 그리고 터널 천단부의 침하량은 4mm에서 62mm의 범위를 가지는 것으로 검토되었다.

터널굴착 현장에 대해서도 지하굴착 현장과 마찬가지로 터널 상부 지반의 최대 침하량이 현장 보고서 상에서 누락되어 있거나 신뢰할 수 없는 경우가 많기 때문에 Wang et al. (2000)이 제안한 식 (3)을 적용하여 터널 천단의 최대 침하량을 통해 터널 상부 지반의 최대 침하량을 추정하여 데이터를 구축하였다.

$$S_{\max} = 1.26 S_c \left(\frac{Z}{D} \right)^{-0.8} \quad (3)$$

여기서 S_{\max} 는 터널 상부 지반의 최대 침하량이며, S_c 는

터널 천단의 최대 침하량, Z 는 터널 심도 그리고 D 는 터널의 직경이다. Table 7은 구축된 데이터베이스의 상세 내용을 보여주고 있다.

2.3.2 수치해석을 이용한 데이터베이스 확장

터널굴착 현장 또한 지하굴착 현장과 마찬가지로 현장 계측 데이터만으로 충분한 데이터베이스 구축이 어려울 뿐만 아니라 지하굴착 현장과 마찬가지로 지하수위 분포 등과 같은 수리조건이 누락되어 있다는 점과 정형화된 지보패턴이 적용되었다는 문제점이 있어 이를 극복하기 위하여 터널굴착 현장에 대한 수치해석 통해 데이터베이스를 확장하였다.

수치해석에는 상용화된 유한요소 해석 프로그램인 Abaqus 2018(Hibbitt et al. 2018)이 사용되었으며, Fig. 3과 같은 단면에 대해 지층조건과 지하수위 위치를 변화시키는 방법으로 총 179개의 단면을 도출하고 이에 대한 수리-응력 연계해석을 수행하였다. 수리-연계해석을 수행한 이유는 대부분의 도심지 터널 현상이 지하수가 터널 상부에 위치

Table 7. Details of tunneling field database

Case	Tunnel depth, Z (m)	Tunnel diameter, D (m)	Support pattern	Thickness of shotcrete (m)	Length of rockbolt (m)	Spacing of rockbolt (m)	Thickness of soil layer (m)	Permeability of soil layer (cm/s)	Ground type of 0,5D above tunnel crown	Permeability of 0,5D above tunnel crown (cm/s)	Young's modulus of 0,5D above tunnel crown (MPa)	Max. crown settlement (mm)
1	8,0	17,5	3,0	0,25	4,0	0,8	27,0	0,0150	DCG	35,0	0,0150	62
2	8,0	15,0	3,0	0,25	4,0	0,8	32,0	0,0150	DCG	35,0	0,0150	39
3	8,0	20,0	3,0	0,25	4,0	0,8	20,0	0,0150	DCG	35,0	0,0150	27
4	9,6	25,0	4,0	0,20	4,0	1,0	7,0	0,0100	DCG	100,0	0,0003	4
5	9,6	22,5	5,0	0,20	4,0	1,0	3,0	0,0100	W,Rock	100,0	0,0003	5
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
34	13,0	27,0	3,0	0,20	4,0	1,0	14,0	0,0150	CDG	35,0	0,0150	49
35	13,0	28,0	3,0	0,20	4,0	1,0	14,0	0,0150	CDG	35,0	0,0150	57
36	13,0	27,0	4,0	0,25	4,0	1,0	10,0	0,0150	CDG	35,0	0,0150	35
37	19,0	26,0	5,0	0,30	4,0	1,0	7,0	0,0100	W,Rock	100,0	0,0003	23

Note: DCG=decomposed granite soil

Table 8. Range of parameters for tunnelling database (numerical analysis)

Parameters	Range of parameters
Tunnel depth, Z (m)	21,0~38,9
Tunnel diameter, D (m)	7,88~18
Thickness of soil layer (m)	0~21
Young's modulus of soil layer (MPa)	20~65
Permeability of soil layer (cm/s)	0,00027~0,00060
Young's modulus of 0,5D above tunnel crown (MPa)	100~4000
Permeability of 0,5D above tunnel crown (cm/s)	0,0000066~0,00002
Max. ground settlement (mm)	2~38

