

# 터널굴착 현장에 인접한 지상구조물의 안전성 평가용 전문가 시스템의 개발 (I)

-전문가 시스템 개발 및 신뢰성 검증을 중심으로-

Development of a Neural Network Expert System for Safety Analysis  
of Structures Adjacent to Tunnel Excavation Sites

-Focused on Development and Reliability Evaluation of Expert System-

배 규 진* <sup>1</sup>	김 창 용* <sup>2</sup>
Bae, Gyu-Jin	Kim, Chang-Yong
신 휴 성* <sup>3</sup>	문 현 구* <sup>4</sup>
Shin, Hyu-Soung	Moon, Hyun-Koo

---

## ABSTRACT

Ground settlements induced by tunnel excavation cause the foundations of the neighboring building structures to deform. An expert system called NESASS(Neural network Expert System for Adjacent Structure Safety analysis) was developed to analyze the structural safety of such building structures. NESASS predicts the trend of ground settlements resulting from tunnel excavation and carries out a safety analysis for building structures on the basis of the predicted ground settlements.

Using neural network technique, the NESASS learns the database consisting of the measured ground settlements collected from numerous actual fields and infers a settlement trend at the field of interest. The NESASS calculates the magnitudes of angular distortion, deflection ratio, and differential settlement of the structure, and in turn, determines the safety of the structure. In addition, the NESASS predicts the patterns of cracks to be formed in the structure, using Dulaeska model for crack evaluation.

In this study, the ground settlements measured from Seoul subway construction sites were collected and classified with respect to the major factors influencing ground settlement. Subsequently, a database of ground settlement due to tunnel excavation was built. A parametric study was performed to select the optimal neural network model for the database.

- 
- \*1 정회원, 한국건설기술연구원 지반연구실장
  - \*2 정회원, 한국건설기술연구원 지반연구실 연구팀장
  - \*3 정회원, 한국건설기술연구원 지반연구실 연구원
  - \*4 정회원, 한양대학교 공과대학 지구환경건설공학부 부교수

A comparison of the ground settlement predicted by the NESASS with the measured ones indicates that the NESASS leads to reasonable predictions. The results of confidence evaluation for safety evaluation system of the NESASS are presented in this paper.

## 요 지

터널굴착으로 발생하는 지반침하하는 지상구조물의 변형을 유발할 수도 있으므로 터널굴착 전에 지상구조물의 안전성 평가가 요구된다. 이러한 변형에 대한 구조물의 안전성을 평가하기 위하여 본 연구에서는 터널현장의 지반침하를 예측하고, 이를 기반으로 지상구조물의 안정성 평가를 수행하는 전문가 시스템 NESASS(Neural Network Expert System for Adjacent Structure Safety analysis)를 개발하였다.

NESASS는 인공신경망을 이용, 터널현장의 지반침하 예측자료로 작성된 데이터베이스 자료를 학습자료로 하여 학습을 수행하고, 이를 기반으로 터널현장의 지반침하 트라프를 추론한다. 또한 일반구조물의 안전성을 평가하는데 이용되고 있는 인자, 즉 각변형(angular distortion)과 처짐비(deflection ratio) 등을 이용하여 지상건물의 안전성을 평가함과 아울러 Dulacska의 균열평가 모델을 이용하여 건물의 균열양상을 예측한다.

본 연구에서는 서울지하철 현장을 대상으로 113개 계측측선의 지반침하 예측자료를 수집 정리하고 지반침하의 주 영향인자들을 선정하여, 이들을 데이터베이스화하였다. 그리고 인공신경망 구조에 관련된 매개변수 연구를 수행하여 구축된 데이터베이스에 대한 최적 인공신경망 모델을 선정하였다. 또한 현장자료와의 비교를 통하여 NESASS의 지반침하 예측능력을 조사하고, 현장자료를 이용하여 지상구조물에 대한 안전성 평가의 신뢰성을 평가함으로써 NESASS의 실무 적용성을 확인하였다.

Keywords : Expert system, Neural network, Settlement prediction, Safety evaluation, Crack evaluation, Adjacent structure

## 1. 서 론

최근 급속한 산업발달과 인구증가로 인하여 국내에서는 좁은 국토를 효율적으로 활용하기 위한 노력이 경주되면서 대규모 지하 교통시설과 함께 전력 및 통신시설이 지하터널로 건설되는 사례가 늘고 있다.

이러한 터널 건설에 필수적인 요건 중의 하나가 공사 중 안전성을 확보하는 것이다. 특히, 도심지에서 터널굴착을 수행할 경우는 터널자체의 안정성 외에도 주변 기설 구조물들의 안전이 매우 중요하므로 터널 설계 시공시 이를 고려해야 하나, 서울 및 부산지하철 터널공사

중에 발생한 막장붕괴 사고, 도로 함몰사고, 구포 열차전복 사고 등과 같이 인접구조물들의 피해사례가 계속 발생하고 있는 실정이다.

선진외국에서는 지반굴착시 인접구조물에 대한 안전도 평가기술 개발에 많은 연구비 및 연구인력을 투입하여 안전진단과 관련한 제반 기술들을 개발하고 있다. 특히, Boscardin 등(1978)은 Washington, D. C.내의 지하굴착 현장에서 구조물의 변형 계측을 실시, 지상구조물의 안전도를 평가할 수 있는 요소들, 즉 각변형과 처짐비에 대한 적정성 검토를 수행한 바 있으며(Attewell 등, 1986), 영국의 Attewell 등(1984)은 구조물의 안전해석기술로서

Winkler 모델을 이용하여 굴착 방향과 수직 및 평행하게 위치한 지중매설관의 안전도를 평가할 수 있는 방법을 제안했고 구조물의 축조재료와 기초형식 등의 변화에 따른 안전도 평가표들도 제시한 바 있다. 그러나 국내의 경우, 인접구조물에 대한 안전성 평가는 극히 분절적으로 수행되고 있으며, 객관성이 부족하여 신뢰도가 매우 낮은 것이 현실이다. 또한 안전성 평가를 위한 자료들이 체계적으로 제시되지 않아 현장 기술자들이 많은 어려움을 겪고 있다.

따라서 보다 합리적으로 인접 구조물의 안전성 평가를 수행하기 위해서는 현장여건과 연계된 안전성 평가 시스템의 개발이 필수적이므로 본 연구에서는 최근 연구가 활성화되고 있는 인공신경망기법(neural network technique)을 활용한 인접 지상구조물 안전성 평가용 전문가시스템(NESASS)을 개발하였다. 본 시스템은 지반침하 관련 데이터베이스를 포함하고 있으며, 이를 기반으로 대상 터널현장의 지반침하를 예측하고 인접 구조물의 안전성평가를 수행하는 기능을 갖고 있다.

## 2. 시스템 개발을 위한 이론적 연구

NESASS에서는 현장자료의 데이터베이스를 기반으로 지반거동 예측 및 인접구조물의 안전성 평가가 수행되므로 신뢰성 있는 데이터베이스의 구축이 중요하다. 따라서 본 연구에서는 신뢰성 있는 계측자료들의 수집 및 분석을 위해 추계학적 지표침하 해석법을 도입하였으며, 인공신경망 및 전문가시스템 개념을 도입, 현장의 지반침하를 예측코자 하였다. 또한 터널에 인접한 구조물의 안전성 평가를 위하여 각 변형 및 처짐비 등을 이용한 안전성 평가법과 Dulacska 균열양상 예측모델을 고찰하였다.

### 2.1 추계학적 지표침하 해석

본 연구에서는 현장의 지표침하 계측치를 분석하고 분석치를 데이터베이스화하기 위한

방안으로 추계학적 지표침하 해석 이론을 채택하였다(Sweet and Bogdanoff, 1965)). 추계학적 이론의 개념은 지반을 구(sphere)나 원반체(disk)를 쌓아 구성한 것으로 가정한 후, 하부의 어떤 구나 원반체를 제거할 때 중력에 의해 무너져 내리는 각 매체가 교란 중심부를 통과할 확률을 고려하여 지표침하 형태 및 크기를 분석하는 것이다. 이 방법은 지반내의 응력조건보다는 변위 조건을 위주로 해석하는 방법이다.

