

뉴로-퍼지기법을 이용한 RMR 값의 추론 및 적용성

Application and inference of RMR value using neuro-fuzzy techniques

조만섭¹⁾, 김영석²⁾

¹⁾한국건설기술연구원, ²⁾전북대학교

1. 서론

미지의 지반을 대상으로 건설되는 터널의 특성상 지반조사 자료의 부정확성(inaccuracy)과 그 결과에 대한 평가의 애매성(fuzziness) 그리고 자료수집 과정의 오류(observer error) 등이 내재되어 있으므로 지상 구조물과 같은 정확한 설계를 기대할 수가 없다. 그러므로 조사자료의 부정확성과 지반의 비균질성 및 불연속성 등 미지의 파라미터들 때문에 기술자 및 전문가의 경험적인 지식과 주관적인 판단에 따라 암반분류 결과가 차이를 보일 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 연구들로는 먼저, RMR값을 결정짓는 여러 요소들의 상관성 분석연구를 수행하여 간편한 RMR 적용방법에 관한 연구가 수행된 바 있고, 인공지능기법 및 퍼지집합이론 등을 사용하여 불확실성을 줄일 수 있는 방법으로 지반공학분야에 활용되고 있다¹⁻²⁾. 특히 퍼지집합이론을 이용한 암반분류에의 적용은 국외에서 1980년대 후반에서 1990년대 초까지 발표된바 있으나, RMR분류의 환산된 점수 혹은 각국의 평가등급 자체를 퍼지집합이론에 적용하였기 때문에 조사단계에서 기인하는 개인적 오류에 대한 고려가 미흡하였다³⁻⁵⁾.

따라서 본 논문에서는 국내 터널현장에서 일반적으로 적용되고 있는 RMR분류를 대상으로, 먼저 RMR의 환산된 점수가 아닌 각 항목별 실제 조사 값들에 대한 퍼지집합이론의 적용성을 검토하여 보았다. 이와 더불어 국내의 46개 현장자료를 토대로 신경망과 퍼지이론을 접목한 뉴로-퍼지기법을 지반공학분야에 도입하여 기존의 RMR값과 퍼지 추론에 의한 RMR_{FU}값, 뉴로-퍼지기법 추론에 의한 RMR_{NF}값과 상호 비교하는 방식으로 뉴로-퍼지기법의 적용성을 검증하여 보았다.

2. 퍼지이론 및 뉴로-퍼지기법

2.1 퍼지이론

퍼지추론은 애매한 상태의 자료를 표현하기 위하여 공학분야를 중심으로 여러 분야에서 적용되고 있다. 일반적인 집합과 다른 퍼지집합이라는 이론을 이용하여 불확실성을 나타내며 퍼지시스템의 진행과정은 Fig. 1과 같다. 입력자료를 소속도를 가지도록 퍼지화 시킨 다음 퍼지규칙을 통해 퍼지추론을 수행하게 되며, 마지막으로 추론한 값을 비퍼지화하여 결론을 도출하게 된다.

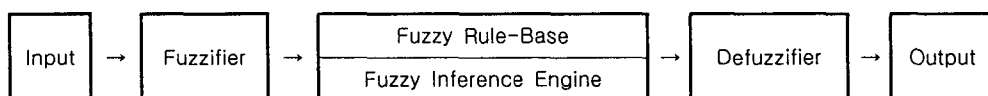


Fig. 1. Typical procedures of a fuzzy logic system

2.2 뉴로-퍼지기법

퍼지시스템과 신경망의 결합은 “퍼지시스템을 위한 신경망”과 “신경망을 위한 퍼지논리”가 있다. 퍼지시스템을 위한 신경망의 결합은 퍼지시스템의 성능향상을 위해 신경망의 구조나 학습방법을 퍼지시스템에 사용하려는 접근 방법으로 퍼지시스템의 소속함수와 규칙을 변형된 신경망으로 사상시켜 신경망을 학습시킴으로써 소속함수와 규칙을 조정할 수 있다.

