

# 초음파-토양수세법을 이용한 오염지반 복원률증대에 인공신경망의 적용

## Application of Artificial Neural Networks(ANN) to Ultrasonically Enhanced Soil Flushing of Contaminated Soils

황 명 기\*<sup>1</sup> Hwang, Myoung-Ki

김 지 형\*<sup>2</sup> Kim, Jee-Hyoung

김 영 옥\*<sup>3</sup> Kim, Young-Uk

### Abstract

The range of applications of artificial neural networks(ANN) in many branches of geotechnical engineering is growing rapidly. This study was undertaken to develop an analysis model representing ultrasonically enhanced soil flushing by the use of ANN. Input data for the model-development were obtained by laboratory study, and used for training and verification. Analyses involved various ranges of momentum, learning rate, activation function, hidden layer, and nodes. Results of the analyses were used to obtain the optimum conditions for establishing and verifying the model. The coefficient of correlation between the measured and the predicted data using the developed model was relatively high. It shows potential application of ANN to ultrasonically enhanced soil flushing which is not easy to build up a mathematical model.

### 요 지

인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 해석기술을 지반공학 분야에서 활용하는 경우가 점점 다양해지고 있다. 이 연구에서는 초음파에 의해 증가된 토양수세법의 효율성을 해석하는 모델개발에 인공신경망기법을 적용하였다. 실내시험을 통하여 인공신경망을 위한 입력자료를 확보한 뒤 이를 이용하여 모델을 학습시킨 후 모델검증을 실시하였다. 해석 변수, 즉 모멘텀항, 학습률, 전이함수 종류, 은닉층 수, 및 노드 수 등을 달리하여 연구를 수행하였으며 최적의 조건을 도출한 후 개발된 모델의 검증을 실시하였다. 개발된 모델의 검증결과 측정값과 예측값의 상관관계가 매우 높게 나타났으며 이를 통하여 수학적 모델 수립이 곤란한 토양수세 초음파 기법의 전반적인 고찰의 기초를 확립하였다.

**Keywords :** ANN(Artificial Neural Networks), Soil flushing, Ultrasonic

### 1. 서 론

인구의 기하급수적인 증가와 산업의 급격한 발달로 인하여 다양한 종류의 오염물질들이 지반으로 유입되

면서 지반환경문제가 점점 심각해지고 있다. 더욱이 지하수로 유입될 경우 지하수의 오염뿐만 아니라 지반의 오염이 확산됨으로서 그 유해성이 더욱 깊어질 수 있다. 오염물질은 흙의 물리적 성질 즉 일축압축강도,

\*1 정회원, 명지대학교 토목환경공학과, 석사과정 (Member, Graduate Student, Dept. of Civil & Environmental Engrg., Myongji Univ.)

\*2 고려대학교 토목환경공학과, 부교수 (Associate Prof., Dept. of Civil & Environmental Engrg., Korea Univ.)

\*3 정회원, 명지대학교 토목환경공학과, 조교수 (Member, Assistant Prof., Dept. of Civil & Environmental Engrg., Myongji Univ., yukim@mju.ac.kr)

전단강도, 지반계수 등을 변화시키는 직접적인 원인이 될 수도 있으며 지하수 오염으로 인한 국민 생활건강에 직접적이며 큰 위협이 되기도 한다.

오염지반에 대한 정화 및 복원기술은 크게 pump and treat 기법, 토양수세법(soil flushing), 생물학적 복원법, 동전기 정화법 등을 들 수 있는데 이중에서 비교적 투수 계수가 양호한 지반에 사용가능한 토양수세법은 물 또는 계면활성제 등과 같은 용액을 흙에 통과시킴으로써 지반의 오염물질을 추출하는 기술이다. 그러나 이 기술은 지반의 투수계수에 따라 적용성 및 효율성이 크게 지배 받고 시간이 오래 걸림으로 인해서 일반적인 적용이 쉽지 않은 실정이었다. 토양수세법의 효율성 증대를 위한 아이디어가 몇몇 연구자에 의해 제안되고 있는데 Cleveland와 Garg(1993)는 오염된 점토시료에 초음파를 가함으로 점토입자에 흡착되어 있는 오염물질을 점토 입자에서 제거할 수 있음을 시험을 통하여 보였고 1995년에 Ellen 등은 초음파를 오염토에 가함으로 가하지 않았을 경우보다 약 30%의 오염물 세척률이 증가됨을 보고하였다.