그림 1은 침하해석에 이용되는 추계학적 이론모형을 나타내고 있다. 교란부 중심으로부터 먼곳에 위치한 매체일수록 하부 공극을 통과할 가능성이 작게 나타나기 때문에 하부에 위치한 구나 원반체를 제거하면 침하형상은 가우스 정규 분포함수의 형태를 취하게 된다. 확률이론으로부터 좌표점( $X_0, Z_0$ )을 갖는 교란부의 영향으로 좌표점( $X, Z$ )에 있는 매체가 움직일 확률은 다음과 같다.

$$P(X_0, Z_0 : X, Z) = \frac{1}{\sqrt{2B'(Z_0 - Z)(2\pi)}} \exp\left[-\frac{(X_0 - X)^2}{4B'(Z_0 - Z)}\right] \quad (1)$$

여기서 계수  $B'$ 는 매체의 교란영역을 나타내는 계수로서 길이의 차원을 가지며,  $\sqrt{2B'(Z_0 - Z)}$  항은 가우스 정규분포함수의 표준편차를 나타낸다.

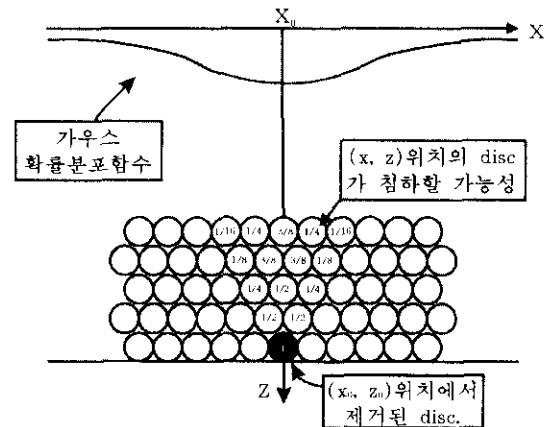


그림 1. 추계학적 이론모형

식 (1)은 비압축성 매질이 갖는 가정사항들과 질량보존의 법칙에 근거를 두고 있으며, Sweet와 Bogdanoff(1965)가 제안한 이차분포함수(binomial distribution function)와 Schmidt(1969)가 제시한 누적 정규분포함수의 차를 한 개의 정규분포함수로 표현한 식을 이용해 다음과 같은 지반침하 산정식을 최종적으로 구할 수 있다.

$$\delta_s(0,0) = \delta_{s,max}$$

$$\delta_s(X,0) = \delta_{s,max} \exp\left(-\frac{X^2}{2l^2}\right) \quad (2)$$

여기서  $\delta_{max}$ 은 최대침하치,  $l$ 는 가우스 정규분포곡선의 중심선으로부터 변곡점까지의 거리를 나타낸다.

식 (2)는 최근까지 많은 학자들의 연구결과, 실제 터널굴착시 지표면의 침하형태를 가장 유사하게 표현해 주는 식으로 알려져 있다. 윗식의  $i$ 값을 결정하기 위한 연구는 최근까지 모형실험 및 현장계측 등을 통하여 수행되어 왔으나 대부분 지반조건 및 터널의 기하학적 조건 등 제한된 조건에 대한 영향만을 고려하여 값을 제안하고 있으며,  $i$ 값의 범위가 상당히 넓어 이용에 어려움이 많다. 따라서 보다 정확한 상수값들의 결정을 위해서는 지반조건 외에 지반침하의 크기에 영향을 미치는 주요인자로 알려진 터널의 기하학적 조건(터널형태, 터널크기)과 시공법(터널형태, 굴착공법, 보강공법 등)에 대해서도 함께 고려하여야 할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 인공신경망의 추론 기능을 활용함으로써 이러한 여러 인자들의 영향을 고려하여 최대침하치 및 변곡위치  $i$ 값을 예측할 수 있도록 하였다.

## 2.2 인공신경망과 전문가 시스템

본 연구에서는 수집된 현장 지표침하 계측 자료 데이터베이스를 기반으로 터널현장의 지표침하를 예측하기 위하여 인공신경망 이론을 도입하였으며, 터널현장의 지표침하 예측 및

터널 인접구조물의 안전성 평가 등 전반적인 시스템 구성을 위하여 전문가 시스템 개념을 도입하였다.

### 2.2.1 전문가 시스템

전문가 시스템은 인공지능(artificial intelligence)의 응용분야 중의 하나로서 “전문가가 가지고 있는 지식을 인위적으로 컴퓨터에게 부여함으로써 그 방면에 비전문가라 할지라도 전문가의 지식을 이용, 원하는 결과를 얻는 일종의 자문형(consulting) 컴퓨터 시스템이다.”라고 정의할 수 있다(김대수, 1993). 또한 지식의 무한복제 및 전달이 가능하므로 시간과 공간의 제약이 없으며, 지식의 활용에 따른 비용이 절감되고 전문지식을 체계화 구조화하였기 때문에 해당분야의 업무파악 및 전문가가 용이하여 동일문제에 대한 일관성 있는 결론에 도달할 수 있다.

또한 전문가 시스템은 토목분야와 같은 특정분야의 복잡한 문제를 해결할 수 있는 전문기술자의 사고능력 및 이에 대한 전문가의 지식을 모방 구현함으로써 비전문기술자가 소수의 전문기술자만이 수행할 수 있는 업무를 수행할 수 있도록 도와준다.

### 2.2.2 다층 역전파 인공 신경망

인공신경망이란 인간의 뇌신경조직을 모델로 하여 간단한 기능의 처리기 사이를 서로 연결시킨 대규모 네트워크 형태의 정보처리 구조를 의미하며 자료를 통한 학습으로 작업을 수행한다. 또한 인공신경망은 분산저장방식을 사용함으로써 일부 오류가 있는 정보에 대해서도 이를 극복할 수 있는 결함허용 시스템(fault-tolerant system)의 특성이 있으며, 분류작업을 수행하는 기능을 갖고 있다. 이러한 인공신경망의 구조는 뇌의 기본단위인 뉴런(neuron)과 이의 연결부인 시냅스(synapse)를 모사하여 구성된다. 인공신경망에서 가장 중요한 요소는 뉴런의 역할을 수행하는 처리기와 활성화함수(activation function)이며 시냅스는 강도를 조

정할 수 있는 연결선으로 구성된다. 여기서 처리기들은 다른 처리기 혹은 입력장치로부터 입력 신호를 받아들이며 모두 합하고 임계값(threshold value)을 더하거나 빼 후에 이 값을 활성화함수를 통해 출력하는 기능을 한다(이철욱, 1993).

이러한 인공신경망은 상당히 긴 역사를 가지고 있지만 최근 이에 대한 연구가 폭발적으로 증가했고 이로 인해 다양한 인공신경망 모델들이 등장하였다. 또한 이의 응용도 거의 모든 분야에 걸쳐 적용되고 실용화되고 있다. 최근에는 인공신경망의 임의의 함수에 대한 근사(approximation) 능력과 일반화(generalization) 능력에 기반을 두고 예측(forecasting)과 추정(estimation)등이 필요한 응용분야에서 연구결과가 발표되고 있다(문현구, 1996).

본 연구에서는 여러 인공신경망 모델 중 다층 역전파 인공신경망(multi layer back propagation neural network)을 이용하였다. 이용된 신경망은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층(은닉층, hidden layer)이 존재하는 층상구조의 다층 퍼셉트론이며 전·역방향의 학습이 이루어진다(Pao, 1989).

### 2.3 지상 구조물의 안전성 평가

#### 2.3.1 허용한계치를 이용한 지상구조물의 안전성 평가

최근까지의 연구결과(Attewell 등, 1984; Boscardin 등, 1978)에 의하면, 지상구조물의 안전성 평가 계수로서는 각변형과 처짐비 등을 대표적으로 들고 있다. 각변형은 구조물의 전단 비틀림 수준을 나타내며 침하에 의해 발생하는 구조물상의 두개의 관심지점으로 연결된 직선의 회전각으로 표현된다. 일반적으로 계산된 각변형  $\psi_{\text{build}}$ 은 두 지점간의 평균값이며 다음과 같이 정의된다(그림 2).

$$\psi_{\text{build}} = \frac{(\omega_{f_A} - \omega_{f_B})}{l_{AB}} \quad (3)$$

여기서  $\omega_{f_n}$ 는 A, B지점의 침하량,  $l_{AB}$ 는 A지

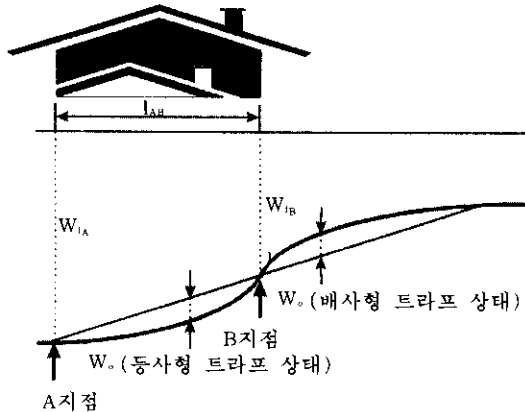


그림 2. Angular distortion과 deflection ratio

점과 B지점의 수평거리이다.