퍼지신경망의 모델로는 Fig. 2와 같은 ANFIS(adaptive network-based fuzzy inference system)을 이용하며, ANFIS는 최급강화법(gradient descent method)을 이용하여 소속함수값들을 학습, 시스템에 전문가의 지식을 보다 정확하게 조정, 반영함으로써 결과 값을 최적화시키게 된다⁶⁾.

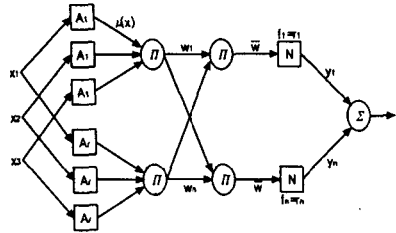


Fig. 2. Structure of ANFIS

3. RMR 값 추론을 위한 퍼지이론 및 뉴로-퍼지기법의 구성

암반분류에 있어서 퍼지집합 이론 및 퍼지신경망 이론의 적용 타당성을 검증하고자 Bieniawski(1984)가 제안한 RMR 평가법에 대하여 검증을 수행하였다. 본 연구에서 사용한 프로그램은 FuzzyTECH professional program (FuzzyTECH Co. Ltd., Germany)으로서 소속도함수의 작성과 전,후건부의 처리를 사용자가 용이하게 작성하도록 되어 있으며, 인공지능망에 의한 학습을 통한 뉴로-퍼지기법을 적용할 수 있도록 구성되어 있다.

3.1 학습데이터 선정 및 분석

본 연구를 위하여 수집한 막장면 관찰자료는 RMR분류의 평가점수(rating) 및 항목별 실제 측정값들이 제시된 총 46개의 현장자료를 이용하였고, 광산갱도 막장면 RMR평가자료와 OO지하철의 막장면 RMR 평가자료를 무작위로 수집하여 학습자료로 사용하였다⁷⁾. Table 1 에는 총 46개의 입력항목들 사이의 상관성과 해당 RMR평가 점수와의 상관성을 분석한 결과를 나타내었다.

총 46개의 입력항목들 사이의 상관성과 해당 RMR평가 점수와의 상관성을 분석한 결과, Table 2에 나타낸 바와 같이 입력항목들 사이의 상관성에서는 암석강도-RQD의 상관성이 가장 높은 것으로 나타났다. 그리고 RQD-절리면 상태, 절리간격-절리방향성 등의 상관계수 ($|R|$)가 약 0.6이상의 비교적 높은 상관성을 보였다. 각 항목별 RMR평가 점수와의 상관성은 RMR-절리면 방향성의 경우를 제외하고 모두 $|R| = 0.6$ 이상의 상관성을 보였으며, RMR-RQD 그리고 RMR-절리면 상태의 상관성이 높은 것으로 나타났다. 이상의 상관성을 가지는 현장자료를 이용하여 퍼지집합이론과 뉴로퍼지기법의 적용성을 분석하여 보았다.

Table 1 Correlation coefficient(|R|) between RMR value and input variables

	strength	RQD	joint spacing	joint condition	ground water	directional effect	RMR
strength	1	0.75294	0.50107	0.5824	0.2411	0.04631	
RQD		1	0.60281	0.70496	0.44685	0.29568	
joint spacing			1	0.58953	0.30549	0.63289	
joint condition				1	0.54395	0.42865	
ground water					1	0.30123	
directional effect						1	
RMR	0.66354	0.83834	0.77756	0.87465	0.63262	0.58123	1

