재난정보학회논문집 제3권 제1호(통권 3호) 2007년 6월
Journal of The Korean Society of Disaster Information
Vol.3 No.1 JUNE 2007

연약지반상의 성토시 침하예측에 대한 BPNN과 RNN의 비교 연구

김 동 식((주)KCC건설, 수원대학교 토목공학과 박사과정),
채 영 수(수원대학교 토목공학과 교수),
김 영 수(경북대학교 토목공학과 교수),
김 현 동(경북대학교 토목공학과 석사과정),
김 선 형((주)KCC건설)

A Comparative Study between BPNN and RNN on the Settlement Prediction during Soft Ground Embankment

Kim, Dong-Sik · Chae, Young-Su · Kim, Young-Su ·
Kim, Hyun-Dong · Kim, Seon Hyung

Abstract

Various difficult problems occur due to insufficient bearing capacity or excessive settlements when constructing roads or large complexes. Accurate predictions on the final settlement and consolidation time can help in choosing the ground improvement method and thus enables to save time and expense of the whole project.

Asaoka's method is probably the most frequently used for settlement prediction which are based on Terzaghi's one dimensional consolidation theory. Empirical formulae such as Hyperbolic method and Hoshino's method are also often used.

However, it is known that the settlement predicted by these methods do not match with the actual settlements. Furthermore these methods cannot be used at design stage when there is no measured data.

To find an elaborate method in predicting settlement in embankments using various test results and actual settlement data from domestic sites, Back-Propagation Neural Network(BPNN) and Recurrent Neural Network(RNN) were employed and the most suitable model structures were obtained.

Predicted settlement values by the developed models were compared with the measured values as well as numerical analysis results. Analysis of the results showed that RNN yielded more compatible predictions with actual data than BPNN and predictions using cone penetration resistance were closer to actual data than predictions using SPT results. Also, it was found that the developed method were very competitive with the numerical analysis considering the number of input data, complexity and effort in modelling.

It is believed that RNN using cone penetration test results can make a highly efficient tool in predicting settlements if enough field data can be obtained.

[Keywords : BPNN, RNN, Soft ground, Settlement, Numerical analysis]

Ⅰ. 서 론

최근 우리나라는 급격한 산업화로 인하여 사회간접자본 확충의 필요성이 그 어느 때 보다도 대두되고 있고, 공단, 공항 주거단지, 도로 등을 조성하기 위하여 해안 및 강변을 따라 대단위 매립 또는 성토사업이 활발히 추진되고 있다. 이 지역들은 대부분 연약한 점성토, 느슨한 사질토, 그리고 유기질토 등으로 구성되어 있다. 이러한 지반 위에 도로, 교량, 대규모 단지 등이 건설 된다면 지지력의 부족과 과대한 침하량으로 인하여 여러 가지 어려운 문제가 발생하며 최종침하량 및 최종침하 시기의 정확한 예측은 지반개량공법의 선정은 물론 전체사업의 사업비, 사업기간에 중대한 영향을 미치게 된다.

현재 침하량의 예측기법으로는 설계 시에 토질시험에서 얻어진 압밀계수를 이용하여 Terzaghi 1차원 압밀이론에 근거한 일련의 계산방법에 의해 시간-침하량 관계를 구하는 방법이고 또 하나는 최근에 현장에서 널리 이용되고 있는 실측치를 근거로 장래침하를 예측하는 방법이 제안되고 있으며 그 방법으로는 국내에서 널리 사용되고 있는 Terzaghi의 압밀이론을 응용한 Asaoka법과 경험식인 Hyperbolic법, Hoshino법 등이 있다. 그러나 이러한 방법들은 등은 계측결과가 없는 설계단계에서는 사용할 수 없는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 이러한 단점을 보완하고자 국내 연약지반상의 단지조성공사와 도로공사현장에 대한 표준관입시험, 콘관입시험과 각종 실내시험 결과와 침하 계측결과를 이용하여 성토 시 침하를 순환형신경망(RNN)인 Jordan 모델과 역전파신경망(BPNN)모델을 이용하여 예측하였다. 또한 k-consol을 이용한 수치해석 결과와 비교 검토하였다.

Ⅱ. 인공신경망의 적용 및 분석

2.1 입력데이터

본 연구에 사용된 입력 데이터는 전국의 7개 지역에서 61개소의 자료를 사용하여 표준관입시험과 콘관입시험에 대해 연직배수재를 사용한 경우와 선행하중공법을 사용한 총 4개의 케이스에 대하여 학습, 예측하였다. 실내 시험 데이터로서 c_c, c_v, e_0, 함수비 등과 연약층(점토)두께, 표준관입시험 성과에 의한 N치, 콘관입시험 성과에 의한 콘관입저항력을 사용하였다. 이때 N치와 콘관입저항력은 연약 점성토지반 전체 두께에 대한 평균값을 사용하였다. 그 외에 연직배수재 간격, 성토고와 경과일수 등을 사용하였다. 각 경우에 대한 입력변수의 범위는 표 2-1과 같다.

<표 2-1> 각 경우에 대한 입력변수의 범위

입력자료	표준관입		콘관입	
	연직배수재 사용	연직배수재 미사용	연직배수재 사용	연직배수재 미사용
c_c	0.1555 ~ 0.764	0.3525~0.7935	0.2290~0.7940	0.229~0.7935
c_v (cm² /s)	0.00049~0.01006	0.00096~0.00897	0.0045~0.0079	0.0017~0.0091
e_0	0.8393~1.6755	1.222~1.763	0.898~1.6805	1.112~1.763
연직배수재 간격(m)	1.4~2.3	-	1.5~2	-
연직배수재(cm)	2.55~70	-	5~6.2	-
연약층 두께 (m)	1.5~29	5~30.5	2.1~35	2.1~28
N치	1~9.428571	1~3.4	-	-
콘관입저항력 (kg/cm²)	-	-	2.5~15.7	1.3~18.4
성토고 (m)	0~10.66	0~9.9	0~14.8	0~5.7
함수비 (%)	26.24~59.05	40.5~64.9	30.2~59.9	33.8~64.75
경과일수 (day)	0~1879	0~1667	0~1744	0~1539

