

인공지능기법을 활용한 그라우트의 주입제어

정윤영^{1)*}, 이정인²⁾

Grout Injection Control using AI Methodology

Yun-Young Jeong and Chung-In Lee

Abstract The utilization of AI(Artificial Intelligence) and Database could be considered as an useful access for the application of underground information from the point of a geotechnical methodology. Its detailed usage has been recently studied in many fields of geo-sciences. In this paper, the target of usage is on controlling the injection of grout which more scientific access is needed in the grouting that has been used a major method in many engineering application. As the proposals for this problem, it is suggested the methodology consisting of a fuzzy-neural hybrid system and a database. The database was firstly constructed for parameters dynamically varied according to the conditions of rock mass during the injection of grout. And then, the conceptual model for the fuzzy-neural hybrid system was investigated for optimally finding the controlling range of the grout valve. The investigated model applied to four cases, and it is found that the controlling range of the grout valve was reasonably deduced corresponding to the mechanical phenomena occurred by the injection of grout. Consequently, the algorithm organizing the fuzzy-neural hybrid system and the database as a system can be considered as a tool for controlling the injection condition of grout.

KeyWords Fuzzy-neural hybrid system, Database, Fuzzy inference system, Artificial neural network, Fuzzy logic, Fuzzy set, Membership function, Grout valve

초 록 지하정보의 활용에 관한 방법론적인 관점에서 인공지능기술과 데이터베이스의 활용은 최근 지구과학의 여러 분야에서 그 구체적인 적용방법이 모색되고 있다. 본 연구에서는 공학적으로 주요한 용도로 활용되는 그라우팅 공법과 관련하여 과학적인 접근방법이 필요한 그라우트의 주입제어 문제에 집중했다. 이 문제에 대한 방안으로서 암반의 특성에 따라 그라우트의 주입과정에서 동적으로 변화하는 변수들을 데이터베이스로 구축하고 이와 더불어 그라우트 밸브의 최적의 조정치를 유도하는 Fuzzy-neural hybrid system을 활용하는 방법론에 대한 개념적인 모델을 고안했다. 고안한 모델을 네 가지 사례에 적용한 결과 그라우트 밸브의 조정치가 그라우트의 주입과정에서 수반되는 역학적인 현상에 대해 합리적으로 유도되었다. 그러므로 이 모델의 알고리즘이 그라우트의 주입을 제어하는 도구로서 발전할 수 있으리라 판단된다.

핵심어 병합시스템, 데이터베이스, 퍼지추론시스템, 인경신경망, 퍼지논리, 퍼지셋, 구성함수, 그라우트 밸브

1. 서 론

암반은 하나의 연속체라 하기보다 많은 불연속면을 포함하고 있는 물질이다. 암반 내 불확실한 요소들이 반영된 수리역학적인 거동은 하나의 수학적 모델로 설명하기 어려운 비뉴턴 유체(non-Newtonian flow)의 특성을 보인다. 이에 대해 실험적인 연구와 현지암반투수 시험 등이 중요한 연구수단으로 발달되어 왔고, 또한

시공 시 얻어지는 현장자료의 활용이 근래에 와서 주목받고 있다. 하지만 이러한 방법들로부터 얻어진 정보를 현장 엔지니어가 실질적으로 활용할 수 있는 기술에 대한 연구는 충분하지 못한 실정이다.

그 기술의 구체적인 예로서 의사결정정보시스템(decision support system)을 고려할 수 있다. 이의 적용분야로는 그라우트의 주입공정의 합리적인 조정을 생각할 수 있다. 현재 그라우팅은 암반 내 시설물의 지보와 불량한 암반조건을 개선하기 위해 보편적으로 활용되고 있으나(Kutzner, 1996, Xanthakos, 1994), 그라우트의 주입은 여전히 현장 엔지니어의 경험에 주로 의존하고 있는 실정이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 그라우트 주입공정의 표준화와 노동력 절감이 가능한

¹⁾ 서울대학교 지구환경시스템공학부 BK21사업단 연수연구원

²⁾ 서울대학교 지구환경시스템공학부 교수

*교신저자(Corresponding Author): jrhone@empal.com

접수일: 2004년 10월 26일

심사 완료일: 2004년 12월 21일

시스템이 필요하였고, 근래에 들어 많은 노력이 이루어지고 있는 데이터베이스의 구축이 그 단초를 제공한다.

본 연구에서는 그라우팅 방법들 중 스테이지 그라우팅(stage grouting)방법을 대상으로 하였으므로 그라우트 주입공정의 제어는 그라우트 밸브의 조정으로 귀결된다(Shroff and Shah, 1999). 그라우팅 시 원하지 않는 수압파쇄와 변위의 발생을 회피하고 작업이 올바르게 이루어지도록 그라우트 밸브를 조정하기 위한 최적의 시스템으로서, 데이터베이스의 활용과 Fuzzy-neural hybrid system의 응용을 제안한다. Fuzzy-neural hybrid system은 퍼지논리(fuzzy logics)와 인공신경망(artificial neural network)이 협동하여 이루어진 일종의 병합시스템이다(Lin and George Lee, 1996).

이와 같이 인공지능의 관련기술을 활용한 그라우트 주입공정의 제어는 인공지능이 해당 문제를 통해 접하는 주위 환경(즉, 입력변수)과 그 환경에 영향을 미치는 행동으로 기술될 수 있으며(Russell and Norvig, 1995), 그 기술결과(agent description)는 Table 1과 같다.

