

인공신경망을 이용한 DCM 처리된 연약지반 침하에 대한 연구

강윤경¹ · 장원일[†]

(원고접수일 : 2010년 6월 23일, 원고수정일 : 2010년 8월 19일, 심사완료일 : 2010년 9월 13일)

A Study on Subsidence of Soft Ground Using Artificial Neural Network

Yoon-Kyung Kang¹ · Won-Yil Jang[†]

요약 : 연약지반에 구조물을 시공시 지반의 지지력 약화에 의해 지반침하가 발생한다. 이를 방지하기 위하여 연약지반의 개량이 요구될 뿐만아니라 합리적인 시공관리를 위하여 침하량 예측이 선행되어야 한다. 본 연구에서는 구조물 설계 및 시공 초기단계에서 지반의 침하량을 예측하기 위해 인공신경망을 이용하였다. 인공신경망을 이용하여 대상지역의 원지반에서 발생하는 침하량과 D.C.M공법을 적용하여 개량된 지반에서 발생하는 침하량을 예측하고, 대상지역의 침하거동 및 침하량을 Mohr-Coulomb모델을 이용한 연속체 해석 결과와 인공신경망을 수행한 결과를 비교하였다. 그 예측결과 D.C.M이 적용된 지반이 원지반보다 0.8배 감소한 침하량을 보였다. 연속체 해석과 인공신경망을 이용해 도출된 결과는 결정계수 0.79로 비교적 높은 상관관계를 보였다. 따라서 본 연구는 연약지반 개량공법의 침하량 예측이 실내실험 자료를 통해 평가하는 것이 가능하다는 것을 확인하였다.

주제어 : 지반침하, 연약지반, 인공신경망

Abstract: When industrial structures are constructed on soft ground, ground subsidence is occurred by problems of bearing capacity. To protect ground subsidence have to improve soft ground, and have to predict settlement estimation for reasonable construction. Artificial Neural Networks(ANN) is adopted for prediction of settlement of construction during the initial design. In the study, Artificial Neural Networks are applied to predict the settlement estimation of initial condition ground and ground improved by D.C.M method. Also, this study compares results of Artificial Neural Networks and results of continuum analysis using Mohr-Coulomb models. In result, settlements of initial condition ground decreased over 0.7 times. Also, by comparing ANN and continuum analysis, coefficient of determination was comparatively high value 0.79. Thought this study, it was confirmed that settlements of improvement ground is predicted using laboratory experiment data.

Key words: Ground Subsidence, Soft Ground, Artificial Neural Networks

1. 서 론

끊임없는 산업발달 및 경제규모의 확장으로 인하여 국토가 협소한 국내 여건상 양호한 지반의 확보가 어려워져 각종 산업발전을 위한 구조물이 연약지반에 시공되고 있다. 이러한 연약지반에 구조물

을 시공하게 되면 구조물의 하중으로 인하여 지반의 지지력이 약화되어 지반침하가 발생하고, 이로 인해 구조물에 위험한 영향을 미친다. 따라서 이를 방지하기 위하여 연약지반의 개량이 요구되고 있다. 또한 연약지반에서 구조물을 시공 할 경우 받

[†] 교신저자(한국해양대학교 에너지자원공학과, E-mail:jwy@hhu.ac.kr, Tel: 051-410-4438)