3.2 퍼지추론부 구성

퍼지집합이론을 이용한 평가를 수행하기 위하여 RMR평가 조사항목 6개와 RMR값에 대하여 각각 5개씩의 언어변수를 부여하여 총 35개의 소속도 함수를 작성하였고, RMR분류기준에서 제시된 각 항목별 등급범위의 중심값을 기준으로 상호 중첩하도록 소속도 함수를 작성하였다. 소속도함수의 작성은 암석강도, RQD, 절리면 간격 및 절리면 방향성의 4개 항목에 대하여 RMR분류의 평가점수가 아닌 정량적인 실제 조사 값들을 적용하였다. 그리고 정량적인 평가기준이 없는 절리면 상태와 지하수 유입량의 두 경우에 한정하여 각 평가등급을 1.0 ~ 5.0까지의 등급별 소수점으로 입력할 수 있도록 하였다. Fig. 3과 Table 2에는 각각 시스템 구성도와 조사항목들의 평가등급별 언어변수 및 최소·최대 범위, 입력단위 등의 특성을 나타내었다.

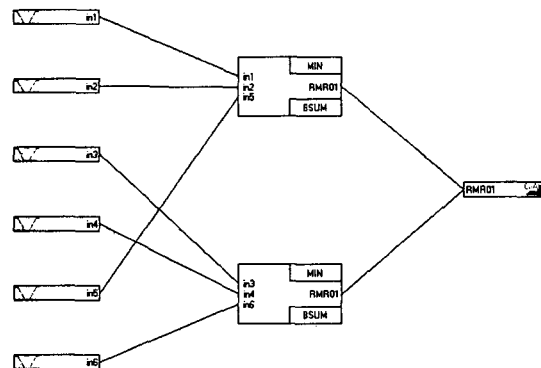


Fig. 3. Structure of a RMR fuzzy logic system

Table 2 Linguistic description and properties of input and output variables

Input & Output Variables		Term Linguistic Names					Min	Max	Unit
in1	strength	very poor	poor	fair	good	very good	0	2500	kg/cm ²
in2	RQD	very low	low	medium	high	very high	0	100	%
in3	joint spacing	very poor	poor	fair	good	very good	0	2000	mm
in4	joint condition	soft gouge	gouge	highly weathered	slightly rough	very rough	1	5	-
in5	ground water	flowing	dripping	wet	damp	completely dry	1	5	-
in6	directional effect	very unfavourable	unfavourable	fair	favourable	very favourable	-12	0	-
output	RMR	very poor	poor	fair	good	very good	0	100	-

Fig. 4에는 각각 입력 및 출력항목별 소속도 함수의 예를 보이고 있으며, 일반적으로 많이 사용되는 Z-type(∇)과 Lambda-type(\wedge) 및 S-type(\int)의 선형(linear shape)함수로 나타내었다. 각 항목들의 y-축에는 해당 등급의 소속정도(degree of support, DoS)를 0 ~ 1까지의 실수로 결정하였다. 그리고 인공지능망학습로부터 퍼지규칙에 대한 소속정도를 구하여 RMR분류에 의한 평가점수와 퍼지집합이론(DoS = 1.0)에 의한 평가점수 그리고 인공지능망에 의한 소속정도로부터 평가한 점수 등 3가지를 상호 비교·검토하여 보았다.