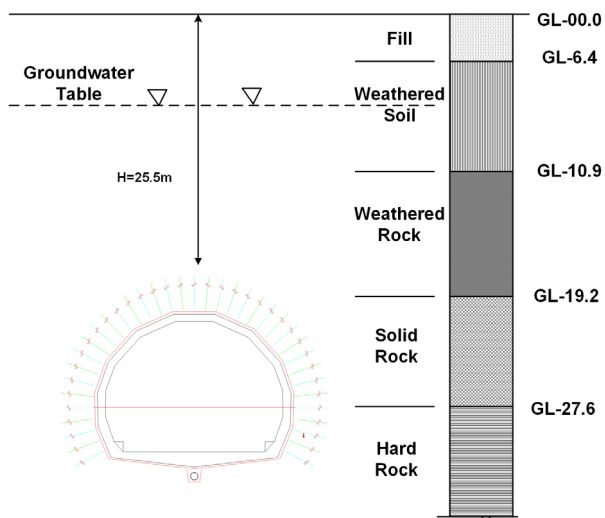


Fig. 3. Typical tunnelling section analyzed

하여 시공중 지하수저하를 유발하는 것으로 나타나 지하수저하로 인한 지반침하를 고려하기 위함이었다. Table 8은 해석조건에 대한 각 항목의 범위를 보여주고 제시된 바와 같이 각 시공변수에 대해서 터널 심도는 21.0m~38.9m, 터널 직경은 7.88m~18m, 토사층의 두께는 0m~21m 정도의 범위의 현장을 대상으로 하였다. 각 지층의 역학적/수리적 특성으로 토사층의 탄성계수는 20MPa~65MPa, 토사층의 투수계수는 0.00027cm/s~0.00060cm/s의 범위가 적용되었다. 한편 터널 천단 상부로부터 직경의 0.5배 지점에 위치한 암질의 탄성계수는 100MPa~4,000MPa, 투수계수는 0.0000066cm/s~0.00002cm/s 범위를 적용하였으며 해석 결과 천단부의 최대 침하량은 2mm~38mm가 발생하는 것으로 검토되었다. Table 9에 해석 결과를 정리하고 있다.

Table 9. Typical database for tunnelling (numerical analysis)

No.	Tunnel depth, Z (m)	Tunnel diameter, D (m)	Thickness of soil layer (m)	Permeability of shotcrete (cm/s)	Void ratio of soil layer	Young's modulus of soil layer (MPa)	Permeability of soil layer (cm/s)	Young's modulus of 0.5D above tunnel crown (MPa)	Permeability of 0.5D above tunnel crown (cm/s)	Max. ground settlement (mm)
1	38,8	15,7	0	0,000002	1	20	0,00027	4000	0,000014	5,3
2	38,8	15,7	3,7	0,000002	1	20	0,00027	4000	0,000014	31,4
3	30,3	11,5	0	0,000002	1	20	0,00027	1025	0,0000066	1,8
4	30,3	11,5	9,0	0,000002	1	20	0,00027	1025	0,0000066	27,0
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
177	38,9	7,9	7,1	0,000001	0,60	65	0,00060	2100	0,00002	16,1
178	35,6	7,9	19,4	0,000001	0,60	65	0,00060	2100	0,00002	51,5
179	35,6	7,9	4,0	0,000001	0,60	65	0,00060	2100	0,00002	22,1

Table 10. Range of parameters for field and numerical analysis combined tunnel database

Parameters	Range of parameters
Tunnel depth, Z (m)	15,0~70,0
Tunnel diameter, D (m)	7,9~18
Thickness of soil layer (m)	0~30
Young's modulus of soil layer (MPa)	20~65
Permeability of soil layer (cm/s)	0,00027~0,015
Young's modulus of 0.5D above tunnel crown (MPa)	35~4000
Permeability of 0.5D above tunnel crown (cm/s)	0,00000003~0,0015
Max. ground settlement (mm)	2~50

Table 11. Field and numerical analysis combined database (Tunnelling)

Case	Tunnel depth, Z (m)	Tunnel diameter, D (m)	Thickness of soil layer (m)	Permeability of shotcrete (cm/s)	Void ratio of soil layer	Young's modulus of soil layer (MPa)	Permeability of soil layer (cm/s)	Young's modulus of 0.5D above tunnel crown (MPa)	Permeability of 0.5D above tunnel crown (cm/s)	Max. ground settlement (mm)
1	17,5	10	27	0,00002	1,0	35	0,015	35	0,0015	50,0
2	15	10	32	0,00002	1,0	35	0,015	35	0,0015	35,5
3	20	10	20	0,00002	1,0	35	0,015	35	0,0015	19,5
4	25	8,8	7	0,00002	1,0	35	0,01	100	0,0003	2,2
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
214	70	10	30	0,0000002	1,0	50	0,0058	4000	0,0000003	4,4
215	70	10	30	0,0000002	1,0	50	0,0058	4000	0,0000003	4,4
216	70	10	30	0,0000002	1,0	50	0,0058	4000	0,0000003	4,4

2.3.3 통합 데이터베이스 구축

Table 10과 같이 구축된 데이터베이스에 있어 시공조건 변수로는 터널 심도, 터널 직경, 토사층의 두께, 토사층의 탄성계수, 토사층의 투수계수, 터널 천단 상부로부터 직경

의 0.5배 지점에 위치한 암질의 탄성계수, 투수계수를 선정하였으며 각 시공조건에 대한 최대 침하량을 통합 데이터베이스로 구축하였다(Table 11).