2.2 학습 및 최적신경망

인공신경망을 이용한 침하량 예측에서 네가지 경우 각각에 대해서 은닉층이 두개인 역전파신경망(Back-Propagation Neural Network)과 동적 모델을 구현할 수 있는 순환형 신경망(Recurrent Neural Network)인 Jordan 모델을 이용하여 성토에 따른 침하거동을 예측하였다. 최적 신경망을 구성하기 위해서 입력층 노드수는 연직배수재를 사용한 경우는 11개로, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 8개로 하였다. 출력층 노드수는 1개로 침하량만을 예측하였다. 최적의 인공 신경망 구조를 선택하기 위해 선행연구(김영수,2005)의 경험을 바탕으로 RNN은 은닉층을 하나로 해서 노드 수를 1배~3배로 변화시켰고, BPNN은 두개의 은닉층을 가지게 하였고, 각각마다 노드 수는 1배~3배로 변화시켰다. 공법에 따른 은닉층 노드 수는 RNN인 경우 연직배수재를 사용한 경우는 11, 15, 19, 23, 27, 31, 33으로 총 일곱 개로, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 8, 12, 16, 20, 24로 총 다섯 개로 학습과 예측을 실시하였다. BPNN은 연직배수재를 사용한 경우는 11, 22, 33으로, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 8, 16, 24로 각 은닉층의 노드수를 사용해서 총 아홉가지의 경우로 학습과 예측을 실시하였다. 학습율은 0.01, 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 로 총 여섯 개로 변화시켰고, 모멘텀은 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9로 총 다섯 개로 변화시켰다. 그리고 본 논문에서는 인공신경망의 입력층으로 주어지는 입력패턴을 신경망의 효율과 학습 후 수렴정도를 높이기 위해 정규화 과정을 사용하였다. 그리고 네가지 경우에 대하여 입력자료의 개수가 다르므로 이것을 반영하기 위해 오차는 (입력자료의 개수)×0.0001로 가정하였다. 그리고 최대 반복횟수(Epoch)는 40만으로 하였다. 그리고 은닉층, 출력층에서 사용되는 활성함수로서 시그모이드 함수를 사용하였다. 시그모이드 함수는 식(1)과 같다.

$$sig(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{1}$$

일반적으로 인공신경망의 학습에서 모든 입력변수들은 식(2)에 의해 0~1의 범위로 정규화시켜 입력된다.

$$x_{normal} = \frac{x+(x_{max}-9\times x_{min})/8}{(x_{max}-x_{min})/0.8} \tag{2}$$

그리고 최적의 신경망 모델을 선정하는 기준으로 식(3)의 RMSE(root mean square error)를 사용하였다.

$$RMSE=\sqrt{\frac{e_1^2+e_2^2+e_3^2+\cdots+e_n^2}{n-1}} \tag{3}$$

학습, 예측 결과는 표 2-2와 같다. 최적모델의 구조는 표준관입은 연직배수재를 사용한 경우 학습율 0.01, 모멘텀 0.3인 경우가 최적이고, 은닉층 노드 수는 첫 번째 은닉층에서 11개, 두 번째 은닉층에서 22개를 사용한 것이 최적모델이었다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 학습율 0.5, 모멘텀 0.7이고, 첫 번째 은닉층 노드 수가 24개, 두 번째 은닉층 노드 수가 8개인 것이 최적모델로 선정되었다. 콘관입시험은 연직배수재를 사용한 경우 학습율 0.9, 모멘텀 0.1, 첫 번째 은닉층 노드 수는 11개, 두 번째 은닉층 노드 수는 22개인 것이 최적모델이고, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 학습율이 0.01, 모멘텀이 0.3, 첫 번째 은닉층 노드 수는 8개, 두 번째 은닉층 노드 수는 24개인 것이 최적모델이었다. 각각의 RMSE는 표준관입시험-연직배수재 사용한 경우는 9.1336, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 4.5094, 콘관입시험-연직배수재 사용한 경우는 7.9576, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 3.2248이다. RNN은 다음과 같다. 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 학습율 0.01, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 15개일 때가 RMSE가 8.7039로 최적모델이다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 학습율 0.1, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 20개 일 때가 RMSE가 3.6747로 최적모델이다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 학습율 0.01, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 31개 일 때가 RMSE가 8.0577로 최적모델이다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 학습율 0.9, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 20개 일 때가 RMSE가 2.7111로 최적모델이다. 각각에 대한 최적신경망 모델은 표 2-2에 나타내었다. 최적신경망에 대해 총 61개의 데이터 중 57개 침하 측정결과를 학습 · 예측하고 실측과 예측 데이터를 비교분석한 결과를 그림 2-1~2-4에 나타내었다. 몇 개의 데이터를 제외하고는 대체적으로 잘 맞는 것을 확인할 수 있다. 또한 수지적으로 얼마나 잘 맞는지를 확인하기 위해 그림 5에 상관계수에 대한 그래프로 나타내었다. 대체적으로 상관계수가 0.98이 넘어 학습과 예측이 잘 되었다는 것을 나타낸다. 또한 콘관입시험-연직배수재 사용한 경우를 제외하고는 RNN이 BPNN보다 예측이 더 잘 되었다는 것을 확인할 수 있다.

<표 2-2> 학습, 예측 결과

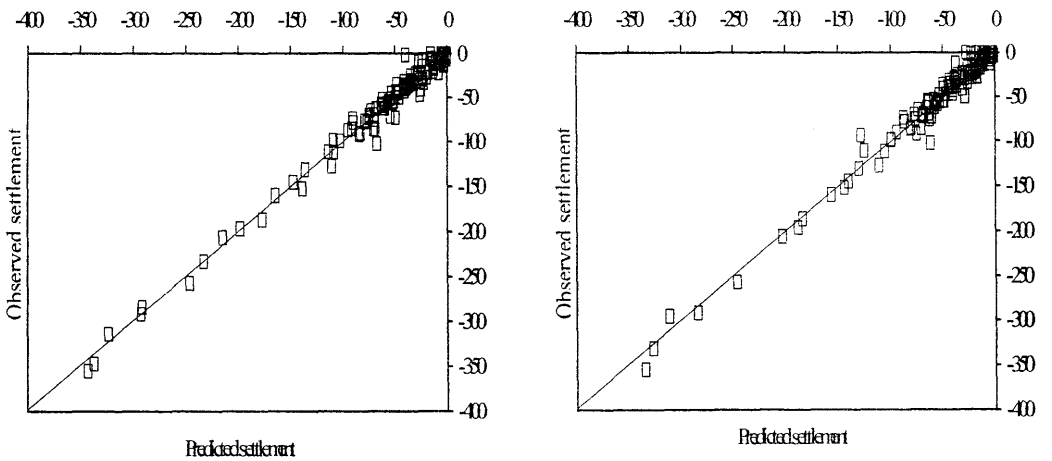
(a) 역전파 신경망(BPNN)