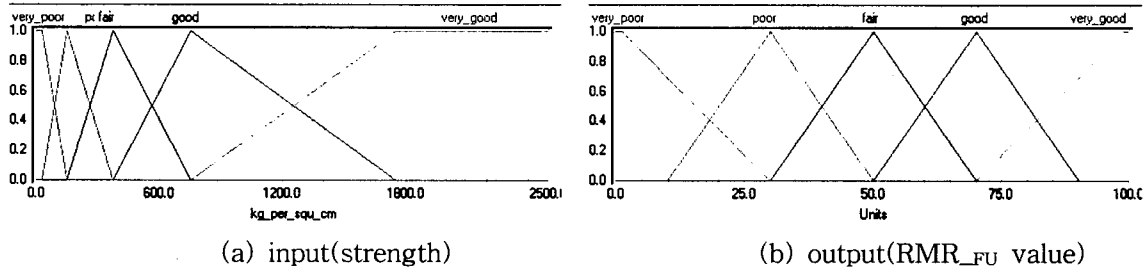


Fig. 4. Examples of membership function of input variables and RMR_FU value

3.3 퍼지 규칙의 생성 및 퍼지신경망 학습

RMR분류에 대한 시스템 검증을 위하여 본 추론부에서는 35개의 입,출력 소속도함수로부터 간접법을 사용하여 2개의 규칙블럭(rule block, RB)과 총 250개의 규칙들을 생성하였으며, 최종 출력항에 미치는 입력항의 영향을 가중치(weight)는 “Very Negative”, “Negative”, “Not at All”, “Positive”, “Very Positive” 중 “Very Positive”로 가정하였다.

그리고 6가지 조사항목들을 이용하여 RMR값의 결과에 대한 IF-THEN 규칙들을 다음의 예와 같이 생성하였고, 이 때의 소속정도(DoS)는 1.0으로 설정하였다.

IF			THEN	
암석강도	RQD	지하수유입량	DoS	RMR
very_poor	very_low	flowing	1.00	very_poor
very_poor	very_low	dripping	1.00	very_poor
very_poor	very_low	wet	1.00	very_poor
very_poor	very_low	damp	1.00	poor
very_poor	very_low	completely_dry	1.00	poor
:	:	:	:	:

퍼지-신경망 학습을 위하여 소속정도(DoS)를 0.0으로 작성한 IF-THEN 규칙들에 대해 46개의 현장자료를 학습시켜 각 규칙들의 소속정도를 구성하였으며, 학습과정의 설정은 아래와 같다.

- 학습방식(learn method) : random method
- 최대 반복회수(iteration) : 1,000회
- neuron : 1, 2, 4, 6, 8, 12, 48의 7단계로 변화
- 학습정지 조건(error) : Max. Dev. = 10%

이와 같은 조건 하에서 뉴런 수의 변화는 학습시간(약 8.3분)과 최대편차(약 40.17%) 및 평균편차(13.8%)에 큰 영향을 주지 않았으며, 최종 RMR분류를 위한 학습조건으로 입,출력

항목 수와 동일한 4개의 뉴런에 대해 학습을 수행하였다. 그리고 Fig. 5의 (a), (b)는 암석강도-RQD에 대한 RMR값의 surface modeling을 하나의 예로서 나타낸 것이며, (a)는 퍼지신경망의 학습 이전의 모델이고, (b)는 퍼지신경망 학습 이후의 모델로서 유사한 형상을 보이고 있다. 그러나 낮은 암석강도-RQD의 값들에서는 (a)의 학습 이전보다는 (b)의 신경망 학습을 통해 작성된 관계에서 현장자료의 학습결과를 토대로 보다 다양한 RMR값을 도출할 수 있다.

