

압축지수의 추정을 위한 인공신경망 적용과 경험식 제안

Proposition Empirical Equations and Application of Artificial Neural Network to the Estimation of Compression Index

김 병 탁*¹ Kim, Byung-Tak

김 영 수*² Kim, Young-Su

배 상 근*³ Bae, Sang-Kun

Abstract

The purpose of this paper is to discuss the effects of soil properties such as liquid limit, water content, etc. on the compression index and to propose the empirical equation of compression index for regional clay and to verify the application Back Propagation Neural Network(BPNN). The compression index values obtained from laboratory tests are in the range of 0.01 to 3.06 for clay soils sampled in eleven regions. As the compare with the results of laboratory test and the predicted compression index value from the proposed empirical equations, the results of empirical equations including single soil parameter have a possibility to be overestimated. Also, the results of empirical equations including multiple soil parameters closed to the measured value more than that of empirical equations including single soil parameter, but the standard error for measured value obtained larger than 0.05. For these reasons, the empirical equations including single or multiple soil parameters proposed base on the results of laboratory test and the determination coefficient is up to 0.89. The result of BPNN shows that correlation coefficient and standard error between test and neural network result is larger than 0.925 and smaller than 0.0196, which means high correlativity, respectively. Especially, the estimated result by neural network, using only three parameters such as natural water content, dry unit weight and in-situ void ratio among various factors is available to the estimation of compression index and the correlation coefficient is 0.974. This result verified the possibility that if BPNN use, the compression index can be predicted by the parameters, which obtained from simplex field test.

요 지

본 연구목적은 압축지수에 대한 기본 물성들의 영향을 검토하고 국내 점토에 대한 새로운 압축지수 경험식을 제안하고 오류 역전파 신경망 알고리즘의 적용성을 검증함에 있다. 11개 지구의 점토에 대한 실내시험결과에서 얻어진 압축지수 값은 최소 0.01에서 최대 3.06 정도의 범위로 나타났다. 기존 제안된 경험식에 의한 압축지수의 추정값과 시험결과를 비교한 결과, 단일 지반변수를 이용하는 경험식의 결과들은 과소평가될 가능성이 크게 나타났으며 복합 지반변수를 이용하는 경험식의 결과는 단일 지반변수의 경우보다 추정의 정확성이 높으나 시험결과와의 표준오차가 최소 0.05로서 다소 크게 나타나고 있다. 이에 본 연구에서는 시험결과에 근거한 압축지수에 대하여 회귀분석으로 단일 및 복합 지반변수를 이용하는 경험식을 제안하였으며 이들의 결정계수는 최소 0.89 이상으로 결정되었다. 본 연구에서 사용한 인공 신경망 구조에서 시험결과와 신경망 결과의 상관계수 및 표준오차는 각각 0.925 이상과 0.0196 이하로 나타나 높은 상관성을 나타내었다. 특히, 인공 신경망에 의한 예측결과는 압축지수에 대한 영향인자들 중에서

*1 정회원, 한국해양연구원 박사후 연구원 (Member, Post-Doc. Researcher, Korea Ocean Research and Development Institute)

*2 정회원, 경북대학교 공과대학 토목공학과 교수 (Member, Professor, Dept. of Civil Engrg., Kyungpook National Univ.)

*3 정회원, 경북대학교 공과대학 토목공학과 부교수 (Member, Associate Professor, Dept. of Civil Engrg., Kyungpook National Univ.)

자연 함수비, 건조단위중량 그리고 현장 간극비의 3개 변수만으로도 압축지수를 예측할 수 있었으며, 상관계수는 0.974로 나타났다. 따라서, 인공 신경망이 이용된다면 간편한 현장실험에서 얻어진 변수들에 의하여 압축지수를 예측할 수 있는 가능성을 입증하였다.

Keywords : Compression index, Empirical equation, Neural network, Single and multiple soil parameters

1. 서론

연약지반상에 구조물을 시공하는 경우 일반적으로 안정성과 침하에 대한 검토가 필요하며 이를 위해 연약지반의 공학적 특성을 파악하는 것은 대단히 중요하다. 연약지반의 특성은 주로 현장시험과 실내시험을 통하여 측정 또는 추정된다. 실내시험의 경우에는 시료의 상태를 원지반의 상태와 동일하게 재현하는데 한계가 있음에도 불구하고 시험조건의 간편함과 조절의 용이성으로 인해 실내시험이 차지하고 있는 비중은 크다고 할 수 있다. 현장시험의 경우에도 여러 가지 제약사항이 따르지만 원지반의 상태나 응력조건이 보존된 상태에서 시험할 수 있고 시료채취가 불가능한 지반조건에서도 시험이 가능한 장점으로 인해 확고한 위치를 점하고 있다.

연약지반의 압밀 특성값들 중에서도 압밀계수는 현장에서 수행된 CPTu(piezcone penetration test), SBPT (self-boring pressuremeter test), DMT(flat dilatometer test) 등의 시험결과들로부터 제안할 수 있으며, 이를 경험적인 결과들에 근거한 경험식들을 최근까지도 많은 국외 연구자들에 의하여 이루어지고 있다. 또한 다양한 현장 지반의 여건을 충분히 고려한 지반의 공학적 특성값들을 결정할 수 있는 현장시험의 장점으로 인하여 최근까지도 현장실험 장치들의 개발은 끊이지 않고 있다.

하지만, 연약지반의 압밀 특성값들 중 연약지반의 최종 침하량 산정에 중요한 요소인 압축지수를 현장시험으로부터 산정할 수 있는 실험장치는 아직 전무하다고 할 수 있다. 따라서, 압축지수의 산정은 기존 제안자들에 의한 경험식을 이용하거나 또는 실내시험을 수행하여 결정하여야 하는 문제가 있다. 기존 제안된 경험식의 경우는 대부분 국내지반과 전혀 다른 물성치, 응력이력 그리고 입자배열 구조를 갖는 국외지반에 국한된 결과라고 할 수 있다. 압축지수의 산정에 있어 불확실성을 포함할 수 있는 기존 국외의 경험식을 맹목적으로 적용하는 것보다는 불확실성을 최소화하고 국내 점토의 기본 물성치들에 대한 충분한 검토에 근거하는 적합한 압

축지수의 경험식을 제안하여 경제적인 설계가 이루어질 수 있도록 자료를 제공할 필요성이 증가하고 있다. 기존에 많은 연구자들이 국외의 각 지역에 대하여 수행한 많은 시험결과들에 근거하여 제안한 경험식들은 아직도 국내에서 부족한 현장 및 실내시험 결과들을 대신하여 압축지수를 추정함에 있어 자주 이용되어 오고 있다(Terzaghi 와 Peck, 1967; Azzouz 등, 1976; Mayne, 1980; Koppula, 1981, 1986; Herrero, 1983; Nishida, 1956; Cozzolino, 1961; Sowers, 1970; Nacci 등, 1975; Nakase 등, 1988; Rendon-Herrero, 1983; Carrier, 1985; Al-Khafaji 와 Andersland, 1992).

본 연구에서는 압밀에 대한 공학적 특성들 중에 점토의 압축성을 대변하고 있는 압축지수와 관련 인자들의 상관성을 11개 대상지구의 210개 데이터에 대하여 분석하고 압축지수에 관하여 국외에서 제안되고 있는 경험식의 적용성을 국내 점토지반에 대하여 검증하며 이를 토대로 국내 점토지반에 관한 새로운 압축지수의 경험식을 제안하고자 한다. 또한 다양한 시료에서 얻어지는 지반 물성치에 의하여 압축지수가 민감하게 변화하는 문제에 대하여 최근 인간의 신경세포 구조를 응용한 인공 신경망을 지반공학분야에 적용하고 있는 실정이므로 본 연구에서도 지반의 물성치를 이용하여 압축지수를 인공 신경망에 의하여 예측하고 그 적용성을 검증하고자 한다.

