

## 암반물성 예측을 위한 퍼지모델의 개발

이희광, 정용복, 전석원

서울대학교 지구환경시스템공학부

### 1. 서론

최근 국내의 대규모 토목공사 발주시 설계와 시공을 일괄입찰 하는 방식을 도입함에 따라 과거에 비해 설계를 위한 실내 및 현장실험 회수가 크게 증대하고 있으며, 그 결과를 바탕으로 지하구조물 안정성 해석 및 평가를 위한 여러 종류의 해석 프로그램들을 사용하고 있다. 그러나 안정성 해석 및 평가를 위해 필요한 대표적 입력변수인 변형계수, 점착력, 마찰각의 경우 각종 지반조사, 실내 및 현장 실험, 그리고 암반분류와 같은 경험적 방법을 적용하여 구하게 되지만 이 값에 대한 신뢰성 논의는 거의 없는 실정이다. 일부에서는 통계적 기법을 적용한 암반 물성을 제시하는 수준이며, 조사 및 실험 단계에서 발생할 수 있는 불확실성 및 부정확성 등에 대한 정량적인 평가 및 분석에 대한 연구는 거의 없는 실정이다. 실제로 지하구조물의 안정성 해석에 수치해석 기법이 널리 쓰이고 있는 현실에서 입력 자료인 암반물성에 대한 신뢰성을 확보하는 일은 대단히 중요하다. 따라서 본 연구에서는 현장자료들로부터 암반물성 추정 에 있어 조사자 개개인 간의 주관성에 의한 차이를 줄이고 객관성을 확보하기 위해 퍼지이론을 적용하기로 하였다.

퍼지이론은 현상의 불확실한 상태를 표현하기 위하여 1965년 Zadeh에 의해서 창시되어 다양한 공학적 문제에 응용되기 시작하였다. (배규진 외, 2001; 이성원 외, 1999; Fairhurst and Lin, 1985; Grima and Babuska, 1999; Nguyen, 1985) 지반공학분야와 관련하여서는 특히 경험적 암반분류법인 RMR이나 Q-system이 조사자나 전문가 개개인의 주관적인 판단에 전적으로 의존하여 결정되기 때문에 많은 적용이 있었다. Nguyen과 Ashworth(1985)는 퍼지집합이론을 이용하여 경험적 암반분류인 RMR과 Q 시스템을 구하는 것을 시작으로 최근에는 Grima(1999) 등이 암석의 단축압축강도를 퍼지이론을 이용하여 추정하였다. 국내에서도 여러 분야에 걸쳐 퍼지이론이 적용되고 있으며 토목관련 분야에 있어서는 이성원 등(1999)이 터널의 안전진단시 겪는 여러 가지 문제들 중 콘크리트 라이닝의 상태평가를 보다 정량적이고 객관적으로 수행하기 위하여 퍼지이론을 적용하였다. 배규진 등(2001)도 국내터널현장 자료를 바탕으로 퍼지이론 및 신경망과 퍼지이론을 접목시킨 뉴로-퍼지 이론을 이용하여 RMR분류를 시도하였다.

퍼지이론이 여러 가지 다양한 입력변수에 대하여 그 변화를 예측하는데 뛰어나므로 본 연구에서는 국내 토목 건설 사업에서의 실내 및 현장실험으로부터 얻는 자료를 바탕으로 수치해석 시 입력자료로 쓰이는 암반물성인 변형계수, 점착력, 그리고 마찰각을 추정하고자 하였다. 이들 값을 출력변수로 하고 실내 및 현장실험으로부터 얻는 자료들을 입력변수로 하는 퍼지모델을 구현하고 실제 적용값과의 RMSE 비교를 통하여 모델의 타당성을 검증하고자 하였다.

## 2. 퍼지모델 설계

### 2.1 퍼지모델 입·출력변수

수치해석에 필요한 암반물성을 결정하는데 실내시험 및 현지암반분류법 등이 모두 고려된다. 실제로 설계시 확률론적 방법에 입각하여 Monte-Carlo simulation 등을 이용하여 암반물성 추정을 위한 입력변수들을 무작위로 발생한 후 범위로써 그 값을 제시하고 있으므로 본 연구에서는 국내에서 지하구조물 시공을 위하여 조사한 지반조사자료 중 실내시험 항목과 RMR 및 Q 시스템 항목을 입력변수로 설정하였다. 입력변수로 선정한 실내시험 항목은 비중, 흡수율(%), P파 속도, S파 속도, 무결암 시편의 단축압축강도 및 탄성계수, 포아송비, 인장강도, 삼축압축시험에 의한 점착력 및 마찰각으로 10가지이다. 또한 현지 암반분류법인 RMR은 같은 값을 갖는다 하더라도 6가지 항목의 점수가 각각 다를 수 있어 여러 가지 조합이 가능하므로 RMR을 이루는 6가지 항목 중에서 절리 방향에 따른 보정 값을 제외한 5가지 항목들을 따로 입력변수로 설정하여 RMR 관련 항목은 6가지로 하였다. 따라서 입력변수의 총 개수는 여기에 RQD 및 Q값을 포함하여 18가지이다. 또한 출력변수로는 수치해석에서 입력물성으로 많이 사용되는 암반변형계수, 점착력 그리고 마찰각으로 설정하였다. 이상의 입·출력변수들을 Table 1에 정리하였다.