2. 시스템의 설계

그라우트 주입의 성공여부는 결국 동적으로 변화하는 그라우트의 침투거동에 좌우되므로, 이에 부합하는 Fuzzy-neural hybrid system을 고안하기 위해 구간장의 길이가 2.75~5 m 인 스테이지 그라우팅 공법으로 시공된 100여개의 현장자료에 기초하여 시스템을 구성한다. 그라우팅 현장은 일본 큐슈지역 사가현 내 소재한 댐이 주변 지형과 만나는 부분이었다.

현장자료를 데이터 베이스화 하고 이를 적용하기 위해 인공신경망을 활용하여 그라우트 침투거동의 유형을 판별하고 그라우트 밸브의 최적의 조정범위를 구하기 위해 퍼지추론시스템(Fuzzy inference system)을 활용하는 시스템의 구성알고리즘을 제안한다. 그리고 이를 네 가지 사례에 대한 시뮬레이션을 통해 검증한다.

2.1 그라우팅 지역의 지질조건

그라우팅 지역은 Fig. 1에 나타난 바와 같이 지질학적

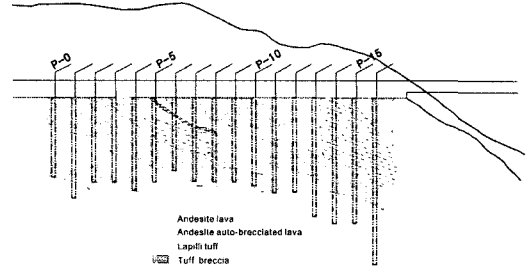


Fig. 1. Geological conditions of the grouting sites

으로 안산암질 용암, 안산암질 각력용암, 화산력응회암 그리고 응회각력암으로 구성된다. 안산암질 용암은 두께 15~25 m의 층을 이루며, 안산암질 각력용암은 선진 시추공 P-7, P-8 까지 그들의 연속성이 확인되었고 P-14, P-15 그리고 P-16에서도 발견되었다. 또한 응회각력암은 선진 시추공 P-5와 P-8에 걸쳐 존재했으며, 이들이 퇴적된 층의 두께는 1~3 m 이었다.

2.2 현장자료

시스템 구성을 위해 사용된 현장자료는 그라우트 주입에 따른 주입구간 내의 그라우팅 상황을 분 단위로 측정된 자료로서, 주입시간(injection time)과 주입률(flow rate) 그리고 주입압력(pressure) 이들 세 가지 변수로 동적으로 변화하는 주입거동을 나타낸다.

또한, 시스템의 입력 자료가 나타내는 주입거동을 판별하기 위한 데이터베이스로서 활용된 100여개의 현장자료는 암반의 조건과 그라우트의 주입상태에 따라 엄밀히 구분되고 유형간의 급격한 변화는 피하도록 여섯 가지의 유형으로 구별될 수 있었다. 각각의 조건은 Table 2에 요약된 바와 같다.

3. Fuzzy-neural hybrid system

3.1 Hybrid system의 구성 알고리즘

시스템 구성에 대한 명확한 이해를 위해, 우선 그 구성 알고리즘을 Fig. 2로 도식화한다.

그라우트 주입상태를 나타내는 입력치가 처리되는 호

Table 1. Agent description of AI on the grout injection

Agent Type	Percepts	Actions	Goals	Environment
The controller of grout valve	Parameters varied during grouting - Pressure - Flow rate - Time	Control over the opening of grout valve	The optimal control on the grout injection	Data obtained during grouting

Table 2. Summary on the conditions of each group corresponding six types

Group	Condition	
	Rock mass	Grouting behavior
Type 1	- A large size of apertures - The state of stress in rock mass lower than the injection pressure	- A large quantity of flow rate immediately after grout injection - Reaching to the limiting pressure at the end of the grout injection
Type 2	- New expansion of crack during grout injection	- A large quantity of flow rate immediately after grout injection - Reaching to the limiting pressure early after the grout injection, but a rapid drop at a time in the injection pressure
Type 3	- The condition similar to type 1, but there is not such little initial stress in rock mass	- A large quantity of flow rate immediately after grout injection, but decreased earlier than type 1 - Reaching to the limiting pressure earlier than type 1
Type 4	- There are not certain defects in rock mass	- The grout injection is equally invoked in the space of the stage - As an ideal condition
Type 5	- A large size of apertures, but the connection of these is not clear	- A large quantity of flow rate immediately after grout injection, but soon decreased - Reaching to the limiting pressure soon after the grout injection
Type 6	- A small size of apertures, but the connection of these is not clear	- A large quantity of flow rate immediately after grout injection, but decreased earlier than type 5 - Reaching to the limiting pressure soon after the grout injection

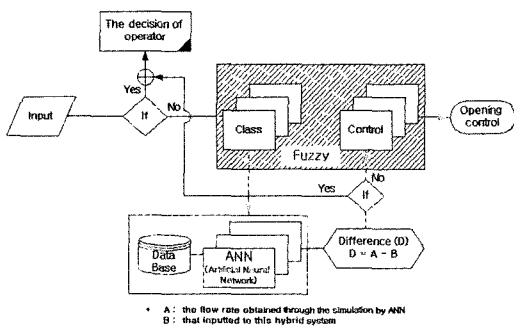


Fig. 2. The diagram of the algorithm of the fuzzy-neural hybrid system

름은 Fig. 2에 제시된 요소들 간의 이동방향과 동일하며, 각각의 요소는 다음과 같이 정의한다.