3. 통합 데이터베이스를 활용한 지반침하 예측 인공지능망 개발

본 연구에서는 앞서 기술된 지하굴착 현장 및 터널굴착 현장에 대한 지표침하 통합 데이터베이스를 활용하여 지하굴착 및 터널설계시 굴착 시공으로 인한 지반침하 예측이 가능한 인공지능망을 개발하였다. 인공지능망 개발에서는 MATLAB(MATrix LABoratory 2017)을 사용하여 인공지능망 엔진을 구축하였다. 이때 학습데이터의 비선형적인 경향 파악이 가능한 다층인식자신경망과 오류역전파 알고리즘이 사용되었다.

3.2 인공지능 개발 및 최적화

3.2.1 지하굴착 현장

지하굴착 현장에 대한 인공지능망 개발에서는 Table 12와 같이 굴착 깊이, 벽체의 종류, 지보재의 평균 수직간격 그리고 시스템 강성을 입력변수로 하고 주변 지반의 최대 침하량을 출력치로 구별하였다.

인공지능망 개발시 구축된 통합 데이터베이스 중 학습데이터로 80%, 검증데이터로 15%, 그리고 시험데이터로 5%를 할당하였다. 한편, 인공지능망 구축에 있어 최적 은닉층 수에 대한 최적화를 시도하였으며 그 결과 10개 층을 적용하였을 때 그 신뢰도가 가장 높은 것으로 나타났다.

Fig. 5는 학습 및 검증 결과를 보여주고 있는데 보이는 바와 같이 상관계수(R^2)가 92% 이상을 보이는 것으로 검토되어 개발된 인공지능망은 높은 신뢰도를 보이는 것

로 검토되었다. 한편, 식 (4)와 (5)로 정의되는 평균제곱근오차(Root Mean Square Error), 절대평균오차(Mean Absolute Error) 등 통계적 수치를 이용하여 검토하였다. Table 13에서 나타난 바와 같이 RMSE는 0.2로 검토되었으며 MAE는 0.13의 값을 보이는 것으로 나타나 본 연구에서 개발된 인공지능망의 신뢰도는 전반적으로 우수한 것으로 확인되었다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (5)$$

여기서 n 은 표본의 개수, x_i 는 i 번째 값, \bar{x} 는 평균값, x 는 실제값 그리고 y 는 예측값을 의미한다.

3.2.2 터널굴착 현장

터널굴착 현장에 대한 인공지능망 개발에서는 Table 14와 같이 토사층의 두께, 터널상부 0.5D 위치의 지반 종류 첫 번째 지하수위의 높이 그리고 토사층의 물성치를 입력변수로 하고 주변 지반의 최대 침하량을 출력치로 구별하였다.

지하굴착 인공지능망 개발시와 마찬가지로 구축된 통합 데이터베이스 중 학습데이터로 80%, 검증데이터로 15%, 그리고 시험데이터로 5%를 할당하였으며 10개 은닉층을 적용하였다. Fig. 6과 Table 15는 학습 및 검증 결과를 보여주고 있는데 보이는 바와 같이 결정계수 98%, RMSE

Table 12. Input output parameters for deep excavation

Input Parameters	Excavation depth	➔	Output Parameters	Max. ground settlement
	Type of wall			
	Average vertical spacing of supports			
	System stiffness			