### 2.2 학습자료

본 연구에서 사용한 퍼지모델은 퍼지모델의 여러 종류 중 하나인 TS(Tagaki-Sugeno) 퍼지 모델로서 입력자료들의 자료가 이루는 클러스터의 수에 따라서 소속도함수가 정해지고 출력변수 또한 입력변수들의 선형조합으로 결정되는 방식이다. 따라서 암반물성을 예측하기 위한 모델을 구현하기 위해서는 소속도 함수를 얻기 위한 학습자료가 필요하다. 이들 학습자료는 국내의 터널 건설현장에서 암반물성을 구하기 위해 실시한 실내시험 및 암반분류의 결과 값을 사용하였다. 모두 107개의 자료를 얻었으며, 이들 자료를 4등분 하여 이들 중 세 세트(set)는 학습자료로, 나머지 하나는 구현된 퍼지모델의 검증에 위한 검증자료로 활용하였다. 따라서 총 4종류의 모델이 존재하고 각 모델별로 출력변수가 3개 - 암반변형계수, 점착력, 마찰각 - 이므로 모두 12개의 모델을 구현하였다. Table 2는 본 연구에서 사용된 모델을 정리한 것이다. 또한 입력변수들은 각각이 서로 단위가 다르므로 그 상대적인 크기에 영향을 받을 수 있으므로 Table 1에서의 각 변수들을 스케일화 하여 모두 0과 1사이의 값을 갖도록 하였다.

### 2.3 퍼지모델의 검증

퍼지모델의 예측능력은 학습자료의 목표출력값과 퍼지모델의 예측값과의 RMSE(Root Mean Squared Error)와 RMSE의 학습단계마다의 변화율인 Rate의 크기로 나타내어진다. 즉 다음 식으로 주어지는 RMSE 및 Rate의 크기가 작을 수록 퍼지모델의 예측능력이 좋다고 말할 수 있다.

Table 1. Explanation of input and output variable.

Parameter	Description (unit)	Range
Input X1	Specific gravity	0 ~ 5
X2	Absorption ratio (%)	0 ~ 12
X3	P-wave velocity ( <i>m/s</i> )	0 ~ 8000
X4	S-wave velocity ( <i>m/s</i> )	0 ~ 5000
X5	Uniaxial compressive strength ( <i>MPa</i> )	0 ~ 500
X6	Elastic modulus ( <i>GPa</i> )	0 ~ 20
X7	Poisson's ratio	0 ~ 0.5
X8	Tensile strength ( <i>MPa</i> )	0 ~ 50
X9	Cohesion ( <i>MPa</i> )	0 ~ 50
X10	Internal friction angle ( ° )	0 ~ 90
X11	RQD	0 ~ 100
X12	RMR-1 (Uniaxial compressive strength)	0 ~ 15
X13	RMR-2 (RQD)	0 ~ 20
X14	RMR-3 (spacing of discontinuities)	0 ~ 20
X15	RMR-4 (condition of discontinuities)	0 ~ 30
X16	RMR-5 (ground water)	0 ~ 15
X17	RMR	0 ~ 100
X18	Q	0 ~ 1000
Output Y1	Deformation modulus ( <i>GPa</i> )	0 ~ 30
Y2	Cohesion ( <i>MPa</i> )	0 ~ 20
Y3	Friction angle ( ° )	0 ~ 90

Table 2. Four combinations of training and validation data for each model. Each set has 26 or 27 of data, which are set#1 (1~27), set#2 (27~54), set#3 (55~81) and set#4 (82~107).

Model No.	output	Training data	Validation data
Model 11	Deformation Modulus	set#1, set#2, set#3	set#4
Model 12	Cohesion		
Model 13	Friction Angle		
Model 21	Deformation Modulus	set#1, set#2, set#4	set#3
Model 22	Cohesion		
Model 23	Friction Angle		
Model 31	Deformation Modulus	set#1, set#3, set#4	set#2
Model 32	Cohesion		
Model 33	Friction Angle		
Model 41	Deformation Modulus	set#2, set#3, set#4	set#1
Model 42	Cohesion		
Model 43	Friction Angle		

$$SE = \left( \frac{\sum_{k=1}^n (y_k - \hat{y}_k)^2}{n} \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$Rate = \frac{|SE - SE(0)|}{SE}$$