¹ 한국해양대학교 대학원 해양에너지자원공학과

생활 지반침하에 대하여 안정적이고 경제적인 방안이 필요하다. 연약지반을 예측하기 위해 향상된 다양한 방법들이 연구되고 있다[1]. 연약지반의 합리적인 시공관리를 위해서 침하량 예측이 선행되어야 하는데 현재 국내에서 보편적으로 사용하는 침하예측기법으로는 Terzaghi의 압밀이론을 응용한 Asaoka법과 경험적인 Hyperbolic법, Hoshino법 등이 있다[2]. 이와 같은 기법들은 상당한 기간 동안 압밀이 진행된 시점에서 계측이 이루어진 후에 그 계측결과로 침하량을 예측한다. 비교적 정확한 측정값을 보이지만, 구조물을 설계 및 시공 초기단계에서 적용하기에는 불충분하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 인공신경망을 이용하여 해안연약지반에 시공하는 구조물의 안정성을 확보하기 위하여 대상지반에 대한 조사와 함께 발생할 침하를 예측하였다. 대상지반인 울산항 염포부두 지역의 지질조사 자료와 심층혼합처리기법으로 최근 효율성과 경제성에서 적합하다고 알려진 공법인 D.C.M. 공법(Deep Cement Mixing Method)을 반영한 실내시험을 통하여 개량된 지반 자료를 얻어 원지반과 개량된 지반의 침하량을 비교하였다. 또한 본 연구에 앞서 울산항 염포부두 지역의 침하거동 및 침하량에 대하여 Mohr-Coulomb모형을 이용한 연속체 해석을 수행하였다[3]. 이와 같은 결과를 바탕으로 하여 연속체 해석 결과와 인공신경망을 수행한 결과를 비교하였다.

2. 인공신경망

2.1 인공신경망의 구조

인공신경망(Artificial Neural Network)은 인간의 생물학적 신경세포의 특성을 수학적 표현에 의해 모델로 하여 간단한 기능을 하는 단위처리기 사이를 연결시킨 망구조로, 단순한 기능을 가진 무수한 처리소자들이 병렬로 연결된 연산구조를 가지고 있다[4].

인간의 뇌는 수상돌기(dendrite), 축삭돌기(axon), 세포체(cell body or soma)로 이루어져 있고 뉴런들 간의 연결고리 역할을 하는 시냅스(synapse)로 구성되어 있다. 상호 연결된 뉴런들은 시냅스로 인해 자극을 전달하는 속도가 빨라져

반응이 빠르게 나타난다. 이에 따라 인공신경망은 Figure 1과 같이 생물학적 신경세포를 모델로 하여 외부의 자극을 수용하는 수상돌기 역할을 하는 입력층(input layer)과 입력된 값들의 연관성을 갖는 함수를 찾는 은닉층(hidden layer), 그 값들을 출력하는 출력층(output layer)으로 구성되어 있고 그 구조는 Figure 2와 같다. 시냅스의 가중치(synapse weight)는 각 뉴런에 해당하는 연결강도이다. 입력 가중합(summing junction)은 입력된 외부자극의 가중합이다. 이것이 활성화 함수의 조건에 만족하면 출력하고 그렇지 않은 경우에는 연결강도를 계속 변화시키면서 학습시킨다. 어떤 활성화 함수를 선택하느냐에 따라 출력이 달라질 수 있다. 인공신경망은 계층에 따라서 입력층과 출력층로 구성된 가장 단순한 구조인 단층 구조 신경망(single-layer feedforward network)과 입력층, 출력층, 한 개 이상의 은닉층으로 구성된 다층 구조 신경망(multi-layer feedforward network)으로 구분된다. 다층 구조 신경망의 경우 은닉층을 추가함에 따라서 결과에 영향을 미치기 때문에 여러 개의 은닉층을 사용하기도 한다. 또한 출력 형태에 따라서 순방향 신경망(feed-forward network)과 순환 신경망(recurrent network)으로 구분된다. 순방향 신경망은 입력값만 출력값에 영향을 미치지만 순환 신경망은 출력값이 입력값으로 케환되면서 새로운 출력값이 나오는 형태이다. 인공신경망의 구조에 따라서도 결과에 영향을 미치기 때문에 특정 분야에 따라서 최적의 상태로 설계해야 한다. 신경망을 활용하기 위해서는 신경망의 학습이 우선적으로 선행되어야 하는데 학습은 특정 분야의 목적에 맞도록 뉴런들 간의

