



인공신경망을 이용한 퇴적암의 압축강도 예측

The Prediction of Compressive Strength of Sedimentary Rock using the Artificial Neural Networks

이상호* · 김동락**† · 서인식***

Lee, Sang Ho · Kim, Dong Rak · Seo, In Shik

ABSTRACT

A evaluation for the strength of rock includes a lot of uncertainty due to existence of discontinuity surface and weakness plain in the rock mass, so essential test results and other data for the reasonable strength analysis are absolutely insufficient. Therefore, a analytical technique to reduce such uncertainty can be required. A probabilistic analysis technique has mainly to make up for the uncertainty to investigate the strength of rock mass. Recently, a artificial neural networks, as a more newly analysis method to solve several problems in the existing analysis methodology, trends to apply to study on the rock strength. In this study the unconfined compressive strength from basic physical property values of sedimentary rock, black shale and red shale, distributed in Daegu metropolitan area is estimated, using the artificial neural networks. And the applicability of the analysis method is investigated. From the results, it is confirmed that the unconfined compressive strength of the sedimentary rock can be easily and efficiently predicted by the analysis technique with the artificial neural networks.

Keywords: Prediction; Unconfined Compressive Strength; Artificial Neural Network; Sedimentary Rock; Shale

I. 서 론

최근 국토의 효율적인 이용, 사회간접자본의 확충 및 새로운 공간의 창출 등이 요구되면서 고속철도, 지하철 등의 교통시설을 위한 터널과 산업폐기물시설, 에너지 저장시설, 공장 및 발전소 등을 위한 지하공간에 대한 수요가 증대되고 있다. 특히 터널, 암반사면, 지하구조물 및 지하철 등 암반이 주가 되는 공사에 있어서 설계시 암반의 물리적, 역학적 특성의 평가는 구조체의 안전성을 좌우하는 가장 중요한 부분이라 할 수 있다. 하지만 암반 내의 불연속면 및 취약면들의 존재로 인하여 암반의 강도평가 시 많은 불확실성을 내포하고 있으며, 시험 및 자료획득에 있어서의 기술적인 제약 및 획득자료 양의 제약 등으로 인하여 불확실성을 감소시킬 수 있는 새로운 해석적 기법들이 요구되고 있는 시점이다. 암반의 불확실성을 감소시킬 수 있는 해석적 기법으로 주로 확률론적 해석기법을 이용한 연구가 진행되었으며, 배

규진 (1998) 등은 확률론적 해석기법을 이용한 암반사면의 평면 파괴 확률산정에 관한 연구를 수행한바 있다. 최근에는 기존의 방법론으로는 해결하기 어려웠던 많은 부분들을 해석하는 새로운 기법으로 인공신경망을 이용한 연구가 급격히 증가하고 있으며, 국내에서도 암반을 대상으로 한 인공신경망의 적용에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 문현구 (1993) 등은 암반터널의 안정성과 보강문제에 대하여 인공신경망의 적용가능성을 검토하였으며, 김남수 (1996) 등은 암반의 물성을 추정함에 있어 신경망 기법을 적용하였고, 이인모 (1997) 등은 암반의 투수계수를 예측함에 있어 신경망의 적용 가능성을 평가한바 있다. 본 연구에서는 대구지역에 분포하는 퇴적암류인 흑색셰일 (Black Shale) 및 적색셰일 (Red Shale)을 대상으로 기본물성값으로부터 일축압축강도를 산정함에 있어 인공신경망의 적용가능성을 평가하였다.

II. 인공신경망의 이론적 배경

인공신경망은 인간의 생물학적 신경세포의 특성을 수학적 표현에 의해 모델링한 것으로 단순한 기능을 가진 무수한 처리소자들이 병렬로 연결된 연산구조를 가지고 있다. 인공신경망은 시각적인 패턴인식, 문자인식, 로봇학 등 여러 분야에서 기존의 방법론으로는 해결하기 어려웠던 많은 부분들을 해석하는 새로운 기법으로 적용되고 있으며, 대상재료의 특성상 많은 불확실성을

* 경북대학교 농업생명과학대학 농업토목공학과
 ** 경산1대학교 철도토목과
 *** 경산1대학교 철도토목과
 † Corresponding author Tel.: +82-53-850-8232
 Fax: +82-53-850-8219
 E-mail: kdr6324@naver.com