여기서  $y_k$ 는 목표출력값,  $\hat{y}_k$ 는 퍼지모델의 예측값, 그리고  $n$ 은 자료의 총 개수이며,  $SE(0)$ 은 이전 학습단계에서의  $SE$ 이다. 학습이 종료되는 기준으로  $SE < 0.1$ ,  $Rate < 0.05$ 을 적용하였다. 변형계수, 점착력, 그리고 마찰각에 대해서 그 결과를 Table 3에 나타내었다. 먼저 학습자료에서 상대오차가 변형계수 및 점착력의 경우 10% 내외를 보였고, 마찰각은 5% 이내의 크기를 보였다. 이는 변형계수 및 점착력이 마찰각에 비해 분산이 크기 때문으로 판단되며, 가장 작은 오차를 보인 퍼지모델은 Model 21, 22, 23으로서 그 때의 클러스터의 개수는 모두 2개이다. 이렇게 구현된 퍼지모델에 대하여 검증자료를 사용하여 예측능력을 시험해 본 결과  $SE$ 가 학습자료의 값보다 2배에서 3배 크게 나왔다. 흥미로운 사실은 학습자료에서 가장 좋은 예측능력을 보였다 하더라도 검증자료에서는 그렇지 않을 수 있다는 사실이다. 이는 학습자료의 개수가 충분히 많지 않고 또한 검증자료의 값이 학습자료와 다른 범위에 있을 수 있기 때문에 생기는 문제라고 판단된다.

Table 3. Number of clusters, RMSE and Rate in the fuzzy model.

Model No.	Number of Clusters	Training Data			Validation Data	
		RMSE	Unscaled RMSE (GPa)	Rate	RMSE	Unscaled RMSE (GPa)
Model 11	3	0.12776	3.76	0.03617	0.14798	4.35
Model 21	2	0.09488	2.79	0.10506	0.17729	5.21
Model 31	4	0.11734	3.45	0.02845	0.14749	4.34
Model 41	4	0.10910	3.31	0.22374	0.14061	4.13
Average		0.11316	3.33	0.08915	0.15334	4.51

(a) Deformation modulus

Model No.	number of Clusters	Training Data			Validation Data	
		RMSE	Unscaled RMSE (MPa)	Rate	RMSE	Unscaled RMSE (MPa)
Model 12	2	0.08173	1.60	0.00958	0.11360	2.23
Model 22	2	0.06612	1.30	0.08623	0.18433	3.61
Model 32	4	0.07826	1.53	0.40344	0.09205	1.80
Model 42	2	0.09530	1.87	0.21906	0.15417	3.02
Average		0.08035	1.58	0.17958	0.13604	2.67

(b) Cohesion

Table 3. Number of clusters, RMSE and Rate in the fuzzy model, *Continued*.

Model No.	number of Clusters	Training Data			Validation Data	
		RMSE	Unscaled RMSE ( ° )	Rate	RMSE	Unscaled RMSE ( ° )
Model 13	2	0.02074	1.87	0.09334	0.02788	2.51
Model 23	2	0.01577	1.42	0.03058	0.04245	3.82
Model 33	2	0.02115	1.90	0.14517	0.02125	1.91
Model 43	2	0.02060	1.85	0.10916	0.03396	3.06
Average		0.01957	1.76	0.09456	0.03138	2.82

(c) Friction angle

### 3. 결 과

If - Then 형식의 퍼지규칙에서 각 입력변수의 선형식으로 이루어진 결론부 변수의 계수 (consequence's parameter)는 그 값이 양과 음인 경우 각각 출력변수에 긍정적 또는 부정적 방향으로 작용한다. 또한 이들 계수의 크기는 입력값이 출력값에 미치는 영향의 크기를 나타내므로 그 값이 클수록 출력변수에 많은 영향을 준다고 볼 수 있다. RMSE가 가장 작은 Model 21, 22, 23의 경우 최적클러스터의 개수가 2개이므로 퍼지규칙 또한 2개이고 각 규칙에서 입력변수의 소속도 함수도 2개로 나뉜다. 여기서는 Model 21, 22, 23에 대하여 퍼지규칙 및 검증자료의 실제값과 예측값을 나타내었다.

#### 3.1 암반변형계수

변형계수 예측모델의 퍼지규칙은 다음과 같이 주어진다.

<Model 21>

Rule 1 : If  $x_1$  is *low* then

(변형계수) =  $-2.003 + 2.663(\text{비중}) - 0.353(\text{흡수율}) - 0.615(\text{P파속도}) - 0.285(\text{S파속도}) - 0.781(\text{압축강도}) + 0.566(\text{탄성계수}) + 0.317(\text{포아송비}) - 1.140(\text{인장강도}) + 0.959(\text{점착력}) + 0.893(\text{마찰각}) + 0.337(\text{RQD}) - 0.122(\text{RMR1}) - 0.159(\text{RMR2}) - 0.476(\text{RMR3}) + 0.271(\text{RMR4}) + 0.260(\text{RMR5}) + 0.769(\text{RMR}) + 2.626(\text{Q})$

Rule 2 : If  $x_2$  is *high* then

(변형계수) =  $-3.027 + 4.566(\text{비중}) - 0.548(\text{흡수율}) + 0.024(\text{P파속도}) - 0.578(\text{S파속도}) - 0.605(\text{압축강도}) - 0.802(\text{탄성계수}) - 0.037(\text{포아송비}) + 0.874(\text{인장강도}) + 0.147(\text{점착력}) + 0.316(\text{마찰각}) - 0.196(\text{RQD}) + 0.548(\text{RMR1}) - 0.059(\text{RMR2}) + 0.633(\text{RMR3}) - 0.332(\text{RMR4}) + 0.301(\text{RMR5}) + 1.243(\text{RMR}) - 0.887(\text{Q})$

Figure 1은 Model 21에 검증자료를 입력하였을 때 실제값과 예측값을 각각 실선과 점선으로 이어서 나타낸 것이고 Figure 2는 Model 21의 결론부 변수의 계수를 막대그래프로 나타낸 것이다. 가로축의 숫자는 18개의 입력변수 X1, X2, ..., X18을 나타낸 것이다.