2. 압축지수에 대한 제안식

압축지수의 추정에 대한 경험식은 지금까지 많은 식들이 제안되어 왔으며 본 연구에서는 점토의 기본 물성치들 중에서 단일 지반변수를 이용하는 경우와 복합 지반변수를 이용하는 경우에 대하여 검토하고자 한다.

2.1 단일 지반변수 모델

점토지반의 압축지수 추정을 위하여 제안되어진 경

표 1. 단일 지반변수를 포함하는 기존의 경험적 제안식들

제안자	제안식	비고
For $C_c = f(\omega_l)$		
Terzaghi & Peck (1967) Azzouz et al. (1976) Mayne (1980)	$C_c = 0.009 (\omega_l - 10)$ $C_c = 0.006 (\omega_l - 9)$ $C_c = (\omega_l - 13)/109$	Normally consolidated clays All clays All clays
For $C_c = f(\omega_n)$		
Azzouz et al. (1976) Koppula (1981) Herrero (1983)	$C_c = 0.01 (\omega_n - 5)$ $C_c = 0.01 \omega_n$ $C_c = 0.01 (\omega_n - 7.549)$	All clays
For $C_c = f(e_o)$		
Nishida (1956) Cozzolino (1961) Sowers (1970)	$C_c = 0.54 (e_o - 0.35)$ $C_c = 0.43 (e_o - 0.25)$ $C_c = 0.75 (e_o - 0.50)$	All clays Brazilian clay Clays with low plasticity
For $C_c = f(PI)$		
Nacci et al. (1975) Nakase et al. (1988)	$C_c = 0.02 + 0.014 PI$ $C_c = 0.046 + 0.0104 PI$	North Atlantic clay Best for $PI < 50\%$

* ω_l, ω_n, PI 의 단위는 %이다.

표 2. 복합 지반변수를 포함하는 기존의 경험적 제안식들

제안자	제안식	비고
Rendon-Herrero (1983)	$C_c = 0.141 G_s^{1.2} \{(1 + e_o) / G_s\}^{2.38}$	All clays
Azzouz et al. (1976)	$C_c = 0.37 (e_o + 0.003 \omega_l + 0.0004 \omega_n - 0.34)$	678 data points
Koppula (1981)	$C_c = -0.0997 + 0.009 \omega_l + 0.0014 PI + 0.0036 \omega_n + 0.1165 e_o + 0.0025 C_p$	109 data points
Carrier (1985)	$C_c = 0.329 [\omega_n G_s - 0.027 \omega_p + 0.0133 PI (1.192 + C_p/PI)]$	All clays
Koppula (1986)	$C_c = 0.009 \omega_n + 0.005 \omega_l$	All clays
Al-Khafaji & Andersland (1992)	$C_c = -0.156 + 0.411 e_o + 0.00058 \omega_l$	72 data points

* $\omega_l, \omega_n, PI, C_p$ 의 단위는 %이다.

험식들 중에서 기본 물성치의 단일 지반변수를 적용하고 있는 경험식들을 요약하면 다음의 표 1과 같다. 국외 여러학자들의 연구결과에 의하면, 압축지수에 직접적인 영향을 줄 수 있는 단일 지반변수는 액성한계(ω_l), 자연 함수비(ω_n), 현장 간극비(e_o) 그리고 소성지수(PI)로 규정하고 있으며 이들과 압축지수와의 관계는 모두 선형식으로 제안하고 있다. 이는 점토의 압축은 큰 등가 간극비를 갖는 콜로이드 점토에 의존하며 단위질량당 큰 표면적을 갖는 콜로이드 입자와 점토의 간극이 클수록 많은 양의 물을 함유할 수 있기 때문이다. 그러나, 국내 점토지반에 대한 단일 지반변수를 이용하는 압축지수의 경험식은 많이 제안되지 못하고 이들 국외자료를 많이 이용하고 있는 실정이다.

2.2 복합 지반변수 모델

점토지반의 압축지수 추정을 위하여 제안되어진 경

험식들 중에는 표 1과 같이 기본 물성치의 단일 지반변수를 적용하는 경우외에 2개이상의 복합 지반변수를 고려하는 경험식들도 제안되고 있으며 이를 요약하면 표 2와 같다. 실제적인 문제에 있어서, 압축지수의 변화는 기본 물성치들 중에서 앞서 설명한 4개의 물성치에 많은 영향을 받는 것으로 알려져 있으나, 단일 지반변수에 의한 압축지수의 예측에 대한 정밀도를 높이기 위하여 경험식에 2개 이상의 복합 지반변수를 포함할 필요가 있다. 따라서, 국외 여러학자들의 연구결과에 의하면, 복합 지반변수를 갖는 압축지수의 경험식에는 액성한계(ω_l), 자연 함수비(ω_n), 초기 간극비(e_o), 비중(G_s), #200 통과율(C_p) 그리고 소성지수(PI)가 포함되어 제안되고 있다. 표 2에 제시된 경험식은 국외 임의지역에서 얻어진 결과들에 근거하여 제시되고 있으나, 국내 점토지반에 대한 복합 지반변수를 이용하는 압축지수의 경험식은 많이 제안되지 못하고 이들 국외자료를 많이 이용하고 있는 실정이다.

3. 인공신경망

본 연구에서 사용한 오류 역전파 신경망(EBPNN)은 델타규칙과 거의 유사하고 다수의 층으로 이루어진 다층 퍼셉트론을 학습시킬 수 있는 일반화된 델타규칙을 이용하고 있다. 일반적으로, 오류 역전파 신경망은 입력값과 목표출력으로 이루어진 학습샘플들을 사용하여 샘플입력에 대한 신경망의 출력값과 목표 출력사이의 오차가 최소로 되도록 규칙에 따라 연결강도를 조정하는 지도학습(supervised learning)이며, 주어진 학습 샘플들을 사용하여 신경망의 성능이 원하는 수준이 될 때까지 연결강도를 조정하는 Off-line 학습을 수행하게 된다 (김대수, 1998; 김병탁, 2000).

그림 1은 일반화된 델타 규칙에서의 오차 역전파 과정을 나타내고 있다. 먼저, 그림 1의 오른쪽에 나타낸 것과 같이 신경망이 주어진 입력 패턴에 동작하여 출력을 했을 때, 출력층 뉴런들의 오차가 구해진다. 출력층 뉴런들의 경우 오차를 구하는 방법은 델타 규칙과 동일하다. 즉, 목적 패턴에서 출력 뉴런의 활성값을 e_j 값이 바로 해당 출력 뉴런의 오차가 된다. 그림 1에서 e_5, e_6, e_7 로 나타낸 것이 각 출력 뉴런들의 오차가 된다.

델타 규칙의 경우, 구한 출력층 오차를 사용하여 바로 가속 가중치를 조절하지만, 일반화된 델타 규칙에서는 이 오차를 한번 더 가공하여 각각의 출력층 뉴런에 대해 델타(δ)를 구한다. 뉴런의 오차로부터 출력층 뉴런들의 델타(δ_j)를 구하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_j &= f'(net_j) \cdot e_j \\ &= \frac{\partial f(net_j)}{\partial net_j} \cdot e_j = a_j(1-a_j) \cdot (t_j - a_j) \end{aligned} \quad (1)$$

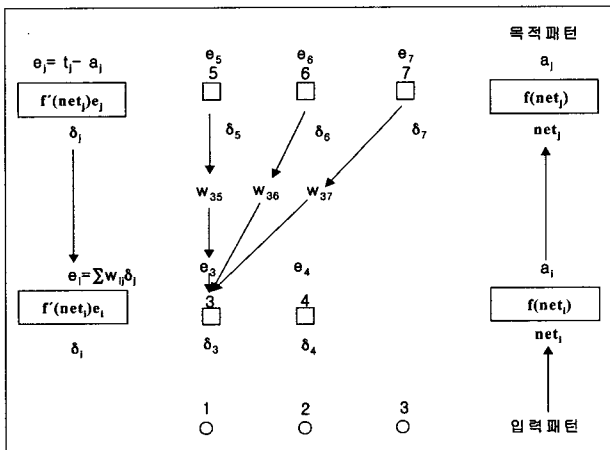


그림 1. 오류 역전파 알고리즘의 개념도

여기서, $f'(net_j)$ 는 출력층 뉴런 j 의 활성화함수의 미분값, e_j 는 출력층 뉴런 j 의 에러, t_j 는 출력층 뉴런 j 에 대응하는 목적 패턴의 성분, 그리고 a_j 는 출력층 뉴런 j 의 활성값이다.

