

국내 연약지반의 선행압밀하중 추정을 위한 피에조콘 인공신경망 모델

Piezocone Neural Network Model for Estimation of Preconsolidation Pressure of Korean Soft Soils

김 영 상¹ Kim, Young-Sang

Abstract

In this paper a back-propagation neural network model is developed to estimate the preconsolidation pressure of Korean soft soils based on 176 oedometer tests and 63 piezocone test results, which were compiled from 11 sites - western and southern parts of Korea. Only 147 data were used for the training of the neural network and 29 data, which were not used during the training phase, were used for the verification of trained network. Empirical and theoretical models were compared with the developed neural network model. A simple 4-4-9-1 multi-layered neural network has been developed. The cone tip resistance q_T , penetration pore pressure u_2 , total overburden pressure σ_{vo} and effective overburden pressure σ'_{vo} were selected as input variables. The developed neural network model was validated by comparing the prediction results of the proposed neural network model for the new data which were not used for the training of the model with the measured preconsolidation pressures. It can also predict more precise and reliable preconsolidation pressures than the analytical and empirical model. Furthermore, it can be carefully concluded that neural network model can be used as a generalized model for prediction of preconsolidation pressure throughout Korea since developed model shows good performance for the new data which were not used in both training and testing data.

요 지

본 논문에서는 국내 서남해안 11개 지역에서 수행된 63회의 피에조콘 시험결과와 176개의 선행압밀하중 자료로부터 국내 연약지반의 선행압밀하중 추정을 위한 오차 역전파 알고리즘으로 학습된 피에조콘 인공신경망 모델을 구축하였다. 전체 자료 중 147개의 자료만이 인공신경망 모델 구축을 위한 학습과정에 사용되었으며 학습에 사용되지 않은 29개의 자료를 구축된 인공신경망의 검증에 활용하였다. 또한 기존의 경험모델 및 이론모델과 비교하여 제안된 인공신경망 모델의 유용성을 확인하였다. 연구를 통하여 4-4-9-1의 구조를 갖는 간단한 다층 인공신경망이 구축되었으며 입력값으로는 피에조콘 선단저항력 q_T , 관입간극수압 u_2 그리고 지반의 총 상재하중 σ_{vo} 및 유효상재하중 σ'_{vo} 이 사용되었다. 제안된 인공신경망 모델은 학습되지 않은 새로운 검증자료에 대한 예측을 통하여 입력변수들과 선행압밀하중 간의 비선형적 상관관계를 성공적으로 모델하는 것으로 검증되었으며 정확성면에서는 기존의 이론모델과 국내외 경험모델과 비교할 때 월등히 향상된 예측능력을 가진 것으로 나타났다. 뿐만 아니라 제안된 모델은 국내 특정지역에 대한 모델이 아니라 서남해안의 다양한 지반특성을 갖는 지반에서 수행된 자료를 바탕으로 구축되어 데이터베이스에 포함되지 않은 지역에 대하여도 매우 타당성있는 예측결과를 주어 특정지역에 국한된 지역의존적 예측이 아닌 일반화된 지역에서 적용할 수 있을 것으로 판단된다.

Keywords : Back-propagation algorithm, Korean soft soils, Neural network, Piezocone, Preconsolidation pressure

¹ 정희원, 국립여수대학교 해양공학전공 조교수 (Member, Assistant Prof., Dept. of Ocean Engrg., Yosun National Univ., geoyoungkim@yosun.ac.kr)

1. 서론

피에조콘은 관입시험과 간극수압의 소산시험을 통해 현장지반의 다양한 물성을 추정할 수 있는 매우 유용한 장비로 본 논문에서는 피에조콘 관입시험결과를 이용한 국내 연약지반의 선행압밀하중의 결정을 위한 인공신경망 모델 구축에 관하여 기술하였다. 선행압밀하중은 지반이 지금까지 경험한 가장 큰 하중으로 정의되며 (Casagrande, 1936) 지반구조물 설계와 관련되어 반드시 필요한 물성으로 일반적으로 불교란시료에 대한 실내시험으로부터 얻어진다. 따라서, 실내시험을 통한 선행압밀하중의 결정은 시료의 교란정도와 실험방법에 따라서 영향을 받을 뿐 아니라 대상 지역이 방대한 경우 많은 시간과 경비가 요구되는 단점이 있다. 이러한 점에서 피에조콘을 이용한 지반의 선행압밀하중 추정은 매우 경제적인 대안이라 할 수 있다. 그간 피에조콘과 전기식콘을 이용한 지반의 응력이력 — 선행압밀하중 σ'_p , 과압밀비 OCR — 에 관련된 연구는 많은 연구자들에 의하여 이루어져 왔으며 기존의 연구들은 크게 흙의 이론적 거동모델을 도입하여 얻어진 이론모델(Konrad & Law, 1987; Chen, 1994)과 피에조콘 관측값들(q_T , u , f_s)을 선행압밀하중 또는 과압밀비와 통계적 방법이나 회귀분석을 이용해 직접 관계식 형태로 제안한 경험모델(Chen & Mayne, 1996)로 나눌 수 있다. 이론적 접근법들은 흙의 거동모델을 바탕으로 제안되었으므로 모델 개발 시 도입된 흙 거동의 단순화와 지반의 다양성 등의 원인으로 인해 특정 물성을 갖는 지반에 대해서만 예측이 가능한 것으로 평가된다. 경험적 방법들에서는 콘 관측값들과 지반 변수들이 서로 다른 형태로 조합된 다양한 모델변수들이 제안되어 왔으며, 모델변수와 응력이력 간의 회귀분석을 통한 선형적 관계를 이용해 왔다. 이러한 모델변수들의 타당성에 대해서는 다양한 검토가 이루어져 왔으나 모든 모델변수들이 모든 지역의 지반에 대하여 적용될 수 있는 일반화된 변수로 사용될 수 없으며 지역 의존성이 매우 높은 것으로 나타났다(Chen, 1994). 이와 같이 경험적 방법에서 주로 사용하는 회귀분석법은 부여된 관계의 적절성에 따라 그 예측의 정도가 결정되는 특징이 있으며 기존의 선형관계식들을 이용해 보고된 선행압밀하중 예측결과를 볼 때 모델변수에 대한 선행압밀하중의 선형적 관계만으로는 피에조콘 관측값들과 흙의 선행압밀하중 간의 복잡한 관계를 표현하기에는 다소 부적합한 것으로 판단된다. 최근 김영상 등(2002)과 Kurup & Dudani

(2002)는 이론 및 경험모델들의 문제점을 극복하기 위하여 인공신경망 기법을 도입하여 피에조콘 관입자료로부터 점토지반의 선행압밀하중과 과압밀비를 예측하는 인공신경망 모델을 제시하고 정확성과 유용성을 검증한 바 있다.

본 연구에서는 국내지반에 적용가능한 인공신경망 모델을 구축하기 위하여 국내 서남해안 11개지역에서 수행된 피에조콘 관측값과 176개 지점에서 수행된 일차원 압밀실험 결과를 데이터베이스화 하였으며 이를 바탕으로 국내지반에 적용가능한 인공신경망을 구축하고 검증하였다.