입력치는 그라우팅 시작직후 매분마다 측정되는 주입 압력과 주입률 그리고 주입시간이며, 이때 주입압력은

심도별 최대압력에 대한 백분율로 변환하였다. 이 최대 압력은 각각의 그라우팅 구간에 대해 사전에 실시되는 수압시험을 통해 결정된다. 주입률은 구간장의 길이에 대해 분당 소비되는 그라우트의 량을 나타낸다. 그라우팅 작업으로 인해 유발될 수 있는 주변암반에서의 이상 현상을 회피하고 현장 기술자의 판단에 따라 작업이 중단되어야 하는 이상조건(abnormal conditions)은 두 가지로 규정하였다. 첫 번째 이상조건은 그라우트의 주입 압력이 해당 구간의 최대압력보다 1.2배 이상 큰 압력을 나타낼 때이다. 필요치를 과도하게 초과하는 압력은 수압파쇄나 그라우팅 범위가 적절히 제어되지 못하는 현상을 초래한다. 두 번째는 주입률이 표준량 보다 2.2 l/min/m 이상 큰 경우이다. 표준량은 상기한 바와 같이 유형별로 구분된 현장자료에 인경신경망을 활용하여 각 그룹별로 얻는다. 100여개의 현장자료에서 동일한 스테이지의 주입률이 분당 2.2 l/m의 범위 내에서 변화했으므로 이 범위를 벗어난 주입률은 그라우트의 누수

현상을 의심해 볼 필요가 있다.

한편, “class”라 명명된 퍼지추론시스템은 매분마다 입력되는 주입압력과 주입률에 대하여 그 유형을 선별하고 입력 자료에 부합하는 데이터 그룹을 결정한다. 인경신경망은 결정된 그룹 내의 데이터베이스 중 주입률을 대상으로 일련의 훈련과정과 시뮬레이션을 수행하고 이로부터 각 그룹(Table 2의 유형별 구분에 상응하는)별로 주입률의 표준치를 분단위로 구한다. 그리고 이 표준치(A)와 시스템에 입력된 주입률(B)간의 차이(difference)를 식 (1)과 같이 구한다.

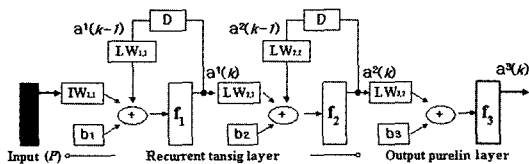
$$Difference = A - B \quad (1)$$

최종적으로 “control”이라 명명된 퍼지추론시스템이 식 (1)의 결과에 상응하는 그라우트 밸브의 개·폐 정도를 결정하게 된다.

이상과 같이 시스템 구성의 핵심은 그라우팅 현장에서 작업과 동시에 동적인 변화가 유발되는 주입여건에 따라 그라우트의 주입이 적절히 수행될 수 있도록 그라우트 밸브를 조정하는 것이다. 이를 위해 퍼지추론시스템과 인경신경망은 상호 간의 시스템 보완적인 관계가 아니라 고유의 역할을 지니며 하나의 목적을 달성하도록 구성되었다. 이러한 구성시스템이 fuzzy-neural hybrid system의 대표적인 예이다.

3.2 인경신경망의 구성

그라우트의 주입여건을 잘 나타내는 주입률의 비선형적인 변화에 대해 효과적이고 신속한 학습을 수행하는 인경신경망은 Fig. 3에 묘사된 바와 같이 2차 Elman network 기반의 지도학습법(supervised learning method)을 활용한 모델로 구성한다. 지도학습법에 따른 목적 데이터의 설정은 Table 2와 같이 구별된 각각의 데이터 그룹 내에서 주입률과 주입압력의 거동이 대표성을 가지는 자료로 하였다.



f_1, f_2 : tangsig function, f_3 : purelin function
 LW : weight between layer and layer
 IW : weight between input and layer, b : bias at each layer
 $a^1(k) = \text{tansig}(LW_{1,1} p + LW_{1,2} a^1(k-1) + b_1)$
 $a^2(k) = \text{tansig}(LW_{2,1} a^1(k) + LW_{2,2} a^2(k-1) + b_2)$
 $a^k(k) = \text{purelin}(LW_{3,2} a^2(k) + b_3)$

Fig. 3. A structure diagram of network model

Fig. 3에서 보듯이, 신경망모델은 두 개의 은닉 층과 하나의 출력 층 그리고 특히 은닉 층의 뉴런으로부터 기억소자(context unit)로의 회기연결을 포함한다. 따라서 기억소자는 은닉 층의 뉴런이 훈련과정상 전 단계에서 구한 가중치(weight)를 보존할 수 있다. 현 단계의 훈련과정에서 입력치에 의한 가중치와 보존된 가중치가 함께 반영됨으로써, 전체 훈련단계에 걸친 학습이 가능하다. 그러므로 Elman network의 탁월한 특징인 기억소자의 존재는 일종의 동적인 메모리 기능을 하게 된다(Elman, 1990). 이 점이 시간에 대해 순차적인 속성을 갖는 주입률의 거동에 필요한 부분이다. 각 층의 뉴런의 전달함수(transfer function)로는 은닉 층의 경우 뉴런의 출력이 -1~1의 범위에서 식 (2)와 같이 S자 모양의 곡선으로 나타나는 tansig 함수가, 출력 층의 경우 선형함수인 purelin 함수가 사용되었다.

$$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} ; n = wp + b \quad (2)$$