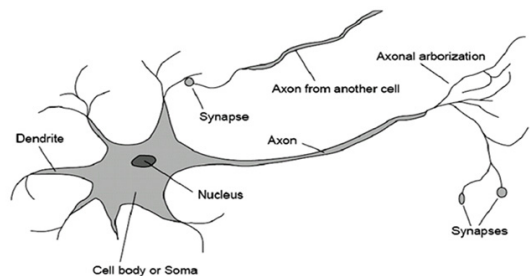


Figure 1: Structure of biological neural

연결강도를 조절하면 변경시키는 과정으로 그 방법은 크게 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning)으로 나뉜다. 지도학습은 신경망을 학습시킬 때 입력값(x)과 목표값(d)의 짝인 학습 패턴쌍(x, d)이 필요하고 자율학습은 신경망을 학습시킬 때 목표값 없이 스스로 연결강도를 변화시켜 학습하는 방법이다.

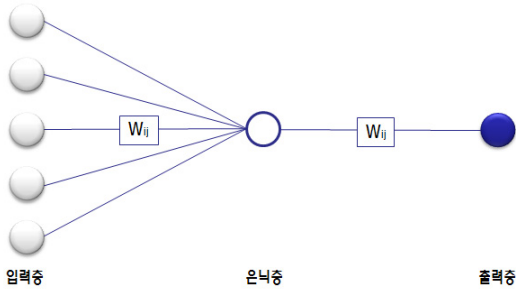


Figure 2: Structure of ANN (Artificial neural network)

이 연구에서 적용된 학습 알고리즘은 순방향 다층 신경망의 학습에 효과적으로 사용할 수 있으며 다양한 분야에 널리 사용되는 역전파(back-propagation) 알고리즘을 사용하였다. 이 알고리즘은 출력층의 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결강도를 변경하는 학습방법이다. 역전파 알고리즘의 활성화 함수는 비선형적인 활성화 함수(transfer function)를 상용한다. 계단함수, 임계논리함수, 시그모이드 함수가 대표적이며 그 중 가장 널리 사용되는 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid) 함수이다. 시그모이드 함수는 Figure 3과 같이 표현되며 결정영역이 직선이 아닌 곡선으로 분석이 복잡하지만 모든 지점에서 미분이 가능하기 때문에 역전파 알고리즘에 적합하다.

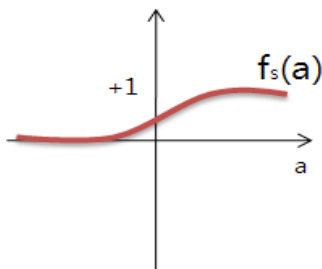


Figure 3: Sigmoid function

2.2 학습알고리즘

이 연구에서는 다양한 분야에서 널리 사용되는 역전파 신경망을 이용하였고, 학습 알고리즘으로 SCG(Scaled Conjugate Gradient) 알고리즘을 사용하였다. SCG 알고리즘이란 다차원함수의 최소값을 구하기 위한 최적화 방법 중의 하나이며, 탐색 방향은 앞의 모든 단계에서의 구배 변화에 직교하는 방향을 취함으로써 2차 미분값의 계산이 필요치 않다[5].

3. 학습자료

3.1 연약지반 개량공법

천해 연약지반 개량공법에는 여러 종류가 있지만 천해에서는 주로 심층혼합처리공법을 많이 사용하고 있다. 그 중에서 최근에는 효율성과 경제성에서 가장 적합하다고 알려진 방법이 D.C.M공법(Depth Cement Mixing Method)이다. 이 공법은 연약지반(점성토, 사질토, 유기질토) 내에 시멘트와 물을 혼합한 안정처리재를 저압으로 주입하면서 연약토와 안정처리재를 특수 교반기의 회전으로 교반 혼합하고 시멘트의 경화반응을 이용하여 원지반 내에 고화시켜 원주형 및 직사각형의 말뚝을 조성하여 차수공, 토류공, 기초공 지반의 안정 강화 등을 목적으로 다양하게 적용되는 공법으로 모식도는 Figure 4와 같다. 또한 시공심도 2.0 ~ 34.0m(ROD 연결 시 50m)까지 시공이 가능하며 시공 시 소음, 진동 등의 공해가 적고, 주변 지반의 교란이 적은 신뢰성이 높은 공법이다[3].