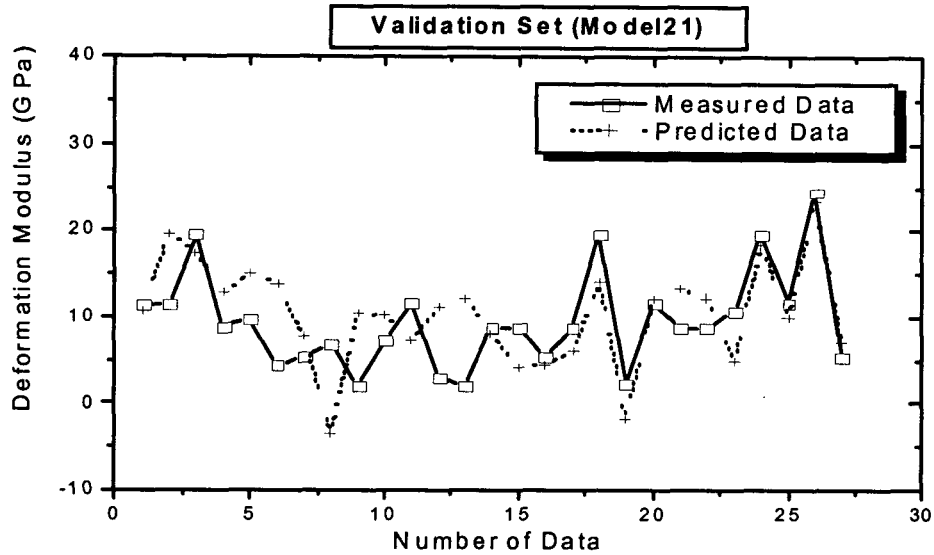
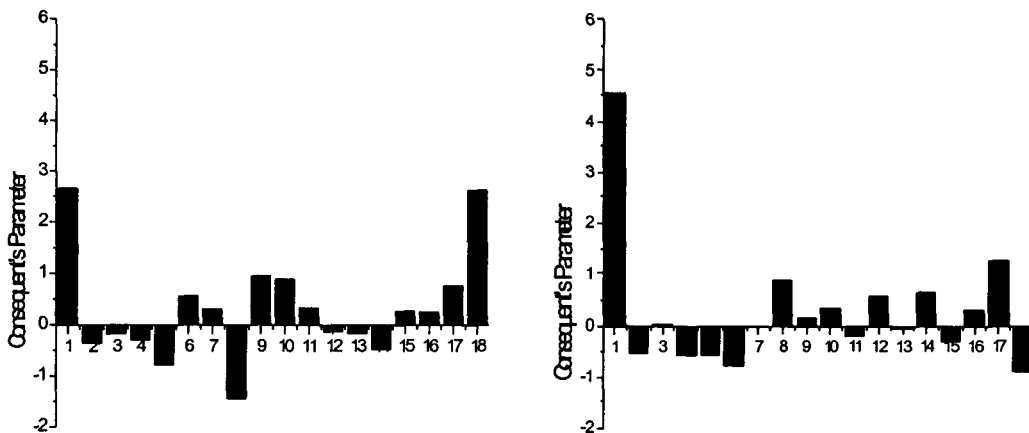


Figure 1. Performance of the fuzzy model for deformation modulus on the validation data set (25% of the available data).



(a) Rule 1

(b) Rule 2

Figure 2. Consequence's parameter of Model 21.

### 3.2 점착력

점착력 예측모델의 퍼지규칙은 다음과 같다.

<Model 22>

Rule 1 : If  $x_1$  is *low* then

$$\begin{aligned} (\text{점착력}) = & -0.552 + 0.490(\text{비중}) + 0.091(\text{흡수율}) + 0.075(\text{P과속도}) - 0.077(\text{S과속도}) - 0.206(\text{압축강도}) \\ & - 0.075(\text{탄성계수}) + 0.181(\text{포아송비}) - 0.315(\text{인장강도}) + 0.383(\text{점착력}) + 0.309(\text{마찰각}) + 0.191(\text{RQD}) \\ & - 0.056(\text{RMR1}) - 0.043(\text{RMR2}) - 0.177(\text{RMR3}) + 0.119(\text{RMR4}) + 0.088(\text{RMR5}) + 0.155(\text{RMR}) \\ & + 0.711(\text{Q}) \end{aligned}$$