일반적으로, 신경망에서 적용하고 있는 활성화함수는 선형함수, 계단함수, 선형포화함수, 시그모이드 함수, 그리고 Gaussian 함수로 정리할 수 있으나, 본 연구에서 신경망의 활성화함수는 미분 가능하고 비선형적인 시그모이드 함수를 사용하였다. 오류 역전파 신경망은 출력값과 목표값의 오차를 줄이기 위하여 입력층에 입력되는 각 패턴에 따라 뉴런들 사이의 연결 가중치를 조절하게 되며, 신경망의 연결 가중치 조절식에 관성을 줌으로써 학습 시간을 단축하고 학습 성능의 향상을 위하여 고안된 모멘텀은 현재의 연결 가중치와 그 이전 연결 가중치의 차에 의해 계산된다. 모멘텀은 신경망의 연결 가중치 조절 과정에 추가되며, 이 모멘텀이 추가됨으로써 일반화된 델타 규칙에 의한 연결 가중치를 조절하는 식은 다음과 같이 표현된다.

$$w^{(new)}_{ij} = w^{(old)}_{ij} + \eta \delta_j a_i + \beta \Delta w_{ij}^{(old)} \quad (2)$$

β 는 학습률 η 와 유사한 역할을 하는 것으로 모멘텀의 크기를 제어하기 위한 상수이다. β 는 0에서 1사이의 값이며, 일반적으로 0.7~0.9 정도의 값이 사용된다.

바이어스(bias)는 입력층 뉴런을 제외한 모든 뉴런이 가지는 특성으로서 마치 언제나 출력이 1인 가상의 뉴런을 달고 있는 연결 가중치처럼 취급된다. 따라서, 바이어스는 뉴런의 활성화에 참여할 뿐만 아니라 다른 연결 가중치들과 마찬가지로 학습에 의해 조절된다. 바이어스의 학습 역시 마치 그것이 언제나 출력이 1인 가상의 뉴런을 달고 있는 연결 가중치와 같이 이루어진다. 일반화된 델타규칙에서 학습 완료 정도를 나타내는 시스템 오차(system error, E_p)는 다음 식에서와 같이 출력 패턴과 목적 패턴과의 차이에 의해 계산할 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p (o_{p,i} - t_{p,i})^2 \quad (3)$$

여기서, $o_{p,i}$ 는 입력 패턴 p 에 대한 출력층 i 번째 뉴런의 실제 출력값이고 $t_{p,i}$ 는 목적 패턴 p 의 i 번째 성분이다.

4. 실내시험 및 결과분석

본 연구에서는 11개 연구대상지구에 대한 지반조사 보고서의 실험결과를 그대로 인용하여 사용하였다. 인천지역 대상지구를 제외한 지반조사 보고서는 경북대학교 지반공학연구실에서 기본 물성치와 압축지수를 실내시험에 근거하여 작성하였으며, 현장에서 채취한 210개의 불교란 시료를 실내시험에 이용하였다. 연구대상지구는 전국적인 실험데이터를 얻을 수 없어 주로 육상점토로서 대구·경북지역의 10개소와 인천지역의 1개소 연약지반에 국한하였으며, 대상지구에서 불교란 시료를 채취한 최대 심도는 20m였다. 그리고, 분석대상지구의 점토시료의 통일분류는 대부분이 CL, MH, CH로 나타났으며 일부는 SC, ML, OH로 분류되었다.

압축지수에 영향을 미치는 인자는 주로 액성한계, 현장 간극비, 자연 함수비 그리고 소성지수로 알려져 있으나 본 연구에서는 이들 외에 다른 기본 물성치들과의 상관성 분석을 위하여 비중, 단위체적중량, #200 통과율을 고려하였으며 각 연구대상지구에서 실내시험을 통하여 얻어진 기본 물성치들과 압축지수의 범위를 각 시험심도에 대하여 요약하면 표 3과 같다. 표 3에서 포항 양덕지구의 경우에는 통일분류가 OH로 분류되었으며 액성한계, 함수비, 간극비가 다른 대상지구들 보다 매우 크게 나타남으로 압축지수가 매우 크게 나타났다.

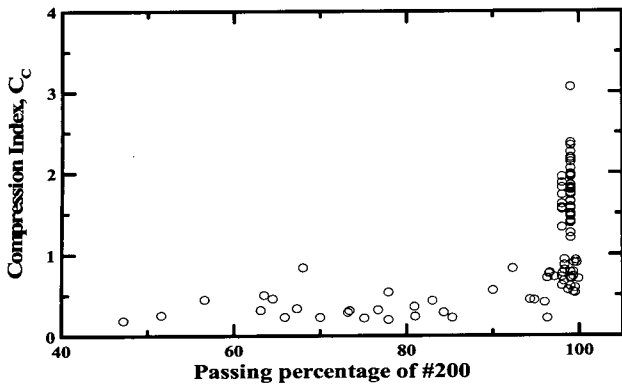
연구대상지구에서 압축지수에 영향을 미치는 다양한 인자들과의 상관성을 표 3에서 요약한 바와 같이 각 지반 물성치에 대하여 검토하면 그림 2와 같다. 그림 2에는 표 1에서 제시한 단일 지반변수를 갖는 기존 제안식들을 함께 도시하였으며, 그림 2-(d)에서 Terzaghi 와

Peck의 제안식과 Azzouz 등의 제안식이 거의 유사하여 Azzouz 등의 제안식만 그림에 도시에 하였다. 그림에서와 같이, #200 통과율과 비중에 의한 압축지수의 변화는 상당히 이산분포를 나타내고 있어 국내 점토의 경우에는 이들과 압축지수의 상관성은 무시할 수가 있다. 기존 제안식에 의한 압축지수의 추정결과와 시험결과를 비교하면, 자연 함수비, 액성한계 그리고 소성지수를 변수로 하는 경우에는 모두 압축지수를 과소평가하고 있으며 이러한 경향은 이들 변수들의 값이 증가할수록 더욱 증가하는 것을 알 수 있다. 그러나, 현장 간극비를 변수로 하는 경우에는 Sower(1970)의 제안식 결과는 과대평가 되나 Cozzolino(1961)의 제안식 결과는 반대로 과소평가 되고 있다. 이는 기본적으로 국내 점토의 압축특성과 다른 특성을 나타내고 있기 때문이며 국외 시료들에 근거하여 제안하고 있는 경험식들의 결과가 본 시험대상 지역의 점토에 대한 결과와는 잘 적용되지 않음을 알 수가 있었다. 그러나, 자연 함수비와 현장 간극비를 이용하여 압축지수를 추정한 결과들은 각각 25%~75%와 0.5~2.0의 범위에서 시험결과에 근접하는 것으로 나타났다. 건조단위중량과 압축지수의 관계를 시험결과에 근거하여 회귀분석한 결과, 쌍곡선의 함수의 형태로 제안할 수가 있으며 결정계수(R^2)는 0.63으로 나타났다. 이와 같이, 기존의 국외 제안식을 이용하여 압축지수를 추정할 경우 국내 점토의 압축지수를 적절히 추정할 수 있는 제안식을 적용하여야 보다 합리적인 점토지반의 침하량을 산정할 수 있을 것이다.