2. 피에조콘으로부터 지반의 응력이력 예측을 위한 기존의 방법들

2.1 이론적 방법

Konrad and Law(1987)는 콘 관입 시 선단부 아래에 존재하는 지반요소의 응력경로와 유발되는 간극수압에 대한 연구를 바탕으로 점토의 유효 연직 항복응력 σ'_{yc} 을 산정하는 이론식을 식 (1)과 같이 제안하였으며 이는 일차원 압밀시험으로 얻어지는 선행압밀하중 σ'_p 에 해당하는 값이다. 그러나, 이 모델은 흙과 콘 마찰면 사이의 마찰계수(M), 흙의 유효 마찰각(ϕ'), 그리고 콘의 선단각(2θ)이 요구되는 단점이 있다.

$$\sigma'_{yc} = \frac{q_T - \alpha u_2}{1 + M \tan \phi' \cot \theta} \quad (1)$$

여기서, q_T =수정 콘선단저항력 = $q_c + (1 - a)u_2$, q_c = 콘 선단저항력, a =불균등면적비, u_2 =콘 선단부 뒤에서 관측된 간극수압, α =콘 선단부 뒤에서 관측된 간극수압을 선단부 파괴영역의 값으로 환산하기 위한 상수

Konrad and Law(1987)는 각 변수들의 값을 결정할 수 없는 경우를 위하여 중간정도의 거칠기를 가지는 콘에 대해 $\alpha = 1.0$, $\phi' = 30^\circ$, $\theta = 30^\circ$, $M = 1.0$ 을 사용할 것을 제안하였으며 제안된 값을 식 (1) 대입하면 다음과 같은 간단한 식을 얻을 수 있다.

$$\sigma'_p = 0.5(q_T - u_2) \quad (2)$$

Mayne and Bachus는 구형 공동확장이론과 수정 Cam-clay 모델을 이용하여 피에조콘으로 관측된 간극수압으로부터 과압밀비(OCR)를 예측하는 이론적 해를 제

안하였으며 Mayne(1991)과 Chen(1994)은 이를 바탕으로 지반의 강성지수($I_R = G/s_u$, G =전단탄성계수, s_u =비배수전단강도)가 소거된 형태의 식 (3)을 다시 제안하였다.

$$OCR = 2 \left[(0.38 - 0.25 \sin \phi') \left(\frac{q_T - u_2}{\sigma'_{vo}} \right) \right]^{\frac{1}{\lambda}} \quad (3)$$

여기서, σ'_{vo} =유효상재하중, λ =소성 체적변형률 비= $1-C_c/C_c$, C_c & C_s = 처녀압축곡선과 재압축곡선의 압축지수, ϕ' = 유효마찰각

Chen(1994)은 식 (3)이 유효마찰각 ϕ' 에 민감하지 않다고 지적하고 평균적인 값으로서 $\phi' \approx 30^\circ$ 과 $\lambda = 0.75$ 를 적용하여 다음의 간편식 (4)를 제안하였다.

$$\sigma'_p = 0.32 \left(\frac{q_T - u_2}{\sigma'_{vo}} \right)^{1.33} \cdot \sigma'_{vo} \quad (4)$$

여기서, σ'_{vo} =유효상재하중

2.2 경험적 방법

지금까지 많은 연구자들에 의하여 피에조콘으로부터 지반의 응력이력 예측을 위한 경험식이 제안되었고 이중에 다양한 변수들이 제안되고 포함되어 왔으나 대부분의 변수들이 제안 당시 자료로 이용된 특정 지반에만 적용이 가능한 경우가 많아 일반적인 경험식으로서 활용되지 못하였다(김영상 등, 2002; Chen and Mayne, 1996). 따라서 이러한 경험적 변수들을 이용하여 선형압밀하중을 예측하려 할 경우, 적용될 지반에 대하여 반드시 보정 및

검증 과정을 거쳐야 한다. Chen and Mayne(1996)는 이러한 경험적 관계들의 지역의존성을 극복하고 보다 일반화된 관계의 도출을 위하여 세계 각 지역에서 얻어진 방대한 자료를 바탕으로 그림 1과 같이 회귀분석을 수행하고 다음과 같은 제안식을 도출하였다. 흥미로운 것은 Chen and Mayne(1996)에 의하여 제안된 식 (7)이 이론적 접근법에 의하여 제안된 Konrad and Law(1987)의 이론식 (2)와 동일하다는 것이다.

$$\sigma'_p = 0.305(q_T - \sigma_{vo}) \quad n=1256 \quad R^2=0.82 \quad (5)$$

$$\sigma'_p = 0.53(u_2 - u_o) \quad n=811 \quad R^2=0.722 \quad (6)$$

$$\sigma'_p = 0.5(q_T - u_2) \quad n=884 \quad R^2=0.797 \quad (7)$$

여기서, n =회귀분석 시 사용된 자료의 개수, R^2 =결정계수 (Coefficient of determination)

그러나 이들의 경험모델들은 그림 1에 나타난 바와 같이 대수-대수축에서 얻어진 선형 상관관계로 동일한 $(q_T - \sigma_{vo})/P_a$ 에 대하여 매우 넓은 범위의 선형압밀하중 σ'_p/P_a 분포를 선형관계로 단순화하여 정의하고 있으므로 경향성을 표현하는 데에는 큰 무리가 없으나 예측 정확도에 대해서는 의문의 여지가 있다. 여기서 P_a 는 기준 기압으로 대기압을 의미한다.

국내에서는 장인성 등(2002)이 국내 점성토 지반 10개 지역에 대한 피에조 콘 시험결과로부터 점성토의 과압밀비를 예측하기 위한 경험적 상관관계 도출에 관하여 연구하고 $(q_T - \sigma_{vo})/\sigma'_{vo}$ 값이 기존 국외연구결과에 비해서 크게 관측된다는 사실에 근거해 다음 식 (8)과 같은 경험적 계수 N_{OCR} 을 제안하였다. 장인성 등의 연구결과에 의하면 그림 2(a)에 나타난 바와 같이 N_{OCR} 의 범위가

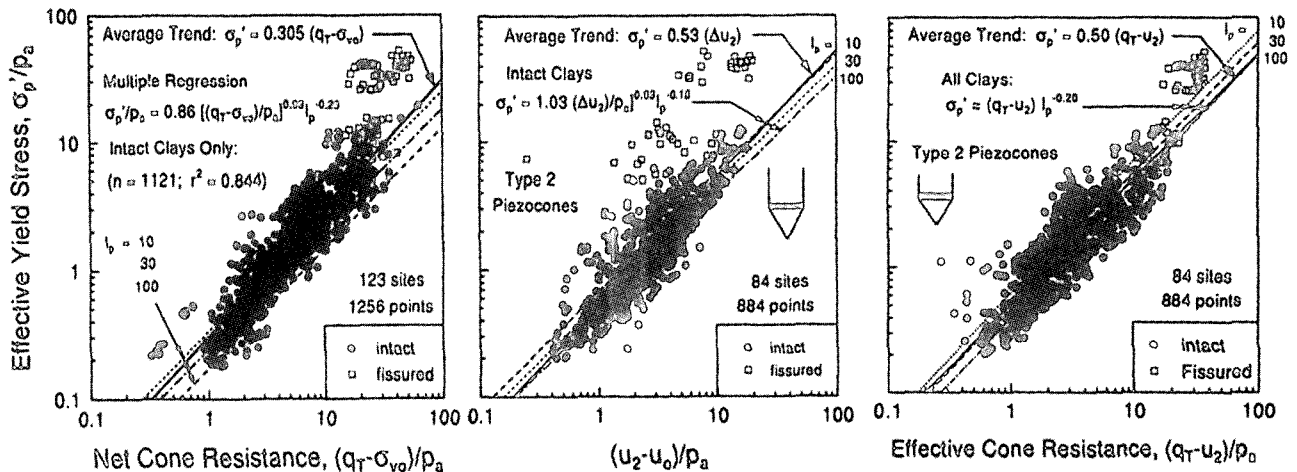
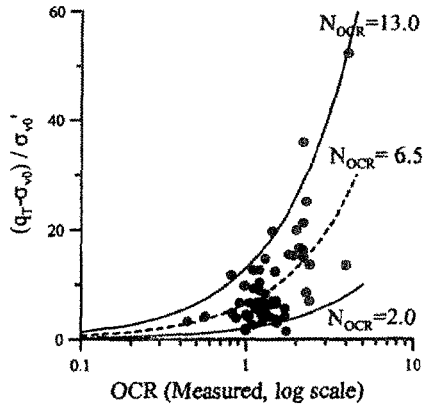
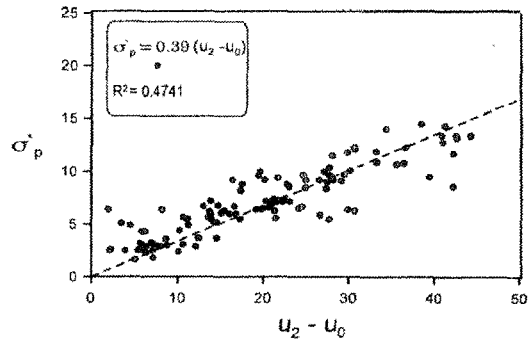