Rule 2 : If  $x_2$  is *high* then

$$\begin{aligned} (\text{점착력}) = & -1.309 + 2.365(\text{비중}) + 2.023(\text{흡수율}) + 0.584(\text{P과속도}) - 1.076(\text{S과속도}) + 0.435(\text{압축강도}) \\ & + 0.433(\text{탄성계수}) - 0.073(\text{포아송비}) + 0.809(\text{인장강도}) - 0.285(\text{점착력}) - 0.157(\text{마찰각}) - 0.145(\text{RQD}) \\ & + 0.281(\text{RMR1}) - 0.135(\text{RMR2}) + 0.382(\text{RMR3}) + 0.005(\text{RMR4}) - 0.194(\text{RMR5}) + 0.360(\text{RMR}) \\ & - 0.401(\text{Q}) \end{aligned}$$

앞에서와 마찬가지로 Figure 3은 Model 22에 검증자료를 입력하였을 때 실제값과 예측값을 각각 실선과 점선으로 이어서 나타낸 것이고 Figure 4는 Model 22의 결론부 변수의 계수를 막대그래프로 나타낸 것이다. 가로축의 숫자는 18개의 변수 X1, X2, ..., X18을 나타낸 것이다.

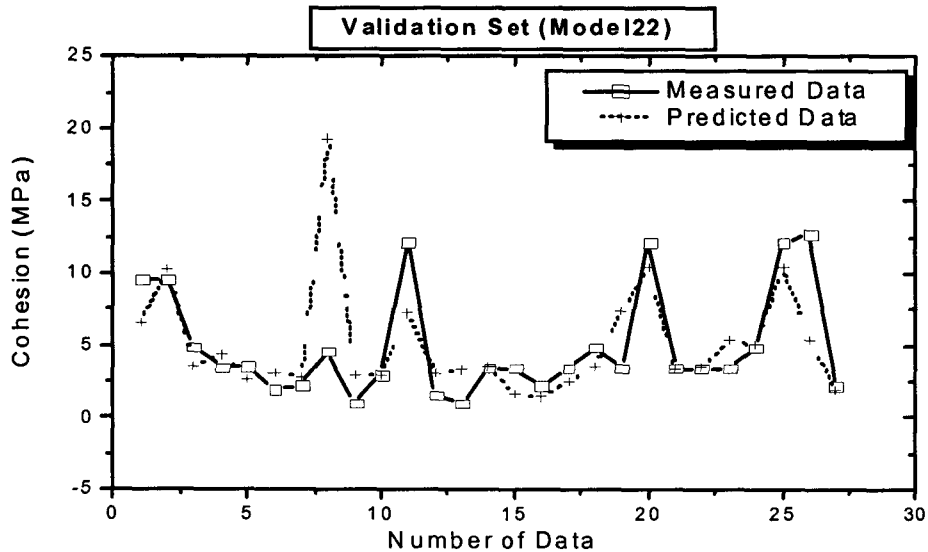
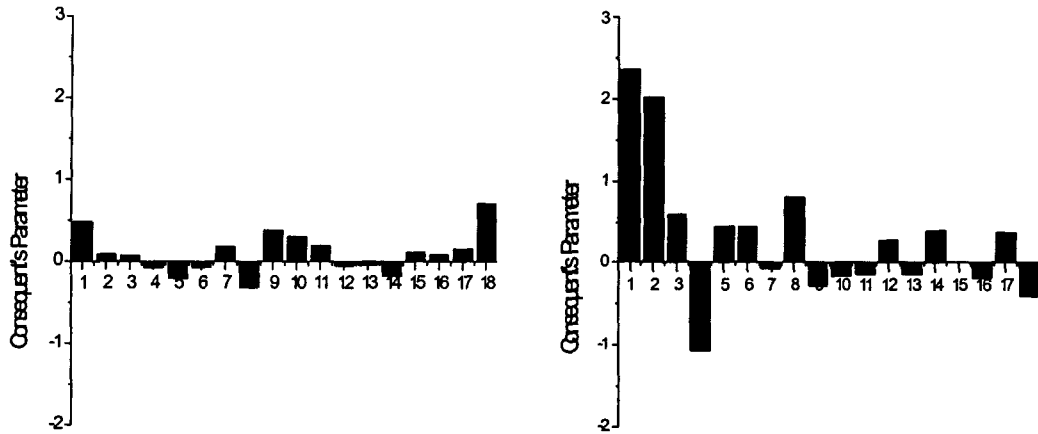


Figure 3. Performance of the fuzzy model for cohesion on the validation data set (25% of the available data).



(a) Rule 1 (b) Rule 2

Figure 4. Consequence's parameter of Model 22.

### 3.3 마찰각

마찰각 예측모델의 퍼지규칙은 다음과 같다.