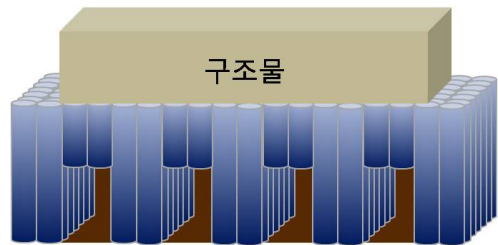


Figure 4: Cross-section diagram of D.C.M.

3.2 실내시험 및 학습자료

연약지반이 가지는 공학적 성질은 다양하므로 임의의 값으로 연약지반의 특성을 판단하는 것은 어

Table 1 A criterion of soft ground (MLIT, Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism)

구 분	연약층 두께	N값	일축압축강도
점성토 및 유기질토	10m 이하	4이하	0.6 kg/cm ² 이하
	10m 이상	6이하	1.0 kg/cm ² 이하
사질토	-	10이하	-

럽다. 본 연구에서는 실제 천해지역인 울산항 염포 부두의 지질조사 자료를 참고로 하였다. 조사 지역은 현재 D.C.M공법으로 연약지반을 개량중인 울산항 염포부두 지역으로, 주상단면도는 Figure 5, 위치는 Figure 6과 같다. 지층단면도에서 심도 약 40m까지 점토층이 존재하는 것을 확인할 수 있다. Table 1에서 연약지반 판정 기준이 나타나 있다. D.C.M 공법에 의한 개량 후의 특성을 알기위해 조사 지역의 시료를 채취하였고, 각 시추공의 대표 값은 Table 2와 같다. FLAC 3D의 Mohr-Coulomb 모델의 입력 Data는 직접 측정할 수 없기 때문에 간접적으로 계산하기 위해 일축 압축강도시험 및 압열인장강도시험을 실시하여 일축 압축강도 및 변형률을 측정하였고 원지반의 침하

거동을 알기 위한 연속체 해석을 위하여 간접적으로 계산하였다.



Figure 6: Position of Ulsan Yeompo Port(삽입)