BPNN	표준관입시험		콘관입시험	
	연직배수재사용	연직배수재 미사용	연직배수재사용	연직배수재 미사용
학습율	0.01	0.5	0.9	0.01
모멘텀	0.3	0.7	0.1	0.3
첫번째은닉층노드수	11	24	11	8
두번째은닉층노드수	22	8	22	24
RMSE	9.1336	4.5094	7.9576	3.2248

(b) 순환형 신경망(RNN-Jordan Network)

RNN	표준관입시험		콘관입시험	
	연직배수재사용	연직배수재 미사용	연직배수재사용	연직배수재 미사용
학습율	0.01	0.1	0.01	0.9
모멘텀	0.9	0.9	0.9	0.9
은닉층노드수	15	20	31	20
RMSE	8.7039	3.6747	8.0577	2.7111

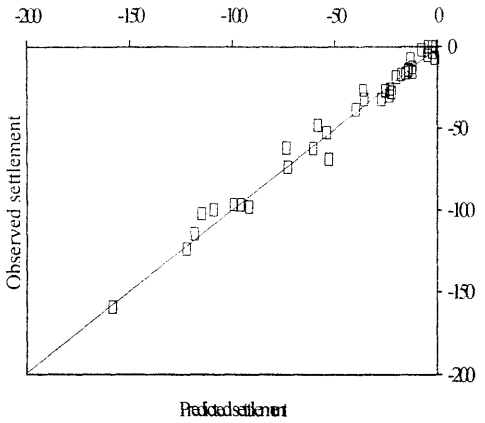
<그림 2-1> 표준관입시험-연직배수재 사용한 경우



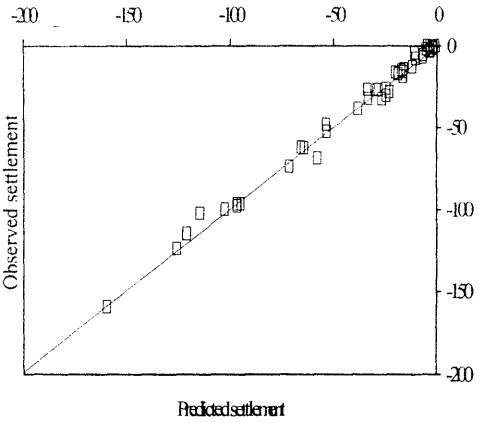
(a) 역전파 신경망(BPNN)

(b) 순환형 신경망(RNN)

<그림 2-2> 표준관입시험-연직배수재를 사용하지 않은 경우

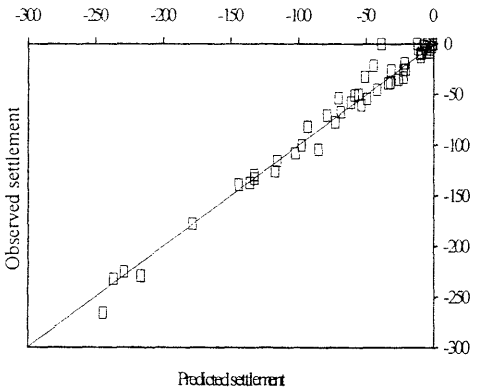


(a) 역전파 신경망(BPNN)

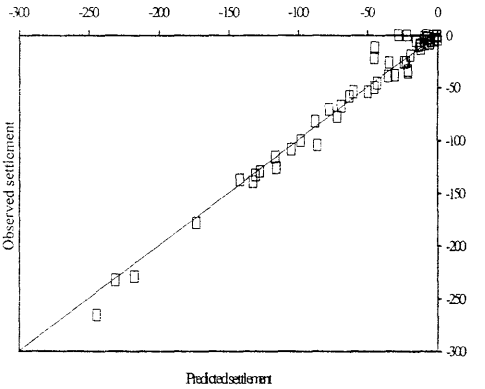


(b) 순환형 신경망(RNN)

<그림 2-3> 콘관입시험-연직배수재를 사용한 경우

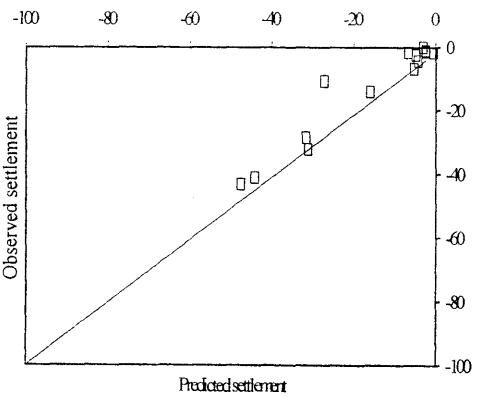


(a) 역전파 신경망(BPNN)

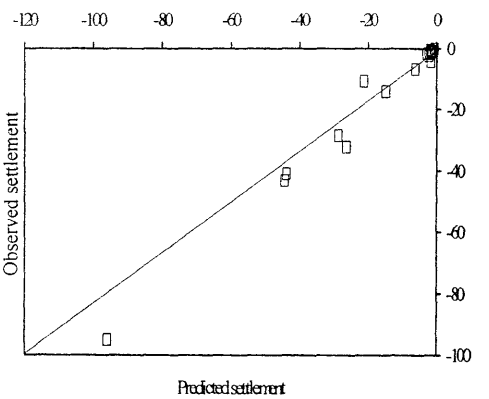


(b) 순환형 신경망(RNN)