2012년 5월 7일 투고
 2012년 8월 9일 심사완료
 2012년 8월 20일 게재확정

내포하고 있는 지반공학 분야에서도 최근 김영수 (2002, 2003, 2006, 2009) 등과 김동식 (2007) 등에 의해 많은 연구가 진행되고 있다. 인공신경망의 모델중 가장 많이 사용되고 있는 것은 연속형 입력층의 지도학습 모델인 퍼셉트론 (Perceptron)이다. Rosenblatt (1958)의 퍼셉트론은 학습가능한 층이 하나만 존재하기 때문에 단층 퍼셉트론이라 불리며, 1980년대 중반 PDP그룹에 의해 다층 퍼셉트론을 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습시킬 수 있음이 알려진 후 다층 퍼셉트론을 이용한 역전파 인공신경망 (Back Propagation Neural Network, 이하 BPNN)이 가장 널리 사용되고 있다 (Rummelhart et al., 1986).

BPNN모델은 입력층의 각 유닛에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유닛에서 변환되어 중간층에 전달되고 최후에 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 목표값을 비교하여 오차를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해나간다. 역전파 신경망은 학습단계와 예측단계로 구분할 수

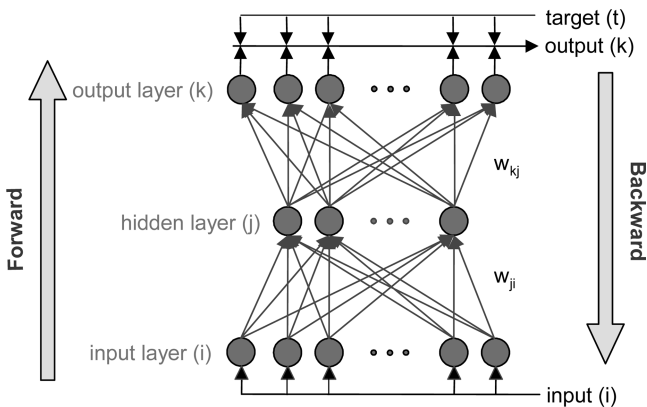


Fig. 1 Structure of BPNN model

있다. 학습단계는 역전파 학습알고리즘에 의해서 수행되는데 즉 신경망의 입력패턴에 따라 각 처리소자의 입력치와 전달함수를 이용해서 출력을 산출하는 전방향처리 (Feedforward) 과정과 목표값과 출력값과의 차이를 역으로 진행시키면서 오차가 최소화 되도록 연결강도를 변화, 조절하는 역방향처리 (Feedback) 과정이 있다. 예측단계는 원하는 결과에 대한 입력만 주어지면 이러한 상관관계, 즉 학습단계에서 최종의 연결강도를 이용하여 적절한 출력이 계산되는 과정이다. Fig. 1은 다층 신경망의 구조와 역전파 학습알고리즘의 전방향과 역방향의 학습과정을 나타낸 것이다.

III. 시험 Data의 획득 및 구분

본 연구에서는 대구지역에 산재하는 흑색셰일 (Black Shale) 과 적색셰일 (Red Shale)을 대상으로 실시한 기본 물성값과 일축압축강도 시험의 결과를 이용하였다 (이재호, 2001). 본 시험에 사용된 시료는 불연속면이 일정한 간격으로 분포하는 압괴형태의 시료를 채취하여 실내에서 NX-Size의 Core drill로 암석코어를 제작하였다. Table 1은 셰일의 구성광물을 정량적으로 구한 값으로 이 지역의 셰일은 석영 (Quartz, Q), 장석 (Albite, Ab), 방해석 (Calcite, Cc) 및 다량의 점토광물 (Clay mineral)로 이루어져 있음을 알 수 있다.

Table 1 Mineral components of shale

Components (%)	Q	Or	Ab	An	Wo	Cm	lim	Mt	Cc	Tn
Black Shale	18.10	3.60	26.74	-	-	27.58	0.59	2.13	18.20	7.48
Red Shale	18.44	12.27	23.56	12.01	-	18.45	-	2.32	11.21	1.26

Table 2 The result of laboratory tests (Lee J. H., 2001)

No.	β (°)	G_s	γ_t (gf/cm ³)	ω (%)	S_r (%)	n_e (%)	흡수율 (%)	V_p (km/sec)	V_s (km/sec)	q_u (kgf/cm ²)	Rock Type
1	0	2.743	2.585	0.163	59.574	0.749	0.274	4.650	2.170	613	B.S.
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
15	30	2.742	2.625	0.648	72.654	2.134	0.783	5.050	2.310	550	B.S.
:	:	:	:	:	:	:	:	:P	:	:	:
55	0	2.668	2.56	0.249	65.957	1.004	0.377	5.070	2.420	653	R.S.
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
108	90	2.568	2.704	1.692	68.45	7.41	2.913	6.11	3.740	1355	R.S.