여기서 a, w, b : 각 뉴런에서의 출력치, 가중치, 편리
 p : 각 뉴런으로의 입력치
 e : 지수함수

신경망의 훈련은 매 스텝마다 출력 층의 결과값과 목적데이터 간의 오차에 대한 제곱의 합으로 정의되는 오차함수(performance function)가 최소치를 나타내도록 진행된다. 만약 그 오차의 정도가 허용범위를 만족하지 않는다면, 각 뉴런에서 가중치와 편리의 갱신이 출력 층으로부터 입력 층으로 발생한다. 갱신과정은 선형연구(Jeong et al., 2002)에서 주입률의 비선형적인 변화에 최적의 수렴상태를 보인 공역구배 알고리즘(conjugate gradient algorithm)을 활용하여 수행된다. 이 알고리즘에 의하면, 뉴런의 가중치와 편리가 식 (3)과 같이 정의될 때 이들의 갱신은 식 (4)에 정의된 직교벡터(P_k)의 방향으로 이루어진다.

$$X_{k+1} = -X_k + \gamma_k P_k \quad (3)$$

$$P_k = -g_k + \beta_k P_{k-1};$$

$$\beta_k = \frac{\Delta g_{k-1}^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}} \quad (4)$$

여기서 X_k : 계산시점 k에서의 가중치와 편리
 X_{k+1} : 그 다음시점 k+1에서 적용되는 갱신된 가중치와 편리
 γ_k : 계산시점 k에서의 신경망의 학습률(learning rate)

g_k : 계산시점 k에서의 실행함수의 구배(gradient)
 $\Delta g_{k-1}, \Delta g_{k-1}^T$: 전 계산시점 K-1에서의 실행
 함수의 구배변화 및 그 전치
 행렬
 P_k : 계산시점 k 이전 시점에서 얻어진 모든 실행함
 수의 구배변화에 대한 직교벡터

최종적으로 훈련과정을 통해 입력 자료의 특성에 부
 합하도록 갱신된 인경신경망에 시물레이션을 수행함으
 로써 결과치를 얻는다. 결과치의 신뢰도에 영향을 주는
 큰 요인은 과학습(overfitting)의 발생이다. 과학습은 훈
 련과정을 과도하게 수행함으로써 발생하며 결과치의
 일반화를 어렵게 만든다. 이를 회피하기 위한 방법으로
 조기정지(early stopping)기법과 실행율(performance ratio)
 의 활용을 이용하였다. 이와 같은 인경신경망의 방법론
 에 의해, 현장자료는 각각의 데이터그룹에서 Fig. 4와
 같이 크게 훈련과정을 위한 자료, 시물레이션을 위한
 자료로 구분되고 전자의 경우는 또 다시 세 부분(test
 set, validation set, training set)으로 구분되어 인경신경
 망의 계산과정에 적용되었다. 그 결과 각각의 데이터그
 룬에 속하는 현장자료에 대한 표준적인 거동을 얻을 수
 있었다. 단, 여기서 training set이 한 스테이지에서 일
 어나는 일련의 주입작업 전반에 걸친 주입률로 설정 되
 었다. 이러한 방법을 고안한 이유는 인경신경망에 의한
 학습을 통해 얻고자 하는 것이 한 스테이지에서 그라우
 트 주입의 종료 시까지 순차적으로 변화하는 주입률의
 거동이며, 분단위의 주입시간 중에 짝수 번째만을 val
 idation set으로 설정함으로써 조기정지법의 효과를 유
 발할 수 있기 때문이다.

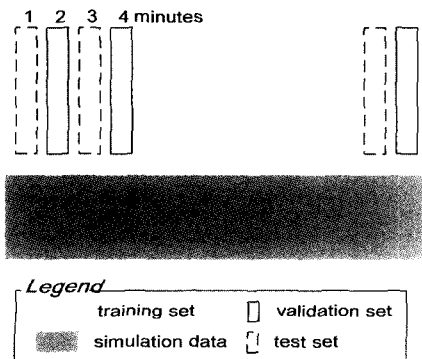


Fig. 4. Composition of the data within each group for ANN(Artificial Neural Network)

3.3 퍼지추론시스템

3.3.1 "class" 퍼지추론시스템

이 시스템의 목적은 상기한 바와 같이 입력 자료가
 나타내는 주입시간에 따른 주입률과 압력의 거동을 분
 석하고 이에 부합하는 데이터 그룹을 선정하는 것이다.
 출력 값이 데이터 그룹을 지시하는 상수이므로, 출력
 측의 구성함수(membership function)가 선형함수이거
 나 상수인 Sugeno 유형의 추론방법이 요구되었다.

입력변수는 매분마다 측정된 주입시간, 주입률 그리
 고 주입압력으로 출력변수는 Table 2에 제시된 데이터
 유형별 분류에 상응하는 6개의 그룹번호로 설정하였다.
 최종 출력 값을 얻기 위한 디퍼지화(defuzzification)는
 평균가중치방법(weighted average method)을 이용하
 였다.

- 구성함수의 구성

퍼지추론시스템에서 각각의 변수는 그 자신의 상태를
 나타내는 일종의 언어함수인 여러 개의 퍼지 셋(fuzzy
 set)으로 구성되며, 이는 가로축을 입력변수로 하고 세
 로축을 해당 언어함수의 만족정도(최대치 1)로 표현하
 는 구성함수로 구체화된다. 입력변수에 대한 구성은 다
 음과 같다.

> **주입압력** : 제한압력에 대한 도달음의 정도를 의미
 하는 "initial", "rising", "approach" 그리고 "reaching"
 이라 명명한 퍼지 셋으로 구성되며, 함수적 표현은 Fig.
 5와 같다. 함수 간의 원활한 이동을 위해 언어함수 간의
 겹침 정도(overlapping zone)는 표준치인 50%로 하였
 고 정의구역은 시스템의 안전 상 주입압력의 120%까지
 설정하였다.