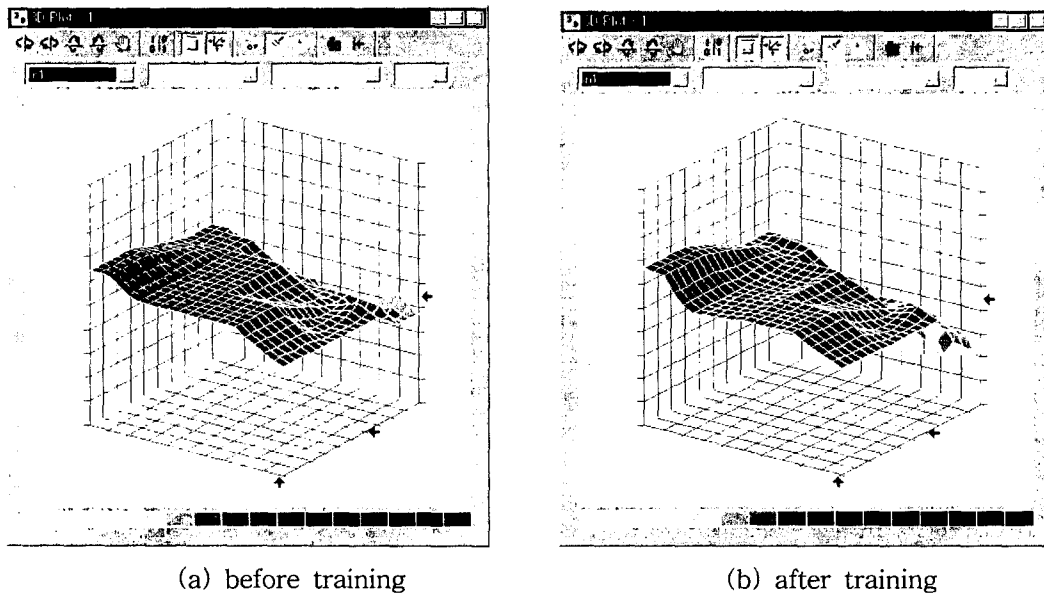


Fig. 5. Example of a surface modeling after training of neuro-fuzzy techniques

4. 퍼지이론 및 뉴로-퍼지기법에 의한 추론 결과

RMR평가의 조사항목들과 RMR값과의 관계에서 발생된 250개의 규칙에 대하여 먼저, 학습모델 데이터를 퍼지집합이론에 따라 모든 규칙의 소속정도를 1.0으로 설정한 경우에 대하여 RMR값을 추론하여 보았다. 또한 소속정도를 퍼지신경망으로 학습시킨 후 수정된 소속정도를 이용하여 동일한 방식으로 RMR값을 추론하여 보았다.

4.1 추론결과와 항목별 상관성 분석

Fig. 6은 6개의 조사항목들에 대한 기존 RMR 자료, 퍼지추론 결과 및 퍼지신경망추론에 의한 RMR_{FU}, RMR_{NF} 결과를 나타내고 있으며, y-축의 조사항목을 기준으로 x-축의 RMR 값들이 넓게 분산된 경우는 상호 상관성이 저하된 경우이다.

RMR값과 조사항목간의 상관성이 비교적 높은 것들로는 (a) 암석강도, (b) RQD, (c) 절리면 간격으로 분석되었고, 기존의 RMR값에 대한 분산된 범위가 퍼지집합이론 및 뉴로퍼지 기법에 의해 추론된 RMR_{FU}, RMR_{NF}값 보다 다소 넓게 분포하고 있다. 그리고 (e) 지하수 유입량과 (f) 절리의 방향성의 경우 RMR_{FU}, RMR_{NF}, RMR값들 모두에서 분산된 범위가 큼을 알 수 있으며, 이상의 결과는 Table 1의 RMR값과 각 항목별 상관성 분석 결과와 일치하는 경향을 보이고 있다.