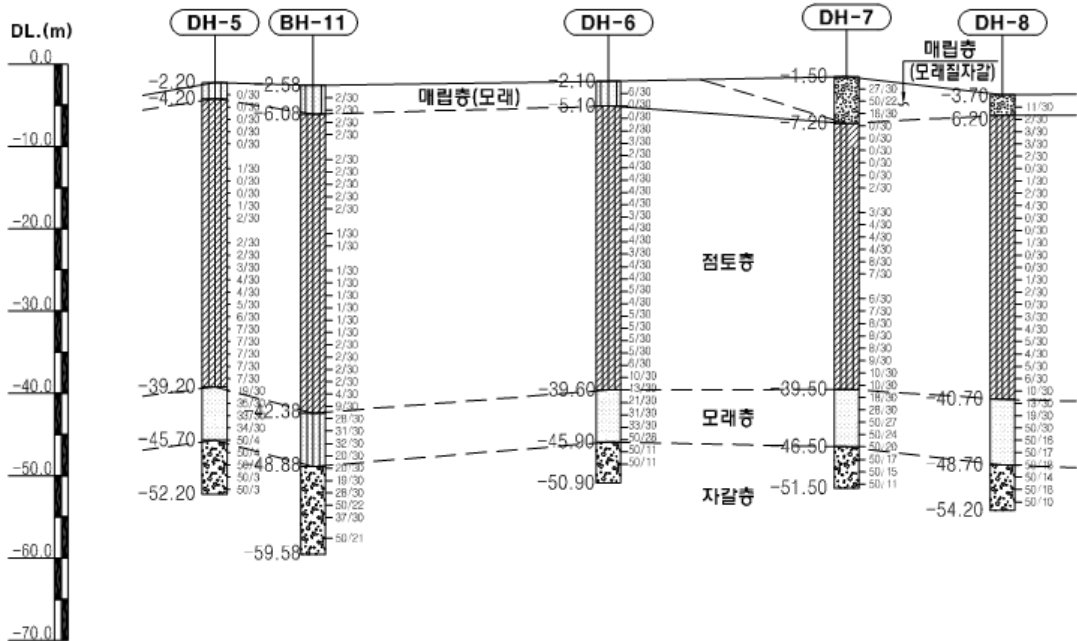


Figure 5: Stratigraphic cross-section diagram of Yumpo wharf in Ulsan

Table 2: Sampling data of Ulsan Yeompo Port(삽입)

공번	Wn(%)	Gs	Atterberg Limits		입도분포(%)		흙의 분류
			LL(%)	PI(%)	#200	2 μ m	
BH-37	93.6	2.71	93.4	59.9	99.0	46.0	CH
BH-39	84.2	2.74	89.6	60.5	98.1	40.0	CH
BH-40	82.3	2.74	91.9	62.2	96.5	44.0	CH
BH-42	78.7	2.72	96.0	60.5	95.8	42.0	CH
BH-43	83.2	2.73	95.1	58.9	98.2	40.5	CH
BH-44	70.2	2.72	77.4	51.8	97.3	41.5	CH
BH-45	88.2	2.71	92.0	57.8	98.0	43.5	CH
BH-56	85.6	2.72	91.7	59.3	98.7	44.5	CH
BD-1	87.0	2.710	81.2	51.4	96.0	47.0	CH
BD-2	83.2	2.714	96.1	58.8	97.0	51.0	CH
BD-3	87.2	2.702	91.8	51.6	97.0	59.5	CH
평균	93.9	2.662	88.8	49.9	98.0	65.4	CH

4. 해석결과

침하거동 및 침하량을 예측할 때 자료의 일관성을 위하여 수치해석에 필요한 지반설계정수와 인공신경망에 사용되는 데이터를 동일한 자료로 실시하였다. 원지반에 구조물 시공시 발생할 침하량을 예측하기 위해서 상부에 2000ton의 등분포 하중을 가하였다. 이 때 Figure 7(a)와 같이 최대 2.248m의 침하량을 발생하였고 이에 대한 변위는 Figure 7(b)와 같다.

4.1 FLAC-3D의 적용

FLAC-3D는 해석 방정식에 따라서 연속체 해석과 불연속체 해석으로 분류할 수 있다. 본 연구에서의 대상 지역은 해양 저질 연약지반이므로 불연속면이나 파괴와 관련된 거동 특성과는 거리가 멀다. 따라서 Mohr-Coulomb모형을 이용한 연속체 해석을 실시하였다. 이는 D.C.M 공법을 적용한 지반의 실내실험을 실시함으로 적용한 공법에 의한 지반개량 효과를 알아보기 위함이다. 해석 결과 최대 침하량은 Figure 7(c)와 (d)에서 0.465m, 최소 침하량은 Figure 7(e)와 (f)에서 0.325m로 원지반 상태일 때보다 침하량이 최대 0.8배 이상 감소하였다.