> **주입률** : 그라우트 소비량의 정도를 의미하는 "little",
 "normal" 그리고 "much"라 명명한 퍼지 셋으로 구성

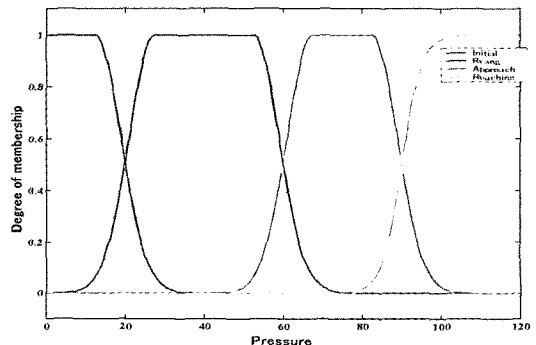


Fig. 5. Membership function of pressure

되며, 함수적 표현은 Fig. 6과 같다. 언어함수 간의 겹침 정도는 앞서와 동일한 이유로 50%로 하였고, 100여개의 현장자료에서 주입률의 최대치가 4~5 l/min/m의 범위를 나타내었기 때문에 정의구역은 7 l/min/m의 주입률이 최대치가 되도록 설정하였다.

> **주입시간** : 주입시간의 시기적인 흐름을 의미하는 "primary", "secondary", "tertiary" 그리고 "final"이라 명명한 퍼지 셋으로 구성되며, 함수적 표현은 Fig. 7과 같다. 정의구역은 현장자료의 평균주입시간이 300분임을 고려하여 최대 360분으로 설정하였다.

출력변수는 시스템 구성목적에 따라 데이터 그룹을 지시하는 상수변수로 정의한다.

> **데이터 그룹** : 각각의 그룹을 의미하는 "group 1", "group 2", "group 3", "group 4", "group 5" 그리고 "group 6"이라 명명한 상수형태의 퍼지 셋으로 구성되므로, 그 함수적 표현은 그룹 번호 즉, 상수 그 자체이다.

- 퍼지논리의 구성

퍼지 셋의 조합으로 구성된 입·출력 변수들에 대한

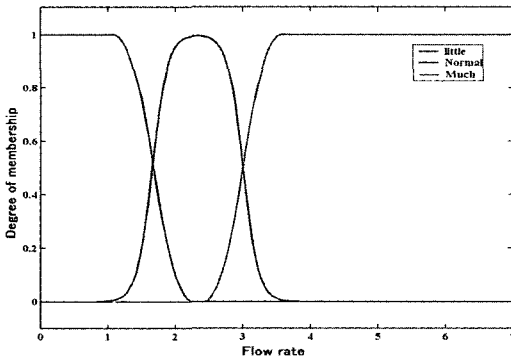


Fig. 6. Membership function of flow rate

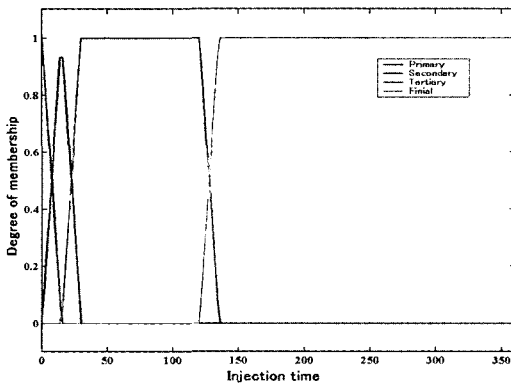


Fig. 7. Membership function of injection time

추론과정의 실현은 퍼지 논리의 활용을 통해 가능하다. 데이터 그룹의 선정을 위한 퍼지 논리는 상기의 100여개의 현장자료를 토대로 주입압력과 주입률의 동적인 거동을 주입시간의 시기적인 흐름에 따라 고찰하였다. 총 35개의 퍼지 논리가 작성되었고 한 예로 (5)를 제시한다.

"If (pressure is initial) and (flow rate is little) and (time is primary) then (group is group 1)" (5)

3.3.2 "control" 퍼지추론시스템

이 시스템의 목적은 상기한 바와 같이 선택된 데이터 그룹에 인공신경망을 적용하여 구한 표준치와 입력된 주입률 간의 차이의 정도에 부합하도록 그라우트 밸브의 열림을 조정하는 최종 결과 치를 얻는 것이다. 따라서 출력변수는 밸브의 스트로크로 설정되고 그 범위가 그라우트 주입상태를 잘 반영하도록 결정되어야 하기 때문에, Mamdani 유형의 추론시스템이 요구되었다. 디퍼지화 방법은 추론과정의 결과로 발생하는 퍼지 영역의 중심점을 구하는 센트로이드 방법(centroid method)을 이용하였다.

- 구성함수의 구성

입력변수 주입률의 차이(식 (1)에서 정의됨)의 구성함수는 다음과 같이 구성되었다.

> **주입률의 차이(difference)** : 이 변수는 시스템에 입력된 주입률을 인공신경망의 시뮬레이션 결과 얻어진 각 데이터 그룹별 표준치에 대한 상대적인 대수학적 차이로서 정의되므로, 구성함수는 그 차이의 정도를 의미하는 언어함수로 나타내어야 했다. 그 결과 입력치와 데이터 그룹의 표준치를 기준으로 차이의 대소를 표현하는 퍼지 셋 - VNL(very negative large), NL(negative large), NM(negative middle), NS(negative small), ZR(zero), PS(positive small), PM(positive middle), PL(positive large), VPL(very positive large) - 으로 구성되었다. 이에 대한 함수적 표현은 기본적으로 Fig. 8에 제시한 바와 같이 안정적이고 정확한 결과유도를 위해 삼각형 형태의 퍼지 셋을 그 함수 간의 겹침이 50%가 되도록 작성하였다. 이와 더불어, 결과치의 정밀도가 요망되는 ZR 퍼지 셋은 50%이상의 겹침 방법(Zadeh, 1999)을 활용한다. 그리고 그라우트 밸브의 극단적인 조작을 야기할 수 있는 결과치의 유도를 막기 위해 정의구역의 양 끝단에 돌출형태의 퍼지 셋이 적용되고, 정의구역은 Fig. 2에서 고찰한 이상조건을 고려하여 -2.2~2.2 l/min/m의 범위로 설정한다.