Table 3 Range of input parameters

구분	G_s	γ_t (gf/cm ³)	ω (%)	S_r (%)	n_e (%)	흡수율 (%)	V_p (km/sec)	V_s (km/sec)
B.S.	2.741~2.743	2.585~2.753	0.163~0.648	59.57~72.65	0.749~2.134	0.274~0.783	4.65~6.15	2.17~3.45
R.S.	2.586~2.711	2.551~2.720	0.249~1.692	65.96~79.65	1.004~7.410	0.377~2.913	5.03~6.11	2.42~3.74

일축압축 강도에 영향을 미치는 기본 물성값은 여러 가지가 있으나, 본 연구에서는 층리각도 (β), 겉보기 비중 (G_s), 단위중량 (γ_t), 함수비 (ω), 포화도 (S_r), 유효간극비 (n_e), 흡수율 및 탄성과 속도 (V_p, V_s)를 고려하였다. 특히 층리면의 경사에 따른 일축압축 강도의 변화를 고려하기 위하여 층리각도를 $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ$ 로 변화시켜 시험을 수행하였다. 시험결과는 흑색세일 54개, 적색세일 54개로 총 108개이다. Table 2는 전체 시험결과를 나타낸 것으로, 인공신경망에 적용시 전체 시험결과 중 무작위로 자료를 추출하여 50 %는 학습에 사용하였고 나머지 50 %는 예측에 사용하였다. Table 3은 각 시험결과 산정된 입력변수의 범위를 나타낸 것이다.

IV. 인공신경망 적용 및 분석

1. 인공신경망의 구조 및 신뢰성 검증

인공신경망의 최적구조를 선정하는데 있어 중요한 영향을 미치는 매개변수로는 입력변수, 은닉층의 개수, 은닉층 노드의 수 및 목표 오차값 등이 있다. 본 연구에서는 상기한 9개의 입력값에 대하여 최초 은닉층이 단층인 경우에 대하여 은닉층 노드의 수를 10개에서 40개까지 5개 간격으로 변화시켜 예측결정계수가 가장 높은 경우를 최적구조로 선정하였으며, 은닉층이 단층인 경우 최적구조로 선정된 은닉노드수에 대하여 두 번째 은닉층의 노드수를 마찬가지로 10개에서 40개까지 5개 간격으로 변화시켜 은닉층이 다층인 경우의 최적구조를 선정하였다. 또한 학습시 목표오차값을 0.01~0.00005까지 변화시켜 목표오차에 따른 신경망의 예측능력을 비교분석하였다.

최적구조를 선정하기 위한 통계적 검증방법에는 여러 가지가 있으나 본 연구에서는 식(1)과 같은 예측결정계수 (R^2 : determination

coefficient) 식을 이용하여 예측결정계수가 가장 높은 구조를 최적구조로 선정하였다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (q_u - q_u^*)^2}{\sum_{i=1}^N (q_u - \bar{q}_u)^2} \quad (1)$$

여기서, q_u : 실측 압축강도값
 q_u^* : 예측 압축강도값
 \bar{q}_u : 평균 압축강도값
 N : 자료 개수

2. 적용결과 및 분석

암석의 일축압축강도를 예측함에 있어 은닉층의 노드수 및 학습시 목표오차에 따른 예측결정계수의 분포는 Fig. 2와 같다.