이상과 같이 토양수세법에 초음파의 적용으로 오염물 제거율 증대와 시간 단축성이 입증되었다고는 하지만, 초음파가 흙과 오염물간의 상호 작용 및 간극 액체의 흐름에 미치는 영향에 관한 이론적인 접근이 매우 어렵고 이에 대한 연구가 거의 전무한 실정이다. 실제 흐름에 미치는 초음파 진동의 영향, 입자와 오염물간의 흡착력의 변화, 시간, 흡입자, 오염물의 종류 등을 모두 고려한 이론적인 모델 개발은 거의 불가능하다. 이렇게 수학적 모델이 불가능하거나 매우 복잡한 경우 인간의 뇌신경 세포의 활동을 모방한 인공신경망 기법을 사용하여 모델을 개발하는 경우가 많다. 이 기법은 효율적이고 즉각적인 응답을 얻기 위하여 인간의 뇌구조에서 학습되고 축적되는, 기존 지식의 운용체계를 모사한 방법으로 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)을 통한 접근법이라고도 한다.

인공신경망에 대한 개념은 1943년에 처음 소개되었지만, 인공신경망이 번영하게 된 것은 1986년 Rumelhart 등에 의해 소개된 Back-propagation 알고리즘(algorithm)을 적용하면서부터이다. 국내외의 지반분야에서도 이 기법을 활발히 적용하고 있는데 특히 국내에서는 말뚝의 지지력 및 수평변위(이정학과 이인모, 1994; 김병탁 등, 2001b), 비배수 전단강도 예측(이윤구 등, 2000), 화강풍화토의 토양변화률 추정(김영수 등, 2001), 압밀침

하량 예측(민덕기 등, 2001), 피에조콘 해석에서의 적용(김영상과 이승래, 2002), 등 인공신경망에 대한 관심이 증대되고 있으며 연구논문도 활발하게 발표되고 있다.

본 연구에서는 초음파를 적용한 토양수세법에서 얻은 실험 결과 DB(Data Base)를 이용하여 인공신경망 적용의 적부, 적합한 인공신경망의 설계(Architecture), 인공신경망의 출력값에 영향을 미치는 영향인자 파악과 그 신뢰성을 검증하였고 이를 이용한 모델 개발 후 이의 확대적용 가능성을 검토하고자 하였다.

## 2. 인공신경망(ANN)의 자료추출

인공신경망은 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포와 이들 세포들 간의 연결 관계를 단순화시켜서 두뇌가 나타내는 지능적 형태를 수학적으로 구현, 모델링하여 공학적으로 응용하는 것을 이른다. 자세한 수학적 구현 및 모델링 기법은 이미 여러 연구논문에서 다루어져왔기 때문에 여기에서는 생략하기로 한다. 본 연구에서는 펜티엄 4, 메모리 512DRAM인 개인용 컴퓨터를 이용하여 인공신경망 해석을 수행하였으며 NeuroDimension社에서 개발한 상용소프트웨어인 NeuroSolutions™ Version 4.21을 설치하여 시뮬레이션(simulation) 환경을 조성하였다.

### 2.1 입력자료

초음파를 적용한 토양수세법(soil flushing)에 대한 자료는 이미 발표된 연구논문(Kim, 2000)을 참조하였다. 상기 논문에 설명된 토양수세법 실내시험은 오타와모래(Ottawa sand), 조립질토와 자연토를 사용하여 실시되었고, 오염토를 모사하기 위해 시료에 Crisco vegetable oil을 알맞게 섞어서 사용하였다. 또 시험에서 사용된 초음파의 진동수는, 오염물질의 제거에 일반적으로 사용되는 20kHz를 가하였으며(Meegoda 등, 1996), 오염토를 세척하기 위한 세척수는 챔버(chamber)의 아래 방향에서 시료를 통과하여 상향으로 흐르고, 오염토에서 세척된 배출물은 500ml 실린더에 수집되며 배출된 오염물을 측정하여 초음파가 세척률에 미치는 영향을 연구하였다. 이에 대한 실험 결과는 세척수량(pore volume), 초음파강도(sonication power), 간극비(void ratio), 동수경사(hydraulic gradient)에 따라 오염세척률(oil recovery, %)변화로 표시하였고 표 1에 정리되어있다.

표 1. 토양수세법 시험을 통한 오염세척률 결과(Kim, 2000)