또한 처짐비는 다음과 같이 정의되며, 그림 2에서와 같이 처짐(deflection)  $\omega_0$ 을  $l_{AB}$ 로 나눈 것을 의미한다.

$$\text{처짐비} = \omega_0 / l_{AB} \quad (4)$$

처짐비는 휨에 기인한 비틀림(distortion)과 관련되어 있다. 또한 처짐은 그림 2에서와 같이 배사형(saddle)의 처짐과 동사형(trough)의 처짐으로 분류되며, 이러한 처짐의 영향으로 범의 형태를 띤 지상구조물 기초부에 휨과 전단 변형을 유발함으로써 다양한 형태의 균열이 발생된다(Dulacska, 1992; Boscardin 등, 1978).

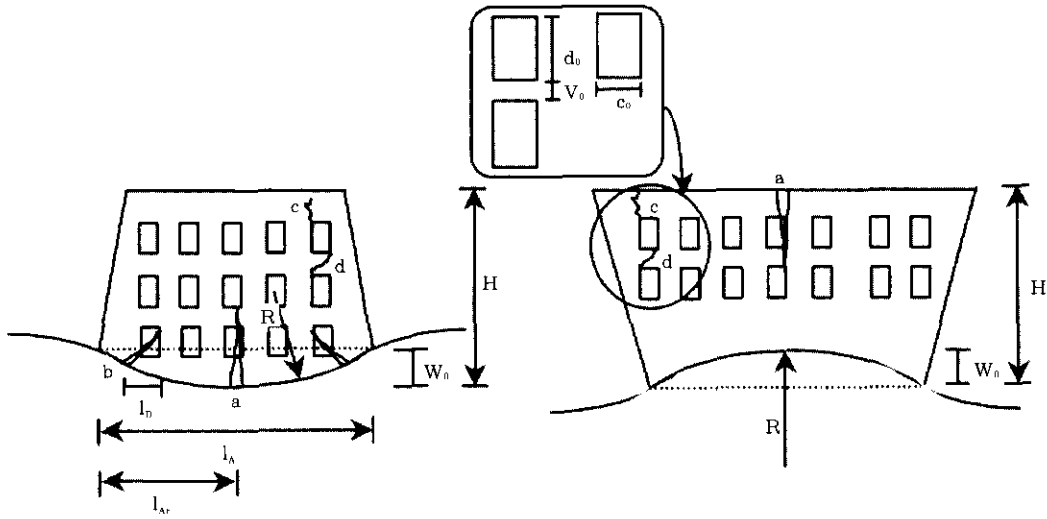
문헌에 발표된 각변형 및 처짐비의 허용한계치를 종합 정리함으로써 지반침하에 의한 구조물의 손상한계를 평가하는데 활용되었다(한국건설기술연구원, 1996).

#### 2.3.2 Dulacska 균열양상 평가 모델

구조물 기초부에 발생하는 지표침하 양상은 동사형과 배사형으로 구분할 수 있다. 또한 벽체의 균열은 이러한 건물 기초부의 변형양상에 따라 수평인장에 의해 발생하는  $\sigma$ -crack과 전단변형에 의해 발생하는  $\tau$ -crack으로 구분할 수 있다. 그림 3에서와 같이  $\sigma$ -crack은 구조물

중앙과 창틀 모서리에서 수직방향으로 발생하며  $\tau$ -crack은 구조물 모서리 하부와 창틀 모서

리에서 사각으로 나타난다.



(a) 동사형 (trough) 조건

(b) 배사형 (saddle) 조건

a: 구조물 몸체의 수직 인장균열,	b: 구조물 몸체의 경사균열
c: 공간(창문등) 주변의 수직균열,	d: 공간 주변의 경사균열

그림 3. 구조물의 균열양상

따라서 Dulacska(1992)는 그림 3에서와 같은 4가지 균열발생 형태에 대하여 정량적으로 균열간격을 추정할 수 있는 균열양상 평가모델을 개발하였다. 이러한 평가모델은 최근까지 실무에 많이 이용되고 있으므로 본 연구에서도 Dulacska 균열양상 평가모델을 시스템 개발에 활용하였다(한국건설기술연구원, 1996).

### 3. 전문가 시스템(NESASS)의 개발

#### 3.1 NESASS의 구성

본 연구에서 개발한 인접구조물 안전성 평가용 전문가 시스템 NESASS는 방대한 현장 지표침하 계측자료를 정리, 관리할 수 있으며, 정리된 데이터베이스(D/B)를 이용하여 인공지능망의 학습을 수행할 수 있도록 구성되었

다. 또한 NESASS내의 인접구조물 안전성 평가 시스템을 이용하면 터널굴착에 대한 지상 구조물 및 지중매설관 등의 안전성을 평가할 수 있다.

NESASS는 그림 4와 같이 현장계측 D/B 시스템, 인공지능망 시스템, 인접구조물 안전성 평가 시스템으로 구성된다. 현장계측 D/B 시스템은 계측자료 분석 시스템과 연계하여 현장에서 수집되는 지표침하계측 자료들을 관리 분석 활용하며, 인공지능망 시스템은 다층 역전파 인공지능망 엔진을 중심으로 D/B 시스템과 연계한 인공지능망 학습 시스템과 유사현장 선정 모듈, 지표침하 예측 시스템으로 구성된다. 또한 인접구조물 안전성 평가 시스템은 허용한계치를 이용한 지상구조물 안전성 평가 시스템, 지상구조물 균열 평가 시스템,

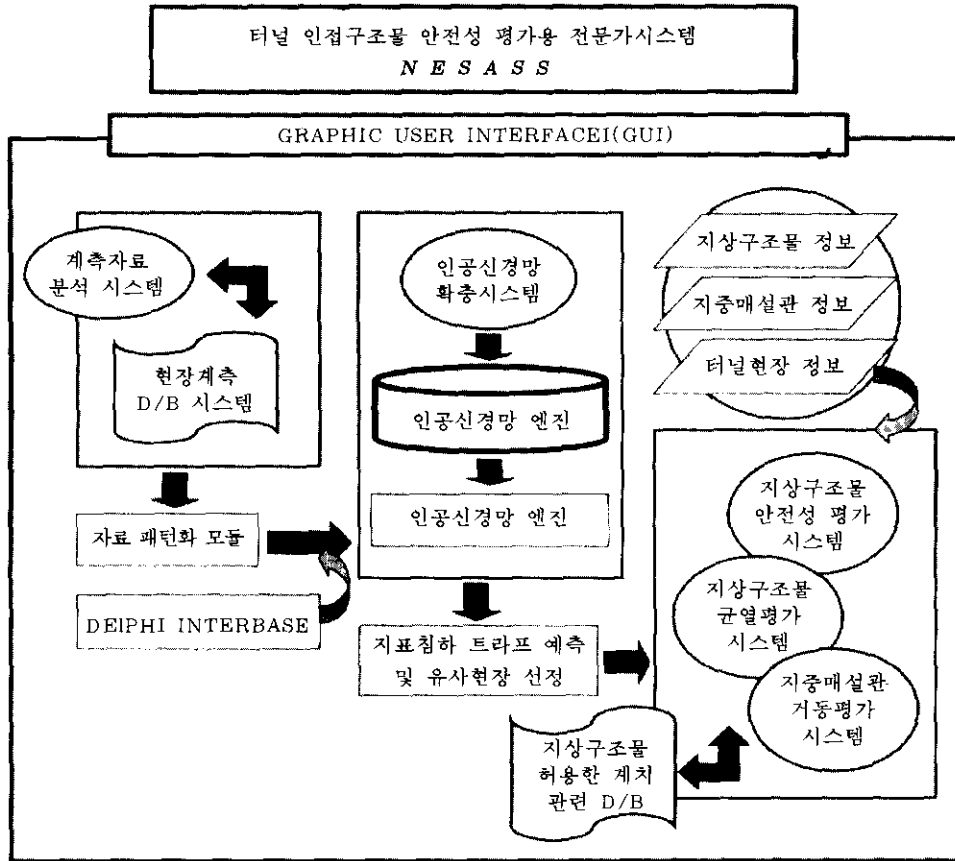


그림 4. NESASS의 시스템 구성도

지중매설관 거동 평가 시스템으로 구성되어 다양한 인접구조물에 대한 안전성 평가를 수행한다.