<그림 2-4> 콘관입시험-연직배수재를 사용하지 않은 경우

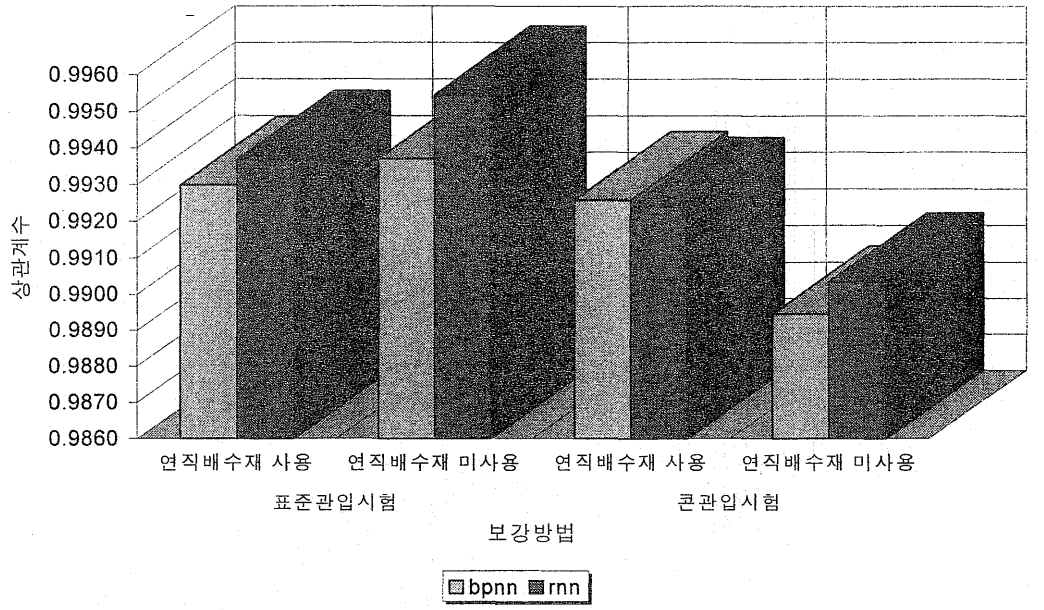


(a) 역전파 신경망(BPNN)

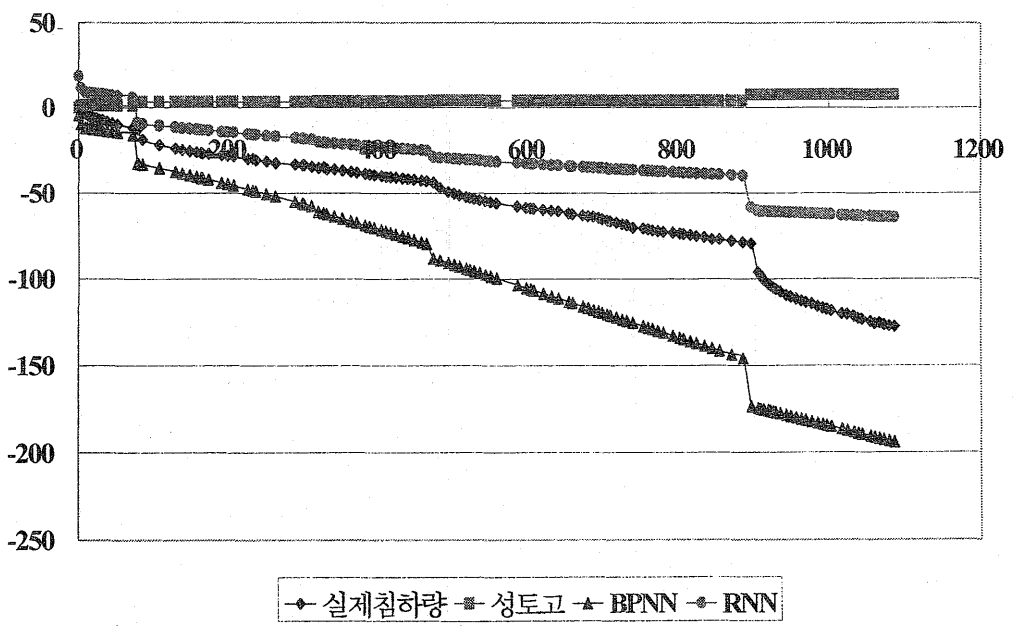


(b) 순환형 신경망(RNN)