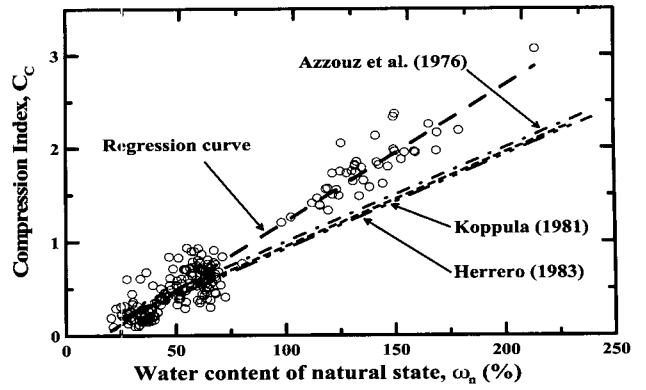
그림 2에 도시한 각 제안식의 결과와 시험결과와 공분산(covariance)과 표준오차를 정리하면 표 4와 같다. 표 4의 결과에 근거하여 국내 점토에 대한 압축지수의

표 3. 각 분석대상지구에 대한 점토의 기본 물성치들과 압축지수의 요약

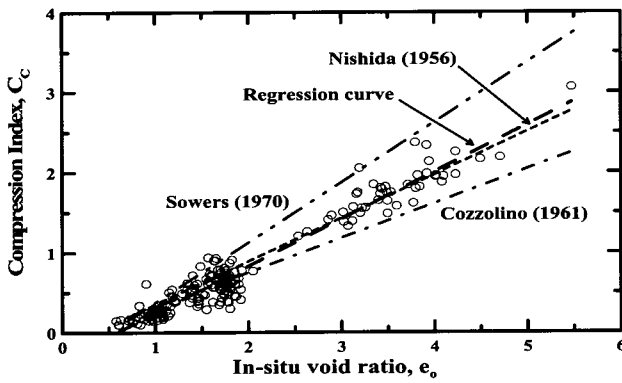
대상지구	함수비, ω_n (%)	현장간극비, e_o	단위체적중량, γ_t (t/m ³)	#200 통과율 (%)	액성한계, ω_l (%)	소성지수, PI (%)	비중, G_s	압축지수, C_c
포항	50.1~80.1	1.38~2.05	0.88~1.13	98.1~99.5	52.2~78.8	25.9~45.3	2.69~2.70	0.53~0.77
인천	32.2~51.2	0.92~1.47	1.10~1.40	-	NP~42.4	NP~20.3	2.68~2.72	0.15~2.72
포항	10.4~63.5	0.78~1.73	0.99~1.45	14.1~99.9	NP~89.2	NP~46.7	2.25~2.71	0.20~0.70
경북 문덕	42.3~47.2	1.21~1.34	1.15~1.22	-	58.3~66.3	35.9~42.3	2.70	0.38~0.54
경북 일월	7.3~72.4	0.83~1.98	0.93~1.47	6.8~99.7	NP~75.2	NP~42.7	2.57~2.76	0.23~0.94
경북 천북	29.2~57.6	-	-	51.6~63.1	35.4~84.2	14.2~48.8	2.64~2.71	0.26~0.79
낙동강변(대구)	21.5~41.6	0.58~1.02	-	-	27.7~38.6	4.29~15.7	2.67~2.76	0.01~0.25
포항 양덕	98.1~214.0	2.55~5.47	1.25~1.45	99.0	78.6~178.5	45.2~120.4	2.50~2.63	1.21~3.06
포항 유감	27.6~71.2	-	-	-	30.2~58.2	6.34~26.6	2.58~2.75	0.08~0.70
대구광역시	20.5~30.4	0.93~1.10	1.54~1.72	47.2~81.0	31.8~42.5	10.4~19.3	2.69~2.71	0.22~0.36
포항 안강	27.4~44.6	-	-	84.3~94.3	30.3~32.6	10.4~12.5	2.66~2.67	0.22~0.45



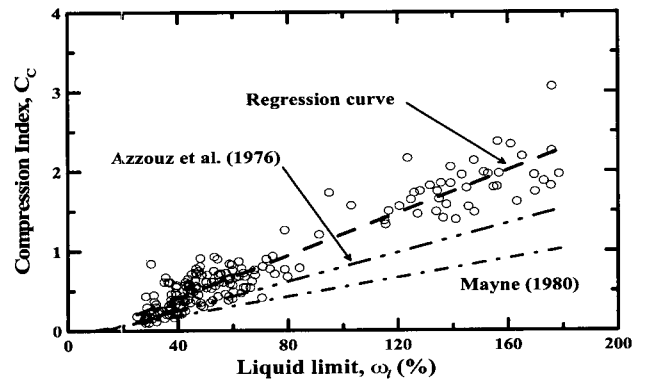
(a) #200 통과율에 대하여



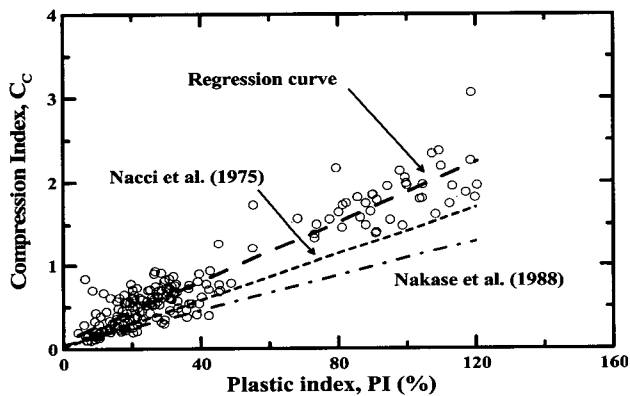
(b) 자연 함수비에 대하여



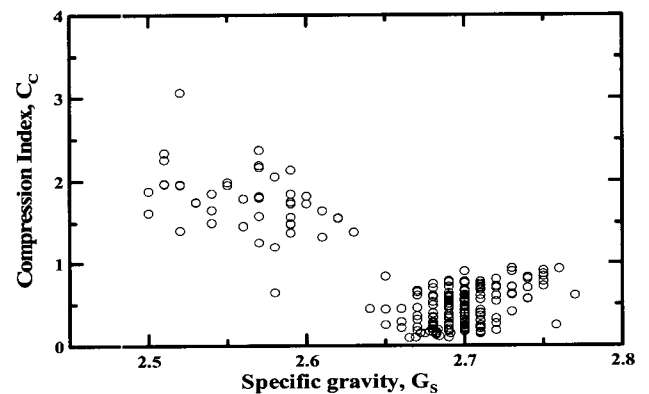
(c) 현장 간극비에 대하여



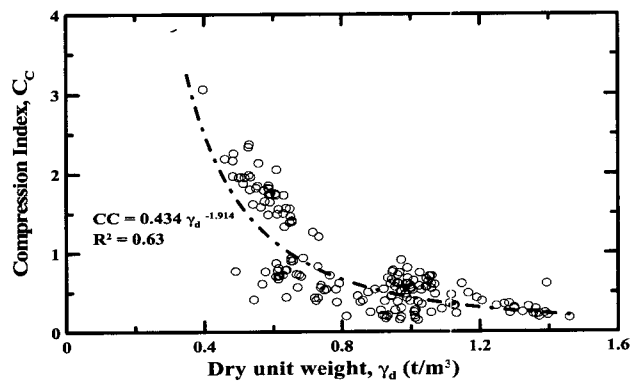
(d) 액성한계에 대하여



(e) 소성지수에 대하여



(f) 비중에 대하여



(g) 건조단위중량에 대하여

그림 2. 실험에 의한 각 지반 물성치와 압축지수의 관계와 기존 제안식들과의 비교

표 4. 단일 지반변수를 갖는 압축지수에 대한 각 기존 제안식의 결과와 실험결과의 covariance와 표준오차

변 수	제안자	Covariance	표준오차	변 수	제안자	Covariance	표준오차
e_o	Sowers	0.630	0.130	ω_1	Mayne	0.289	0.188
	Cozzolino	0.361	0.069		Azzouz et al.	0.189	0.431
	Nishida	0.454	0.022		Terzaghi & Peck	0.284	0.183
ω_n	Azzouz et al.	0.311	0.099	PI	Nacci et al.	0.331	0.132
	Herrero	0.311	0.108		Nakase et al.	0.246	0.280
	Koppula	0.290	0.114				