<Model 23>

Rule 1 : If  $x_1$  is *low* then

$$\begin{aligned}
 (\text{마찰각}) = & -0.081 + 0.776(\text{비중}) + 0.038(\text{흡수율}) - 0.302(\text{P파속도}) + 0.209(\text{S파속도}) - 0.127(\text{압축강도}) \\
 & + 0.147(\text{탄성계수}) + 0.039(\text{포아송비}) - 0.260(\text{인장강도}) + 0.206(\text{점착력}) + 0.086(\text{마찰각}) + 0.047(\text{RQD}) \\
 & - 0.156(\text{RMR1}) - 0.014(\text{RMR2}) - 0.133(\text{RMR3}) + 0.099(\text{RMR4}) + 0.010(\text{RMR5}) + 0.244(\text{RMR}) + 0.041(\text{Q})
 \end{aligned}$$

Rule 2 : If  $x_2$  is *high* then

$$\begin{aligned}
 (\text{마찰각}) = & -0.203 + 0.985(\text{비중}) - 0.211(\text{흡수율}) + 0.056(\text{P파속도}) - 0.254(\text{S파속도}) - 0.016(\text{압축강도}) \\
 & + 0.049(\text{탄성계수}) + 0.052(\text{포아송비}) - 0.068(\text{인장강도}) + 0.013(\text{점착력}) + 0.024(\text{마찰각}) - 0.025(\text{RQD}) \\
 & + 0.078(\text{RMR1}) + 0.025(\text{RMR2}) + 0.069(\text{RMR3}) + 0.050(\text{RMR4}) + 0.040(\text{RMR5}) + 0.048(\text{RMR}) - 0.074(\text{Q})
 \end{aligned}$$

앞에서와 마찬가지로 Figure 5은 Model 23에 검증자료를 입력하였을 때 실제값과 예측값을 각각 실선과 점선으로 이어서 나타낸 것이고 Figure 6는 Model 23의 결론부 변수의 계수를 막대그래프로 나타낸 것이다. 가로축의 숫자는 18개의 변수  $X_1, X_2, \dots, X_{18}$ 을 나타낸 것이다.



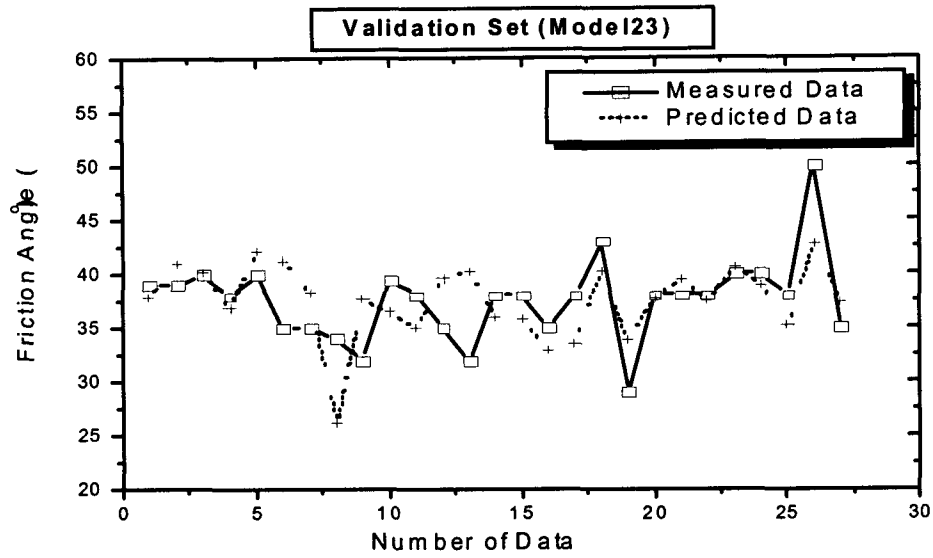


Figure 5. Performance of the fuzzy model for friction angle on the validation data set (25% of the available data).

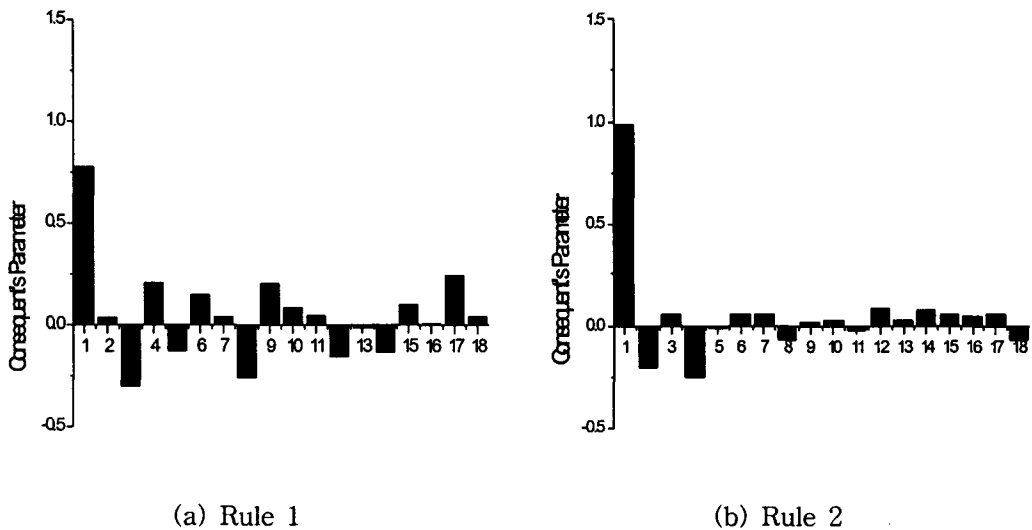


Figure 6. Consequence's parameter of Model 23.