Fig. 2 (a)는 은닉층이 단층인 경우 은닉노드수를 10~40개까지 5개 간격으로 변화시켰을 때 각 오차별 예측결정계수를 나타낸 것이다. 목표오차값이 0.01~0.001까지는 은닉노드수의 변화에 크게 영향을 받지 않아 예측결정계수의 범위는 0.773~0.856으로 나타나 안정적인 예측결과를 나타내고, 목표오차값이 0.01이고 은닉층의 노드수가 30일 때 가장 높은 예측결정계수값인 0.856으로 나타났다. 그러나 목표오차값이 0.0001 이하에서는 노드수에 따라 예측결정계수가 0.670~0.782로 매우 부정확하고 불안정한 예측을 하는 것으로 나타났다. 그러므로 목표오차값이 작다고 해서 예측능력이 향상되지는 않는 것으로 분석되었다. 따라서 은닉층이 단층인 경우 최적구조는 목표오차값이 0.01이고, 은닉층 노드수가 30개인 경우로 예측결정계수는 0.856으

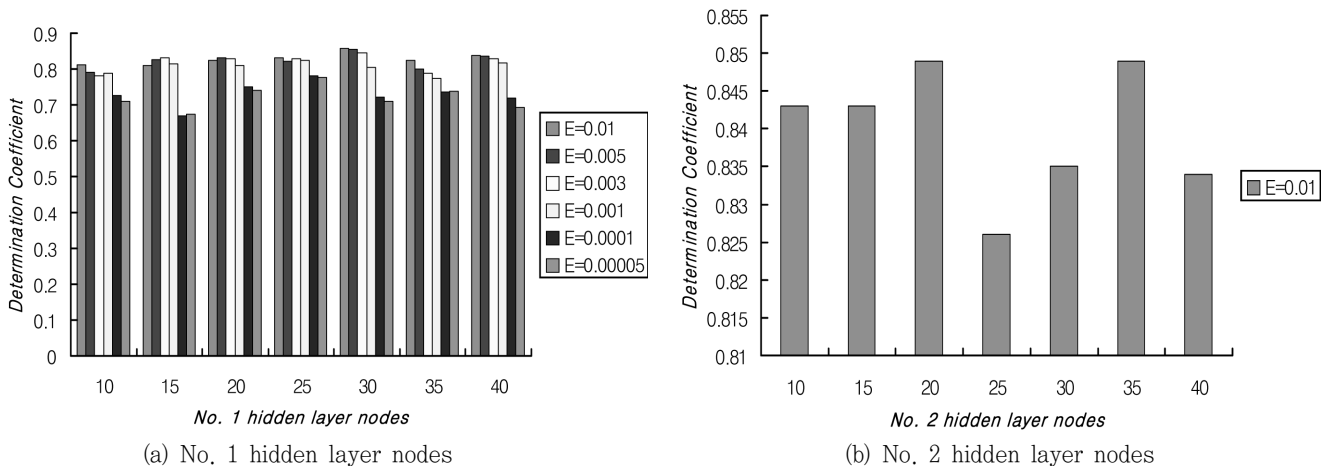


Fig. 2 Distribution of coefficient of determination according to number of hidden layer nodes