표 5. 단일 지반변수를 갖는 기존의 제안식과 본 연구에서의 제안식

제 안 자	제 안 식	본 연구에서의 제안식
For $C_c = f(\omega_1)$		
Terzaghi & Peck (1967) Azzouz et al. (1976) Mayne (1980)	$C_c = 0.009 (\omega_1 - 10)$ $C_c = 0.006 (\omega_1 - 9)$ $C_c = (\omega_1 - 13)/109$	$C_c = 0.0134 (\omega_1 - 9.65)$ $R^2 = 0.89$
For $C_c = f(\omega_n)$		
Azzouz et al. (1976) Koppula (1981) Herrero (1983)	$C_c = 0.01 (\omega_n - 5)$ $C_c = 0.01 \omega_n$ $C_c = 0.01 (\omega_n - 7.549)$	$C_c = 0.0146 (\omega_n - 16.7)$ $R^2 = 0.93$
For $C_c = f(e_o)$		
Nishida (1956) Cozzolino (1961) Sowers (1970)	$C_c = 0.54 (e_o - 0.35)$ $C_c = 0.43 (e_o - 0.25)$ $C_c = 0.75 (e_o - 0.50)$	$C_c = 0.587 (e_o - 0.586)$ $R^2 = 0.94$
For $C_c = f(PI)$		
Nacci et al. (1975) Nakase et al. (1988)	$C_c = 0.02 + 0.014 PI$ $C_c = 0.046 + 0.0104 PI$	$C_c = 0.092 + 0.018 PI$ $R^2 = 0.89$

추정에 적합한 단일 지반변수를 갖는 기존 제안식들은 현장 간극비를 변수로 한 Nishida, 자연 함수비를 변수로 한 Azzouz 등, 액성한계를 변수로 한 Terzaghi와 Peck 그리고 소성지수를 변수로 한 Nacci 등으로 나타났다. 이상과 같은 결과들에 근거하여 본 연구에서는 액성한계, 자연 함수비, 현장 간극비 그리고 소성지수의 각 지반 물성치에 의하여 압축지수를 추정할 수 있는 경험식을 기존에 국외 학자들에 의하여 제안된 경험식의 선형함수 형태를 기본으로 하여 제안하였다. 본 연구에서 제안한 경험식들과 기존 제안된 경험식을 함께 요약하면 표 5와 같다. 제안된 경험식의 결정계수는 0.89 이상이며 시험결과와의 표준오차는 0.015~0.018로 결정되었다. 따라서 이들 제안된 경험식을 사용한다면 국내 점토에 있어서 보다 합리적인 압축지수의 평가와 이에 따른 점토지반의 침하량 산정이 가능할 것으로 사료된다.

그림 3은 표 2에서 제시한 복합 지반변수를 갖는 압축지수의 경험식들의 결과를 시험결과와 비교하기 위하여 각 제안자들의 식에 의한 결과와 시험결과를 도시한 것이다. 표 6는 그림 3의 결과들에 대한 각 제안식의 결과와 시험결과와의 공분산(covariance)과 표준오차를

정리한 것이다. 그림에서와 같이, 대체적으로 복합 지반변수를 갖는 제안식들의 결과가 단일 지반변수를 갖는 제안식들의 결과보다 시험결과와의 상관성이 좋은 것을 알 수 있으나, Koppula(1981)의 제안식의 결과는 시험결과와의 표준오차가 0.235로서 정확도가 매우 떨어지는 것으로 나타났다. 기존의 국외 학자들이 제안한 경험식들 중에서 국내 점토에 대한 압축지수를 가장 정도 높게 추정할 수 있는 경험식을 표준오차에 근거한다면 2개의 지반 물성치를 이용하는 Koppula(1986)와 5개의 지반 물성치를 이용하는 Carrier(1985)의 제안식이라고 할 수 있다. 그러나, Koppula와 Carrier의 제안식도 시험결과와의 표준오차가 0.051과 0.055로서 이를 이용하여 점토지반의 침하량을 보다 정확히 산정하기에는 무리가 있다. 국내 점토와 다른 응력이력, 입자배열 구조, 입도, 점토광물 등의 요소에 의하여 형성된 국외 점토들에 대한 압축지수의 경험식을 추정에 관한 검증없이 국내 점토에 대하여 압축지수를 추정하는 것은 다소 불합리하다고 할 수 있다. 따라서 국내 점토에 적합한 압축지수를 산정하기 위한 경험식을 본 연구에서는 회귀분석을 통하여 제안하였으며, 이들 경험식에 포함된 변수는 표

표 6. 복합 지반변수를 갖는 압축지수에 대한 각 기존 제안식의 결과와 실험결과의 covariance와 표준오차

제안자	Azzouz et al.	Koppula(1986)	Koppula(1981)	Al-Khafaji & Andersland	Carrier	Rendon-Herrero
Covariance	0.355	0.445	0.590	0.366	0.389	0.530
표준오차	0.085	0.051	0.235	0.079	0.055	0.064

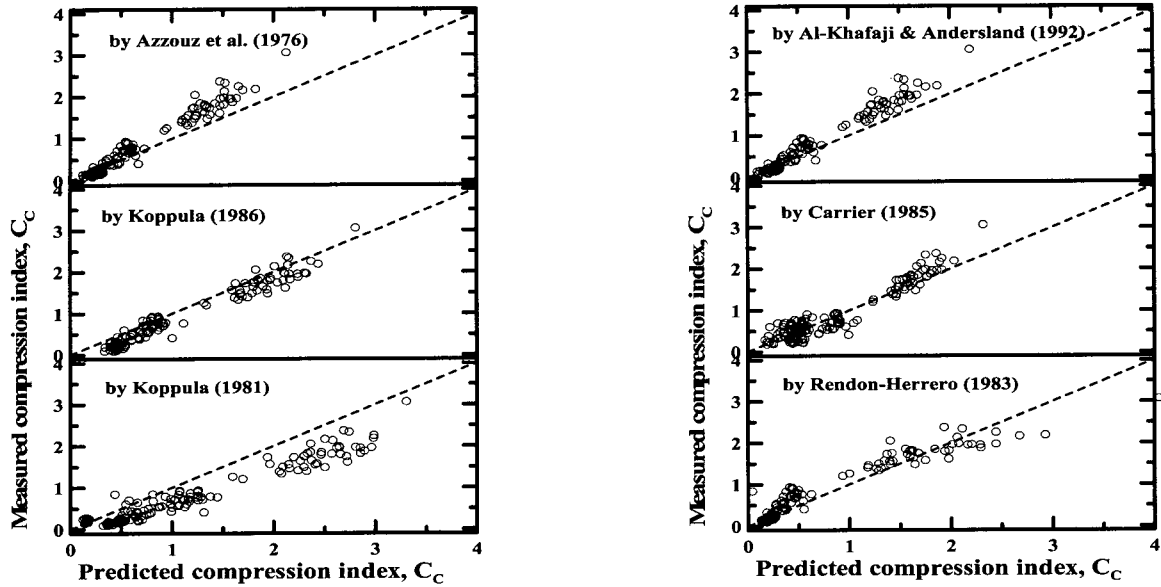
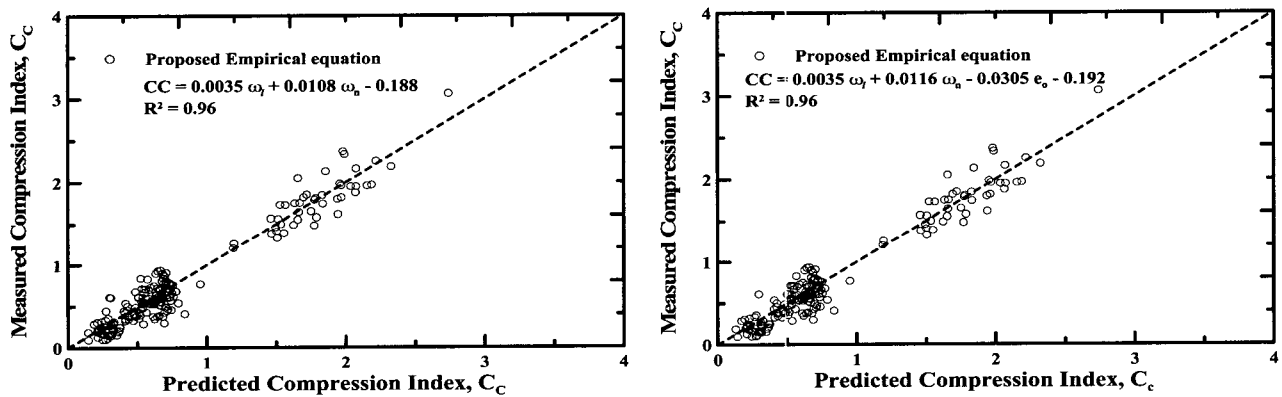
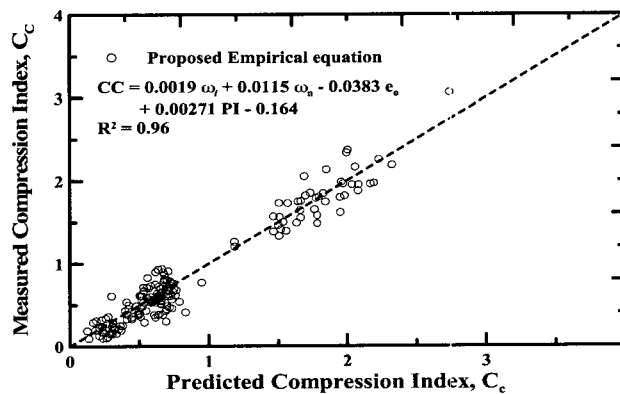