4.2 인공신경망의 적용

인공신경망으로 해석하기 위하여 실험을 통해 얻

은 개량지반의 자료를 얻었으며, 자료 범위 내에서 난수를 발생시켜 데이터의 수를 증가시켰다. 본 입력 자료는 변형률, 포아송비, 탄성계수, 체적탄성계수, 전단탄성계수, 점착력으로, 연속체 해석에서 필요한 지반설계정수와 같은 자료를 이용하였다. 총 101개의 데이터 중 71개의 데이터를 이용하여 훈련시킨 후에 30개의 데이터를 이용하여 시뮬레이션을 실시하였다. 은닉층의 수는 하나이고 뉴런의 수는 입력 자료의 수인 6개를 기준으로 하여 1.0배 1.5배 2배로 증가시켰고 보다 나은 결과를 얻기 위하여 뉴런의 수를 6~15개까지 다양하게 변화시켰으며, 수렴한계는 10^{-3} 에서 10^{-7} 까지 수행하였다. 뉴런의 수를 변화시켜 수행한 결과 Figure 8과 같고 뉴런의 수가 11개 일 때, 뉴런의 수를 고정시킨 뒤 반복횟수에 따라 수행한 결과 Figure 9와 같다. 또한 반복횟수는 117000일 때, 수렴한계에 따른 수행결과 Figure 10와 같으며 10^{-4} 일 때 높은 상관관계를 보였다. D.C.M공법으로 인한 지반개량 효과를 알아보기 위해 인공신경망을 수행한 결과 최대 침하량 0.348m, 최소 침하량은 0.2054m로 예측되었다. 연속체 해석 결과 비교해 보았을 때 Figure 11과 Figure 12에서 불수 있는 것과 같이 상관관계수 0.89, 결정계수 0.79로 비교적 높은 상관관계를 보였다.