변형계수, 점착력, 그리고 마찰각 예측 퍼지모델에서 그 결론부 변수들을 조사해 본 결과 양의 방향으로는 비중이 가장 큰 영향을 미치고 Q값, RMR 등의 순이었으며, 음의 방향으로는 인장강도 및 P파 속도 등이 큰 영향을 미치는 것으로 나타나 기존의 예상과는 다른 결과를 보이고 있다. 특히 비중의 경우 세 모델에서 가장 큰 값을 보이고 있는데 이는 비중이 상대적으로 그 값의 변화가 작아 퍼지모델 내에서 중요한 입력변수로 작용하였음을 보여주었다고 할

수 있다. 이처럼 예상과 다른 결과가 나온 것은 입력자료의 수가 충분히 많지 않을 뿐 만 아니라 퍼지모델 자체가 입력변수 전체의 변화에도 결과값을 다르게 추론할 수 있기 때문이기도 하다.

### 3.4 기존의 방법과의 비교

기존의 경험식과 퍼지모델과의 결과를 비교해 보았다. 변형계수, 점착력, 마찰각 산정을 위해 제안된 식들에 대하여 학습자료 및 검증자료로써 퍼지모델과 RMSE를 비교한 것을 각각 Table 4, 5, 6에 나타내었다. 본 연구에서 개발된 퍼지모델의 RMSE가 가장 작은 것을 알 수 있다. 이는 경험식이 특수한 상황을 반영하여 제안된 식인데 반하여 퍼지모델은 대상지역의 자료들로부터 데이터 클러스터링 방법에 의해 학습된 것이기 때문에 검증자료 및 학습자료에서 일반적인 경험식보다 예측능력이 더 뛰어남을 보인다고 생각된다.

Table 4. RMSE obtained from the conveniently used equations and model 21 for deformation modulus.

Proposer (year)	Training Data (GPa)	Validation data (GPa)
Bieniawski & Serafim (1983)	16.61	14.74
Nicholson & Bieniawski (1990)	6.06	5.45
Trunk & Floss (1991a)	6.73	4.73
Trunk & Floss (1991b)	7.27	5.25
Grimsted & Barton (1993)	20.77	22.66
Kim (1993)	8.09	8.21
Hönisch (1993a)	6.12	5.67
Hönisch (1993b)	7.23	8.11
Mitri, et al. (1994)	17.42	19.48
Barton (1995)	20.41	20.68
Aydan (1997)	12.90	12.09
<b>Fuzzy Model (Model 21)</b>	<b>2.79</b>	<b>4.34</b>

Table 5. RMSE obtained from the conveniently used equations and model 22 for cohesion.

Proposer (year)	Training Data (MPa)	Validation data (MPa)
Bieniawski (1989)	4.12	5.91
Tsuchiya (1984)	15.90	14.39
Trueman (1988)	2.91	2.88
Kim (1993)	2.62	3.94
<b>Fuzzy Model (Model 22)</b>	<b>1.42</b>	<b>1.91</b>

Table 6. RMSE obtained from the conveniently used equations and model 23 for friction angle.

Proposer (year)	Training Data (Deg)	Validation data (Deg)
Bieniawski (1989)	5.7	6.1
Tsuchiya (1984)	8.8	8.7
Trueman (1988)	6.8	7.2
Kim (1993)	4.5	3.9
<b>Fuzzy Model (Model 23)</b>	<b>1.3</b>	<b>1.8</b>

#### 4. 결 론

본 연구는 지하구조물 설계시 필요한 입력변수를 예측하기 위하여 퍼지이론을 적용하였다. 기존의 방법은 과거의 자료로부터 얻은 경험식을 이용하여 결정하거나 확률론적인 방법을 활용한 Monte-Carlo 시뮬레이션 기법을 이용한 것이다. 변형계수의 경우는 많은 제안식이 제시되어 있으나 각 식마다 차이가 심해 모든 현장에 일률적으로 적용하기 어려우며, 점착력이나 마찰각의 경우는 변형계수만큼 심도있는 연구가 이루어지지 않은 실정이다. 따라서 본 연구는 지하구조물 안정성 해석을 위한 수치해석에 필요한 입력변수를 예측하기 위하여 실제 현장에서 실시하고 있는 실내시험이나 지반조사자료의 결과로부터 퍼지이론의 적용가능성을 연구하였다. 연구내용을 정리하면 다음과 같다.

1) 18개의 입력변수와 3개의 출력변수(변형계수, 점착력, 마찰각)를 가지는 107개의 자료들을 네 등분하여 75%는 학습자료로 25%는 퍼지모델의 예측능력을 알아보기 위한 검증자료로 사용하여 각각 4개의 모델을 설정하여 학습자료와 검증자료의 평균제곱오차(RMSE)와 Rate를 계산하였다. 모델 학습완료의 기준은 RMSE가 10%이내 Rate가 5% 이내로 하였다.