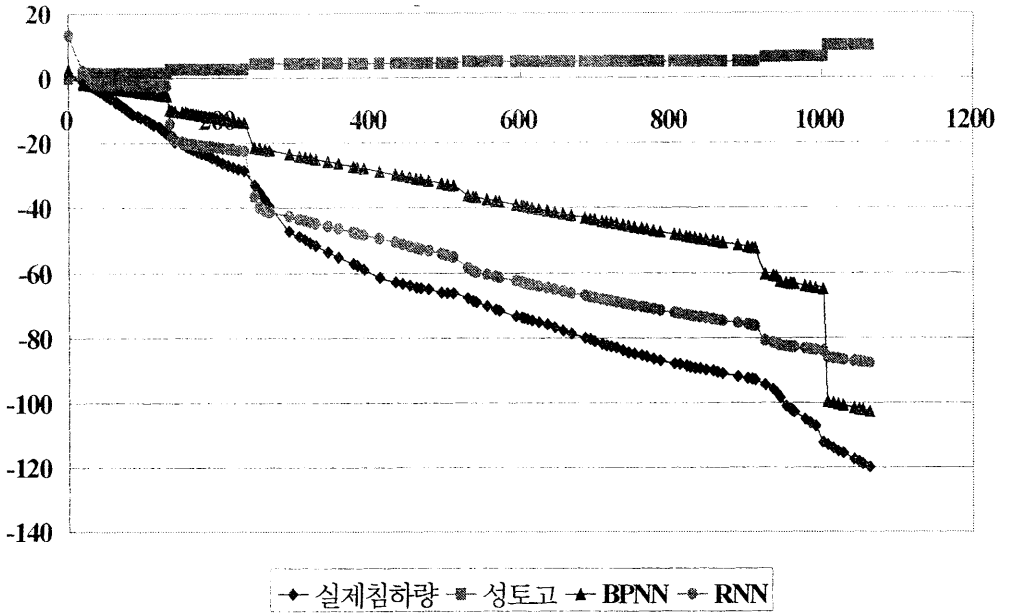
<그림 2-5> 상관계수 비교분석



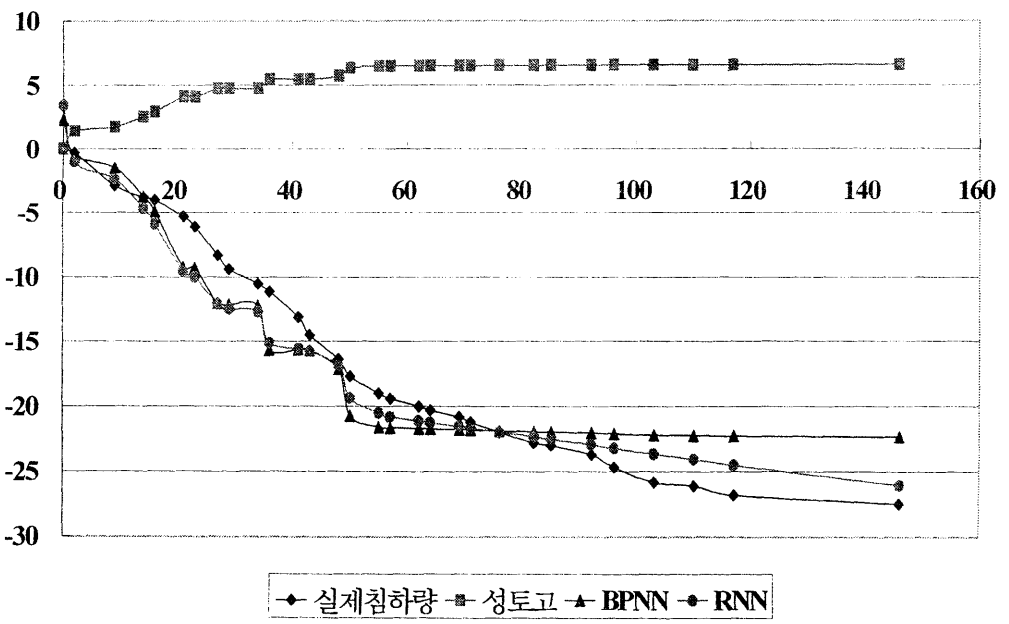
<그림 2-6> 표준관입시험-연직배수재를 사용한 경우



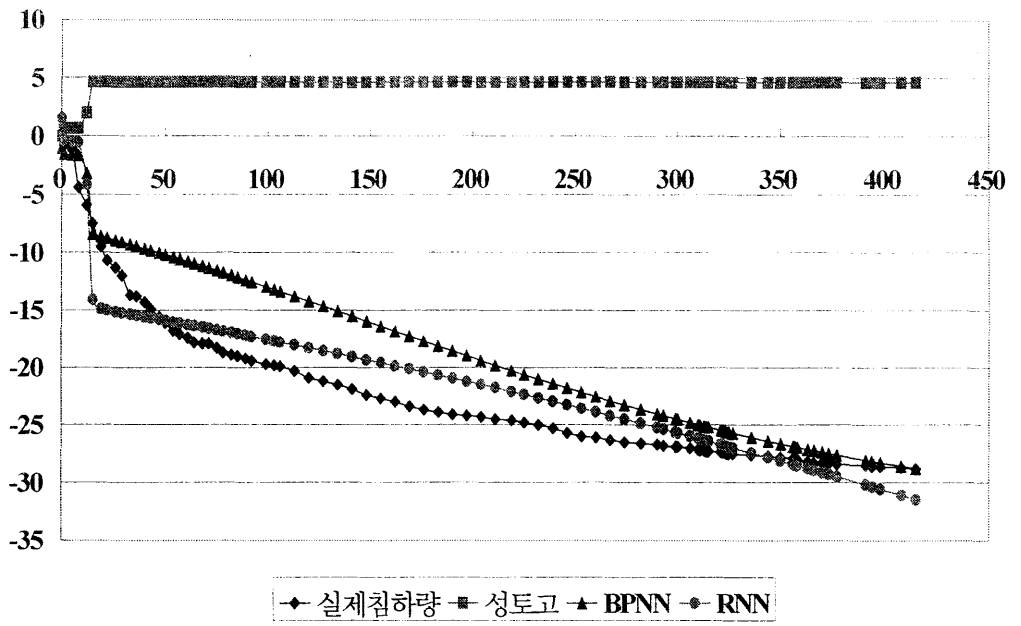
<그림 2-7> 표준관입시험-연직 배수재를 사용하지 않은 경우



<그림 2-8> 콘관입시험-연직배수재를 사용한 경우



<그림 2-9> 콘관입시험-연직 배수재를 사용하지 않은 경우



2.3 결과분석

그림 2-6~2-9는 학습과 예측에서 사용되지 않은 4개의 데이터로 검증을 실시한 결과를 나타낸 그림이다. 그림에서 확인할 수 있듯이 RNN이 은닉층 두개를 쓴 BPNN보다 더 좋은 결과를 나타낸다. 먼저 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 RNN이 실측치보다 값이 더 작고, BPNN은 그 반대경우로 실측치보다 값이 더 크게 나왔다. 표준관입시험의 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 RNN이 BPNN보다 실측치와 더 가깝다. 그러나 2단계 성토까지는 대체로 실측치와 RNN값이 비슷하지만, 그 이후로 갈 수록 차이가 커진다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 RNN과 BPNN의 경향과 값이 비슷하다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 RNN이 BPNN보다 더 잘 맞음을 볼 수 있다. 대체적으로 RNN과 BPNN의 경향이 거의 같다. 그러나 그 값들은 실측치와 차이가 많이 나고 있다. 이것은 데이터의 신뢰성 문제나, 데이터가 너무 적은 것이 그 이유로 사료된다.

Ⅲ. 압밀 침하에 대한 수치해석

성토에 따른 연약지반의 거동해석은 비배수 상태에서의 탄성적인 거동과 성토후의 장기배수 및 비배수 상태의 시간의존적인 거동으로 나누어 생각할 수 있다. 실제 연약지반은 제체하중에 의해 상기의 두가지 거동이 거의 동시에 발생하나, 각 이론의 상이성으로 인하여 복합적인 거동을 동시에 고려한 해석방법이 정립되어 있지 않은 실정이다. 압밀침하에 대한 수치해석에는 여러 가지 모델과 프로그램이 사용되고 있으나 본 연구에서는 기존의 침하계측자료를 사용했기 때문에 각종 모델에 관한 입력 파라미터를 산정할 수 없었다. 그러므로 Terzaghi의 1차원 압밀이론을 기본으로 한 K-consol이라는 프로그램을 사용하여 수치해석을 수행하였다.