그림 3. 복합 지반변수의 기본 물성치를 이용한 기존 제안식의 결과와 실험결과의 비교



(a) 2개 변수의 경우

(b) 3개 변수의 경우



(c) 4개 변수의 경우

그림 4. 실험결과에 근거한 복합 지반변수의 기본 물성치를 이용하는 경험식의 제안

표 7. 신경망의 입력층 변수

신경망 구조		입력 변수	은닉층 뉴런수		학습률 η	모멘텀 β
			H ₁	H ₂		
Model I	I ₂ H ₈₋₄ O ₁	ω_n, γ_d	8	4	0.9	0.9
Model II	I ₃ H ₈₋₄ O ₁	ω_n, γ_d, e_o				
Model III	I ₄ H ₈₋₄ O ₁	$\omega_n, \gamma_d, e_o, \omega_1$				
Model IV	I ₅ H ₁₀₋₅ O ₁	$\omega_n, \gamma_d, e_o, \omega_1, I_p$	10	5	0.4	
Model V	I ₆ H ₁₂₋₆ O ₁	$\omega_n, \gamma_d, e_o, \omega_1, I_p, G_s$	12	6		
Model VI	I ₇ H ₁₄₋₇ O ₁	$\omega_n, \gamma_d, e_o, \omega_1, I_p, G_s, \#200$	14	7		

2에서 제시한 국외 학자들이 고려하는 변수들 중 압축 지수와의 상관성이 높은 액성한계, 현장 간극비, 자연 함수비 그리고 소성지수들이다. 본 연구에서 제안하는 경험식은 2개, 3개 그리고 4개의 변수를 갖는 선형함수로 제안하였다. 시험결과와 본 연구에서 제안하는 경험식에 의한 결과를 나타내면 그림 4와 같으며 그림에 경험식을 함께 도시하였다. 제안한 경험식의 결정계수는 모두 0.96이며, 시험결과와의 표준오차는 0.015로 결정되었다. 따라서, 본 연구에서 제안하는 경험식을 이용하여 압축지수를 추정하여 점토지반의 침하량을 산정한다면 보다 합리적인 설계가 이루어질 수 있을 것으로 사료된다.

5. EBPNN에 의한 압축지수 학습

우리나라에서 지반공학적인 문제에 대하여 인공 신경망은 1990년대 이후부터 일부 지반공학분야에서만 적용되어 왔으며, 인공 신경망의 학습에 이용된 패턴 수도 수 십개에 불과하다. 그러나, 인공 신경망은 초기에 생물학적인 접근에서 시작하여 최근에는 경제 분야 또는 공학적인 분야에 이르기까지 상당히 많은 응용분야에서 그 적용성을 검증하기 위하여 연구가 수행되고 있다. 이에 본 연구에서는 인공 신경망의 장점인 병렬처리

와 자기 조직화를 이용하여 다양한 지반조건인 물성값들에 의한 압축지수의 예측 가능성을 검토하였다.

5.1 신경망 구조

본 연구에서는 압축지수를 각각 다른 신경망 구조에서 학습과 예측을 수행하였다. 이는 압축지수의 예측을 위한 신경망에서 입력변수들의 구성에 따른 시험결과와 예측결과들의 상관성을 검토하고 신경망 해석시 정도 높은 해석을 위한 입력변수의 결정을 위하여 다양한 구조의 신경망을 이용하였다. 본 연구에서의 오류 역전파 신경망은 6가지 구조를 사용하였다. 이들 각 신경망 구조에서 사용한 입력변수들을 요약하면 표 7과 같다. 이들 각 신경망 구조에서 공통된 점은 각 신경망에서의 은닉층(hidden layer)은 모두 2개층으로 이루어져 있다. 이는 신경망의 수치연산에 있어서 1개의 은닉층 구조보다 적합한 것으로 알려져 있기 때문에 이를 고려하였다. 각 은닉층의 뉴런수와 학습률은 다양하게 적용하여 최적의 결과를 이용하였으며 은닉층의 뉴런수는 2:1의 신경망 구조가 가장 적합하였다. 신경망 입력층의 입력 변수 값들에 대한 정규화를 위하여 본 연구에서는 다음의 식을 적용하였다. 그리고, 각 신경망에 적용한 입력 값의 범위는 표 8과 같다.

표 8. 입력층 뉴런의 입력값 범위

입력 변수	최소(X_{min})	최대값(X_{max})	시험 결과값
비중, G_s	1.5	3.0	2.25 ~ 2.76
자연상태 건조단위중량, γ_d (t/m ³)	0.3	1.5	0.397 ~ 1.467
자연 함수비, ω_n (%)	10.0	220.0	214.0 ~ 20.5
#200 통과율 (%)	0.0	100.0	14.1 ~ 99.9
액성한계, ω_l (%)	20.0	180.0	178.5 ~ 27.7
소성지수, PI (%)	0.0	130.0	120.4 ~ 4.29
초기 간극비, e_o	0.5	6.0	0.58 ~ 5.47

$$x_{norm} = \frac{x + (x_{max} - 9x_{min})/8}{(x_{max} - x_{min})/0.8} \quad (4)$$

여기서, x_{norm} 는 정규화한 값이고 x_{max} 와 x_{min} 는 각 입력 변수중 최대값과 최소값이며, x 는 각 입력층 뉴런에서의 입력 값이다.