| 세척수량<br>(pore vol.) | 초음파<br>강도(W) | 간극비  | 동수경사 | D <sub>10</sub> | Oil recovery<br>(%) | 세척수량<br>(pore vol.) | 초음파<br>강도(W) | 간극비  | 동수경사 | D <sub>10</sub> | Oil recovery<br>(%) |
|---------------------|--------------|------|------|-----------------|---------------------|---------------------|--------------|------|------|-----------------|---------------------|
| 4                   | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 23.3                | 12                  | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 36.7                |
| 8                   | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 35                  | 24                  | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 40                  |
| 12                  | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 43.3                | 4                   | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 35                  |
| 24                  | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 48.3                | 8                   | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 43.3                |
| 4                   | 50           | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 31.7                | 12                  | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 48.3                |
| 8                   | 50           | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 43.3                | 24                  | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 51.7                |
| 12                  | 50           | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 50                  | 4                   | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 21.7                |
| 24                  | 50           | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 54.2                | 8                   | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 28.3                |
| 4                   | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 41.7                | 12                  | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 31.7                |
| 8                   | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 52.5                | 24                  | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 34.2                |
| 12                  | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 58.3                | 4                   | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 28.3                |
| 24                  | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.27            | 61.7                | 8                   | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 35                  |
| 4                   | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 23.3                | 12                  | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 40                  |
| 8                   | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 30                  | 24                  | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 42                  |
| 12                  | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 36.7                | 4                   | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 16.7                |
| 24                  | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 41.7                | 8                   | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 21.7                |
| 4                   | 50           | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 28.3                | 12                  | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 26.7                |
| 8                   | 50           | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 36.7                | 24                  | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 30                  |
| 12                  | 50           | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 43.3                | 4                   | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 21.7                |
| 24                  | 50           | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 46.7                | 8                   | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 28.3                |
| 4                   | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 33.3                | 12                  | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 32.5                |
| 8                   | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 41.7                | 24                  | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.54            | 35                  |
| 12                  | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 46.7                | 4                   | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 37.5                |
| 24                  | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.27            | 50.8                | 8                   | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 52.5                |
| 4                   | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 22                  | 12                  | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 56.6                |
| 8                   | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 28.3                | 24                  | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 60                  |
| 12                  | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 33.3                | 4                   | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 22.5                |
| 24                  | 0            | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 36.7                | 8                   | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 33.3                |
| 4                   | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 28.3                | 12                  | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 36.7                |
| 8                   | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 35                  | 24                  | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 40                  |
| 12                  | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 39.2                | 4                   | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 31.7                |
| 24                  | 100          | 0.67 | 12.9 | 0.27            | 42.5                | 8                   | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 41.7                |
| 4                   | 0            | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 24.2                | 12                  | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 47.5                |
| 8                   | 0            | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 35                  | 24                  | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 50                  |
| 12                  | 0            | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 41.7                | 4                   | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 19.2                |
| 24                  | 0            | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 44.2                | 8                   | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 26.7                |
| 4                   | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 37.5                | 12                  | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 31.7                |
| 8                   | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 52.5                | 24                  | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 34.2                |
| 12                  | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 56.6                | 4                   | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 25                  |
| 24                  | 100          | 0.55 | 1.6  | 0.27            | 60                  | 8                   | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 33.3                |
| 4                   | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 22.5                | 12                  | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 36.7                |
| 8                   | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 33.3                | 24                  | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 40                  |
| 12                  | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 36.7                | 4                   | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 25                  |
| 24                  | 0            | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 40                  | 8                   | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 33.3                |
| 4                   | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 31.7                | 12                  | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 36.7                |
| 8                   | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 41.7                | 24                  | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 40                  |
| 12                  | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 47.5                | 4                   | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 35                  |
| 24                  | 100          | 0.55 | 5.5  | 0.27            | 50                  | 8                   | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 43.3                |
| 4                   | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 19.2                | 12                  | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 48.3                |
| 8                   | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 26.7                | 24                  | 100          | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 51.7                |
| 12                  | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 31.7                | 4                   | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 21.7                |
| 24                  | 0            | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 34.2                | 8                   | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 28.3                |
| 4                   | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 25                  | 12                  | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 31.7                |
| 8                   | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 33.3                | 24                  | 0            | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 34.2                |
| 12                  | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 36.7                | 4                   | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 28.3                |
| 24                  | 100          | 0.55 | 12.9 | 0.27            | 40                  | 8                   | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 35                  |
| 4                   | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 25                  | 12                  | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 40                  |
| 8                   | 0            | 0.67 | 1.6  | 0.54            | 33.3                | 24                  | 100          | 0.67 | 5.5  | 0.54            | 42                  |

## 2.2 모델의 입력요소와 출력요소

초음파에 의한 오염 세척률 증대 효과에 대한 결과를 ANN을 이용하여 예측하기 위해서는 세척률에 영향을 미치는 여러 요소들을 미리 정확하게 판단하여야 한다. 이 연구에서는 세척수량 즉, 세척수와 간극부피와의 비(pore volume), 초음파강도(sonication power, Watt), 간극비(void ratio), 동수경사(hydraulic gradient), 유효입경(D<sub>10</sub>) 등 5개항목을 입력요소(input factor)로 이용하여 1개의 출력요소(output factor), 즉 오염 세척률을 예측하였다.

모델의 학습과정에서 각각의 입력요소가 모델의 출력요소에 어느 정도의 영향이 있는지 알아보기 위하여서는 민감도 분석(sensitivity analysis)을 실시하여 판단할 수 있다. 민감도 분석은 모델의 입력요소와 출력요소 사이에서 상관관계를 도출하는 방법이다. 즉 신경망 입력요소 항목에 약간의 변화를 발생시켜 출력요소에 그에 일치하는 변화를 퍼센티지(%)로 나타내어 판단한다. 이를 통하여 각 입력요소 항목에 대해 출력요소에 미치는 영향도 즉 중요도가 떨어지는 항목을 줄임으로써 모델의 크기와 학습시간을 줄일 수 있다. 이 연구에서도 민감도 분석을 실시하였으며 이에 대한 결과는 후에 나타냈다.