### 3.2 지표침하 영향 요소의 체계화

지표침하 계측자료들의 적절한 D/B를 위해서는 현장 지반조건과 함께 터널과 관련된 계측자료들이 필요하며, 특히 지표침하에 영향을 미치는 인자들의 세부 추출작업이 아울러 요구된다. 따라서 본 연구에서는 문헌연구(Attewell 등, 1974; 배규진, 1989; 신중호 등, 1985)를 통하여 정규화된 침하 영향인자들을 결정하고 정리하였다(표 1). 여기서 단위가 표

시된 항목들은 수치로 기입되는 항목(수치형 항목)이며, 그 외의 항목들은 주어진 예제들 중에서 선택하여 결정하는 항목(선택형 항목)이다. 또한 표 1과 같은 침하 영향인자들은 다음과 같은 관점에서 선정하였다.

터널의 기하학적 조건과 관련한 항목은 지표침하에 주요하게 영향을 미치는 것으로 알려진 터널의 규모 및 형상에 초점을 맞추었으며, 쌍굴터널도 고려할 수 있도록 터널 형태 항목을 추가하였다. 한편 지반조건과 관련한 항목은 기반암의 층상구조에 따라 지표침하가 크게 영향을 받으므로 구조적 특성이 다른 기반암 종류 항목을 포함시켰으며, 지반의 강도

표 1. 데이터베이스에 이용된 지표침하 영향인자

터널의 기하학적 조건	(1) 터널 깊이(m)	[1]	
	(2) 굴착 폭(m)	[2]	
	(3) 굴착 높이(m)	[3]	
	(4) 터널 형상	원형[4], 난형[5], 마제형[6], 특수형[7]	
	(5) 터널 형태	단선 병렬터널, 복선터널[8]	
	(6) Pillar 폭(m)	[9]	
지반조건	(7) 기반암 종류	화강암, 편마암[10]	
	(8) 터널 상부의 피복암 종류(m)	풍화암[11]	
		연 암[12]	
		보통암[13]	
		경 암[14]	
		극경암[15]	
	(9) 터널 상부 토사지반의 종류(m)	Cohesive soil	Stiff[16]
			Soft[17]
		Cohesionless soil	Dense[18]
			Medium dense[19]
(10) 지하 수위(m)	[21]		
(11) 터널내 유입 지하수량( l /분-km)	[22]		
(12) 지보재 설치	록볼트[23], 슛크리트[24], 강지보재[25]		
굴착및 보강조건	(13) 굴착 방법	TBM[26], Shield[27], Drill & Blasting[28], Peak굴착[29]	
	(14) 굴착 형태	전단면 굴착[30]	
		상, 하반 분할굴착	bench cut      short[31], long[32]
			ring cut[33]
		가인버트 시공[34], Single side wall drift 굴착[35], Two side wall drift 굴착[36]	
	(15) 보조공법의 적용	Forepoling[37], 갱내 Grouting[38], 지상 Grouting or Pipe-roof[39], 강판다단[40], 수평 제트 Grouting[41]	
	(16) 지보재 설치시기	초기[42], 적절[43], 지연[44]	
	(17) 굴착속도(m/일)	[45]	
	(18) 막장거리(m)	[46]	
	(19) 배수 또는 비배수	배수, 비배수[47]	

(항목번호). [인공신경망 입력노드번호]



특성을 표현하기 위해 암반과 토사로 분류하여 각각을 Attewell & Taylor(1984) 및 건설표준품셈(건설교통부, 1996)에서 제안하고 있는 지반분류기준으로 세부항목을 선정하고 그 층후로 표현할 수 있도록 하였다. 이는 암반과 토사의 구성비와 두께에 따라 지표침하 발생 양상이 크게 다른 것으로 알려져 있기 때문이다. 마지막으로 굴착 및 보강조건 관련 항목은 보강조건에 초점을 맞추었으며, 특히 보조공법의 고려 시 지반조건에 따라 선택될 수 있는 보조공법의 종류들을 항목으로 설정하였다. 지표침하에 영향을 미칠 것으로 예상되는 지보재 설치시기 및 시공상태도 아울러 고려하였다.

본 연구에서는 표 1과 같이 19개 항목으로 구성된 지표침하 영향요소들을 근간으로 총 47개의 인공신경망 입력노드를 구성하였다.

### 3.3 지표침하 예측자료 데이터베이스 구축

본 연구에서는 설정된 지표침하의 주 영향인자인 19개 분류항목을 이용하여 인공신경망 학습시 사용될 데이터베이스를 구축하였다. 이를 위하여 운행중이거나, 시공중인 서울지하철의 전체 터널현장을 대상으로 총 400여개의 현장 예측자료를 수집하였으며, 이를 자료분석이 가능한 113개 예측자료들을 대상으로 D/B화하였다. 여기서 신뢰성 있는 현장 자료 선정을 위한 자료분석 결과는 문헌(한국건설기술연구원, 1997)의 부록에 제시되어 있다. 또한 이를 보다 효율적으로 관리하고 운용하기 위하여 D/B 서버를 이용하여 D/B 엔진을 구축하고 윈도우용 D/B 시스템을 구축하였다.

이러한 D/B 시스템은 기 작성된 자료분석 자동화 시스템과 연결되어 해당 예측추선의 예측 원자료(raw data)를 작성·관리하며, 주 D/B 시스템에 분석결과가 자동으로 입력될 수 있도록 하였다. 여기서 예측자료 자동 분석 시스템은 자료분석의 객관성을 유지하기 위하여 침하 분석이론 및 자료처리방법을 도입하여 개발되었다. 이를 통하여 터널 시공기술자, 계

측관리자 및 설계자가 예측자료를 관리하고 현장에서 즉각적인 분석을 수행함으로써 최소한의 시간 내에 이상 지반거동을 판단하고 대처할 수 있을 것으로 사료된다. 또한 기존에는 분석이론이 동일하다 하더라도 분석자의 주관에 따라 분석결과가 상이하게 도출되는 경향이 컸으나, 본 예측자료 자동분석 시스템은 객관화된 자료분석을 가능케 하였다.

이러한 과정으로 개발된 예측자료 자동 분석 시스템을 이용하여 수집된 113개의 지표침하 예측 원 자료를 분석하고 그 결과치를 NESASS의 D/B에 입력하였다(한국건설기술연구원, 1997). 구축된 D/B는 지표침하의 예측을 위한 인공신경망의 학습에 이용되었다.

## 3.4 지표침하 예측을 위한 인공신경망 모델 설계

### 3.4.1 최적 인공신경망 선정을 위한 매개변수 연구

Pao(1989)에 의하면, 다층 역전파 인공신경망은 입 출력층 및 은닉층의 구조에 따라 인공신경망의 학습효율 및 추론능력이 크게 변화하며, 학습에 필요한 학습상수들(학습율, 모멘텀상수) 및 학습횟수 등도 인공신경망의 학습효율 및 추론능력에 크게 영향을 미치는 것으로 보고되고 있다.

또한 다층 신경망의 층의 개수가 증가할수록 학습자료의 상호 연관성 관련 패턴인식 영역의 특성은 더욱 고급화되는 것으로 알려져 있지만 학습효율은 급격히 떨어진다. 따라서 추론능력과 학습효율을 고려한 최적 학습상수 및 최적 인공신경망 구조는 문제의 성격에 따라 달라질 수 있다.