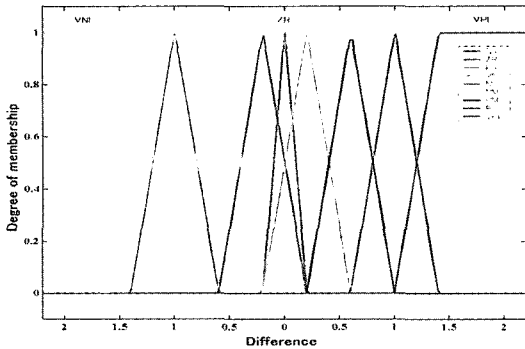


Fig. 8. Membership function of difference

출력변수로서 본 연구에서 고안한 hybrid system의 최종 변수이기도 한 스트로크(stroke)의 구성함수는 다음과 같다.

> 스트로크 : 용어 적으로 기계적인 행정을 의미하는 이 언어함수는 그라우트 밸브의 조정과 관련하여 밸브의 열림과 닫힘을 수행하기위해 필요한 기계적 행정의 크기를 나타낸다. 열림과 닫힘은 그라우트 주입거동에 대응한 상대적인 개념으로 받아들여야 함으로, 그 판단의 기준점은 그라우트 밸브의 전체 스트로크 범위의 중간 지점으로 설정하였다. 따라서 50%의 스트로크는 밸브의 완전한 열림을, -50%의 스트로크는 밸브의 완전한 닫힘을 의미한다. 퍼지 셋의 구성은 기준점에 대한 밸브의 상대적인 개·폐를 나타내는 - CVL(closing in the very large), CL(closing in the large), CM(closing in the middle), CS(closing in the small), NULL(null point), OS(opening in the small), OM(opening in the middle), OL(opening in the large), OVL(opening in the very large) - 함수들로 이루어졌다. 함수적 표현은 Fig. 9에 나타낸 바와 같으나, 정의구역의 범위는 -40~40%의 스트로크로 제한하였다. 이것은 완전한 열림·

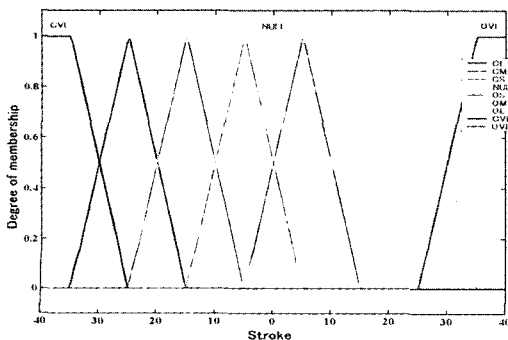


Fig. 9. Membership function of stroke

닫힘과 같은 극단적인 조작이 다수의 시추공을 하나의 순환라인으로 연결하여 이루어지는 그라우팅 작업에서 작업 자체의 안전성에 위협을 줄 수 있기 때문이다. 언어함수 간의 겹침은 표준적인 50% 겹침을 기본으로 하며, Fig. 8에서 고려한 동일한 이유로 NULL 퍼지 셋에서는 50%이상의 겹침 방법을, 정의구역의 양 끝단에서는 돌출형태의 퍼지 셋을 이용하였다.

- 퍼지논리의 구성

시스템의 최종 단계인 “control” 퍼지추론시스템의 퍼지논리는 그라우트 밸브의 작동원리에 기초한다. 시스템 구성원리의 관점에서 일례를 들어 고찰하면 다음과 같다.

우선, 주입률의 크기는 식 (1)에서 정의된 바와 같이 각 그룹의 표준량에 대해 현재 주입되는 그라우트의 상대적인 량으로 표현함을 인지해야 한다. 만약 시추공 내로 주입되는 량이 표준량보다 다소 적다면 해당구간의 압박에서 그라우트의 침투거동이 진전되어 필요 이상의 그라우트 유입이 역효과를 야기할 수 있는 상태임을 의미한다. 이런 경우 밸브의 스트로크는 다소 열림 상태로 조정되어 시추공 내 보다 순환라인 쪽으로 그라우트가 흐르도록 유도되어야 수압파쇄 등의 역효과의 발생이 없이 정상적으로 그라우팅이 진행될 수 있다. 이를 퍼지논리로서 표현하면 (6)으로 나타낼 수 있다.

$$\text{“If (difference is ps) then (stroke is os)”} \quad (6)$$

이와 동일한 원리로 입력변수 “difference”의 퍼지 셋과 출력변수 “stroke”의 퍼지 셋 사이에 총 9개의 퍼지 논리가 존재하였다.