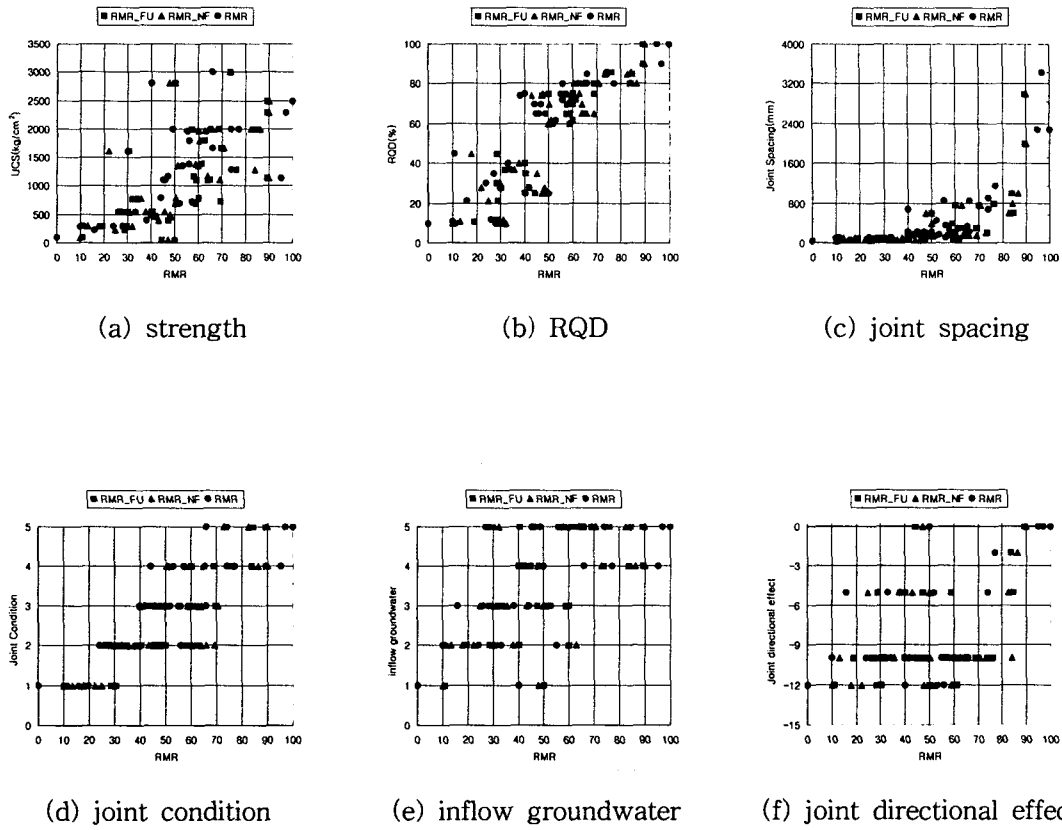


Fig. 6. Correlation of input variables for the RMR values

4.2 추론된 RMR값들과 기존 RMR값의 상관성 분석

Fig. 7과 Table 3에는 기존의 RMR값과 추론된 RMR_{FU}, RMR_{NF}값들에 대한 상관성 분석결과를 나타내었다.

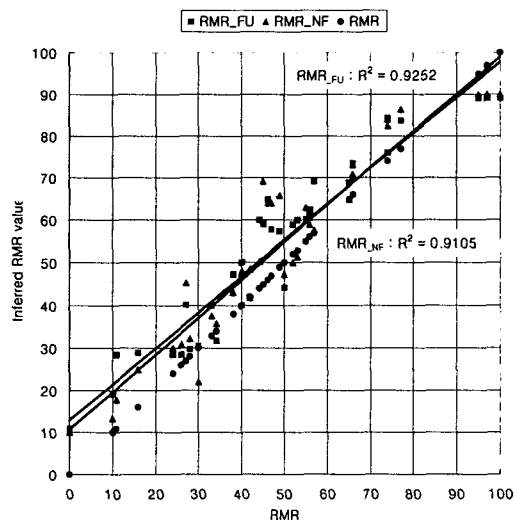


Fig. 7. Relationship between inferred RMR_{FU}, RMR_{NF} and the RMR values

Table 3 Correlation coefficient between RMR value and RMR_{FU}, RMR_{NF} resulting from fuzzy set theory and neuro-fuzzy techniques

Corr. coeff. ($ R $)	Strength	RQD	Joint spacing	Joint condition	Groundwater	Joint Directional Effect	RMR	RMR _{FU}	RMR _{NF}
RMR	0.6635	0.8383	0.7775	0.8746	0.6326	0.5812	1		
RMR _{FU}	0.7017	0.9149	0.6885	0.8656	0.6366	0.4744	0.9618	1	
RMR _{NF}	0.6844	0.8607	0.6894	0.8298	0.6971	0.4822	0.9542	0.9708	1