3.1 해석단면

k-consol을 이용한 수치해석의 단면은 다음과 같다. 지층의 폭은 콘관입시험의 선행하중공법을 제외하고는 100m로 세 가지 경우다 동일하고, 콘관입시험의 선행하중공법은 55m이다. 그리고 성토재는 한 가지 종류를 사용하였다. 지층은 네 경우다 세 개로 구분하여 그 두께는 계측결과에 의거하였다. 성토재의 폭은 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우가 65m, 선행하중공법을 사용한 경우가 60m, 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우가 67m, 선행하중공법이 35 m로 수치해석을 행하였다.

3.2 입력자료

수치해석을 행하기 위한 입력자료는 다음과 같다. 성토재는 모두 다 같은 재료를 사용하였다. 성토재의 물성치는 습윤단위중량 1.8 t/m^3 , 포화단위중량 1.9 t/m^3 , 점착력 2.0 t/m^2 , 내부마찰각 30도이다. 지층구분을 살펴보면, 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 제일위층과 두 번째 층은 Clay, 세 번째 층은 Sand이다. 표준관입시험의 선행하중공법의 경우는 모든 지층이 Clay이다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 첫 번째 층은 Sand, 두 번째 층은 Clay, 세 번째 층은 Sand이다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 첫 번째, 두 번째 층은 Clay, 세 번째 층은 Sand이다. 네 가지 경우에 대한 물성치를 표 3-1에 나타내었다.

<표 3-1> 입력자료

(a) 표준관입시험

구 분	연직배수재 사용				연직배수재 미사용			
지층구분	성토재	지층1	지층2	지층3	성토재	지층1	지층2	지층3
습윤단위중량 (t/m^3)	1.8	1.75	1.68	1.9	1.8	1.72	1.69	1.72
포화단위중량 (t/m^3)	1.9	1.85	1.78	2.0	1.9	1.82	1.79	1.82
C (t/m^2)	2.0	-	-	-	2.0	-	-	-
Φ	30	-	-	-	30	-	-	-
N	-	8	4	15	-	2	2	4
흙의 종류	-	Clay	Clay	Sand	-	Clay	Clay	Clay
Cc	-	0.527	0.578	-	-	0.527	0.546	0.527
e0	-	1.353	1.43	-	-	1.353	1.526	1.353
Cs	-	0.0655	0.058	-	-	0.0655	0.0641	0.0655
Pc (t/m^2)	-	1.61	1.37	-	-	1.61	1.3	1.61

(b) 콘관입시험

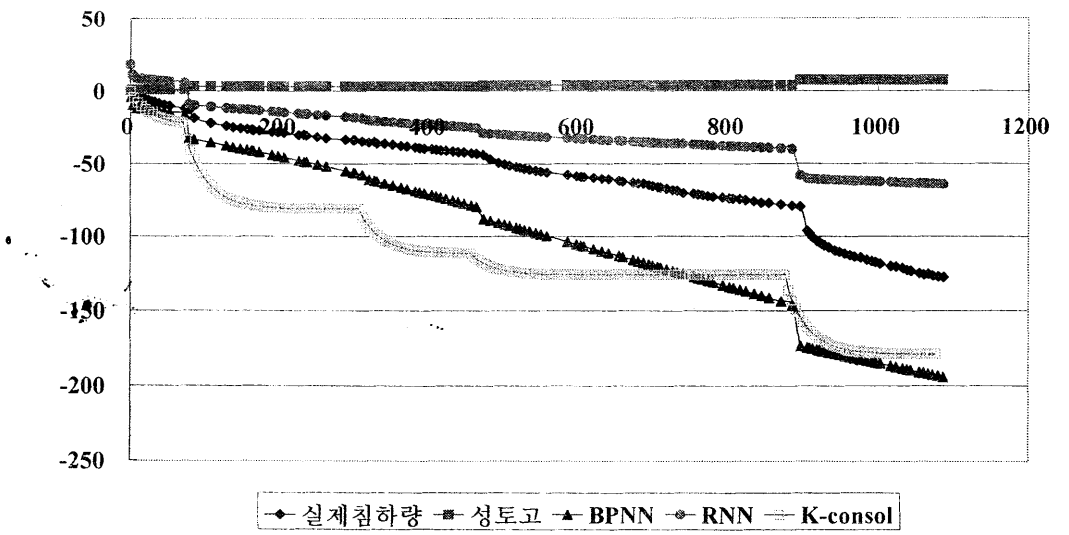
구 분	연직배수재 사용				연직배수재 미사용			
지층구분	성토재	지층1	지층2	지층3	성토재	지층1	지층2	지층3
습윤단위중량 (t/m^3)	1.8	1.76	1.8	1.77	1.8	1.866	1.688	2.0
포화단위중량 (t/m^3)	1.9	1.86	1.9	1.78	1.9	1.966	1.688	2.1
C (t/m^2)	2.0	-	-	-	2.0	-	-	-
Φ	30	-	-	-	30	-	-	-
N	-	3	2	9	-	2	4	29
흙의 종류	-	Sand	Clay	Sand	-	Clay	Clay	Sand
Cc	-	-	0.234	-	-	0.25	0.574	-
e0	-	-	1.061	-	-	1.353	1.386	-
Cs	-	-	0.059	-	-	0.023	0.063	-
Pc (t/m^2)	-	-	3.4	-	-	0.7	0.42	-