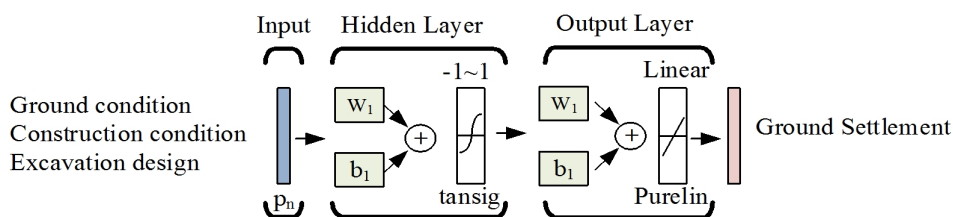


Fig. 4. Schematics of ANN based ground settlement prediction concept

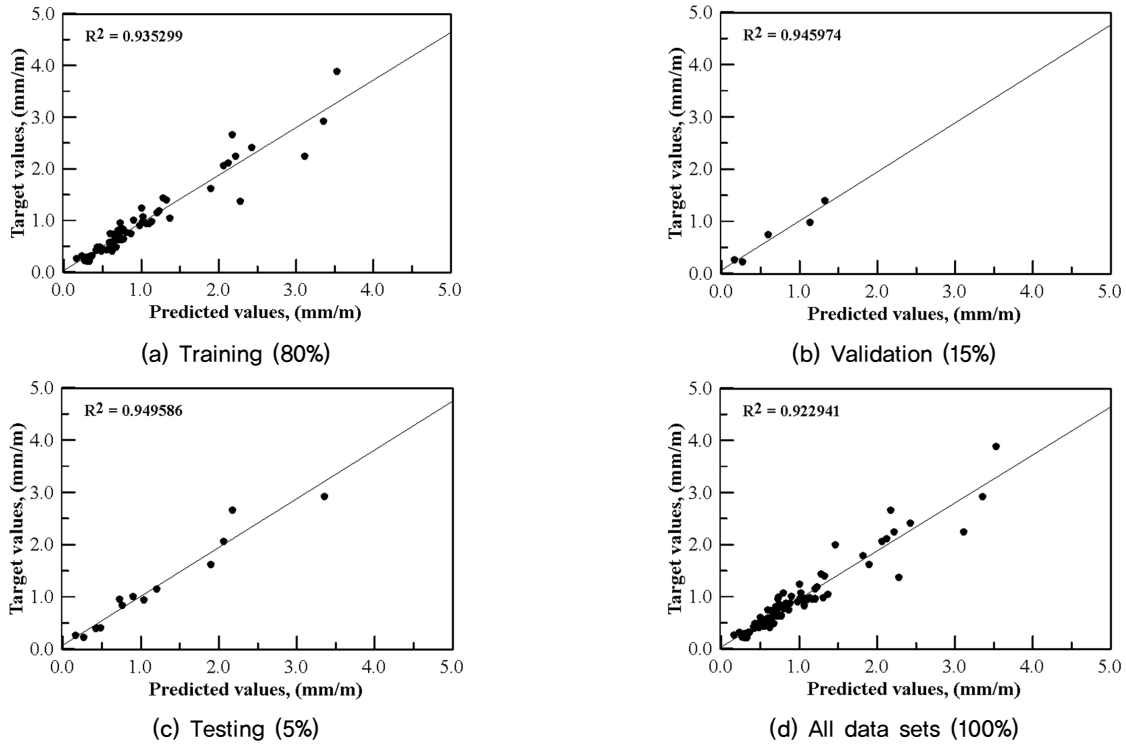


Fig. 5. Training results of max. ground settlement prediction ANN for deep excavation

Table 13. Validation of ground settlement ANN for excavation

Classification	R^2 (Coefficient of determination)	RMSE (Root Mean Square Error)	MAE (Mean Absolute Error)
Max. ground settlement (mm)	0,922941	0,20	0,13

Table 14. Input and output parameters for tunnelling

Input Parameters	Output Parameters
Thickness of soil layer	Max. ground settlement
Soil type of 0.5D over tunnel	
Initial ground water level	
Properties of soil layer	

0.2 그리고 MAE가 0.13의 값을 보이는 것으로 나타나 터널굴착 인공지능망 역시 높은 신뢰도를 보이는 것으로 검토되었다.

4. 현장 설계 데이터 학습을 통한 지하굴착 및 터널 설계 인공지능망 개발

4.1 개요

본 연구에서는 지하굴착 및 터널설계 자동화의 일환으로 현장 설계결과 데이터베이스를 구축하고 이를 토대로 지하굴착 및 터널굴착에 대한 예비설계를 가능하게 하는

인공지능망을 개발하였다. 본 장에서는 구체적 개발 내용을 기술하였다.

4.2 예비설계 인공지능망 개발

4.2.1 데이터베이스 구축

지하굴착 현장의 설계도서 분석을 통해 Table 16과 Fig. 7 과 같이 굴착 깊이, 굴착 폭, 초기 지하수위, 각 지층의 두께 그리고 각 지층의 기본 지반물성치와 같은 입력 설계변수와 설계에 필요한 설계항목 즉, 첫 번째 지보재의 설치 깊이, 지보재의 강성, 지보재의 길이, 벽체의 강성, 지보재의 수직 간격 그리고 첫 번째 무지보 굴착 깊이 등의 관계