그림 1. 회귀분석을 통해 제안된 경험적 모델들(Chen and Mayne, 1996)



(a) 장인성 등(2002)의 경험모델



(b) 이강운 등(2002)의 경험모델

그림 2. 국내 지반의 응력이력 예측을 위하여 제안된 경험모델 들

2~13정도이며 평균값인 6.5를 사용할 것을 추천 하였다. 장인성 등이 제안한 관계식은 식 (9)에 나타나 있는 Powell 등(1988)의 제안식과 유사한 형태로 Powell 등 (1988)의 상관관계 계수 k가 장인성 등(2002)의 경험적 계수 N_{OCR} 과 역수관계에 있다.

$$N_{OCR} = \frac{(q_T - \sigma_{v0}) / \sigma'_{v0}}{OCR(measured)} \quad (8)$$

$$OCR = k \left(\frac{q_T - \sigma_{v0}}{\sigma'_{v0}} \right) \quad (9)$$

이강운 등(2002)은 피에조콘 결과로부터 부산 신항만 건설지역의 해성점토 지반의 응력이력 예측에 대한 연구를 수행하였으며 기존의 다양한 상관관계의 적용성을 검토한 결과 그림 2(b)에 나타난 바와 같이 Chen and Mayne(1996)의 과잉간극수압에 의한 상관관계가 적용성이

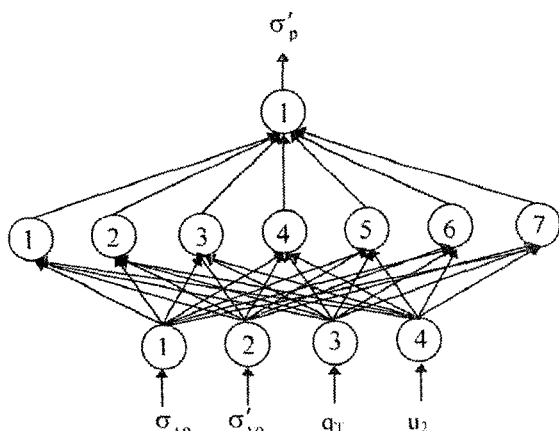
높은 것으로 평가하고 연구대상 지반인 부산 신항만 지역에 대해 식 (10)을 제안하였다.

$$\sigma'_p = 0.39(u_2 - u_0) \quad R^2 = 0.47 \quad (10)$$

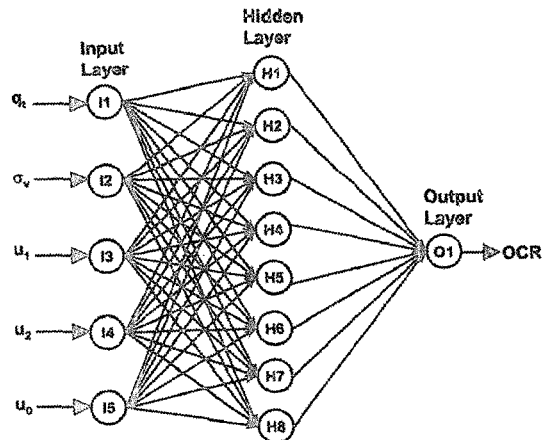
2.3 인공신경망을 이용한 응력이력 예측법

인공신경망 이론은 인간의 뇌구조에서 학습되고 축적 되는 기존 지식의 운용체계를 모사한 컴퓨터 모델로 최근 김영상 등(2002)과 Kurup & Dudani(2002)가 인공신경망 이론을 적용하여 피에조콘 자료와 간단한 지반특성에 대한 정보만으로 선행압밀하중과 과압밀비를 기존의 모델과 비교해 비교적 정확히 예측할 수 있는 모델을 제안하였다.

그림 3은 김영상 등(2002)과 Kurup & Dudani(2002)가 피에조콘 관측결과와 간단한 지반정보를 입력하여 선행



(a) 김영상 등(2002)의 모델



(b) Kurup & Dudani(2002)의 모델

그림 3. 선행압밀하중 결정을 위한 피에조콘 인공신경망 모델

압밀하중(또는 과압밀비)을 예측하도록 제안한 인공신경망 모델의 개념도이다. 김영상 등(2002)은 선단저항력 q_T 과 콘 선단부 뒤에서 관측된 간극수압 u_2 그리고 총 연직 상재하중 σ_{vo} 과 유효 연직상재하중 σ'_{vo} 의 총 4개의 변수를 입력자료로 사용하였다. 전체적인 구조는 입력층-은닉층-출력층이 4-7-1인 간단한 다층신경망 형태이며 각 층의 가중 입력값(weighted inputs)과 바이어스(bias)의 합을 전달하는 전달함수로서는 은닉층에는 tan-sigmoid 함수가 출력층에는 선형함수(linear)가 사용되었다. 반면 Kurup & Dudani(2002)는 유사한 데이터베이스를 바탕으로 제시된 모델로 김영상 등(2002)의 모델에 추가적으로 피에조콘 선단부에서 관측된 간극수압 u_1 을 포함하여 총 5개의 입력자료를 사용하며 입력층-은닉층-출력층이 5-9-1인 형태를 가지고 있다. 또한 전달함수로는 은닉층에 log-sigmoid 함수를 출력층에 tan-sigmoid 함수를 사용하고 있다. Kurup & Dudani(2002)의 모델은 김영상 등(2002)의 모델에 비해 추가적으로 피에조콘 선단부에서 관측된 간극수압 u_1 이 요구되는데, 일반적으로 국외에서도 연구목적은 제외하고는 콘 선단부와 선단부 뒤에서 간극수압 u_1 과 u_2 를 동시에 관측하는 dual 콘 형식이 보편화되어 있지 않고 ASMT(1979)과 ISS-MFE(1977, 1989)의 제안을 따라서 대부분 콘 선단부 뒤에서 간극수압 u_2 을 관측하는 형태를 사용하므로 다소 비실용적이다.

한편 이들이 제안한 모델은 Chen(1994)이 식 (5)~(7)의 제안 시 회귀분석을 위해 전 세계에서 모은 자료를 바탕으로 구축되었으며 예측 정확도가 높은 것으로 나타났으나 신경망 모델 구축 시 국내지반의 응력이력 특성이 전혀 반영되지 않았으므로 국내지반에 바로 적용하기

에는 무리가 따를 것으로 판단된다.