3.3 인공신경망 이론과 수치해석결과와의 비교

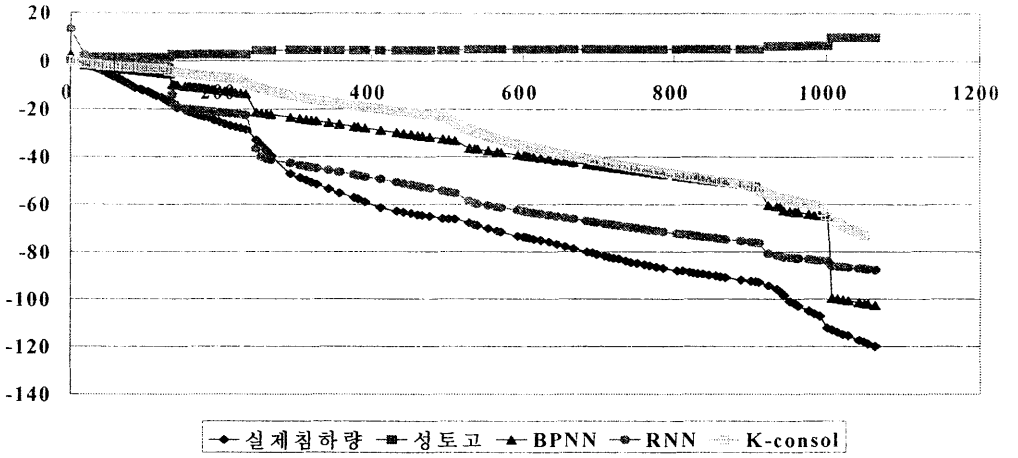
그림 3-1은 BPNN과 RNN 두 인공신경망의 결과와 수치해석 결과를 비교분석하였다. 먼저 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우를 살펴보면 BPNN과 RNN의 경향은 실제침하량과 비슷하게 나왔다. 그에 비해 수치해석결과는 실제침하량과의 차이는 가장 작게 나타나지만 예측치와 다른 경향을 보인다. RNN과 BPNN을 비교했을 시는 RNN이 BPNN보다는 더 잘 일치하는 것으로 나타났다. 표준관입시험의 연직배수재를 사용하지 않은 경우에는 세가지 경우 모두 실제 침하량과 비슷한 경향을 보였다. 그러나 실제침하량과의 차이에서는 RNN, BPNN, 수치해석 차례로 작게 나타났다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 실제침하량과의 차이면에서는 RNN이 가장 나은 걸로 나타난다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용하지 않은 경우 인공신경망을 이용한 RNN과 BPNN의 경우는 1단계 성토에서는 비슷하게 나왔지만 1단계 성토에서 2단계 성토로 가면서 침하량이 큰 폭으로 떨어지는 현상을 보였다. 그러나 실제침하량과의 차이면에서는 위에서와 마찬가지로 RNN, BPNN, 수치해석 차례로 나타났다. 대체적으로 RNN과 BPNN을 이용한 인공신경망이 수치해석결과보다 더 나은 걸로 나타났다. RNN과 BPNN을 비교했을 시는 RNN이 BPNN보다 더 좋은 결과를 나타냈다. 그리고 N치를 이용한 표준관입시험보다 콘저항치를 사용한 콘관입시험이 더 좋은 결과를 나타냈다. 따라서 침하량 예측시에 콘 관입시험 결과를 이용한 RNN이 가장 좋은 방법임을 알 수 있다. 그리고 데이터 수를 많이 확보할 수만 있다면 침하량 예측에 가장 좋은 방법이 될 것이다.

<그림 3-1> 시간-침하량 비교분석

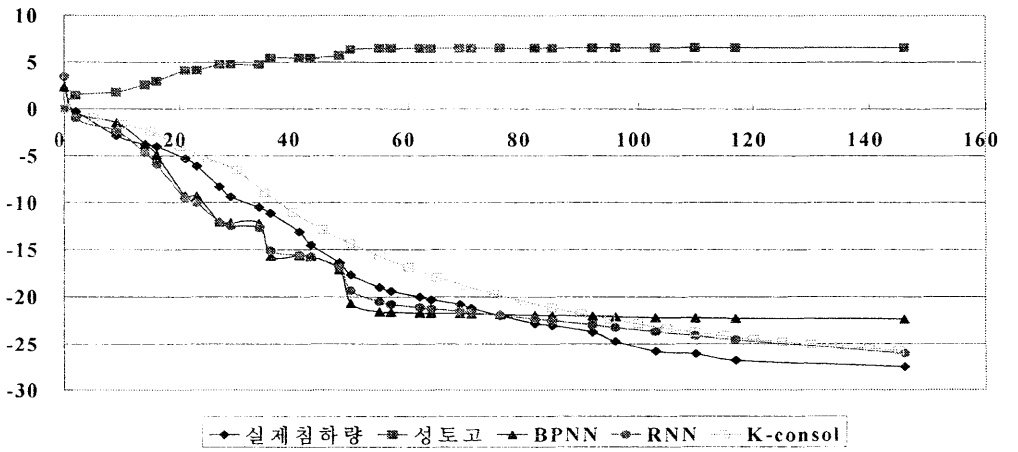
(a) 표준관입시험-연직배수재를 사용한 경우



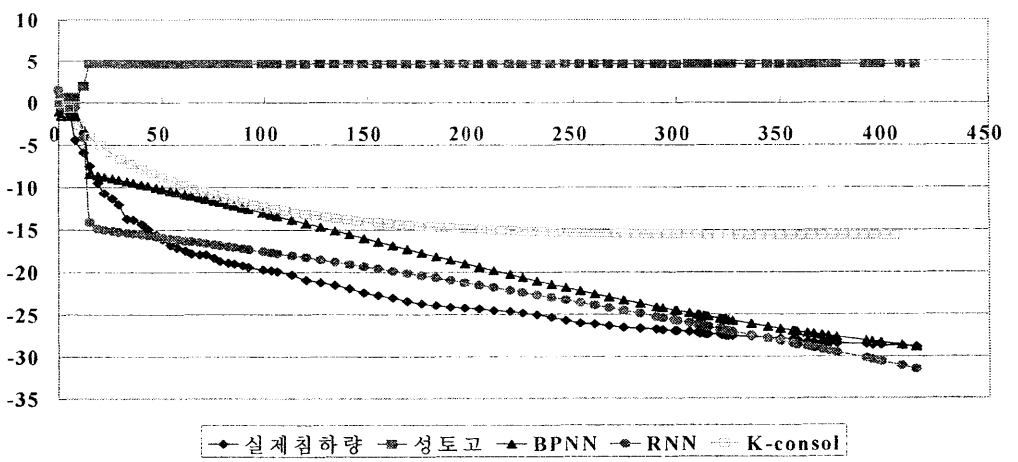
(b) 표준관입시험-연직배수재를 사용하지 않은 경우



(c) 콘관입시험-연직배수재를 사용한 경우



(d) 콘관입시험-연직배수재를 사용하지 않은 경우



Ⅳ. 결 론

전국 7개 지역 61개소의 연약지반상의 단지조성공사와 도로공사현장에 대한 표준관입시험, 콘관입시험 그리고 각종 실내시험 결과와 성토에 따른 침하량 계측자료를 사용하여 은닉층이 두개인 역전파신경망(BPNN)과 출력층에 피드백 과정이 있는 순환형 신경망(RNN)인 Jordan 모델을 이용하여 장래 침하량예측을 하였으며 결론은 다음과 같다.