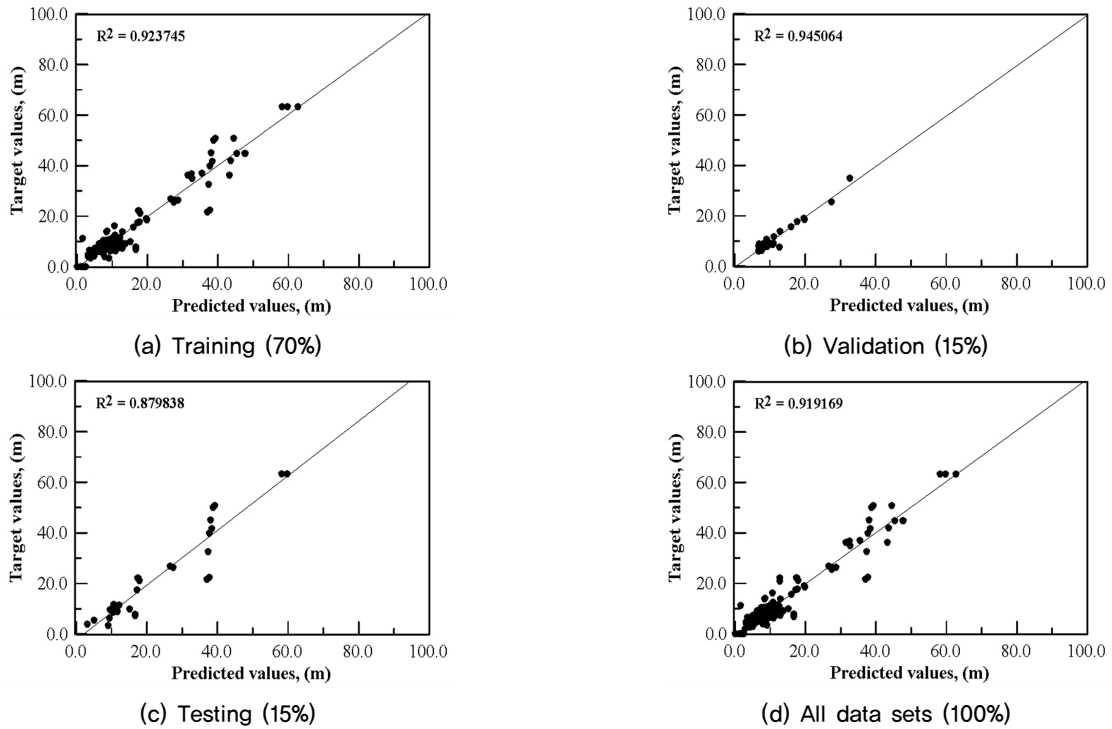


Fig. 6. Training results of max. ground settlement prediction ANN for tunnelling

Table 15. Validation of ground settlement ANN for tunnel

Classification	R^2 (Coefficient of determination)	RMSE (Root Mean Square Error)	MAE (Mean Absolute Error)
Max. ground settlement (mm)	0.98	17,8	10,0

Table 16. Input and output parameters for preliminary deep excavation design

Input Parameters	Output Parameters
Excavation Depth	Stiffness of Strut
Excavation Width	1st Strut Location
1 st Layer Thickness	Strut Length
2 nd Layer Thickness	Vertical Spacing of Strut
3 rd Layer Thickness	Stiffness of Wall
Ground Water Level	Embedment depth of wall
Young's Modulus of 1st Layer	
Young's Modulus of 2nd Layer	
Young's Modulus of 3rd Layer	
Cohesion of 1 st Layer	
Cohesion of 2 nd Layer	
Cohesion of 3 rd Layer	
Friction Angle of 1 st Layer	
Friction Angle of 2 nd Layer	
Friction Angle of 3 rd Layer	

를 규정하는 데이터베이스를 구축하였다.

해당 데이터베이스 구축에서는 수집된 현장 설계도서 77건 중 36건이 선별되어 적용되었으며 지반조건과 굴착 규모를 입력변수로 하고 현장계측 보고서 상에 기재된 설계조건을 출력변수로 하여 굴착규모와 현장위치만을 가지고 기본적인 굴착현장 설계가 가능하도록 하였다.

터널굴착 현장에 대해서도 Table 17에서와 같이 터널의

직경, 터널의 심도, 터널 천단 상부의 지반의 종류, 토사층의 두께 그리고 각 지반의 물성치 등의 설계변수와 슛크리트의 두께, 록볼트의 간격 그리고 록볼트의 길이 등의 설계항목의 관계를 설정하는 데이터베이스를 구축하고 인공지능망 학습자료로 활용하였다. 이때 수집된 설계 보고서 단면중 입출력 관계설정이 가능한 37개 단면에 대한 자료를 활용하였다.