3. 국내지반에 적합한 인공신경망 모델구축

인공신경망 모델의 구축과정은 크게 두 단계로 나눌 수 있으며, 먼저 기지의 입력과 결과값을 이용하여 그림 3과 같이 각 층(입력층-은닉층-출력층)에 존재하는 뉴런(neuron)간의 연결강도(weight)와 바이어스(bias)를 조정하는 훈련단계(training phase)로 이 과정을 통하여 신경망 모델은 주어진 자료들을 일반화할 수 있는 최적의 연결강도를 스스로 학습하게 된다. 다음은 훈련과정을 통하여 구축된 신경망 모델을 학습에 사용되지 않은 입력값을 이용하여 예측을 수행하고 기지의 결과값과 비교함으로써 학습된 네트워크를 검증하는 단계(testing phase)이다. 이와 같이 검증된 후에야 학습뿐 아니라 검증단계에서도 전혀 사용되지 않은 자료를 인공신경망에 입력하고 예측을 수행함으로써 구축된 인공신경망을 실제 사례에 사용할 수 있다. 인공신경망 모델에서는 회귀분석과 같은 통계적 방법과 달리 사전에 어떠한 수학적인 관계나 경향이 주어지지 않으며 훈련과정을 통하여 이러한 관계를 스스로 학습하기 때문에 부여된 관계식에 따라 예측정도가 결정되는 기존 경험적 방법의 단점을 극복할 수 있다.

3.1 데이터베이스

전술한 바와 같이 인공신경망 모델의 구축을 위해서는 학습단계와 검증단계에 사용될 신뢰성 있는 자료의 축적이 요구되며 본 연구에서는 표 1에 정리되어 있는 것과

표 1. 대상 지반의 물리적 특성 및 피에조콘 시험 회수

해안명	지역명	자연 함수비(%)	소성지수(%)	#200 통과율(%)	과압밀비	USCS	피에조콘 관입시험
서해안	서산대산	29.2~40.0	6~14	58.1~86.9	4.2	CL	1
	군산오식도	25.4~40.2	NP	16.0~73.6	0.9~2.1	ML	1
	아산포승	35.5~52.9	13~19	91.8~96.8	0.4~7.3	ML,CL	6
	인천북성	38.2~56.9	13~20	84.5~99.7	1.5~2.4	CL	3
	인천검단	38.2~56.9	17~30	84.5~99.7	1.3~9.2	CL	9
	안산시화	24.3~48.3	2~29	40.2~98.8	0.6~10.0	SM,ML,CL	2
남해안	김해장유	43.7~118.2	47~58	74.0~99.5	1.3~2.2	CH,MH	1
	김해진영	31.0~74.5	18~31	64.5~99.7	1.1~6.9	CL,CH	9
	양산물금 1단계	31.5~78.7	6~38	15.0~99.8	0.3~15.2	CL,CH,SM	28
	양산물금 2단계	31.5~78.7	6~38	15.0~99.8	0.3~15.2	CL,CH,SM	1
	광양항	57.7~106.7	36~63	85.5~100	0.6~2.2	CH,MH	2
계	피에조콘 총 관입회수						63

같이 국내 서남해안 11개 지역에서 수행된 63개소의 피에조콘 관측자료와 인접한 위치에서 채취된 불교란 시료에 대해 수행된 176개의 일차원 압밀실험 결과를 사용하였다. 전체 자료 중 147개의 자료만이 인공신경망 모델 구축을 위한 학습과정에 사용되었으며 학습에 사용되지 않은 29개의 자료를 구축된 인공신경망의 검증에 활용하였다. 연구 대상지역은 그림 4에 나타 난 바와 같이 서해안 6개소, 남해안 5개소이며 채취된 시료로부터 실내물성 및 역학시험을 실시한 결과가 표 1에 정리되어 있다. 서해안은 주로 실트질이 함유된 소성이 작은 점성토(CL) 또는 낮은 소성을 갖는 실트(ML)로 약한 과압밀상태이고, 점성토 상·하부에 실트질 모래질층이 존재하고 있으며 자연함수비는 24.3~71.7%, 소성지수는 2~39% 범위를 나타내고 있다. 남해안은 주로 소성이 큰 균질한 점성토(CH)가 두껍게 분포되어 있고 그 외에 CH, ML 등이 존재하며 대부분 정규압밀 상태이나 지역에 따라 압밀 진행 중인 것으로 나타난 곳이 있다. 자연함수비는

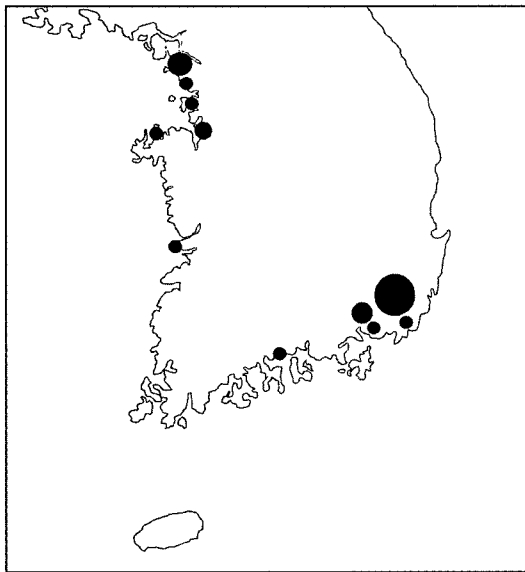


그림 4. 인공신경망 모델구축을 위한 국내 데이터베이스 위치

31.0~118.2%, 소성지수는 5~63% 범위를 나타내고 있다. 사용된 학습 및 검증자료의 입력 및 출력범위는 표 2와 같다.

3.2 학습규칙 및 학습기법

본 연구에서 구축된 인공신경망 모델은 매트랩 툴박스를 이용하여 프로그램 되었으며 학습규칙으로는 입력값과 결과값의 비선형적인 관계를 구축하는 함수근사화에 매우 효율적인 것으로 알려진 오차역전파 알고리즘이 사용되었다.

$$mse = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q e(k)^2 = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (t(k) - a(k))^2 \quad (11)$$

여기서, mse=평균제곱오차, Q=학습에 사용된 전체자료의 수, $e(k) = t(k) - a(k)$ =목표값과 출력값의 차이로 오차를 의미한다

가중치와 바이어스를 최적화하기 위한 성능함수(performance function)로는 식 (11)과 같이 인공신경망 모델이 제공하는 출력값[a(k)]과 관측값인 목표값[t(k)]으로 정의되는 평균제곱오차(mean squared error, mse)가 이용되었으며 평균제곱오차 값이 목표(goal)로 하고 있는 평균제곱오차 값($\epsilon = 0.05$)보다 작아지거나 최대 훈련 반복회수에 도달되면 학습을 종료하도록 프로그램 되었다. 또한 식 (11)의 최소화기법으로 매트랩 툴박스에서 제공하는 Levenberg-Marquardt기법을 이용하였으며 이 기법은 기존의 급속하강법에 비해 오차역전파 알고리즘의 학습효율을 매우 향상 시키는 것으로 알려져 있다. 본 연구에서도 Pentium IV급의 PC에서 학습될 경우 수렴규준 $\epsilon = 0.05$ 의 경우에 대하여 그림 5에 나타난 바와 같이 수 십회 내에서 그 수렴기준을 만족하는 것으로 나타나 효율이 뛰어난 것으로 판단된다.