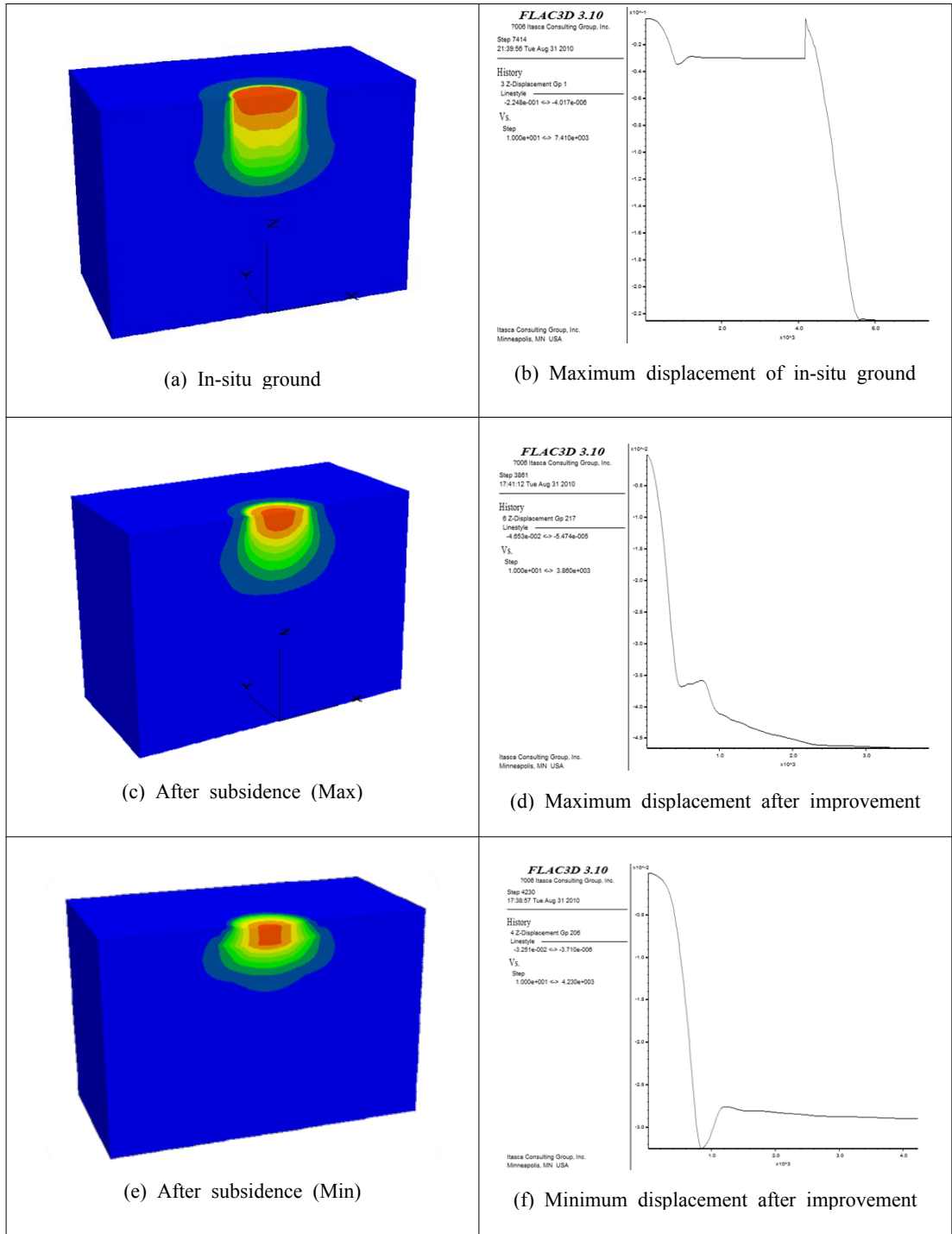


Figure 7: Stress Behavior of Ground

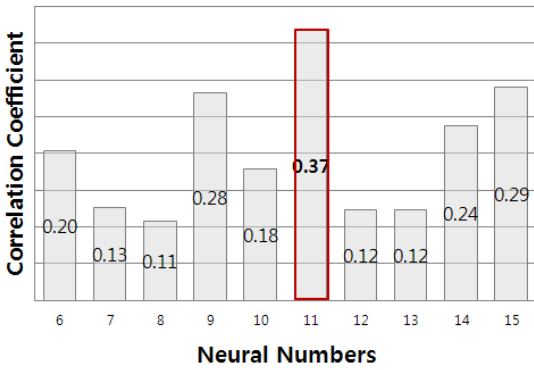


Figure 8: Correlation coefficient between ANN's results and Flac's results for neural numbers

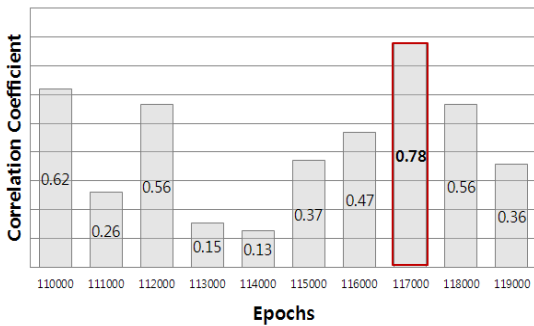


Figure 9: Correlation coefficient between ANN's results and Flac's results for epochs

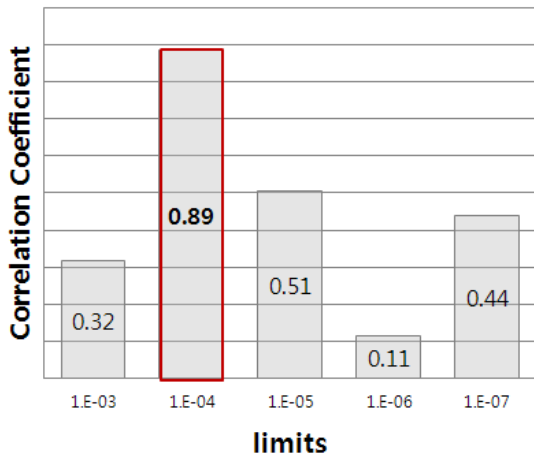


Figure 10: Correlation coefficient between ANN's results and Flac's results for limits