본 절에서는 개발된 NESASS의 인공신경망 학습시스템을 이용하여, 113개 현장 예측자료로 구성된 NESASS내의 데이터베이스에 최적한 인공신경망 모델을 선정하고자 다양한 매개변수연구를 수행하였다. 본 매개변수연구에서는 인공신경망 구조 및 학습상수(모멘텀상수

및 학습율)를 고려한 27개 인공신경망 실험모델을 설정하고 학습을 수행하였다(그림 5). 여기서 인공신경망 실험모델의 입력층과 출력층의 노드수는 기 작성된 prototype NESASS내의 인공신경망 모델에서와 같이 각각 47개(표 1. 참조)와 2개(최대침하량과 최대경사위치)로 고정하고, 은닉층의 구조만을 최적 인공신경망 모델 선정의 주요 지표로 삼고자 하였다. 또한 3가지의 학습상수 쌍으로 학습시킴으로써 학습상수 변화에 따른 인공신경망 학습효율 및 추론능력에 미치는 영향에 대하여 평가하고, 이를 최적 인공신경망 모델의 학습상수 결정에 사용하고자 하였다. 본 매개변수연구에 사용된 학습종료 조건은 학습효율을 고려하여 시스템 오차(0.001)를 사용하였다. 학습결과는 최적 인공신경망 모델을 선정하기 위하여 설정된 다양

한 모델들의 상대적인 오차율 비교에 사용되었다. 따라서 학습결과를 바탕으로 인공신경망의 시스템 학습효과를 알아보기 위하여, 학습 완료된 27개의 인공신경망 모델들을 이용하여 최대 침하량과 지표침하 트라프의 변곡위치  $i$ 를 재 추론하였다. 재 추론능력의 지표로는 식 (5)과 같은 평균 추론 오차율(AIER, Average Inference Error Rate) 산정식을 이용하였다.

$$AIER(\%) = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n \frac{|K_m - K_p|}{K_m} \times 100 \quad (5)$$

여기서  $n$ 은 추론 자료수이며  $K_m$ 은 실측치,  $K_p$ 는 예측치이다.

### 3.4.2 최적 인공신경망의 선정

본 매개변수연구의 결과는 그림 5와 그림 6

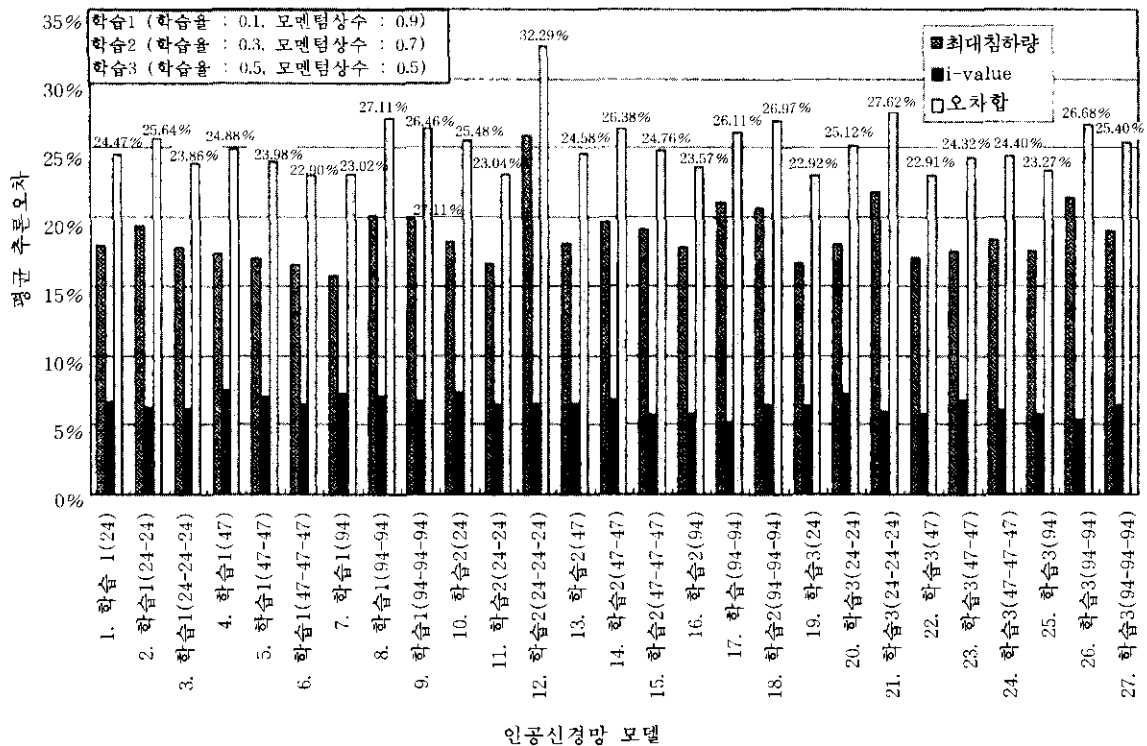


그림 5. 기 설정된 인공신경망 실험모델들의 시스템 평균 추론 오차

에 나타내었다. 그림 5에서는 기 설정된 인공 신경망 모델에 대한 AIER값을 최대침하량 및 최대경사위치  $i$ 값과 산정오차 평균치를 나타낸 그림이며, 그림 6은 기 설정된 인공신경망 모델의 추론효과 외에 학습효율성과 관련된 사항들(학습시간 및 학습횟수)을 각 인공신경망 모델별로 나타낸 것이다. 또한 그림 6에서는 최적 인공신경망 모델의 학습효율성 관련 선정 지표로써 임의의 학습 효율성 지수 선정표를 설정하고 각 인공신경망 모델마다 학습효율성 관련 결과치에 지수를 부여하였다. 여기서 설정된 학습효율성 관련 지수 선정표는 표 2와 같다. 지수부여 시, 학습시간 및 학습횟수의 분류기준은 각각의 평균치를 기준으로 하였으며, 그 평균값은 그림 6에 나타내었다. 또한 학습 효율성과 관계한 본 지수값은 현 컴퓨팅 수준

을 고려하여 지수가 '1'과 '2'로 판정된 모델이 적절한 것으로 판단된다.

표 2. 학습효율성 관련 지수 선정표

지수	학습시간 관련 학습 결과치	학습횟수 관련 학습 결과치
1	짧은 학습시간 소요	많은 학습시간 소요
2	짧은 학습시간 소요	적은 학습시간 소요
3	긴 학습시간 소요	많은 학습시간 소요
4	긴 학습시간 소요	적은 학습시간 소요

그림 5에서 재 추론된 최대침하량의 추론오차율의 범위는 15.76%~25.83%로써 그 최대치는 실험모델 12번이며 최소치는 실험모델 7번이다. 또한  $i$ 값의 추론오차율은 각각 5.10%~7.52%의 범위이며, 최대치는 실험모델 4번