표 2. 입력 및 출력변수 들의 범위

구분	변수(variables)	학습자료		검증자료	
		최소(kPa)	최대(kPa)	최소(kPa)	최대(kPa)
입력변수	총 상재응력 σ_{vo}	20.5	530	39.5	408.9
	유효 상재응력 σ'_v	6.73	293.1	20.6	305.5
	선단저항력 q_T	42	1519	210	1453
	콘 선단부 뒤 간극수압 u_2	0	777	11	753
출력변수	선형압밀하중 σ'_p	14.7	260	35.3	230.1

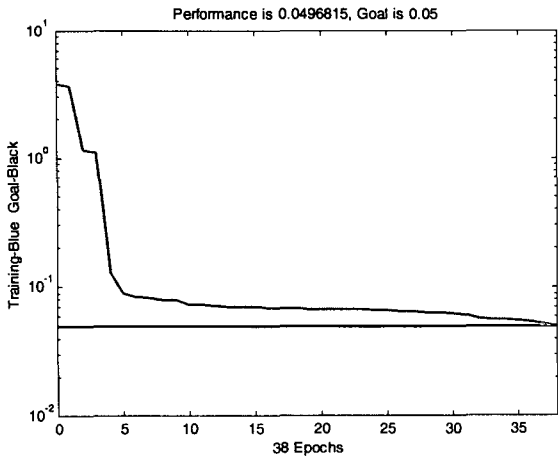


그림 5. 학습과정에 따른 성능함수의 수렴

3.3 국내지반에 대하여 제안된 인공신경망 모델

지금까지 인공신경망 모델에 존재하는 은닉층의 수와 각 층에 존재하는 뉴우런의 수를 결정하는 체계적인 방법은 확립되어 있지 않으며 대부분 경험적인 반복법을 통하여 구축되어져 왔다. 따라서 그림 3에 나타난 바와 같이 같은 자료를 바탕으로 하더라도 모델 구성자에 따라 인공신경망 모델의 구축 시 적용된 은닉층의 수와 은닉층 내의 뉴우런의 수, 입력변수, 사용된 전달함수, 훈련 규칙과 최적화기법, 수렴기준 등이 다르며 결과적으로 모델의 구성과 예측결과가 달라질 수 있다. 본 연구에서는 보다 신뢰성 있는 신경망 모델의 구축을 위하여 은닉층의 수와 은닉층에 존재하는 뉴우런의 수, 수렴기준 등을 변화시키면서 관측된 선행압밀하중과 가장 상관성이 높은 선행압밀하중을 예측하도록 모델을 구축하였으며 구성된 모델은 그림 6과 같이 입력층 - 은닉층1 - 은닉층2 - 출력층의 4-4-9-1 구조의 다층 신경망으로 구성되어 있다. 입력자료는 김영상 등(2002)의 연구에서 나타난 바

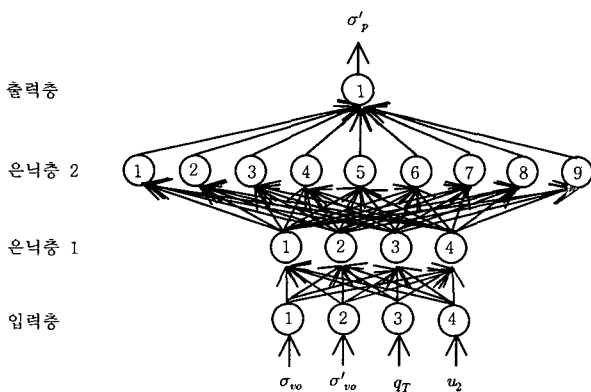


그림 6. 국내지반 선행압밀하중 예측을 위한 피에조콘 인공신경망 모델

와 같이 선단저항력 q_T 과 콘 선단부 뒤에서 관측된 간극수압 u_2 그리고 총 연직 상재하중 σ_{vo} 과 유효 연직상재하중 σ'_{vo} 의 총 4개의 입력변수가 다른 입력변수의 추가없이 효과적으로 사용될 수 있는 것으로 나타났다. 전달함수로 제 1은닉층에 log-sigmoid 함수, 제 2은닉층에 tan-sigmoid 함수 그리고 출력층에 선형함수가 사용되었으며 log-sigmoid함수와 tan-sigmoid함수는 다음 식 (12), (13)과 같이 정의된다.

$$\text{log-sigmoid 함수} : f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (12)$$

$$\text{tan-sigmoid 함수} : f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (13)$$

4. 적용결과

4.1 학습 및 검증자료에 대한 국외 모델들과의 예측결과 비교

본 절에서는 학습자료와 검증자료에 대한 인공신경망 모델의 예측결과를 실내실험 결과와 비교함으로써 구축된 신경망 모델을 검증하였다. 그림 7에 나타나 바와 같이 학습자료에 대한 인공신경망 예측결과는 실험결과와 일치하는 것이 당연한 결과라 하겠다. 그러나 검증자료의 경우는 전체자료에서 임의적으로 선택되었으며 인공신경망의 구축 시 학습과정에 전혀 사용되지 않았음에도 불구하고 학습자료의 경향을 반영하여 매우 정확한 예측이 수행되었음을 알 수 있어 기존 연구자들 - 김영상 등(2002), Kurup and Dudani(2002) - 의 연구결과와 같이

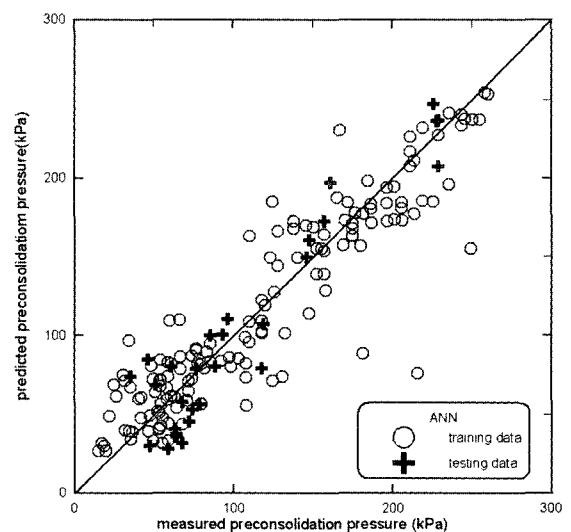
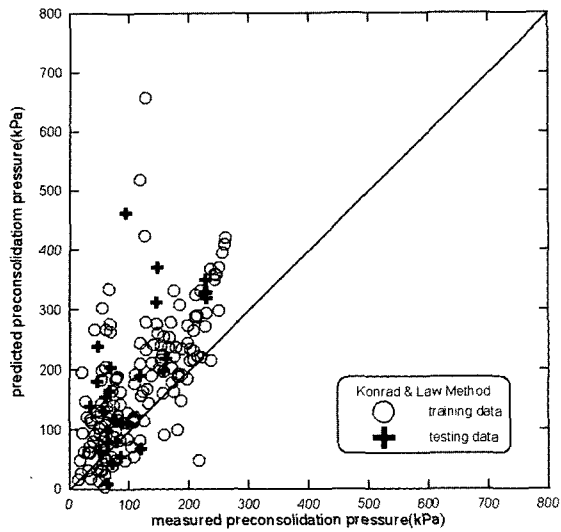
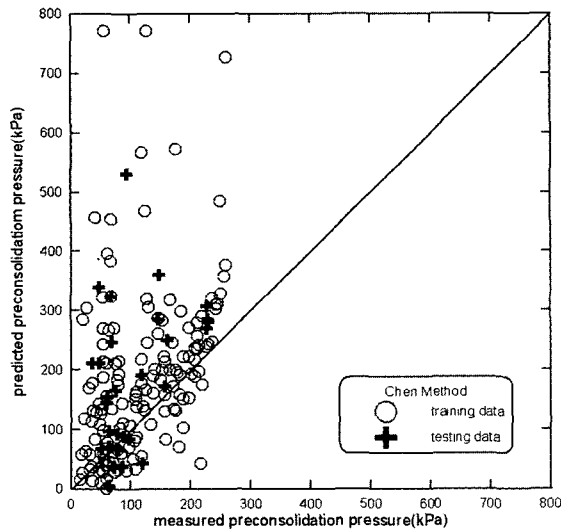