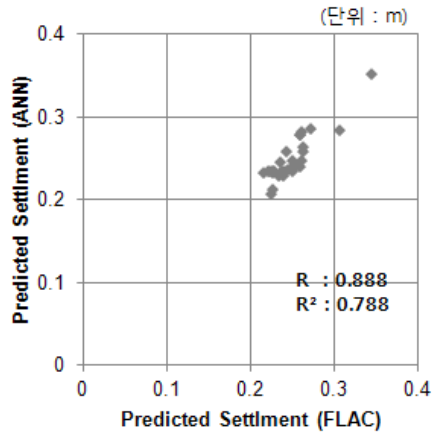


Figure 11: Comparison of numerical analysis results (1)

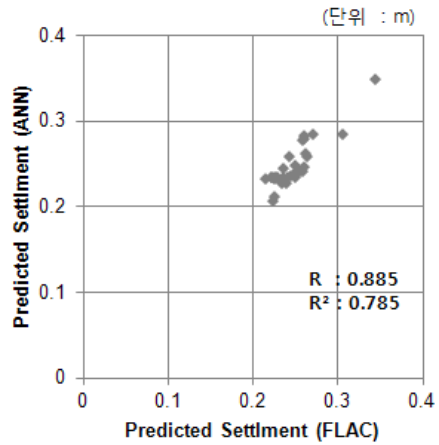


Figure 12: Comparison of numerical analysis results (2)

5. 결 론

본 연구에서는 연약지반에 구조물 건설시에 발생하는 침하에 대한 대책을 마련하고자 지반개량 공법인 D.C.M공법을 이용하여 지반을 개량 후 발생할 침하량을 인공신경망을 이용하여 예측하였다.

(1) D.C.M공법이 반영된 지반특성을 알고자, 실내시험을 실시하여 지반 자료를 얻었다.

(2) 울산 염포 부두의 원지반 상태의 침하량은 최대 2.248m로 예측되었으며 D.C.M공법을 반영한 개량된 지반에서의 침하량은 연속체 해석시 최대 0.4653m, 인공신경망의 예측시 최대 0.348m로 예측되어 원지반보다 0.8배 이상 감소된 침하량이 예측되었다.

(3) 연속체 해석에 의해 예측된 침하량과 인공신경망에 의해 예측된 침하량은 상관계수 0.89, 결정계수 0.79로 비교적 높은 상관관계를 보였다.

검증된 지반개량공법과 연속체 해석 결과로 인공신경망을 통해 침하량을 예측하였고 비교적 높은 상관관계를 보였다. 따라서 본 연구는 앞으로 침하량에 대한 연구의 기초자료 설계시 활용할 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] Andisheh Alimoradi, Ali Moradzadeh, Reza Naderi, Mojtaba Zad Salehi, Afshin Etemadi, "Prediction of geological hazardous zones in front of a tunnel face using TSP-203 and artificial neural networks", *Tunnelling and Underground Space Technology* 23, pp. 711-717, 2008
- [2] 김영수, 정성관, 이상웅, 이동현, "인공신경망을 이용한 현장지반 장래 침하량 산정", *한국지반공학회*, vol. 19, no. 5, pp. 27-33, 2003
- [3] 영남씨그랜트대학사업단, "해양풍력발전 단지건설을 위한 해저지반 특성 추정기법 개발", 국토해양부, 2008
- [4] 노재호, 원효재, 오두환, 황선근, "인공신경망을 이용한 연약지반 침하량 산정", *한국철도학회 2006년도 추계학술대회 논문집*, pp. 1405-1410, 2006
- [5] Möller, M.F. "A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning", University of Aarhus, Denmark, 1990

저 자 소 개



강윤경(姜允瓊)

1986년 8월생. 2009년 한국해양대학교 에너지자원공학과 졸업(공학사), 2009년~현재 한국해양대학교 에너지자원공학과 석사과정



장원일(張元一)

1954년 8월생. 1977년 서울대학교 공과대학 자원공학과 졸업(공학사), 1980년 서울대학교 대학원 자원공학과(공학석사) 2008년 전남대학교 공과대학 자원공학과 졸업 (공학박사) 1982년~현재 한국해양대학교 해양과학기술대학 에너지자원공학과 전임교수