## 3. 인공신경망 설계

### 3.1 자료의 분할

보통 주어진 환경에서 신경망 모델의 예측을 평가하기 위하여 주로 독립검증세트(independent validation set)와 신경망 모델을 만들기 위한 학습세트(training or learnig set) 등 두개의 하위세트(sub sets)로 나누어 전체 데이터를 분할하여 사용한다(Twomey and Smith, 1977). 그러나 단지 두개의 하위세트로 분할한 데이터를 이용한 신경망 모델은 overfitting하게 될 가능성이 높아 교차검증(cross validation)를 포함하도록 제안되고 있는데(Stone, 1974) 이 연구에서는 학습을 정지하기 위한 기준으로 교차검증이 사용되었다. 이 연구에 사용된 전체 데이터는 무작위로 학습세트(training set), 교차검증세트(cross validation set), 시험세트(testing set) 등 세 개의 세트(sets)로 나누어 졌으며 전체 데이터에 대한 비율로는 각각 학습세트(70%), 교차검증세트(20%), 시험세트(10%)로 이루어져 있다.

## 3.2 모델의 설계

신경망 설계는 인공신경망 해석과정에서 가장 중요하고 어려운 작업 중의 하나이다. 신경망 설계는 노드 수와 은닉층 수 등의 결정을 포함하며 입력층과 출력층의 노드 수는 일반적으로 모델의 입력요소와 출력요소 수에 의해 결정된다. 은닉층은 입력값을 전이함수를 통해 변화시켜 다시 출력층으로 보내는 일종의 중간 매개층을 말한다. 이 연구에서 사용한 입력층의 노드 수는 세척수량(pore volume), 초음파강도(sonication power, Watt), 간극비(void ratio), 동수경사(hydraulic gradient), 유효입경(D<sub>10</sub>) 등 5개로 결정되었으며 출력층은 측정값인 오염 세척률(%)를 재현한 1개의 노드 수를 갖는다.

이 연구에서는 폭넓은 해석을 위하여 다양한 은닉층의 수를 검토하였다. 또한 각 은닉층에서 최적의 노드 수를 결정하기 위하여, 인공신경망이 여러종류의 연결강도를 경험할 수 있도록 충분히 학습을 하는 것과 과잉 학습(over training)을 피하기 위하여 너무 적게 학습하는 것 사이에서 균형을 찾아내는 것이 중요하다. 각각의 은닉층에서 최적의 노드 수를 결정하기 위하여 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 그리고 11개의 노드 수를 가진 인공신경망을 학습시켰다. Caudill(1988)에 의하면 일반적으로 5개의 INPUT을 가진 모델에 대하여 어떤 연속함수를 나타내기 위하여 필요한 은닉층의 노드 수는 11개 이하이어야한다고 제시되어있다.

### 3.3 학습

일반적으로 연결강도를 최적화하기 위한 과정을 학습(learnig or training)이라 한다. 학습의 목표는 아주 비선형적인 문제에 대하여 최종 해답을 알아내는 것이다. 초음파를 이용한 오염 세척률의 증대에 대한 INPUT 항목 가운데 시간에 대한 INPUT 항목이 없으므로, 전진형(feedforward)네트워크를 사용하였다. 보통 전진형 신경망에 대한 최적 연결강도 조합을 알아내기 위하여 사용되는 오류역전파(back-propagation) 알고리즘(Rumelhart 등, 1986)을 사용하였고, 이는 이미 지반공학의 여러 가지 문제에서 성공적으로 적용되고 있다.

신경망에서 쓰이는 전이함수는 비선형적이며 대개 아날로그이다. 신경망에서 많이 사용되는 대표적 비선형 함수는 S자형태의 시그모이드(Sigmoid) 함수와 쌍곡탄젠트(tanh) 함수이다. 이 연구에서는 이 두 전이함수

표 2. 신경망의 설계 단계

| activation function                                | hidden layer | hidden nodes   | learning ratio | momentum      |
|--|--------------|----------------|----------------|---------------|
| sigmoid function:<br>$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ | 1, 2, 3      | 1, 2, 3, 4, 5, | 0.1, 0.2, 0.3, | 0.7, 0.8, 0.9 |
| tanh function:<br>$f(x) = \tanh(x)$                |              | 6, 7, 8, 9,    | 0.4, 0.5, 0.6, |               |
|  |              | 10, 11         | 0.7, 0.8, 0.9  |               |

를 이용하여 학습시킨 후 시험세트의 예측 값을 실험을 통한 실제 결과와의 상관계수를 비교하여 신경망 적용에 적합한 전이함수를 선택하고자 하였다.