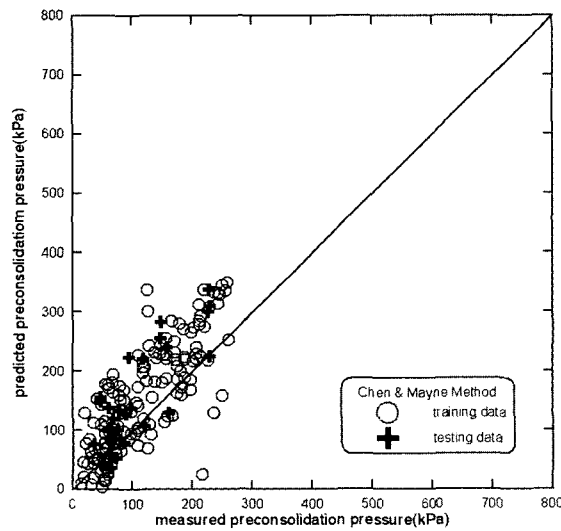
그림 7. 인공신경망 모델의 학습 및 검증자료에 대한 예측결과 비교



(a) Konrad & Law의 이론모델



(b) Chen의 이론모델



(c) Chen & Mayne의 경험모델

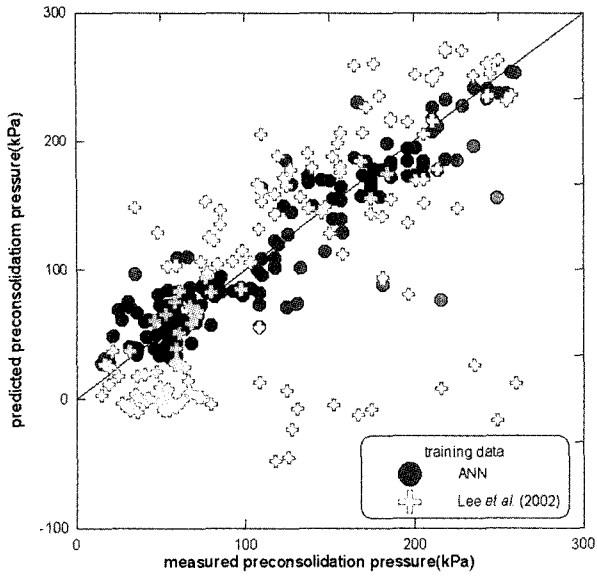
그림 8. 이론모델과 경험모델을 이용한 학습 및 검증자료에 대한 예측 결과 비교

인공신경망 모델링이 국내지반의 선행압밀하중 예측에도 효과적으로 적용할 수 있음을 알 수 있다. 뿐만 아니라 전체 자료가 서남해안 각지에서 얻어져 지역에 따라 다소 상이한 지반특성들이 존재함에도 불구하고 예측결과와의 오차가 비교적 크지 않고 전체영역에 걸쳐 비교적 고르게 분포되고 있어 본 연구를 통하여 구축된 인공신경망 모델이 특정 지역만의 상관관계에 머무르지 않고 국내 일반화된 지역에 적용 가능성이 있는 것으로 판단된다.

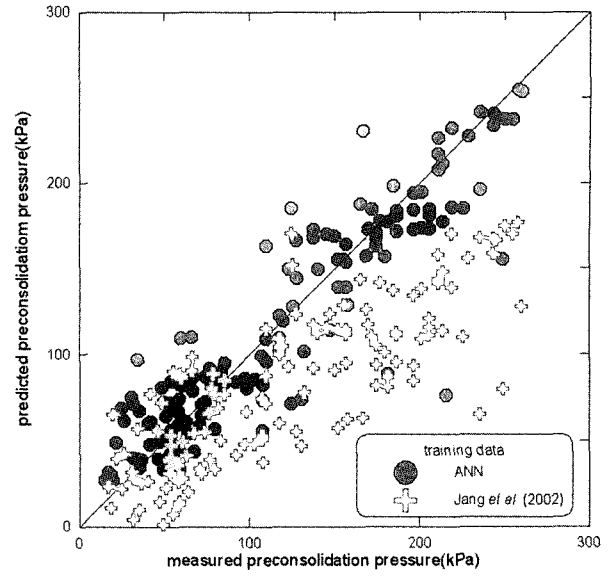
그림 8에는 두 종류의 이론모델 - Konrad & Law[식 (2)], Chen[식 (4)] - 과 경험모델 - Chen & Mayne[식 (5)] - 을 이용하여 국내지반 전체 자료에 대한 선행압밀하중 예측결과가 실내실험 결과와 비교되어 있다. 그림에 나타난 바와 같이 이론모델들 Konrad & Law 모델, Chen 모델은 모두 예측 선행압밀하중을 과대평가하는 경향이 크며 예측 오차가 큰 것으로 나타났다. 그림 7(c)의 Chen & Mayne 경험모델 역시 선행압밀하중을 다소 과대평가하나 이론모델들에 비해서는 비교적 관측값에 근접한 선행압밀하중을 예측하며 오차가 상대적으로 작게 나타나 기존의 상관관계 중에서는 국내 지반에 대한 적용성이 있는 것으로 판단된다.

4.2 국내 경험모델들과 제안된 인공신경망 모델의 예측 결과 비교

본 절에서는 국내 지반에 대하여 제안된 경험모델 등 - 장인성 등(2002)과 이강운 등(2002) - 의 제안식을 사용하여 학습자료와 검증자료에 대한 선행압밀하중 예측을 수행하고 본 연구에서 제안된 인공신경망 모델의 예측결과와 비교하였다. 학습자료에 대한 각 모델의 예측결과 비교가 그림 9에 나타나 있으며 검증자료에 대한 예측결과와의 비교가 그림 10에 나타나 있다. 이강운 등의 예측식은 그림 9(a), 10(a)에 나타난 바와 같이 관측된 선행압밀하중과 비교적 경향성을 보이는 것으로 나타났으나 일부 자료에 대하여 음(negative)의 선행압밀하중을 예측하며 또한 선행압밀하중이 작은 부분에서는 현저하게 선행압밀하중을 과소평가하는 것으로 나타났다. 이는 이강운 등(2002)의 제안식이 본 연구에서 다루고 있는 전체 지역에 대한 상관식이 아니라 부산 항만공사 지역의 특정 지반에 대하여 제안되었기 때문에 나타나는 현상으로 판단되므로 일반적으로 사용하기 위해서는 보다 추가적인 지역에 대한 연구가 필요한 것으로 사료된다. 한편 장인성 등의 예측식은 그림 9(b), 10(b)에 나타난 바와 같이