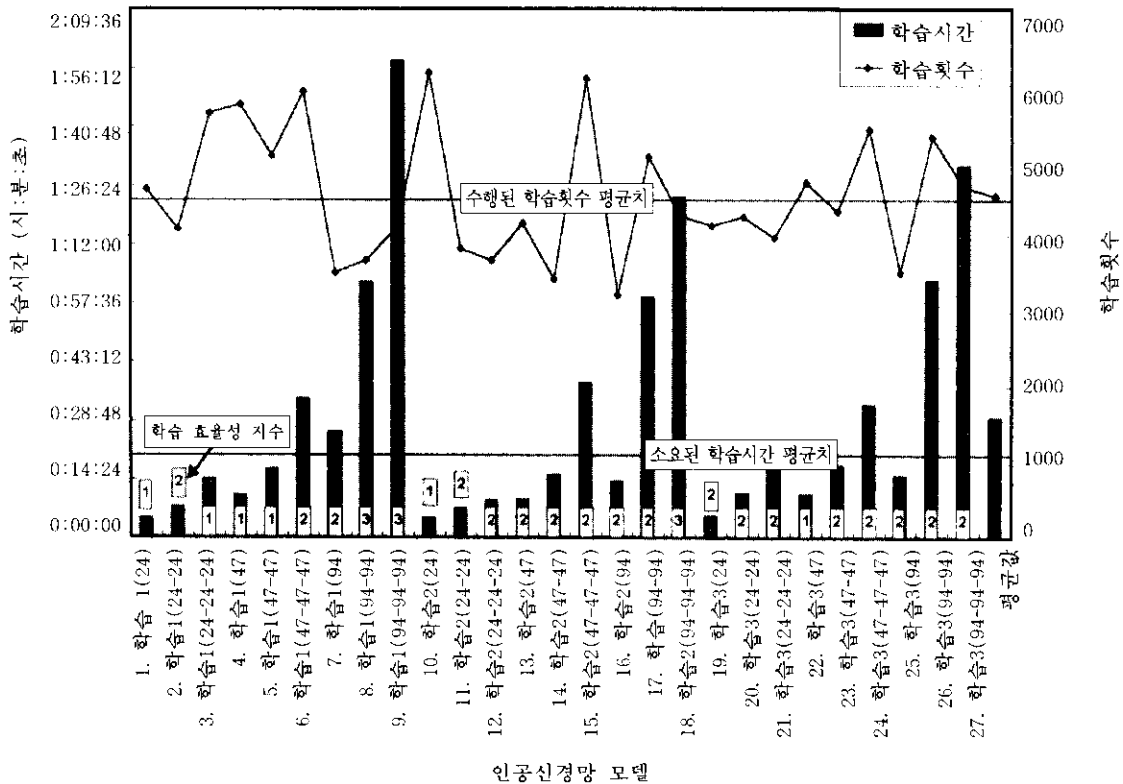


그림 6. 인공신경망 실험모델들의 학습효율성 분석

이고 최소치는 실험모델 17번이다. 그리고 최대 침하량과  $i$ 값의 추론오차율 합인 오차합의 최대치는 실험모델 12번이며 최소치는 실험모델 6번으로 평가되었다. 여기서 주어진 학습자료에 대하여 학습된 인공신경망의 추론능력은 적절한 은닉층의 설계를 통하여 얻어지며 지나친 은닉층수의 증가는 오히려 불량한 신경망의 추론능력을 초래하는 것을 알 수 있다. 또한 학습능력에만 영향을 미치는 것으로 보고되어 왔던 학습율과 모멘텀상수의 결정도 인공신경망의 추론효과에 영향을 크게 미치는 것을 알 수 있다. 따라서 인공신경망 실험모델 오차합의 평균을 기준으로 판단할 때, 총 13개의 실험모델(1번, 3번, 4번, 5번, 6번, 7번, 11번, 13번, 15번, 16번, 19번, 22번 25번)이 추론효과 면에서는 비교적 우수한 모델인 것으로 판단된다.

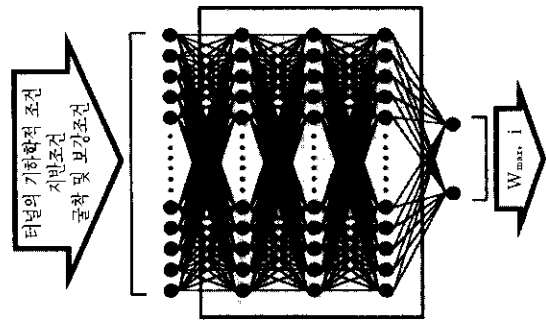
그림 6에서는 기 설정된 인공신경망의 수행 학습시간은 인공신경망의 은닉층의 층수가 증가할수록, 은닉층의 노드수가 증가할수록 기하급수적으로 증가하는 경향을 볼 수 있다. 이는 은닉층의 노드수와 층수가 증가할수록 각 인공신경망 노드의 연결구조가 복잡해지며, 각 연결선에서 결정되어야 하는 연결가중치의 계산 양이 기하급수적으로 증가함을 의미한다. 또한 주어진 수렴조건(시스템오차 : 0.001)에 대하여 소요된 학습횟수는 통상 학습시간에 대해 비례하는 경향이지만, 학습시간에 대하여 학습정도의 주요지표인 학습횟수가 적절히 수행되는 실험모델을 선정하여야 할 것으로 판단된다. 따라서 각 실험모델의 실험결과를 토대로 각 모델에 지수를 부여하여 그림 7에 나타내었다.

### 3.4.3 NESASS의 최적 인공신경망 모델 선정 및 평가

본 매개변수연구를 통하여 추론능력이 비교적 우수한 것으로 판단된 13개의 모델 중 1층 은닉층 구조를 제외한 5개 실험모델(3번, 5번, 6번, 11번, 15번)을 최적 인공신경망 모델 선정대상으로 하였다. 또한 선정된 5개의 실험모델들은 그림 6과 같이 공히 학습효율성 면에서는 비교

적 우수한 것으로 판단되었다. 따라서 선정된 5개의 실험모델을 대상으로 113개 학습자료를 통한 개별자료에 대한 추론오차율 비교를 통하여 최종 최적 인공신경망 모델을 선정하고자 하였다. 즉 재 추론오차율 분석을 통하여, 비교적 큰 재 추론오차율을 보인 자료수가 가장 적으며, 0.01%이하의 매우 낮은 추론오차율을 보인 자료수가 가장 많은 실험모델이 최적 모델이라 할 수 있다.

이러한 개별자료를 통한 추론오차율 분석과 평균 오차합을 고려하여 실험모델 6번을 NESASS의 최적 인공신경망 모델로 선정하였다. 6번 실험모델은 은닉노드가 입력 노드수와 같은 47개이며 3개의 은닉층으로 구성된 모델로서 그림 7과 같다.



입력층(47노드) 은닉층(3층, 47노드) 출력층(2노드)

그림 7. 선정된 NESASS의 최적 인공신경망

## 4. NESASS의 신뢰성 검증

### 4.1 지표침하 예측의 신뢰성 검증

본 절에서는 3.4절에서 매개변수 연구를 통해 선정된 NESASS의 인공신경망에 대하여, 터널 현장의 지반거동 예측능력에 관한 신뢰성 검증을 수행하였다. 이를 위하여 기 수집된 113개 현장자료(한국건설기술연구원, 1996, 1997) 중 비교적 지표침하가 비교적 크게 발생한 5개 현장을 임의로 선정하고, 이를 제외한 108개 현장을

이용, NESASS의 학습을 수행하였다. 또한 NESASS의 학습결과를 이용하여 임의로 선정된 5개 현장의 지반거동을 예측하였으며, 실측치와 비교하였다. 추론에 사용된 현장은 표 3과 같다.

표 3의 터널현장들은 지반이 주로 사질토 지반으로 비교적 열악한 지반조건이며 10m 정도의 비교적 얇은 토피를 가진 터널현장으로 peak 굴착으로 시공된 현장들이다. 이와 같이 학습자료로 사용된 일반적인 터널현장과 비교하여 특수한 조건의 터널현장에 대한 NESASS의 침하 예측능력을 파악함으로써, 다양한 조건의 터널현장에 대한 NESASS의 침하 예측능력을 검증하고자 하였다.

본 실험에서 NESASS의 학습은 비교적 많은 시간이 소요되었지만 원만한 수렴경향을 보였다.

표 3의 터널현장들에 대한 NESASS의 예측치와 실측치의 비교결과를 그림 8에 나타내었다.

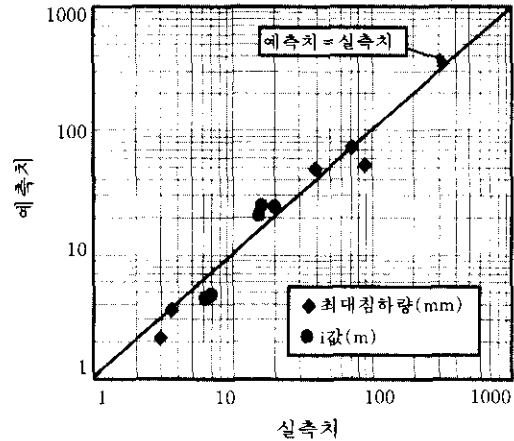


그림 8. 실측치와 예측치와의 비교

표 3. NESASS 추론 신뢰성 검증에 사용된 터널현장

	터널폭(m)/ 굴착높이(m)	터널깊이 (m)	터널형상/형태	지반 특성	굴착 기법	지하수위 (m)	최대침하량 (mm)	최대경사 위치(m)
1	10.65/8.609	19.571	마제형/복선터널	경 압	발파	10.20	2.97	5.36
2	10.61/8.589	20.721	마제형/복선터널	경 압	발파	9.5	3.59	7.07
3	7.48/7.48	11.437	원형/단선병렬	사질토	Peak 굴착	5	39	15.6
4	7.47/7.48	9.7610	원형/단선병렬	사질토	Peak 굴착	6.8	90	20.5
5	6.3/7.66	11.750	마제형/단선병렬	사질토	Peak 굴착	6.5	71	16.5

그림 8에서는 최대 침하량과 i값 항목에 대한 평균 추론 오차율을 보여주고 있으며, 실측치와 예측치의 도시점들이 45도 사선(일치선)에 근접해 도시된 경향을 보이고 있으므로 특수조건(열악한 지반조건 등)의 터널현장을 대상으로 추론한 것을 감안한다면 NESASS는 비교적 신뢰성 있는 지반거동 예측을 수행하는 것으로 판단된다.