이 연구에서, 인공신경망에 사용된 여러 가지 요소들 중 최적의 조건을 알아내기 위하여, 먼저 모멘텀 상수 (momentum term)를 0.7에서 0.9까지 변형시키고, 학습률(learning rate)을 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9로 변화시켜 학습시킨 후 시험(testing)을 통하여 얻어진 신경망의 예측값과 실내실험을 통한 결과값의 상관관계를 이용하여 최적의 해석 조건을 결정하였다. 이때 초기 연결강도와 바이어스(bias)는 임의로 결정하였으며 이에 대한 자세한 내용은 표 2에 나타내었다.

### 3.4 학습의 정지기준

정지 기준은 학습과정에서 학습을 정지할 때를 결정하기 위하여 사용한다. 다시 말해서, 모델이 최적으로 학습되었는지를 결정한다. 먼저 언급했던 것과 같이, 데이터가 학습세트, 검증세트, 시험세트에 사용될 때 overfitting이 발생하지 않도록 하는 가장 유용한 기술인 교차검증(Stone, 1974)을 이 연구에서 사용하였다. 교차검증을 사용하면, 교차검증 에러(error)가 증가하기 시작할 때 디폴트(default) 구성은 학습을 정지시킨다. 교차검증 에러가 가장 낮은 점에 있을 때, 신경망의 최적의 연결강도가 자동적으로 그 점에 저장된다. 신경망을 시험할 때는 이런 신경망의 연결강도가 저장되어 시험세트를 시뮬레이션 하게 된다.

### 3.5 모델의 검증

모델의 학습이 성공적으로 이루어져 왔다면, 학습된 모델의 예측은 검증세트(validation set)로 검증되어야 한다. 모델의 검증은 단순히 학습자료에 연결된 입력값과 출력값 사이의 관계를 기억시키는 것뿐만 아니라, 학습자료에 제한된 것을 일반화시키기 위한 능력이 모델

이 가지고 있는지를 확인하는 것이다.

평균제곱오차(mean square error)의 크기는 인공신경망의 출력값의 예측이 얼마나 잘 맞는지를 결정하는 상수이다. 그러나 그것은 두 개의 데이터세트가 같은 방향으로 이동하는지 아닌지를 반영하지는 않는다. 그러나 상관계수(r)는 이런 문제를 해결할 수 있다. 그래서 이 연구에서 인공신경망의 수행을 평가하기 위한 주요기준으로 상관계수(correlation coefficient, r)를 사용하였다. 상관계수는 -1~1의 범위를 갖으며, r이 1에 가까울수록 인공신경망의 예측의 정확도가 높은 것을 나타낸다.

## 4. 해석 결과

앞에서도 언급하였듯이 각각의 전이함수(쌍곡탄젠트와 시그모이드함수)에 대하여 은닉층 1개, 각 은닉층의 노드를 4개로 가정한 후, 모멘텀항의 상수와 학습률을 변화시켜서 각각의 전이함수에 대하여 모멘텀항의 영향에 관하여 고찰하였다. 여기서, 학습률(learning rate)은 신경망에서 학습을 할 때 학습의 완급을 조정하는 상수로 대개 0~1사이의 값을 가진다. 그림 1과 2에서 보이듯이 쌍곡탄젠트와 시그모이드함수에 대하여 모멘텀항별로 학습률의 변화를 나타내고 있는데 두 함수 모두 모멘텀항이 0.7일때 가장 좋은 결과를 나타내고 있다. 이는 이상부와 임영도(2002)에 의해 제시된 일반적인 모멘텀 항의 범위(0.7~0.9)와 아주 잘 일치하고 있다.

같은 조건하에서 각각의 함수별로 학습률의 변화에 대하여서도 고찰하였는데 이에 대한 결과는 그림 3에 나타내었다. 그림에 의하면 쌍곡탄젠트 함수의 최적의 학습률은 0.7이고, 시그모이드 함수에서는 0.5임을 알 수 있다.

또한 전이함수 시그모이드 함수와 쌍곡탄젠트 함수에 대하여 학습률 및 은닉층의 노드 수를 변화시켜가며 노드수가 신경망의 해석 결과에 미치는 영향을 알아보았다. 그림 4에서 보이듯이 쌍곡탄젠트 함수의 최적의 노드 수는 5개이고, 시그모이드 함수에서는 7개임을 알