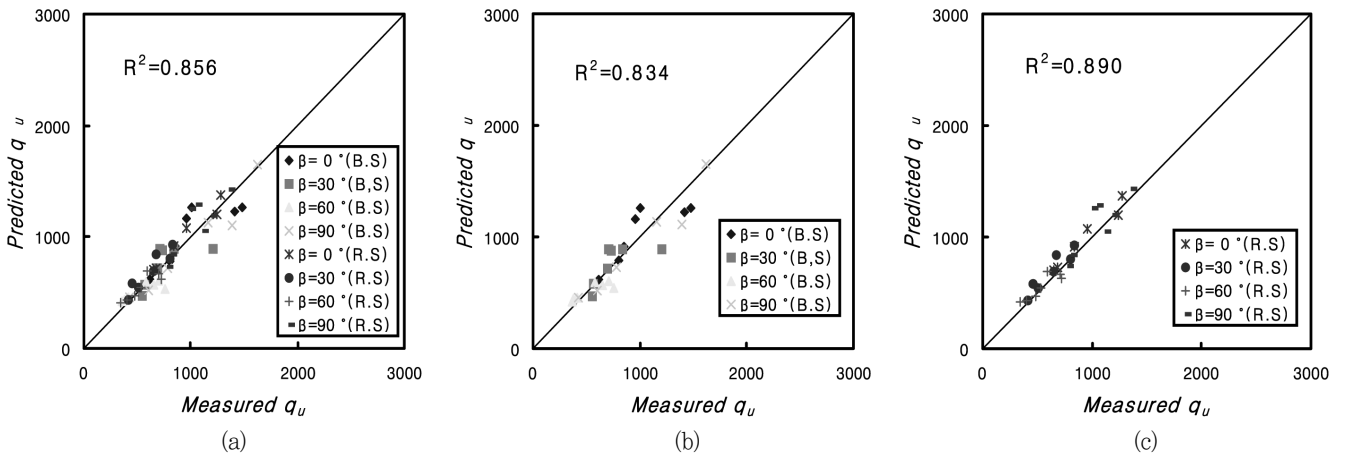


Fig. 3 Prediction result of No. 1 hidden layer

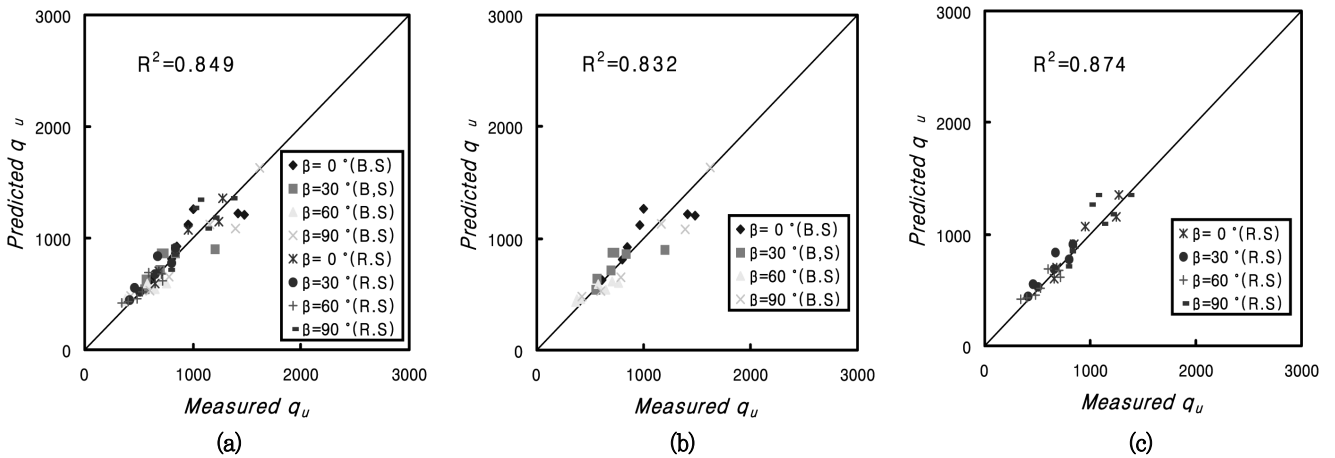


Fig. 4 Prediction result of No. 2 hidden layer

로 나타났다. Fig. 2 (b)는 은닉층이 단층인 경우 최적구조로 선정된 목표오차값 0.01, 은닉층 노드수 30개인 경우에 대하여 두 번째 은닉층 노드수의 변화에 따른 예측결정계수의 분포를 나타낸 것이다. 은닉층이 2층인 경우 은닉노드수에 따른 예측결과가 매우 불안정하게 나타났으며, 최적구조는 두 번째 은닉층 노드수가 20개 일 때 즉, 9-30-20-1의 구조일 때 즉, 입력치 수 (9)-첫 번째 은닉층 노드수 (30)-두 번째 은닉층 노드수 (20)-목표값 (1)인 구조에서 0.849의 예측결정계수를 나타내 은닉층이 단층인 경우보다 다소 예측능력이 감소하는 것으로 나타났다.

Fig. 3과 4는 단층 및 다층 은닉층 구조일 때의 암석종류별 예측결정계수를 나타낸 것이다. 은닉층의 구조가 단층인 경우 예측결정계수가 흑색셰일은 0.834, 적색셰일은 0.890로 나타났으며, 은닉층의 구조가 2층인 경우 흑색셰일은 0.832, 적색셰일은 0.874의 예측결정계수를 나타내어 두 구조 모두 상대적으로 적색 셰일의 강도를 더욱 잘 예측하는 것으로 분석되었다. 이는

학습에 사용된 자료 중에서 흑색셰일의 압축강도가 적색셰일의 압축강도보다 표준편차가 커서 예측시에도 반영된 것으로 분석되었다.