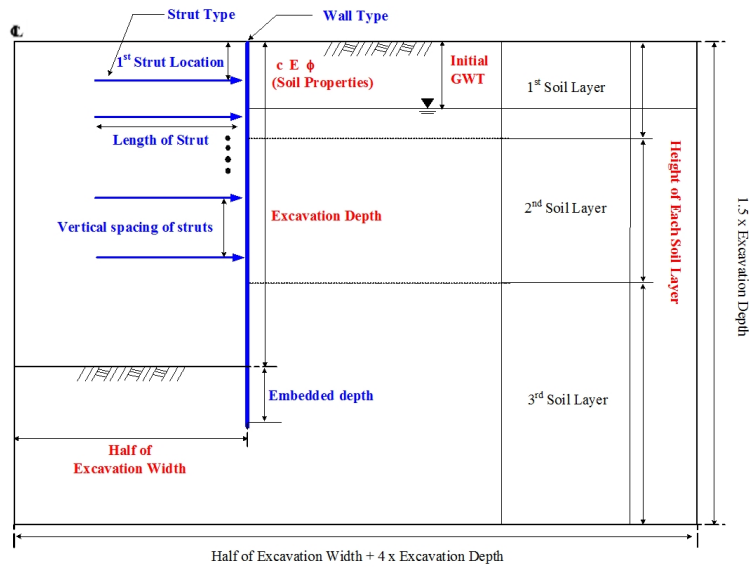


Fig. 7. Input parameters and output parameters for optimized excavation design

Table 17. Input and output parameters for preliminary tunnel design

Input Parameters	Depth of tunnel	➔	Output Parameters	Thickness of shotcrete
	Diameter of tunnel			Spacing of rockbolt
	0.5D Crown Young's modulus			Length of rockbolt
	0.5D Crown Permeability			
	Thickness of soil layer			
	Average permeability of soil layer			

4.3 인공신경망 개발 및 검증

Fig. 8은 지하굴착 현장에 대한 학습결과를 보여주고 있다. 보이는 바와 같이 지하굴착 예비설계 인공신경망은 각 설계항목에 대해 97%이상의 정확도를 보이는 것으로 나타나 개발된 인공신경망을 사용할 경우 설계대상 현장의 시공조건을 토대로 별도의 구조해석 없이 각 설계항목의 결정이 가능한 것으로 나타났다.

한편 Fig. 9는 터널현장의 학습 및 검증 결과를 보여주

고 있는데 지하굴착 현장 설계 인공신경망 보다는 다소 낮은 상관도를 보이는 것으로 나타났으나 모든 설계항목에 대해 90%정도의 상관관계를 보이는 것으로 나타나 개발된 터널설계 인공신경망 역시 예비설계 개념에서의 활용이 가능한 것으로 검토되었다.

5. 결론

본 연구에서는 도심지 지하굴착 및 터널굴착에 대한 예

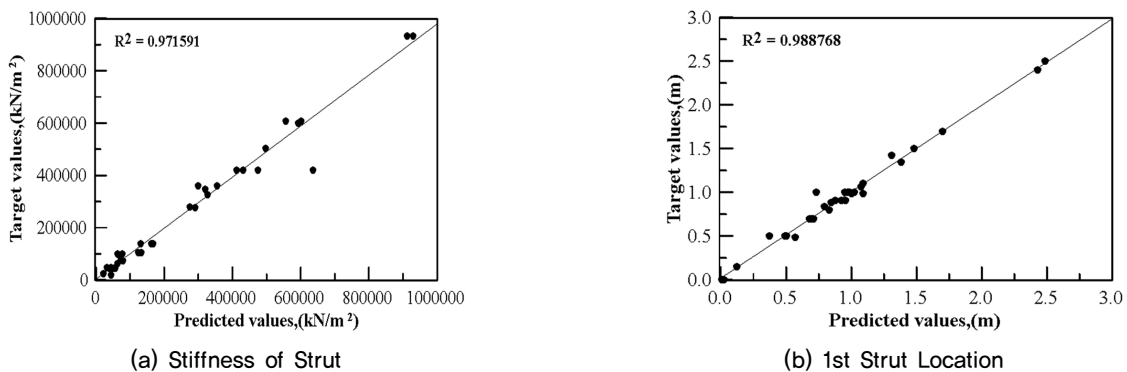
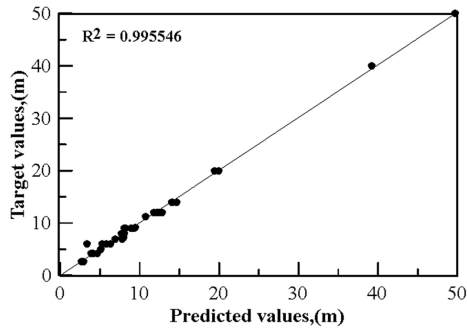
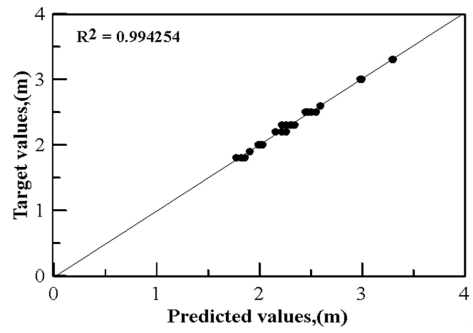