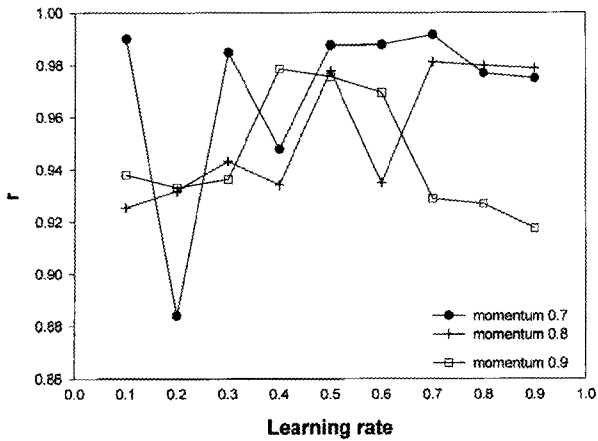


그림 1. 모멘텀에 따른 학습률의 변화(쌍곡탄젠트 함수)

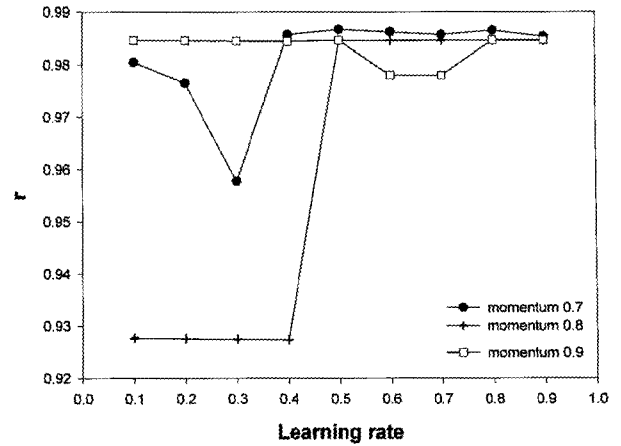


그림 2. 모멘텀에 따른 학습률의 변화(시그모이드 함수)

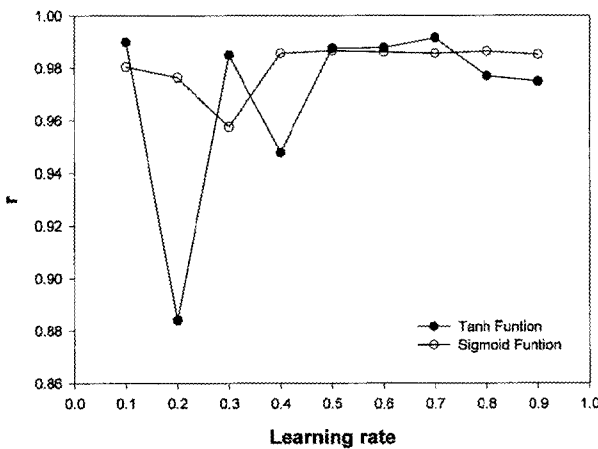


그림 3. 각 함수에 대한 학습률 결정(momentum term 0.7)

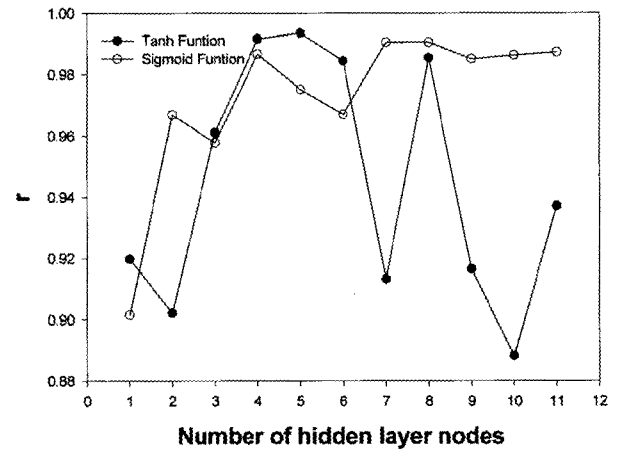


그림 4. 은닉층의 노드 수 결정

수 있다.

은닉층의 수가 신경망의 예측에 미치는 영향을 알아보기 위하여 각각의 전이함수에 대하여 위에서 사용된 학습률, 모멘텀상수, 은닉층의 노드 수를 적용시켜, 1, 2, 3개의 은닉층을 고려하여 시험세트를 이용 결과를 예측하였다. 이때 각각의 은닉층에는 모두 같은 학습률과 모멘텀 상수를 적용시켰다. 각각의 전이함수에 대한 은닉층의 수에 따른 신경망의 출력값과 실험값의 상관관계를 그림 5에 나타내었다. 여기서 쌍곡탄젠트 함수를 사용한 신경망에서, 3개의 은닉층은 학습과정에서 과잉 학습(over training)이 발생하여 적용을 시킬 수 없었다. 각각의 전이함수에 대하여 은닉층의 수가 1개일 때 학습의 효과가 최대인 것을 볼 수 있으며, 전이함수 쌍곡탄젠트 함수가 시그모이드 함수에 비하여 예측된 값이 더 정확함을 알 수 있다.