V. 결 론

대구지역에 분포하는 퇴적암류인 Black Shale 및 Red Shale 을 대상으로 층리면 각도, 겉보기 비중, 탄성과 속도 등의 기본 물성값으로부터 인공신경망을 적용하여 암석의 일축압축강도를 예측한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 은닉층이 단층인 경우 목표오차값과 은닉노드수의 변화에 따른 예측능력을 분석한 결과 목표오차가 0.01이고 은닉노드수가 30개인 경우에 가장 높은 예측결정계수인 0.856으로 나타났으며, 목표 오차값이 0.0001 이하에서는 은닉노드수에 따라 예측능력이 민감하게 반응하는 매우 불안정한 결과를 나타냈다.

2. 두 개의 은닉층 구조인 경우 예측결정계수가 가장 높은 최적구조는 9-30-20-1의 구조로 분석되었으며, 최적구조에서의 예측결정계수는 0.849로 은닉층이 단층인 경우보다 다소 예측능력이 감소하는 것으로 나타났다.

3. 암석시료에 따른 예측능력은 적색세일의 예측결정계수가 0.890 (은닉층 : 단층), 0.874 (은닉층 : 다층), 흑색세일은 0.834 (은닉층 : 단층), 0.832 (은닉층 : 다층)로 나타나 두 구조 모두 적색세일에 대한 예측능력이 우수한 것으로 나타났다.

4. 이상과 같이 인공신경망을 이용한 세일의 일축압축강도를 예측한 결과 예측결정계수가 0.849~0.856의 범위로 나타나 현재까지의 시험결과 및 신경망의 예측능력에 다소 신뢰성이 부족한 것으로 판단되므로, 향후 더 많은 시험결과와 자료화 및 새로운 신경망 모델에 관한 연구 등이 진행되어야 할 것으로 사료된다.

REFERENCES

1. Bae G. J., C. Y. Kim, H. S. Shin, H. K. Moon, 1998. Development of a Neural Network Expert System for Safety Analysis of Structures Adjacent to Tunnel Excavation Sites. *Journal of Korean Geotechnical Society* 14(12): 107-123 (in Korean).
2. Kim D. S., Y. S. Chae, Y. S. Kim, H. D. Kim, 2007. A Study on the Settlement Prediction of Soft Ground Embankment Using Artificial Neural Network. *Journal of The Korean Geotechnical Society* 23(7): 17-25 (in Korean).
3. Kim N. S., H. S. Yang, 1996. Estimation of Engineering Properties of Rock by Accelerated Neural Network. *Journal of Korean Society for Rock Mechanics* 6: 316-325 (in Korean).
4. Kim Y. S., S. G. Jung, K. Y. Kim, B. T. Kim, S. W. Lee, D. W. Jung, 2002. A Prediction of Shear of the Weathered Mudstone Soil Using Dynamic Neural Network. *Journal of The Korean Geotechnical Society* 18(5): 123-132 (in Korean).
5. Kim Y. S., S. G. Jung, S. W. Lee, D. H. Lee, 2003. Estimates of Settlement in field Ground Using Neural Networks. *Journal of The Korean Geotechnical Society* 19(5): 27-33 (in Korean).
6. Kim Y. S., W. S. Jeong, H. C. Jeong, A. S. Im, 2006. Prediction of Various Properties of Soft Ground Soils using Artificial Neural Network. *Journal of The Korean Geotechnical Society* 26(2C): 81-88 (in Korean).
7. Kim Y. S., S. G. Jung, D. M. Kim, 2009. Prediction of Field Permeability Using by Artificial Neural Networks. *Journal of The Korean Geotechnical Society* 29(3C): 97-104 (in Korean).
8. Lee J. H., 2001. A study on the Fracture Mechanism and Elastic parameters of Anisotropic Rocks. Master of Engineering Thesis, Graduate School, Kyungpook National University (in Korean).
9. Lee I. M., G. C. Cho, J. H. Lee. 1997. Permeability Prediction of Rock Mass Using the Artificial Neural Networks. *Journal of Korean Geotechnical Society* 13(2): 77-89 (in Korean).
10. Moon H. G., C. W. Lee. 1993. Development of Artificial Neural Networks for Stability Assessment of Tunnel Excavation in Discontinuous Rock Masses and Rock Mass Classification. *Journal of Korean Society for Rock Mechanics* 3(1): 63-79 (in Korean).
11. Rosenblatt, F. 1958. The Perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* 65: 386-408.
12. Rummelhart, D. E., McClelland, J. L. & the PDP Research Group. 1986. Parallel Distributed Processing. *Exploration in the Microstructure of Cognition* 1: 318-362. MIT Press.