※ RMR_{FU} : RMR value inferred from fuzzy set theory

RMR_{NF} : RMR value inferred from neuro-fuzzy techniques

기존 RMR자료의 상관계수를 1.0으로 가정하였을 때 전체적으로 퍼지추론에 의한 RMR_{FU}값과의 상관성($|R| = 0.96$)이 퍼지신경망에 의한 RMR_{NF}값에 비해 상관성($|R| = 0.95$)이 미소하나마 높은 것으로 분석되었다. 그리고 Table 3에 나타낸 바와 같이 퍼지추론에 의한 RMR_{FU}값과 퍼지신경망으로부터 추론된 RMR_{NF}에서도 높은 상관성($|R| = 0.97$)을 가지고 있어 퍼지신경망의 학습결과에 대한 신뢰성이 비교적 높은 것으로 평가할 수 있었다.

이 결과로부터 RMR분류의 6개 조사항목들에 대한 -12점 ~ 30점까지의 평가점수를 부여하여 산술적으로 구한 RMR값과 6개 항목 중 4개 항목에 항목별 실제 측정값을 퍼지이론 및 뉴로퍼지기법에 적용하여 추론하는 RMR값이 상호 유사한 경향을 보이고 있는 것으로 사료된다.

5. 결론

본 연구에서는 터널 막장면 조사 시 조사자의 주관성을 최소화시키기 위하여 기존에 사용중인 산술적 RMR분류에 의한 값과 퍼지집합이론 및 뉴로-퍼지기법을 이용하여 추론된 RMR값을 상호 비교하여 보았고, 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

퍼지집합이론으로 추론된 RMR값과 학습자료로 사용된 원래의 RMR값과 상호 비교·검토한 결과, 원래의 RMR값과 RMR_{FU}값의 상관계수는 $|R|=0.96$ 으로 높은 상관성을 보여주었다. 그리고 RMR_{NF}값과 원래의 RMR값과의 상관계수도 $|R|=0.95$ 로 퍼지이론에 의한 결과와 같이 높은 상관성을 나타내었다. 이 결과로부터 RMR분류의 평가점수(-12점 ~ 30점)를 부여한 결과와 퍼지이론 및 뉴로퍼지기법에서 항목별 실제 측정값을 이용한 결과가 유사한 결과를 나타내고 있어 퍼지이론 및 뉴로퍼지기법의 적용 가능성을 검증할 수 있었다. 따라서 터널의 막장면 평가에 퍼지집합이론 및 뉴로퍼지기법을 적용함으로써 막장면 조사 후 판단과정에서 발생할 수 있는 주관성과 오차를 줄이고, 판단에 대한 객관화를 부여할 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

1. 구호본, 배규진, 문홍등, 홍성완, 1994, "RMR 분류법의 국내 적용성 평가", 한국지반공학회 가을학술발표회, 209~216
2. 양형식, 김재철, 1999, "인공신경망을 이용한 한국형 터널 암반분류", 터널과 지하공간(한국암반공학회지) 9, 214~220
3. Nguyen, V. U. and E. Ashworth, 1985, "Rock mass classification by fuzzy sets", Proc. 26th US Symposium on Rock Mechanics, Vol.1, 26~28 June. Rapid City, 937~945
4. Yu, T. Z. and P. Z. Zeng, 1983, "Classification system of fuzzy sets for rock engineering", Proc. Int. Symposium on Engineering Geology and Underground Construction 1, Lisbon, 2.1~2.9
5. 大野研, 清水則一, 1990, "地盤工學へのファジィ理論の應用", 日本ファジィ學會誌 2. 3, 300~312
6. 성영준, 김기봉, 1999. "퍼지신경망을 이용한 철근콘크리트 교량의 손상도 평가", 한국구조물진단학회지 3. 4, 129~137
7. 대한광업진흥공사, 1994, "암반구조물의 전산설계연구", 연구보고서, 광진94-24, 167~202