2) 검증자료의 RMSE가 학습자료의 RMSE보다 1%내지 5%정도 크게 나왔으며 이는 학습자료의 수가 많지 않아 학습자료의 분포가 넓게 퍼져있지 않고 편중되어 있기 때문인 것으로 보인다. 학습자료의 경우 스케일화된 RMSE는 변형계수가 10% 내외, 점착력은 10% 이내, 마찰각은 5% 이내의 범위에 있다.

3) 퍼지모델은 변형된 TS fuzzy model을 사용하였으며, 각각의 출력변수에 대하여 네 가지 모델들 중에서 학습자료에 대해서는 Model 21, 22, 23이 검증자료에서는 Model 31, 32, 33이 최소의 RMSE 값을 보여주었다. 이 때의 클러스터의 개수는 2개이다.

4) 퍼지규칙의 결론부 변수로부터 입력변수가 출력변수에 미치는 영향을 알 수 있었다. 예측능력이 가장 좋은 Model 21, 22, 그리고 23을 대상으로 결론부 변수를 관찰한 결과 비중과 흡수율 그리고 Q 값이 출력변수에 양의 방향으로 많은 영향을 주었고 인장강도 등이 음의 방향으로 영향을 주는 것으로 나타났다. 그러나 이것은 개개의 입력변수와 출력변수간의 관계가

아닌 전체적인 관련성이므로 단지 이 계수가 큰 것이 물리적으로도 그런 관계가 있다고 단정할 수 없었다.

5) 예측된 출력변수들과 기존의 경험식으로 얻은 결과를 RMSE의 크기로써 비교해본 결과 TS 퍼지모델이 더 작게 나왔다. 이는 기존의 경험식을 대체하여 암반물성을 예측하는데 퍼지이론을 사용할 수 있음을 보여주는 것이라고 사료된다.

6) 현장에서부터 암반물성을 직접 계측한 자료나 또는 학습자료를 얻은 지역과 전혀 다른 곳에서 얻은 검증자료가 있었다면 퍼지모델의 예측능력을 더 잘 평가할 수 있었을 것이다. 또한 입력자료의 수가 많지 않고 또한 그 분포도 편중되어있어 퍼지모델의 RMSE는 10%범위로 만족할 만한 값이 나오지 않았다. 꾸준한 계측을 통해 입력자료의 데이터베이스(database)가 커진다면 만족할 만한 성과가 나오리라고 기대해본다.

## 5. 사사

본 연구는 건설교통부 건설기술개발사업의 지원을 받아 수행한 연구임을 밝힙니다.

## 참고문헌

1. 김치환, 임경호 외, 2000, 암반공학적 고찰에 의한 추곡-웅진간 도로터널 설계 사례의 분석, Vol. 10, No. 1, pp. 121~142.
2. 배규진, 조만섭, 2001, 퍼지집합이론 및 뉴로-퍼지기법을 이용한 RMR 값의 추론, 터널과 지하공간, 한국암반공학회, Vol. 11, No. 4, pp. 289~300.
3. 신희순, 2000, 지반조사 및 시험결과 활용과 문제점, 터널과 지하공간, 한국암반공학회, Vol. 10, No. 1, pp. 92~100.
4. 이성원, 조만섭 외, 1999, 터널 콘크리트 라이닝의 상태평가를 위한 퍼지추론기법의 연구, 터널과 지하공간, 한국암반공학회, Vol. 9, No. 4, pp. 337~349.
5. 장명환, 양형식, 1999, 암반구조물의 수치해석을 위한 입력자료의 비교분석, 터널과 지하공간, 한국암반공학회, Vol. 9, No. 3, pp. 221~229.
6. 정용훈, 2001, 터널발파에서 비장약량 및 진동속도 예측을 위한 신경망이론의 적용, 공학석사학위논문, 서울대학교.
7. Chen, J. -Q., Xi, Y. -G., Zhang, Z. -J., 1998, A clustering algorithm for fuzzy model identification, Fuzy Sets and Systems, pp. 319~329.
8. Fairhurst, C., Lin, D., 1985, Fuzzy methodology in tunnel support design, Proceedings of 26th US Symposium on Rock Mechanics, Rapid City, SD, pp. 269~278.
9. Grima, M. A., Babuska, R., 1999, Fuzzy model for the prediction of unconfined compressive strength of rock samples, Int. J. of Rock Mech. and Min. Sci. & Geomech., Vol. 36, No. 3, pp. 339~349.
10. Grima, M. A., Meulenkamp, F., 1999, Application of neural networks for the prediction of the unconfined compressive strength (UCS) from Equotip hardness, Int.

- J. of Rock Mech. and Min. Sci. & Geomech., Vol. 36, No. 1, pp. 29~39.
11. Grima, M. A., 2000, Neuro-fuzzy modeling in engineering geology, A. A. Balkema.
  12. Nguyen, V. U., 1985, Some fuzzy set applications in mining geomechanics, Int. J. of Rock Mech. and Min. Sci. & Geomech., Vol. 22, No. 6, pp. 369~379.
  13. Nguyen, V. U., Ashworth, E., 1985, Rock mass classification by fuzzy sets, 26th US Symposium on Rock Mechanics, Rapid City, SD, pp. 937~945.
  14. Takagi, T., Sugeno, M., Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Trans. System Man Cybernetics, Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116~132.