상기 결과에서 결정된 인자 즉 전이함수는 쌍곡탄젠트 함수, 은닉층 1개, 은닉층의 노드 수 5개, 학습률 0.7

그리고 모멘텀 상수 0.7을 이용하여 초음파를 이용한 염토양 수세법의 효율증대 예측을 위한 인공신경망 모델을 완성하였다. 87개의 검증세트를 이용하여 개발된 모델의 검증을 실시하였으며 인공신경망의 적용성 적

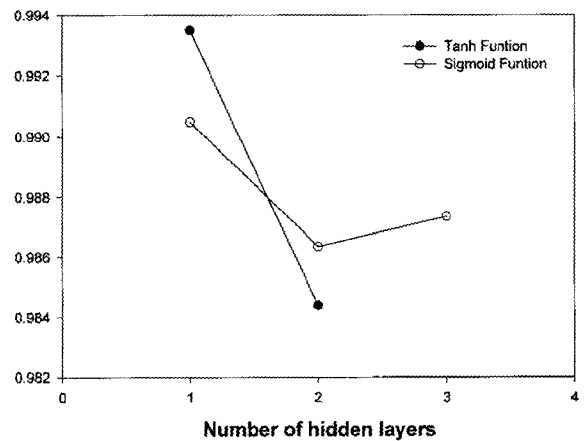


그림 5. 은닉층 수의 결정

부에 대한 검토를 수행하였다. 다음 그림 6은 위에서 결정한 최적의 인자를 이용하여 인공신경망을 학습하는 과정에서 epoch수에 따른 시스템의 오차를 나타낸 것이다. 그림 6에서 학습세트(training set)와 교차검증세트(cross-validation set) 모두 지역 최소점에 수렴하여 학습이 불가능하게 되는 경향없이 지속적으로 오차가 감소되는 것을 나타내고 있다. 검증결과 검증세트를 이용하여 인공신경망을 통해 예측된 값은 실측 자료에 대하여

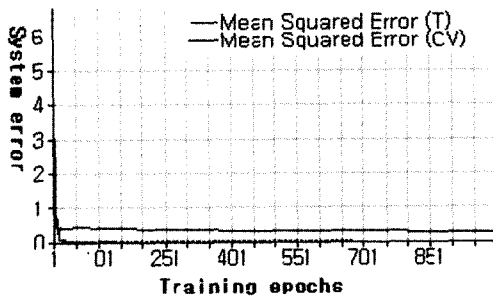


그림 6. Epoch수에 따른 시스템 오차의 변화

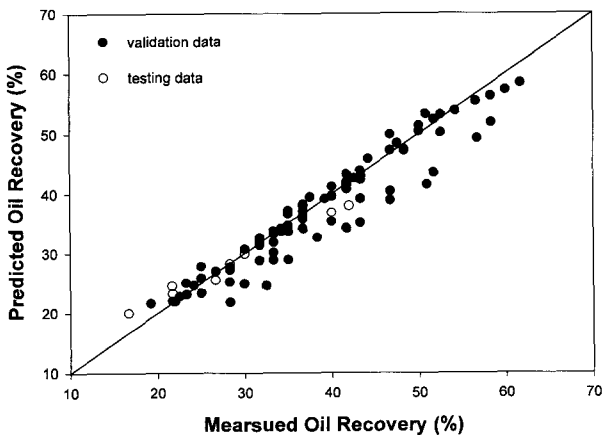


그림 7. 인공신경망의 시험 및 검증 결과

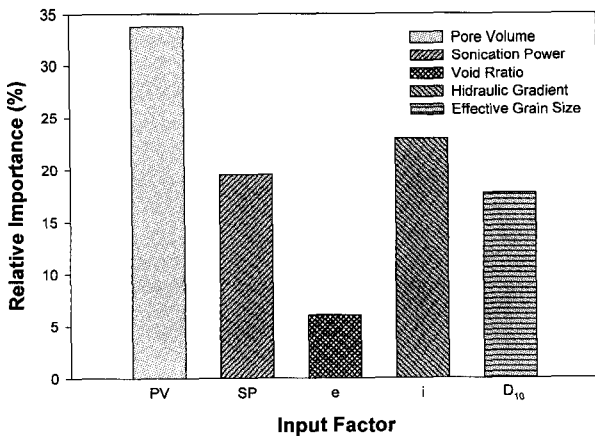


그림 8. 민감도 분석 결과

비교적 높은 ( $R=0.96$ ) 상관관계를 나타내었다. 이에 대한 결과는 그림 7에 나타내었다.

이 연구에서 해석 및 모델 개발에 사용된 입력자료인 세척수량, 초음파 강도, 간극비, 동수경사 그리고 유효입경 등이 인공신경망을 이용한 출력값 예측에 미치는 상대적 중요성에 대한 민감도 분석도 실시하였다. 민감도 분석결과를 그림 8에 나타내었는데 이에 의하면 세척수의 유입량의 상대적 중요도가 33.80%로 나타나 가장 컸으며, 간극비가 가장 낮은 6.02%로 나타났다.