5.2 신경망 학습결과 검증

인공 신경망의 학습은 본 연구에서 사용한 210개의 시험결과 중에서 50%에 해당하는 105개의 시험결과들에 대하여 수행하였으며 나머지 50%의 시험에 대한 입력변수들의 값에 대응하는 신경망 예측을 수행하였다. 그리고, 신경망의 학습은 시험결과와 학습결과의 시스템 오차(E_p)가 0.01이하로 수렴할 때까지 수행하였으며 각 신경망 구조에 대한 학습의 결과로 얻어진 시험결과와 학습결과의 상관계수는 모두 0.97이상으로 결정되었다. 그리고 최종적으로 시스템 오차에 수렴하는 신경망 학습 반복횟수를 각 신경망 구조에 대하여 정리하면 표 9와 같다. 표에서와 같이, Model I과 Model II의 경우에는 적은 입력변수에 의하여 압축지수의 학습이 상당히 지연되어 나타나 본 연구에서는 학습 반복횟수를 2,000,000이상인 경우에서 학습을 종료하고 이때의 시스템 오차를 결정하였다. 전체적으로 신경망의 입력변수인 지반 물성값들을 많이 고려하는 경우에서 학습동안의 신경망 학습 반복횟수가 감소하는 것으로 나타났다. 하지만, 이러한 학습 반복횟수의 감소효과가 신경망의 예측 정도의 증가와 비례하지는 않는다.

6. 압축지수의 예측

신경망에 의한 압축지수의 예측은 총 실내시험 결과의 50%에 대한 신경망 학습을 완료한 후 신경망 학습동

안에 수렴한 층간 연결강도를 이용하여 전혀 학습에 관여하지 않은 새로운 실내시험 데이터를 입력하여 결정되는 신경망의 압축지수와 시험결과를 비교 분석하였다.

오류 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 학습한 후의 신경망 예측성은 각 신경망 구조에 대하여 예측결과와 시험결과와의 상관계수(correlation coefficient, R)와 표준오차로 나타내었으며, 그 결과는 다음의 표 10과 같다. 그리고, 신경망에 의한 압축지수와 시험결과들의 수렴성을 각 신경망 구조에 따라 나타내면 그림 5와 같다.

그림 5에서와 같이, 시스템 오차 0.01인 경우에서 Model V와 Model VI의 수렴성은 Model IV보다 적게 나타나고 있는데 이는 그림 2에 나타난 바와 같이 압축지수에 대한 비중과 #200 통과율의 상관성이 매우 낮기 때문이다. 그리고 표 10에서와 같이, 압축지수에 대한 시험결과와 신경망 예측결과의 상관계수는 0.925 이상으로서 매우 높은 상관성을 보여주고 있다. 이는 본 연구에서 제안한 경험식의 결과와 시험결과와의 상관계수 0.97과 거의 유사한 것이다. 시험결과와 신경망 결과의 표준오차는 7개의 지반 물성값인 액성한계, 자연 함수비, 현장 간극비, 소성지수, #200통과율 그리고 건조단위중량을 입력변수로 하는 Model VI를 제외하고는 0.0147~0.0196의 범위로서 본 연구에서 제안한 경험식의 결과와 시험결과와의 표준오차 0.015와 거의 유사하였다. 이는 매우 다양하고 지반의 물리적 특성에 따라 큰 변화를 나타내어 이론적 접근이 어려운 압축지수의 예측에 신경망의 적용이 가능하다는 것을 나타내고 있으며 그 예측성 또한 높게 나타나 이 분야에서의 적용성을 입증하였다고 할 수 있다. 본 연구의 신경망 예측성 검증결과에 의하면, 압축지수의 예측은 3개 지반 물성값인 자연 함수비, 건조단위중량 그리고 현장 간극비를 입력변수로 하는 Model III의 경우가 시험결과와 가장 좋은 일치성을 보이고 있으므로 현장에서의 간편한 시

표 9. 각 신경망 모델의 학습 반복횟수(Epoch)

신경망 모델	Model I	Model II	Model III	Model IV	Model V	Model VI
Epoch (E_p)	2,000,000 (0.02)	2,000,000 (0.015)	576,098 (0.01)	194,007 (0.01)	218,611 (0.01)	188,596 (0.01)

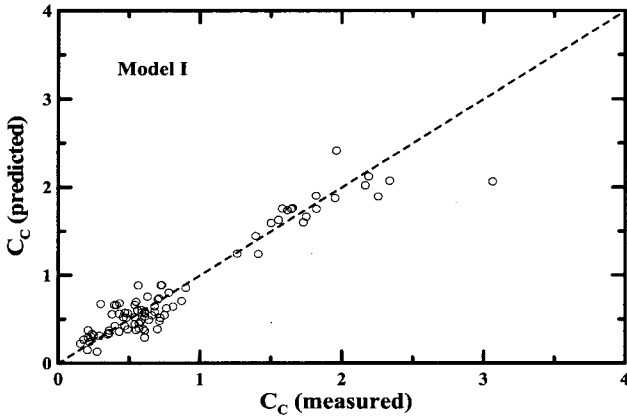
표 10. 각 신경망 모델에 의한 예측결과의 표준오차와 상관계수

신경망 모델	Model I ($E_p=0.02$)	Model II ($E_p=0.015$)	Model III ($E_p=0.01$)	Model IV ($E_p=0.01$)	Model V ($E_p=0.01$)	Model VI ($E_p=0.01$)
표준오차	0.0191	0.0147	0.0168	0.0169	0.0196	0.0336
상관계수	0.953	0.974	0.964	0.963	0.950	0.925

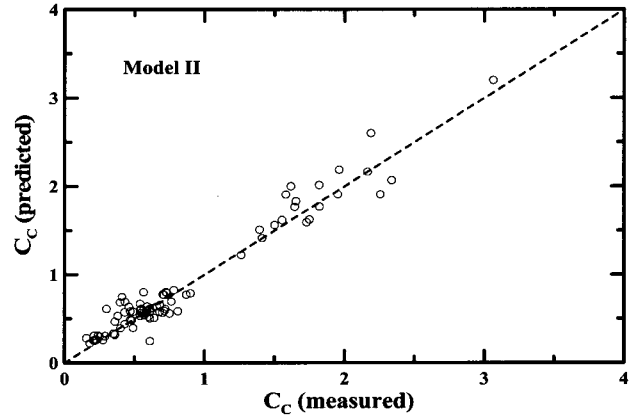
힘만으로도 보다 정확한 압축지수를 예측할 수 있을 것으로 사료된다.

이와 같이, 압축지수에 대한 이론적 산정식이 명확히 제시되지 못하고 경험적인 제안식들이 다양하게 제시되고 있는 실정에서 현장 시료에 대한 실내시험을 수행하지 않고는 압축지수를 산정하기가 곤란하였다. 그리고, 압축지수는 지반의 물리적 특성과 구조에 따라 다양

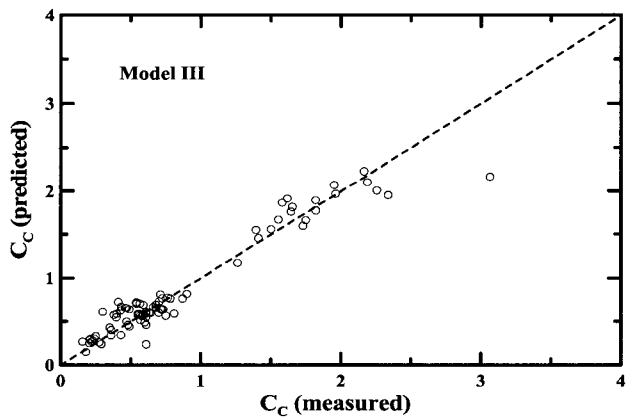
하게 변화하고 있어 다양한 매개변수를 포함하는 이론식의 정립이 어려운 실정이다. 그러나, 최근에 지반공학 분야에 적용하기 시작한 인공 신경망은 매우 다양한 조건들에 대하여 인간의 뇌와 같은 구조로 연산을 수행함에 따라 본 연구에서와 같은 압축지수의 예측에 신경망의 장점을 최대한 이용한 결과가 시험결과와 잘 일치하는 결론을 얻을 수 있었다.