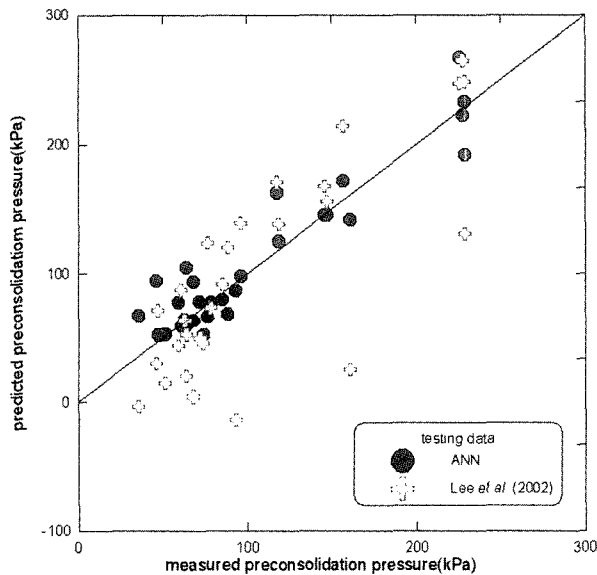


(a) 이강운 등(2002)의 모델과 비교 결과

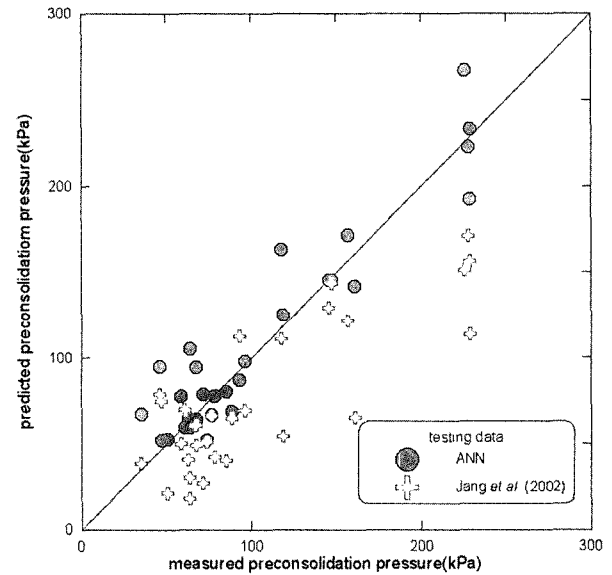


(b) 장인성 등(2002)의 모델과 비교 결과

그림 9. 학습자료에 대한 국내경험 모델들과의 선행압밀하중 예측결과 비교



(a) 이강운 등(2002)의 모델과 비교 결과



(b) 장인성 등(2002)의 모델과 비교 결과

그림 10. 검증자료에 대한 이론 및 경험 모델들의 선행압밀하중 예측결과 비교

선행압밀하중을 다소 과소평가하는 것으로 나타났으나 국내지역 10개 지역의 자료를 바탕으로 제안된 상관식이어서 이강운 등의 제안식에 비해 비교적 일반화된 경향을 보이고 있다. 이상의 국내지반에 대한 경험모델 식들은 국외연구에서 그 경향성이 확인된 피에조콘 변수들 - $(q_T - \sigma_{vo})/\sigma'_{vo}$ 와 $(u_2 - u_o)$ - 과 국내지반의 선행압밀하중 간의 상관계수를 조정하여 제안된 것으로 기존의 국외연구 등에서 나타난 바와 같이 경향성은 있는 것으로 나타났으나 정확한 선행압밀하중 예측을 위해서는 추가적

인 보완이 이루어져야 할 것으로 사료된다. 이와 비교해 본 연구에서 구축한 인공신경망은 학습자료와 검증자료에 대해 공통적으로 국내지반에 대한 경험식들 보다 예측정도가 높아 제안된 신경망 모델이 국내 지반의 응력이력을 예측하는 데에 매우 효과적으로 적용될 수 있음을 알 수 있다.

예측 정확도의 평가를 위하여 관측된 선행압밀하중과 예측된 선행압밀하중 간의 결정계수 (R^2) 를 계산하였다. 표 3에 나타난 바와 같이 인공신경망 모델은 학습과 검증단계에 있어서 각각 0.84와 0.9의 결정계수를 보여 기

표 3. 각 방법들을 이용한 예측 값의 결정계수 R² 비교

모델 구분		학습자료	검증자료
인공신경망 모델		0.84	0.9
이론모델	Konrad & Law	0.42	0.4
	Chen	0.14	0.15
경험모델	Chen & Mayne	0.63	0.68
	장인성 등	0.63	0.68
	이강운 등	0.46	0.63

존의 국외 이론모델들과 경험모델, 그리고 국내 경험모델 보다 훨씬 높은 결정계수를 보이고 있다. 그 다음으로는 국외 경험모델인 Chen & Mayne의 모델과 국내 경험모델인 장인성 등의 제안식이 학습단계에서 0.63, 검증단계 0.68의 결정계수를 보였다. 기존 모델 중 이론모델들의 결정계수는 매우 낮은 것으로 나타났으며 이는 제안된 이론식에 사용된 일반적인 계수들이 국내 지반의 특성과 일치하지 않기 때문으로 판단된다.

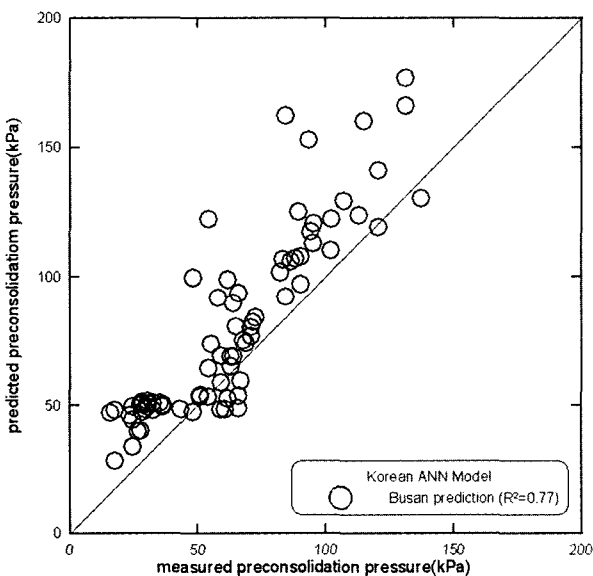
4.3 검증된 인공신경망을 이용한 국내 타 지역에 대한 선행압밀하중 예측

본 절에서는 제안된 인공신경망 모델을 이용하여 국내 부산 신항만공사 지역에서 수행된 피에조콘 관입결과로부터 선행압밀하중 예측을 수행하고 실내실험으로 얻어진 선행압밀하중과 비교하였다. 부산 신항만 공사에서 수행된 피에조콘 자료와 실내시험 자료는 본 연구에서 구축된 데이터베이스에 전혀 포함되지 않은 자료로 이

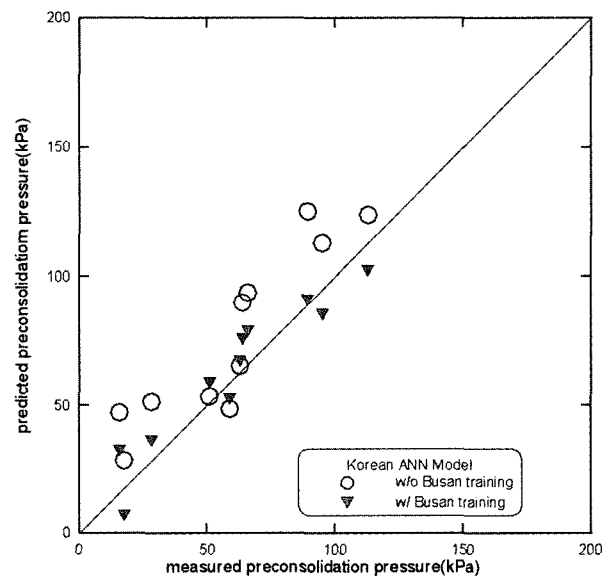
지역에 대한 인공신경망 모델의 예측결과를 평가함으로써 타 지역에 대한 예측능력을 검토할 수 있다. 또한 추후에 축적되는 자료추가로 인한 재학습 후 예측능력의 향상을 확인하기 위하여 부산 자료를 학습에 포함시켜 모델을 재학습하고 재학습시 사용되지 않은 몇 개의 자료에 대하여 예측을 수행하고 비교하였다.