4. 인경신경망의 훈련결과 및 시스템의 적용결과

4.1 인경신경망의 훈련결과

Fig. 2에 도시한 바와 같이 고안된 그라우트 주입제어를 위한 시스템에서 인경신경망은 각 데이터 유형별로 주입률의 표준적인 거동을 구하기 위해 사용되었다. 인경신경망의 학습결과는 학습을 통해 갱신된 모델에 기초한 모사결과와 목적 데이터(target data)에 대해 선형 회귀분석을 수행함으로써 판단된다. 그 수행결과는 Fig. 10~Fig. 12와 같으며, 여섯 가지 데이터 유형에 상응하여 구분된 그룹 모두에서 0.9 이상의 양호한 상관계수를 나타내며 각 유형별 거동에 잘 부합함을 알 수 있다.

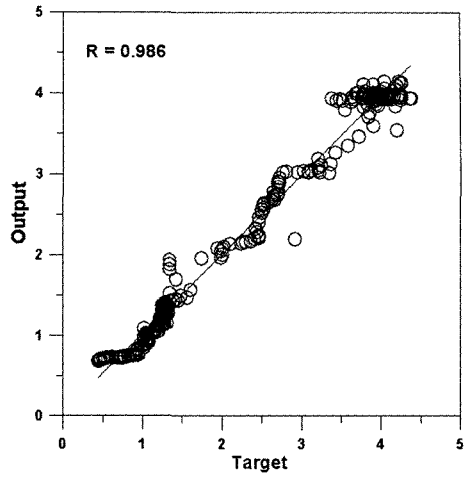
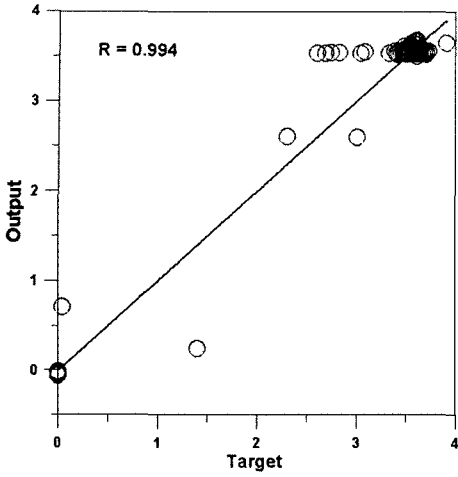


Fig. 10. Linear regression analysis on Group 1 and Group 2

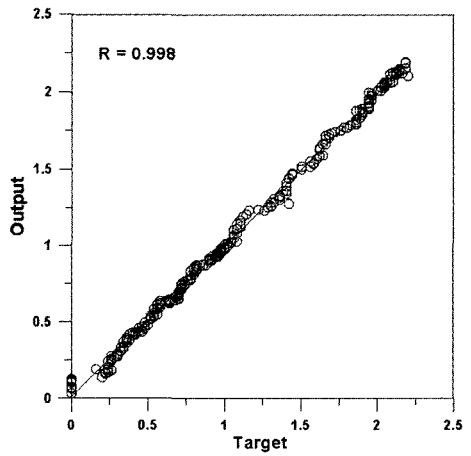
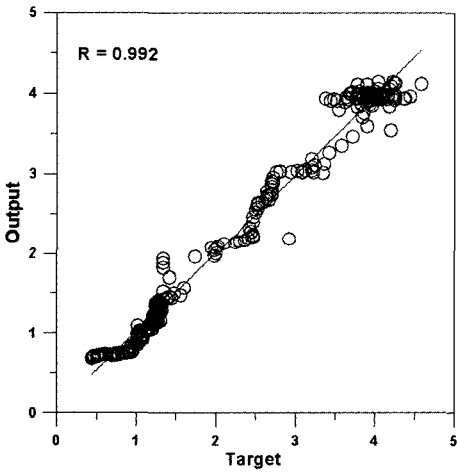


Fig. 11. Linear regression analysis on Group 3 and Group 4

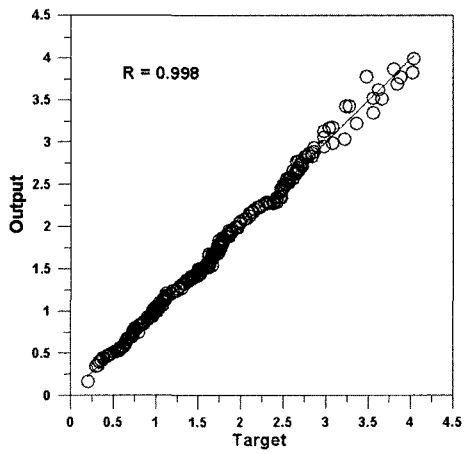
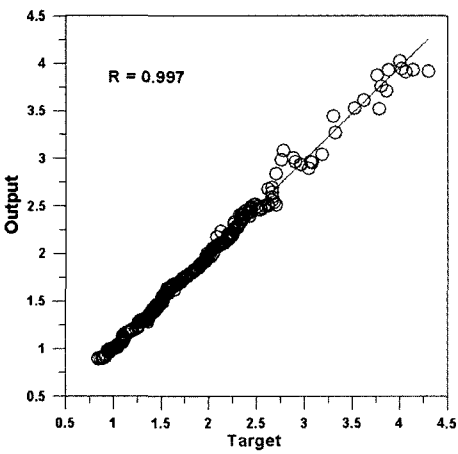


Fig. 12. Linear regression analysis on Group 5 and Group 6

4.2 시스템의 적용결과

3장까지의 논술과정을 통해 제시된 Fuzzy-neural hybrid system은 그라우팅 작업 시 그라우트의 주입을 최적의 상태로 조정하기위한 일종의 의사결정 보조시스템이다. 이 시스템의 유용성을 알아보고자 네 가지의 사례에 적용하여 보았다. 시스템의 최종 결과물로서 그라우트 밸브의 스트로크는 밸브의 닫힘과 열림을 의미하는 -40~40% 범위를 갖지만, 논의를 간결하게 하기 위해 전체 스트로크에 대한 열림의 크기인 10~90% 범위로 변환한다.