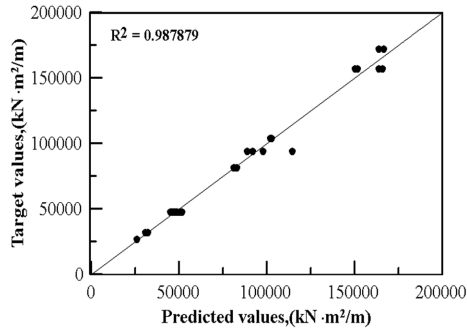
Fig. 8. Training results of ANN for deep excavation preliminary design



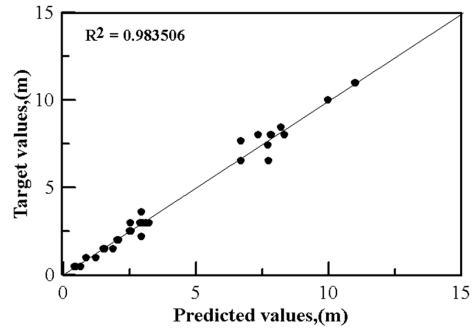
(c) Strut Length



(d) Vertical Spacing of Strut

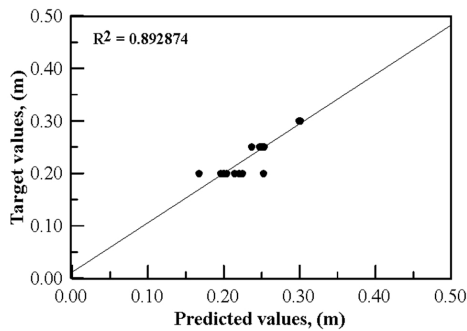


(e) Stiffness of Wall

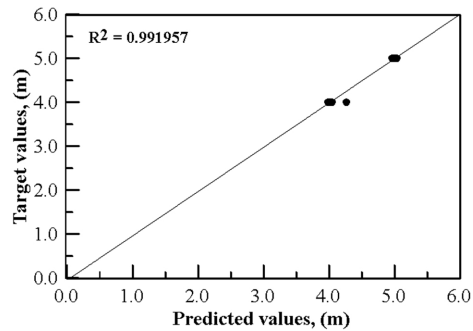


(f) Embedment depth of wall

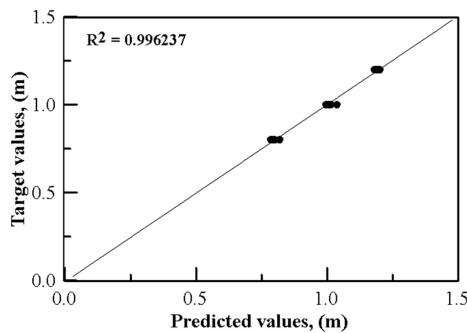
Fig. 8. Training results of ANN for deep excavation preliminary design (Continued)



(a) Thickness of shotcrete



(b) Spacing of rockbolt



(c) Length of rockbolt

Fig. 9. Training results of ANN for tunnel preliminary design

비설계를 수행하고 시공중 발생할 수 있는 지반침하를 예측할 수 있는 인공지능경망을 개발하였다. 인공지능경망의 개발을 위해 먼저 다양한 도심지 터널 및 지하굴착 현장 계측자료를 수집하여 데이터베이스를 구축하고 이를 인공신

경망 학습에 필요한 학습데이터로 활용하였다. 개발된 인공지능경망은 학습에 활용되지 않은 검증 데이터 및 현장계측자료를 신뢰도를 검증하였으며 그 결과 개발된 인공지능경망은 도심지 굴착현장의 예비 설계단계에서 굴착으로

인한 주변침하를 예측하는데 효율적으로 활용될 수 있는 것으로 평가되었다. 이에 대한 결과를 요약하면 다음과 같다.