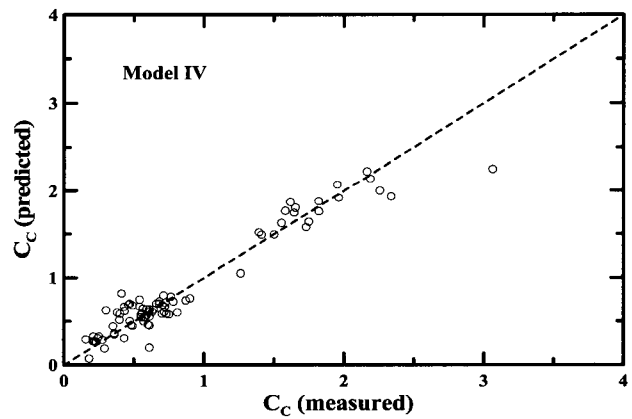
(a) $I_2 H_{8-4} O_1$ 의 경우



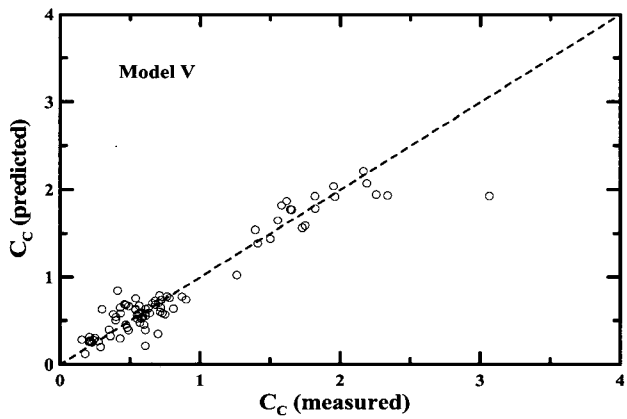
(b) $I_3 H_{8-4} O_1$ 의 경우



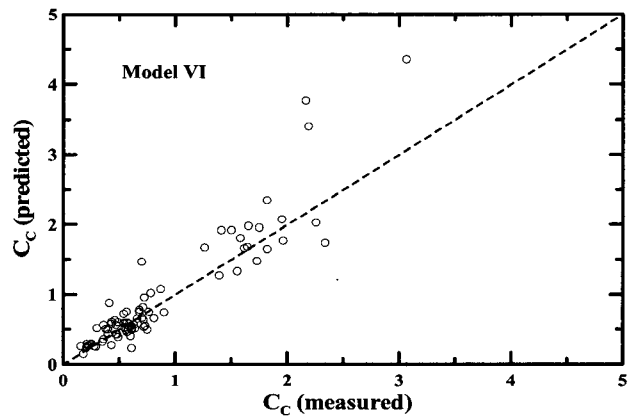
(c) $I_4 H_{8-4} O_1$ 의 경우



(d) $I_5 H_{10-5} O_1$ 의 경우



(e) $I_6 H_{12-6} O_1$ 의 경우



(f) $I_7 H_{14-7} O_1$ 의 경우

그림 5. 각 신경망 모델에 대한 시험결과와 신경망 예측결과의 비교

7. 결론

본 연구에서는 11개 지구의 점토를 연구대상으로 실내시험을 통하여 압축지수를 결정하고 기존의 제안식들과의 상관성 검토에 근거하여 압축지수에 대한 새로운 경험식을 제안하였다. 그리고 인공 신경망중 오류 역전파 학습 알고리즘을 도입하여 압축지수를 예측하고 신경망의 적용성에 대한 검증을 수행하였다. 본 연구의 결론을 요약하면 다음과 같다.

- (1) 단일 지반변수를 갖는 국외 제안식에 의한 압축지수의 추정결과와 시험결과를 비교한 결과, 자연 함수비, 액성한계 그리고 소성지수를 변수로 하는 경우에는 모두 압축지수를 과소평가하고 있으며 이러한 경향은 이들 변수들의 값이 증가할수록 더욱 증가하는 것을 알 수 있다. 이에 본 연구에서는 액성한계, 자연 함수비, 현장 간극비 그리고 소성지수의 각 지반 물성치에 의하여 압축지수를 추정할 수 있는 경험식을 선형함수 형태로 회귀 분석하여 제안하였으며 제안된 경험식의 결정계수는 0.89 이상이며 시험결과와의 표준오차는 0.015~0.018로 결정되었다.
- (2) 복합 지반변수를 갖는 국외 제안식에 의한 압축지수의 추정결과와 시험결과를 비교한 결과, Koppula와 Carrier의 제안식 결과와 시험결과와의 표준오차가 가장 낮은 값인 0.051과 0.055로 나타났으나, 이를 이용하여 점토지반의 침하량을 보다 정확히 산정하기에는 무리가 있을 것이다. 이에 본 연구에서 제안하는 경험식은 2개, 3개 그리고 4개의 변수를 갖는 선형함수로 회귀 분석하여 제안하였으며 제안한 경험식의 결정계수는 모두 0.96이며 시험결과와의 표준오차는 0.015로 결정되었다.
- (3) 압축지수의 추정을 위하여 도입한 인공 신경망의 학습에서 입력변수의 수를 달리한 신경망 구조의 학습을 수행한 결과, 3개 이상의 지반 물성값이 변수인 다른 신경망 구조와 달리 Model I과 Model II의 경우에는 2,000,000이상의 학습 반복횟수가 필요하였다. 그리고, 신경망 학습 후 학습결과와 시험결과와의 상관계수는 모두 0.97이상으로 나타났다.
- (4) 압축지수에 대한 시험결과와 신경망 예측결과와의 상

관계수는 모두 0.925 이상으로서 매우 높은 상관성을 나타내었다. 본 연구의 신경망 예측성 검증결과에 의하면, 압축지수의 예측은 다양한 지반 물성값들 중에서 3개의 지반 물성값인 자연 함수비, 건조 단위중량 그리고 현장 간극비를 입력변수로 하는 Model III의 경우가 상관계수 0.974와 표준오차 0.0147로 시험결과와 가장 좋은 일치성을 보이고 있으므로 현장에서의 간편한 시험만으로도 보다 정확한 압축지수를 예측할 수 있을 것으로 사료된다.

본 연구에서는 많은 시험결과들을 이용하여 점토의 압축지수를 추정할 수 있는 새로운 경험식을 제안하였으며 인공 신경망을 도입하여 압축지수의 예측성을 충분히 검증하였다고 할 수 있다. 하지만 이용한 시험결과들은 국내의 일부지역에 국한된 것으로서 보다 많은 결과들이 제공된다면 보다 정확한 압축지수의 추정이 광범위하게 이루어질 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. 김대수(1998), 신경망 이론과 응용(I), 하이테크 정보.
2. 김병탁(2000), "비균질 사질토 지반에서 말뚝의 수평거동 연구", 박사학위논문, 경북대학교.
3. Al-Khafaji, A.W.N.(1979), Decomposition effects on engineering properties of fibrous organic soils, Ph.D. Thesis, Michigan State University.
4. Azzouz, A.S., Krizek, R.J., and Corotis, R.B.(1976), "Regression analysis of soil compressibility", Soil and Foundation, JSSMFE, Tokyo, Japan, 16(2), pp.19~29.
5. Cozzolino, V.M.(1961), "Statistical forecasting of compression index", Proc., 5th Int. Conf. on Soil Mech. and Found. Engrg., Paris, France, Vol.1, pp.51~53.
6. Herrero, O.R.(1983), "universal compression index equation; Closure", J. Geotech. Engrg., ASCE, 109(5), pp.755~761.
7. Koppula, S.D.(1981), "Statistical estimation of compression index", Geotech. Testing J., 4(2), pp.68~73.
8. Mayne, P.W. (1980), "Cam-clay predictions of undrained strength", J. Geotech. Engrg. Div., ASCE, 106(11), pp.1219~1242.
9. Nishida, Y.(1956), "A brief note on compression index of soil", J. Soil Mech. and Found. Engrg., ASCE, 82(3), pp.1~14.
10. Sowers, G.B.(1970), Introductory soil mechanics and foundations, 3rd Ed., The Macmillan Company, London, England.
11. Terzaghi, K. and Peck, R.B.(1967), Soil mechanics in engineering practice, 2nd Ed., John Wiley and Sons Inc., New York.

(접수일자 2001. 7. 4, 심사완료일 2001. 12. 5)