## 5. 결론

이 연구에서는 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 해석기술을 초음파에 의해 증가된 토양수세법의 효율성 해석 모델개발을 시도하였다. 기 연구자에 의해 시행된 실내시험의 결과를 이용하여 입력자료를 확보한 뒤 모델 학습 후 검증을 실시하였다. 해석 변수로는 모멘텀항, 학습률, 전이함수 종류, 은닉층 수, 및 노드 수 등을 선정하고 이를 달리하여 해석을 실시하였으며 최적의 조건을 도출 후 개발된 모델의 검증을 실시하였다. 해석 결과 결정된 최적의 해석조건으로 모멘텀항은 0.7, 학습률은 0.7, 전이함수 종류는 쌍곡탄젠트함수, 은닉층 수는 1개, 및 노드 수는 5개로 결정되었다. 또한 민감도분석결과 세척수의 유입량의 상대적 중요도가 가장 크고, 간극비가 가장 낮은 것으로 나타났다. 이를 이용하여 개발된 모델의 검증결과 예측값이 매우 정확하게 나타났으며 이를 통하여 수학적 모델 수립이 곤란한 토양수세 초음파 기법의 전반적인 고찰의 기초를 확립하였다.

## 감사의 글

이 연구는 한국과학재단 목적기초연구사업 R01-2002-000-00523-0에 의해 지원되었습니다.

## 참고 문헌

1. 김대수(2001), "신경망 이론과 응용(I, II)", (주)하이테크정보세계
2. 김영상, 이승래, 김종수(2002), "피에조센을 이용한 연약지반 선행압밀하중 결정의 인공 신경망 이론 적용 연구", 대한토목학회 논문집, 제22권, 6-C호, pp.623-633.
3. 김영수, 정성관, 김기영, 김병탁, 이상웅, 정대웅(2002), "동적신경망을 이용한 이암풍화도의 진단거동예측", 한국지반공학회 논문집, 제18권, 제5호, pp.123-132.

4. 이승, 박형규(2002), "인공신경망을 이용한 지반의 액상화 가능성 판별", 한국지반공학회논문집, 제18권, 제5호, pp.37-42.
5. 이상부, 임영도(2002), "퍼지·신경망·유전진화", 인솔미디어, pp.107-144.
6. 이인모, 조계춘, 이정학(1997), "인공신경망을 이용한 암반의 투수계수 예측", 한국지반공학회지, 제13권, 제2호, pp.77-89.
7. Caudill, M. (1988), "Neural networks primer, Part III", *AI Expert*, Vol.3, No.6, pp.53-59.
8. Cleveland, T. G and Garg, sanjay(1993), "Field demonstration of enhanced soil washing system for in-situ treatment of low-permeability soils", Waste Management Proceedings of the Gulf Coast Hazardous Substance Research Centers Symposium on Emerging Technologies: Metals, Oxidation, and Separation, Vol.13, No.5-7, pp.519-520, Belmont, TX.
9. Ellen, T. V., Lansink, C. J. E., and Sandker, J. E.(1995), "Acoustic Soil Remediation: Introduction of A New Concept", Contaminated Soil '95, pp.1193-1194, W.J. van den Brink, R. Bosman, and F. Arendt (eds.).
10. Flood, I and Kartam, N(1994), "Neural Networks In Civil Engineering", *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol.8, No.2, April, pp.131-148.
11. Kim, Y. U.(2000), "Effect Of Sonication On Removal Of Petroleum Hydrocarbon From Contaminated Soils By Soil Flushing Method", Ph.D. Dissertation, The Pennsylvania State University, USA.
12. Meegoda, J. N., Ho, D., and Frederick, R. M.(1996), Ultrasonic Enhanced Soil Washing, Environmental Geotechnology, *Proceedings of the 3rd international Symposium*, Vol.1, pp.83-93.
13. Rumelhart, D. E., Hilton, G. E., and Williams, R. J.(1986), Learning Internal Representaion by Error Propagation in Parallel Distributed Processing, The MIT Press.
14. Shahin, M. A., Maier, H. R., and Jaks, M. B.(2002), "Predicting Settlement of Shallow Foundations using Neural Networks", *Journal of Geotechnical and Geo-environmental Engineering*, Vol.128, No.9, pp.785-792.
15. Stone, M.(1974), "Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions", *J. R. Stat. Soc.*, B 36, pp.111-147.
16. Twomey, J. M. and Smith, A. E.(1997), "Validation and verification", *Artificial neural networks for civil engineers: Fundamentals and applications*, N. Kartam, I. Flood, and J. H. Garret, eds., ASCE, New York, pp.44-64.

(접수일자 2003. 9. 29, 심사완료일 2003. 12. 16)