예측결과 인공신경망 모델은 그림 11(a)의 ○으로 표시된 바와 같이 대상이 된 항만공사 지역의 자료에 대한 어떠한 경험이 없음에도 불구하고 실내실험으로 얻어진 선행압밀하중 결과와 결정계수 R²=0.77의 비교적 일치하는 선행압밀하중을 예측하고 있다. 물론 본 지역에 대한 인공신경망의 예측정도가 학습자료와 검증자료에서 보여준 정확도와 비교한다면 그 정확도가 다소 떨어지는 것으로 나타났으나 실용적으로 사용하기에는 충분한 정도의 정확성을 보이는 것으로 판단된다.

한편 부산지역의 자료가 학습자료에 포함되어 제안된 모델이 재학습(re-training)될 경우 그림 11(b)에 나타난 바와 같이 예측정도가 매우 향상됨을 알 수 있다. 이 결과로부터 향후 국내 각 지역의 다양한 지반에서 수행되는 피에조콘 관입시험 자료와 실내실험 자료들이 데이터베이스로 축적되고 이러한 자료들에 대하여 본 연구를 통하여 제안된 인공신경망 모델이 지속적으로 재학습 될 경우에 각 지역별로 세부적인 상관관계의 개발이 현실적으로 어려운 상황에서 이러한 현실을 극복하고 국내 전 지역에서 광범위하게 활용될 수 있는 새로운 대안 모델로서 사용될 수 있으리라 판단된다.



(a) 부산자료를 포함하지 않고 학습하여 예측한 경우



(b) 부산자료를 포함하여 재학습하고 예측을 수행한 경우

그림 11. 부산지역에 대한 인공신경망 모델 예측결과

5. 결론

본 논문에서는 국내 서남해안 11개 지역에서 수행된 피에조콘과 일차원 압밀실험 결과를 바탕으로 국내지반의 선행압밀하중을 예측하기 위한 피에조콘 인공신경망을 구축하고 검증하였다.

- (1) 국내지반의 선행압밀하중 예측을 위하여 제안된 인공신경망은 오차역전파 알고리즘을 이용하여 학습되었으며 피에조콘 관입 시 관측된 선단저항력 q_T 과 관입 관극수압 u_v , 그리고 지반의 총 상재응력 σ_{vo} 및 유효 상재응력 σ'_{vo} 정보를 입력하는 입력층과 2개의 은닉층 그리고 출력층을 갖는 4-4-9-1구조의 다층신경망 구조로 구축되었다.
- (2) 제안된 인공신경망 모델은 학습에 전혀 사용되지 않은 검증자료들에 대한 예측결과가 매우 정확한 것으로 나타났으며 학습자료 및 검증자료 전체에 대하여 기존의 이론모델들이나 경험모델과 비교할 때 매우 정확한 선행압밀하중을 예측하는 것으로 나타났다.
- (3) 데이터베이스에 전혀 포함되지 않았던 부산 신항지역의 자료에 대한 예측을 수행한 결과, 제안된 인공신경망 모델의 예측값이 관측된 선행압밀하중과 결정계수 $R^2 = 0.77$ 정도의 비교적 상관성이 높은 것으로 나타나 구축된 신경망이 실용적으로 활용될 수 있을 뿐 아니라 지역의존적인 모델이 아닌 일반적인 지역에 적용 가능한 모델로서 활용될 가능성이 있음을 확인하였다.
- (4) 또한 부산 신항만 자료를 학습자료에 포함시켜 인공신경망 모델을 재학습하고 예측을 수행할 경우, 기존의 검증자료에 활용되었던 자료에 대한 예측정도는 매우 향상됨을 확인하였다. 이 결과로부터 향후 국내 각 지역의 다양한 지반에서 수행되는 피에조콘 관입 시험 자료와 실내실험 자료들이 데이터베이스로 축적되고 제안된 모델이 지속적으로 재학습될 경우에 국내 전 지역에서 광범위하게 활용될 수 있는 새로운 대안 모델이 될 수 있을 것으로 판단된다.
- (5) 기존의 경험 모델 중에서는 Chen & Mayne(1996)과 장인성 등(2002)이 제안한 순 선단저항력 $((q_T - \sigma_{vo}) / \sigma'_{vo})$ 을 이용한 상관관계가 상대적으로 적용성이 있는 것으로 평가되었다.

일반적으로 인공신경망 모델의 구축을 위해서는 신경망 구축을 위한 특별한 프로그램 환경이 필요하다. 그러

나 일단 학습자료를 바탕으로 한 최적의 가중치(weight)와 바이어스(bias)가 결정된 후에는 엑셀(Excel)과 같은 사용하기 쉬운 스프레드시트(spreadsheet) 프로그램만으로도 예측을 수행할 수 있으므로 지반공학 엔지니어들이 인공신경망 모델을 사용하여 선행압밀하중을 예측하는데에 큰 어려움은 없을 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 지역대학 우수과학자 프로그램(과제번호 R05-2003-000-11073-0)의 지원을 받아 수행되었으며 이에 감사드립니다. 또한 본 연구를 위하여 자료를 제공해 주신 한국토지공사와 구남실 박사님과 (주)도화지질의 백세환 박사님께 깊이 감사드립니다.

참고 문헌

1. 김영상, 이승래, 김중수 (2002), "피에조콘을 이용한 연약지반 선행압밀하중 결정의 인공신경망 이론 적용 연구", *대한토목학회논문집*, 제22권 6-C호, pp.623-633.
2. 이강운, 윤길림, 채영수 (2002), "해성점토지반에서 CPT를 이용한 응력이력(OCR, σ'_v)의 산정", *한국지반공학학회논문집*, 제 18권 6호, pp.73-81.
3. 장인성, 권오순, 정충기, 김명모 (2002), "피에조콘 관입시험 결과와 점성토의 과압밀비의 관계", *대한토목학회논문집*, 제22권 6-C호, pp.651-659.
4. American Society for Testing & Materials (ASTM) (1979), *Standard Method for Deep, Quasi-Static Cone and Friction-Cone Penetration Tests of Soil*, D3441, American Society for Testing and Materials.
5. Casagrande, A. (1936), "The determination of the preconsolidation load and its practical significance", *Proceeding of 1st International conference of soil mechanics and foundation Engineering*, Cambridge 3, 60-64.
6. Chen, B. S. Y. and Mayne, P. W. (1996), "Statistical relationships between piezocone measurements and stress history of clays", *Canadian Geotechnical Journal*, 33, pp.488-498.
7. Chen, B. S. Y. (1994), *Profiling stress history of clays using piezocone with dual pore pressure measurements*, Ph.D. thesis, Georgia Institute of Technology, p.350.
8. International Society for Soil Mechanics and Foundation Engineering (ISSMFE) (1977), *Subcommittee on Standardization for Europe*, Report on the Penetration Test for Use in Europe.
9. Konrad, J. -M. and Law, K. T. (1987), "Preconsolidation pressure from piezocone tests in marine clays", *Geotechnique*, 37(2), pp.177-190.
10. Kurup, P. U. and Dudani, N. K (2002), "Neural networks for profiling stress history of clays from PCPT data", *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, Vol.128, No.7, July, pp.569-579.
11. Mayne, P. W. (1991), "Determination of OCR in clays by PCPT using cavity expansion and critical state concepts", *Soils and Foundations*, 31(2), pp.65-76.

(접수일자 2004. 5. 20, 심사완료일 2004. 9. 21)