- (1) 다양한 도심지 지하굴착 및 터널 현장계측 보고서 내용을 토대로 구축한 지반침하 데이터 분석을 통해 현재 본 연구자가 수행하고 있는 도심지 굴착현장 지반침하 빅데이터 구축의 가능성을 확인할 수 있었으며 부족한 시공 조건에 대한 데이터는 현장 조건이 반영된 추가 수치해석을 통해 데이터베이스의 확장을 시도하였다.
- (2) 구축된 지반침하 데이터베이스를 학습데이터로 활용하여 도심지 지하굴착 및 터널 시공으로 인해 발생하는 지반침하를 예측할 수 있는 인공지능망을 구축하였으며 통계적 검토 및 학습에 활용되지 않은 데이터에 대한 검증을 통해 구축된 인공지능망의 예측기법으로서의 활용 가능성을 확인 할 수 있었다.
- (3) 이와 아울러 본 연구에서는 지하굴착 및 터널설계 자동화의 일환으로 현장 설계결과 데이터베이스화하여 이를 인공지능망 학습자료로 활용함으로써 대상 현장 조건 입력을 통하여 지하굴착 및 터널굴착에 대한 예비설계를 가능하게 하는 인공지능망을 개발하였다. 개발된 예비설계 인공지능망은 각 설계항목에 대해 90%이상의 정확도를 보이는 것으로 나타나 설계대상 현장의 시공조건을 토대로 별도의 구조해석 없이 각 설계항목의 결정이 가능한 것으로 나타났다.
- (4) 구축된 인공지능망의 현장 적용성 검토를 통해 가상의 현장에 적용한 결과 도심지 지하굴착 및 터널현장에 대한 예비설계 및 주변침하 검토 등 주변 영향평가가 매우 효율적으로 활용할 수 있는 것으로 검토되었으며 향후 현장 데이터에 대한 지속적인 수집을 통해 도심지 지하굴착 및 터널현장의 침하관련 빅데이터로 확장 시킬 수 있을 것으로 판단된다.
- (5) 향후 본 연구를 확장하여 궁극적으로 불확실성을 내재하고 있는 도심지 지하굴착 및 터널 설계 자료를 빅데이터화하고 이를 활용한 과학적인 설계가 가능하도록 추가 연구를 시도할 예정이다.

Acknowledgement

This research was supported by National Research Foundation of Korea (Project Number: NRF-2017R1E1A1A

01077246). The financial support is gratefully acknowledged.

References

1. Kim, C. Y., Bae, G. J., Hong, S. W., Park, C. H., Moon, H. K. and Shin, H. S. (2001), "Neural network based prediction of ground surface settlements due to tunnelling", *Computers and Geotechnics*, Vol.29, No.6-7, pp.517-547.
2. MIDAS (2010), *MIDAS GEOXD user's manual*, MIDAS Information Technology Co.
3. Shi, J., Ortigao, J. A. R. and Bai, J. (1998), "Modular neural networks for predicting settlements during tunneling", *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, ASCE, Vol.124, No.5, pp.389-395.
4. Wang, Z. W., Sampaco, K. L., Fischer, G. R., Kuker, M. S. and Codlewski, P. M. (2000), "Models of predicting surface settlements due to soil ground tunnelling", *Proc. of North American Tunnelling*, pp.645-652.
5. Xu, Z. H. (2007), *Deformation behavior of deep excavations supported by permanent structures in shanghai soft deposit*, Ph.D. thesis, Shanghai Jiao Tong Univ.
6. Yoo, C. (2011), "A GIS-ANN Coupled Approach for Soft Ground Improvement Design", *International Journal of Geoengineering*, Vol.3, No.3, pp.33-39.
7. Yoo, C.S. and Choi, B. S. (2004), "Prediction of deep excavation-induced ground surface movements using artificial neural network", *Journal of Korean geotechnical society*, Vol.20, No.3, pp.53-65.
8. Yoo, C., Jeon, Y. W. and Choi, B. S. (2006)^a, "IT-based tunnelling risk management system (IT-TURISK)-Development and implementation", *Tunnelling and Underground Space Technology*, Vol.21, No.2, pp.190-202.
9. Yoo, C. and Kim, J. M. (2007), "Tunneling performance prediction using an integrated GIS and neural network", *Computers and Geotechnics*, Vol.34, No.1, pp.19-30.
10. Yoo, C.S., Kim, S.B., Joseph, B. and Han, D.H. (2006)^b, "ANN-based prediction on tunnel behavior", *Proc. of Korean Geotechnical Conference*, Vol.10, pp.777.
11. Yoo, C.S., Kim, S.B. and Yoo, K.H. (2008), "Development of IT-based tunnel design system", *Journal of Korean Tunnelling and Underground Space Association*, Vol.10, No.2, pp.153-166.
12. Yoo, C.S., Yang, J. W., Qaisar Abbas, Syed Aizaz Haider (2018), "A Study on Development of Artificial Neural Network (ANN) for Deep Excavation Design", *Journal of Korean Geosynthetics Society*, Vol.17, No.4, pp.199-212.
13. Yoo, C., Yoo, K. H. and Park, I. J. (2010), "Development and Implementation of Knowledge-based Underground Excavation Design System", *International Journal of Geoengineering*, Vol.1, No.2, pp.1-10.