1. 각각 은닉층의 노드 수는 1배~3배로 하였고 RNN인 경우 연직배수재를 사용한 경우는 11, 15, 19, 23, 27, 31, 33으로 총 일곱 개로, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 8, 12, 16, 20, 24로 총 다섯 개로 학습과 예측을 실시하였다. BPNN은 연직배수재를 사용한 경우는 11, 22, 33으로, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 8, 16, 24로 각 은닉층의 노드수를 사용해서 총 아홉가지의 경우로 학습과 예측을 실시하였다. 학습율은 0.01, 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 로 총 여섯 개로 변화시켰고, 모멘텀은 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9로 총 다섯 개로 변화시켰다.
2. BPNN에 대하여 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 학습율 0.01, 모멘텀 0.3인 경우가 최적이고, 은닉층 노드 수는 첫 번째 은닉층에서 11개, 두 번째 은닉층에서 22개를 사용한 것이 최적모델이었다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 학습율 0.5, 모멘텀 0.7이고, 첫 번째 은닉층 노드 수가 24개, 두 번째 은닉층 노드 수가 8개인 것이 최적모델로 선정되었다. 여기에서 RMSE는 표준관입시험-연직배수재 사용은 9.1336, 연직배수재를 사용하지 않은 경우은 4.5094로 나타났다. 콘관입시험은 연직배수재를 사용한 경우 학습율 0.9, 모멘텀 0.1, 첫 번째 은닉층 노드 수는 11개, 두 번째 은닉층 노드 수는 22개인 것이 최적모델이고, 연직배수재를 사용하지 않은 경우은 학습율이 0.01, 모멘텀이 0.3, 첫 번째 은닉층 노드 수는 8개, 두 번째 은닉층 노드 수는 24개인 것이 최적모델이었다. 여기에서 RMSE는 콘관입시험-연직배수재 사용은 7.9576, 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 3.2248로 나타났다.
3. RNN에 대하여 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 학습율 0.01, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 15개일 때가 RMSE가 8.7039로 최적모델이다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 학습율 0.1, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 20개 일 때가 RMSE가 3.6747로 최적모델이다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 학습율 0.01, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 31개 일 때가 RMSE가 8.0577로 최적모델이

다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우은 학습율 0.9, 모멘텀 0.9, 은닉층 노드 수 20개 일 때가 RMSE가 2.7111로 최적모델이다

4. 표준관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 RNN이 실측치보다 값이 더 작고, BPNN은 그 반대경우로 실측치보다 값이 더 크게 나왔다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 RNN이 BPNN보다 실측치와 더 가깝다. 콘관입시험의 연직배수재를 사용한 경우는 RNN과 BPNN의 경향과 값이 비슷하게 나타났다. 연직배수재를 사용하지 않은 경우는 RNN이 BPNN보다 계측값과 더 잘 일치함을 볼 수 있다.
5. RNN, BPNN 및 수치해석 결과를 비교했을 시에는 전체적으로 RNN을 이용한 결과가 잘 맞는 것을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 계측값의 신뢰성 문제 및 지반조사 위치와 실제침하량을 계측한 지점이 상이할 경우 동일 위치의 정확한 침하량을 측정할 수 없는 문제 등의 해결과, 계측데이터의 수를 많이 이용한다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.

이상과 같은 결과에서 인공신경망 기법을 이용하여 연약지반성토 시 장래 침하량 예측이 가능함을 나타냈다. 그리고 신뢰성 있는 더 많은 계측 자료가 확보가 된다면 더 좋은 예측을 할 수 있다고 사료된다.

참 고 문 헌

1. 김병탁, 김영수, 이우진 (2000), "인공신경망을 이용한 모형말뚝의 수평변위와 최대 휨 모멘트 예측", 한국지반공학회지, 한국지반공학회, 제16권, 제5호, pp.169-178.
2. 김영수, 정성관, 손창우, 권성목 (2005), "인공신경망을 이용한 낙동강 중류지역 실트의 전단거동 예측", 한국토목학회지, 제25권, 제4C호, pp.285-292.
3. 이인모, 조계춘, 이정학 (1997), "인공신경망을 이용한 암반의 투수계수 예측", 한국지반공학회지, 제13권, 제2호, pp.77-89.
4. Ellis, G. W., Yao, C., and Zhao, R. (1992), "Neural network modeling of the mechnical behavior of sand", Proc., 9th Conf., ASCE Engrg. Mech., ASCE, New York, pp.421-424.
5. Garson, G. D. (1991), "Interpreting neural-network connection weight", AI Expert, 6(7), 47-51.
6. Giles, C. L., Kuhn, G. M., and Wklliams, R. J. (1994), "Dynamic recurrent neural networks : theory and application", IEEE Trans. Neural Network, 5(2), pp.153-160.
7. Jian-hua, Z., Musharraf M., and Scott A. (1998), "Modeling of shearing behaviour of a residual soil with recurrent neural network", Int. J. Numer. Anal. Meth. Geomech., 22, pp.671-687.
8. Ladd, C. C., Williams, C. E., Connell, D. H., and Edgers, L. (1972), "Engineering properties of soft foundation clays at two south Louisiana levee sites", Res. Rep. No.R72-26, Massachusetts Inst. of Technol., Cambridge, Mass.
9. Mohamed, A. S., Holger, R. M., and Mark, B. J. (2002), "Predicting settlement of shallow foundations using neural network", Journal of Geotechnical Engineering, ASCE, Vol.9, pp.785-793.
10. Parlos, A.G., Chong, K.T, and Atiya, A.F. (1994), "Application of the recurrent multilayer perceptron in modeling complex process dynamics", IEEE Trans. Neural Networks, 5(2), pp.255-285.

논문접수일 : 2007년 4월 27일
심사의뢰일 : 2007년 5월 4일
심사완료일 : 2007년 5월 30일