#### 4.2 NESASS의 최적 학습결과 검증

본 절에서는 4.1절에서 제외된 5개 현장자료

를 포함한 총 113개 자료를 대상으로 학습을 수행하고 학습자료를 대상으로 추론을 실시함으로써 NESASS내에 구축된 인공신경망의 최종 추론 신뢰성을 알아보았다. 학습수행시, 시스템 오차는  $3 \times 10^{-5}$ 이하로는 줄어들지 않았으며, 총 소요 학습시간은 48시간이 소요되었다. 학습된 NESASS를 이용하여 학습자료로 사용된 113개 현장자료를 대상으로 추론을 실시한 후, 학습자료와 추론결과를 그림 9에서 비교하였다.

여기서 최대 침하량과 i값 항목에 대한 평균

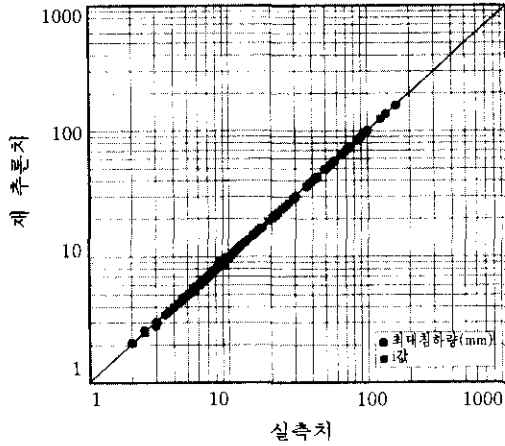


그림 9. 학습자료의 재 추론 결과

추론 오차율은 각각 0.55%과 0.19%로 산정되었고, 그림 9에서는 학습자료와 추론치가 상당히 일치하고 있는 것을 보여주고 있다. 따라서 NESASS는 본 연구에서 수집한 현장자료를 충분히 학습하였으며, 그 추론 신뢰성 또한 상당히 우수한 것으로 판단된다.

### 4.3 지상구조물 안전성 평가 타당성 검증

본 연구에서는 NESASS가 지상구조물의 안전성을 정확하게 평가할 수 있는지를 검토하기 위하여 서울지하철 6-0, 7-0공구 2개소의 터널 및 인접건물의 손상자료를 수집, 해석치와 계측치와의 비교 분석을 실시하였다.

#### 4.3.1 타당성 검증을 위한 현장자료 수집

표 4는 수집된 건물 및 건물에 인접한 터널 관련 정보이며, 터널 및 인접건물의 형태 및 표 4에 나타난 분류항목의 정의는 그림 10에 나타내었다.

표 4에서 현장 A는 터널정거장 입구부의 쌍아치 터널로써, 토피가 8m로 비교적 천부이며 강관다단 그라우팅, 수평제트 그라우팅 등 상당히 많은 보조공법이 적용되었다. 암질은 풍화된 편마암으로 양호하며 발파로 굴착된 현장이다. 또한 인접 지상건물은 터널 직상부에 위치한 비교적 큰 규모의 콘크리트 구조물로서 건물의 기울기와 균열측정이 수행되었다. 현장

표 4. 수집된 건물 및 인접터널 관련 정보

구 분	현 장	현 장 A	현 장 B
터 널	터널 폭/굴착높이(m)	22.232/9.55	9.549/7.6
	터널깊이( $D_n$ , m)	8	16.7
	터널형상/형태	2-Arch	마제형/복선
	지반 특성	풍화암	경암
	굴착 기법	발파	발파
	지하수위(m)	4.4	3.2
건 물	터널축선과의 수평 이격거리( $W_D$ , m)	직상부	16
	건물의 폭( $W_B$ , m)	25	24
	건물의 높이(H, m)	20	13.5
	건물의 창폭( $C_n$ , m)	0.57	1.2
	건물의 창높이( $D_n$ , m)	1.7	1.6
	건물의 창간 수직거리( $V_n$ , m)	1	1.6
	벽체의 종류	콘크리트 벽체	콘크리트 벽체

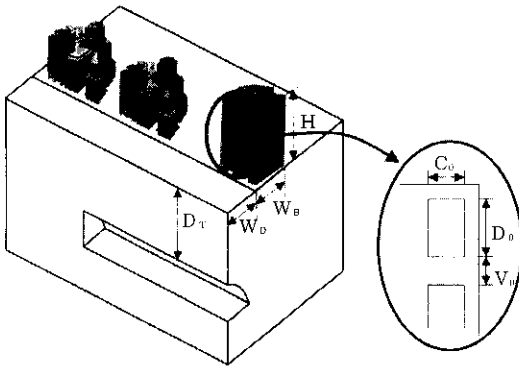


그림 10. 터널 및 인접구조물의 형태

B는 토피 16.7m의 연암 및 경암의 상당히 양호한 지반조건을 가지고 있으며 기본 지보공 이외의 보조공법은 적용되지 않았다. 또한 인접건물은 본 터널의 터널축선을 기준으로 16m 떨어진 지하3층 지상7층의 대형 철근 콘크리트 빌딩이다.

이러한 현장정보들은 실제 터널현장의 설계 도면과 시추주상도, 종평면도를 기반으로 산정되었으며 직접 현장방문을 통하여 건물조사 및 기타 NESASS의 안전성 평가에 필요한 입력 자료를 준비하였다.

#### 4.3.2 실험 결과 및 평가

표 4의 현장자료를 이용하여 수행된 NESASS의 지상구조물 안전성 평가 결과와

현장 실측치를 표 5에서 비교하였다. 표 5에서 건물기울기와 건물균열 측정결과는 터널시공 전 사전조사를 통하여 균열이 관측된 건물을 대상으로 건물 경사계 및 균열계를 설치하고, 터널을 굴착하면서 지속적으로 계측한 결과임으로, 계측기 설치시점을 초기시점으로 하여 터널굴착에 따라 발생된 건물 기울기 및 균열 폭을 나타낸다. 여기서 균열 폭은 이미 발생되어 있는 균열 폭과 균열계 설치 이후의 균열 폭 변화량을 더한 값이다.

표 5의 현장 A는 8m 낮은 심도의 쌍아치 터널 직상부에 위치한 조적조 건물로서, 터널 굴착 시 강판다단 그라우팅, 포아플링 등 각종 보조공법이 적용되었지만 터널굴착의 영향으로 건물 변형의 우려가 높았던 현장이다. 표 5에서와 같이 현장 A는  $1.5 \times 10^{-4}$ 의 각변형과 1.22mm의 균열이 측정되었고, NESASS의 예측결과는 건물의 각변형이  $1.64 \times 10^{-4}$ , 예상되는 균열 폭은 1.477mm로 나타나고 있다. 여기서 각변형의 예측은 실 계측치와 거의 일치하는 결과이며, 이의 예측오차율은 8.5%(각변형)와 17.4%(균열폭)로서 상당히 우수한 예측 결과인 것으로 판단된다.

한편 표 5의 현장 B는 13~17m심도의 풍화암에서 경암의 양호한 지반조건에서 굴착된 터널현장이며, 건물의 위치가 침하트래프의 변곡 위치(i-값)에서 상당히 벗어난 10~16m의 거리를 가진 건물이다. 하지만 현장조사 결과, 현

표 5. NESASS의 평가결과와 실측치와의 비교

평가항목	현 장 A		현 장 B	
	NESASS	실측치	NESASS	실측치
터널과의 이격거리(m)	-3(최소) ~ 22(최대)		16(최소) ~ 40(최대)	
Angular distortion	$1.64 \times 10^{-4}$	$1.50 \times 10^{-4}$	$3.41 \times 10^{-10}$	$5.0 \times 10^{-6}$
Deflection ratio	$4.67 \times 10^{-5}$	$4.27 \times 10^{-5}$	$3.01 \times 10^{-10}$	$3.38 \times 10^{-6}$
건물의 최대침하량(mm)	4.11	3.76	$8.19 \times 10^{-6}$	0.12
건물의 부등침하량(mm)	4.10	3.75	$8.19 \times 10^{-6}$	0.12
균열폭(mm)	1.477	1.22	0	0.07
기초부 침하 트래프 형상	Trough condition	Trough condition	Saddle condition	Saddle condition

장 B의 건물에 1개소의 균열이 벽체에 발생되었으며, 각변형이  $5.0 \times 10^{-5}$ , 관찰된 1개소의 균열 폭이 0.07mm로 측정되었고, NESASS의 예측결과는 건물의 각변형 및 균열이 발생하지 않는 것으로 예측하였다. 이를 통하여 본 현장의 건물은 관찰된 1개소의 균열 외에는 거의 균열발달이 없는 점과 표 4에서와 같은 경암의 지반조건임을 감안할 때, 건물의 각변형 및 균열의 주 발생원인은 기초 및 콘크리트 양생 등의 건물 축조 시에서 오는 시공상의 문제점인 것으로 판단된다.

이상의 결과로부터 NESASS는 터널 굴착에 의하여 발생된 것으로 추정이 가능한 건물의 각변형 등 안전성 평가인자들과 균열 폭을 비교적 정확히 예측할 수 있는 것으로 판단되며, 아울러 지상구조물에 발생한 손상이 터널굴착에 기인한 것인지 또한 판단할 수 있을 것으로 사료된다.

## 5. 결론 및 향후의 연구방향

본 연구를 통해 얻은 세부 결론은 다음과 같다.

- (1) 인공지능망 기법 및 GUI(Graphic User Interface) 기법을 이용하여 터널기술자들이 손쉽게 터널현장의 지표침하를 예측하고 이를 기반으로 터널에 인접한 다양한 구조물(지상구조물 및 지중매설관)의 예비 안전성 평가를 수행할 수 있는 터널 인접구조물의 예비 안전성 평가용 전문가시스템 NESASS를 개발하였다.
- (2) 도심지 터널을 대상으로 총 113개 계측측선에 대한 지표침하 계측자료 및 터널 현장 관련자료를 수집하고 데이터베이스를 구축하였다. 또한, 데이터베이스와 연계된 계측자료 자동분석 시스템을 개발함으로써 보다 객관성 있는 지표침하 계측자료 분석 및 용이한 데이터베이스 구축작업을 수행할 수 있도록 하였다.

(3) 다양한 인공지능망 구조 및 학습상수에 대한 매개변수 연구를 통하여 학습자료에 대한 평균 재 추론오차율이 16.53% (최대침하량)와 6.37%(최대경사위치)이고, 학습효율성 측면에서 비교적 우수한 것으로 평가된 인공지능망 모델(은닉층 : 47-47-47, 모멘텀 상수 : 0.9, 학습율 : 0.1)이 기 구축된 데이터베이스에 대하여 가장 최적한 인공지능망 모델인 것으로 판단되었으며, 시스템오차  $3 \times 10^{-5}$ 까지의 학습종료 조건이 최적 학습정도인 것으로 평가되었다.

(4) 5개 터널현장들의 현장자료들을 이용하여 NESASS의 지표침하 예측능력에 대한 신뢰성 검증연구를 수행한 결과, 최대침하량과 최대 경사위치에 대한 추론은 비교적 실측치에 근사한 결과를 보였으며, 전체 학습자료를 재추론한 결과, 평균 추론 오차율이 최대 침하량 0.55%과  $i$  값 0.19%로 평가됨으로써 NESASS는 상당히 우수한 지반거동예측을 수행하는 것으로 판단되었다.

(5) 인접건물의 손상계측자료와 NESASS의 해석치와의 비교 분석 결과, NESASS는 터널굴착에 의해 발생이 예상되는 인접 건물의 각변형과 균열 폭을 적절히 예측할 수 있는 시스템인 것으로 평가되었다.

본 연구를 기반으로 향후에 지속적으로 수행코자 하는 연구방향은 다음과 같다.

- (1) 보다 많은 신뢰성 있는 현장 계측자료의 수집 분석으로 인공지능망의 지표침하 예측능력을 향상시켜야 할 필요가 있다.
- (2) 본 연구는 화강암과 편마암이 주 기반암인 서울지하철만을 대상으로 하였으므로 퇴적암 등과 같은 다른 지반조건하의 도시 터널(대구 및 부산지하철 등)을 대상으로 현장계측자료를 수집 분석함으로써 예측 대상터널의 범위를



확장시키는 것이 바람직하다.

- (3) 본 연구에서는 터널이 완전히 굴착된 상태에서의 최종, 최대 침하를 주대상으로 하였지만, 향후에는 굴착 단계별로 발생하는 지표의 침하치를 예측함으로써 인접한 구조물에 대한 순차적 안전성 평가가 필요하다.
- (4) 터널의 천단침하 및 내공변위 등의 다양한 계측항목에 대한 터널계측관련 데이터베이스 시스템의 확장으로 터널현장의 계측관리 및 그 활용성을 개선할 필요가 있다.
- (5) 개발된 NESASS를 이용한 터널의 지표 침하 예측 및 인접구조물의 안전성 평가 시스템을 도시 터널설계에 반영할 수 있는 설계 프로그램의 전환 연구도 필요할 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

1. 건설교통부(1996), *지하굴착공사 안전관리 편람*, 건설교통부, p. 483.
2. 김대수(1993), *신경망 이론과 응용 (II)*, 하이테크 정보, p. 391.
3. 대우엔지니어링 건설기술 연구소(1995), *터널 굴착에 따른 지반침하 특성에 관한 연구개발 보고서*, p. 124.
4. 문현구(1996), *균열망내에서의 용질이동 및 채널흐름 해석과 하이브리드 전문가 시스템 개발을 통한 지하공동 설계 자동화 연구*, 한국과학재단 보고서, KOSEF : 941-1300-005-2, p. 219.
5. 배규진(1989), "토사터널 굴착에 따른 주변지반의 변위 예측에 관한 연구", 박사학위논문, 연세대학교 대학원, p. 160.
6. 신중호, 유태성(1985), "터널굴착시 지반거동에 관한 연구", *대한토질공학회지 창간호*, pp. 31 ~ 46.
7. 신희성(1996), "3차원 지하공동의 자동화 설계를 위한 연구", 석사학위논문, 한양대학교 대학원, p. 93.
8. 이철욱(1993), "인공신경 회로망을 이용한 암반터널 설계 전문가 시스템의 개발", 석사학위논문, 한양대학교 대학원, p. 70.
9. 한국건설기술연구원(1996), *지하생활공간 개발 기술 연구, 지반굴착기술분야(IV)*, 건기연 96-060, p. 216.
10. 한국건설기술연구원(1997), *지하생활공간 개발 기술 연구, 지반굴착기술분야(V)*, 건기연 97-107, p. 274.
11. Attewell, P. B. & Taylor, R. K.(1984), *Ground Movements and Their Effects on Structures*, Surrey University Press, U.S.A.
12. Attewell, P. B., Yeates, J. Selby, A. R.(1986), *Soil Movements Induced by Tunnelling and Their Effects on Pipelines and Structures*, Bell and Bain Ltd., Great Britain, p. 325.
13. Boscardin, M. D. & Cording, E. J., O'Rourke, T. D.(1978), *Case Studies of Building Behavior in Response to Adjacent Excavation*, U.S. Department of Transportation, pp. 1-3 ~ 3-32.
14. Dulacska, E.(1992), *Soil Settlement Effects on Building*, Development in Geotechnical Engineering 69, Elsevier Science, Amsterdam, p. 447.
15. Hong, S-W.(1984), "Ground Movements Around Model Tunnels in Sand", Ph.D. Thesis, Univ. of Illinois, Urbana-Champaign, p. 189 ~ 218.
16. Pao, Y. H.(1989), *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley Press, p. 309.
17. Schmidt, B.(1969), "Settlements and Ground Movement Associated with Tunneling in Soil", Ph.D. Thesis, Univ of Illinois, Urbana-Champaign, p. 224.
18. Sweet, A. L. and Bogdanoff, J. L.(1965), "Stochastic Model for Predicting Subsidence", *Journal of Engineering Mechanics Division*, ASCE, Vol. 91, No EM2, pp. 21 ~ 45.

(접수일자 1998. 3. 20)