4.2.1 사례 1

사례 1은 250여분의 주입시간에 걸쳐 암반으로의 그라우트 주입상태가 주입률과 주입압력에 대해 Fig. 13의 왼쪽 그림과 같이 나타나는 경우이다. 이 경우에서 주입률은 그라우트 주입개시 후 10분 이내 급격히 증가했고 그 후 미소한 변동을 나타냈지만 지속적으로 높은 주입률을 유지했다. 또한 작업의 종료 시에는 급격히 감소하였다. 이에 반해 주입압력은 점진적으로 증가해서 작업의 종료시점에 이르러서야 최대압력에 도달했다. 이러한 주입거동은 암반 내에 개구 폭이 큰 절리가

존재하며 최대압력이 주입구간에서의 상재압력보다 큰 압력일 때 나타난다. 따라서 그라우트가 허용치 이상으로 소비될 수 있고 그라우트의 유출현상이 발생할 수 있다.

사례 1에 대응하는 그라우트 밸브의 조작은 고안한 시스템에 의해 Fig. 13의 오른쪽 그림과 같이 제시된다. 이에 따르면 주입초반에 발생한 주입률의 급격한 증가에 대해 그 증가 정도에 부합하도록 밸브의 열림을 조정하면서 22% 범위까지 그 열림의 정도를 줄여야 함을 지적하고 있다. 또한 주입초반 이후에 나타나는 미소한 변동에 대해 필요이상의 그라우트 주입을 피하도록 그라우트 밸브의 열림이 43% ~ 18% 범위에서 조정되어야 함을 알 수 있다. 그리고 작업종료 시에 발생한 급격한 주입률의 감소에 대해 밸브의 열림을 78%까지 조정함으로써 시추공으로의 그라우트 유입이 감소되어야 한다.

4.2.2 사례 2

사례 2는 300여분의 주입시간에 걸쳐 암반으로의 그라우트 주입상태가 Fig. 14의 왼쪽 그림과 같이 나타나는 경우이다. 이 경우에도 주입률은 그라우트의 주입개

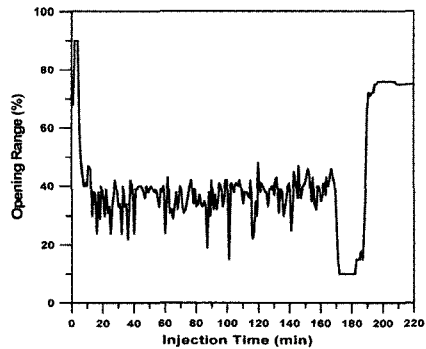
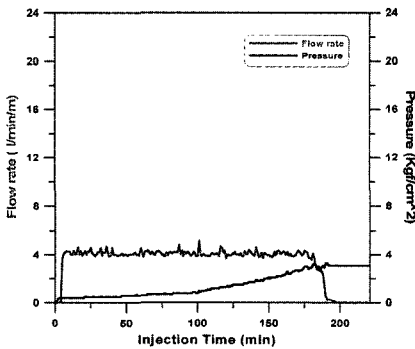


Fig. 13. The input and output of simulation for Case 1.

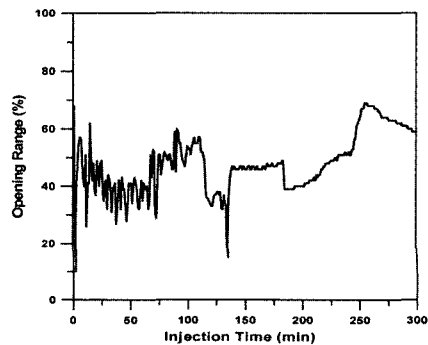
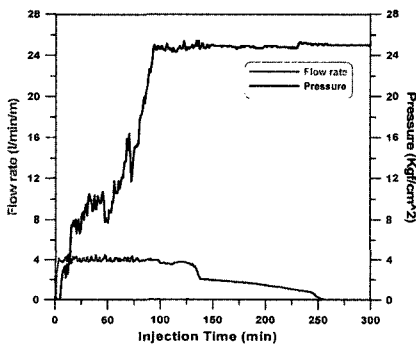


Fig. 14. The input and output of simulation for Case 2

시 후 10분 이내 급격히 증가한 후 높은 주입률을 유지했지만 135분까지만 지속되고 그 후로는 점진적으로 감소했다. 주입압력은 주입초기 급격히 증가했지만 100분이 지난 뒤에 최대압력에 도달한 후 작업종료 시까지 일정 압력을 유지했다. 이와 같이 그라우트 주입 후 높은 주입률을 유지하면서 주입압력이 증가하는 것은 그라우팅이 효과적으로 진행되는 것으로 생각할 수 있으나, 100분이 지난 직후 그라우트가 대상 구간을 벗어나 침투되는 유출현상이 지표면에서 관찰되었다. 유출현상은 수압파쇄현상과 더불어 그라우트의 갑작스런 이동을 유발하므로 밸브가 손상될 수 있다. 따라서 시추공으로의 그라우트 유입을 효과적으로 줄이면서 작업을 종료해야 한다.

이에 대응하는 그라우트 밸브의 조작은 고안한 시스템에 의해 Fig. 14의 오른쪽 그림과 같이 제시된다. 이에 따르면 주입률의 증가가 두드러진 주입 직후에는 밸브의 열림을 10%까지 축소함으로써 시추공으로의 그라우트 유입이 원활하게 이루어지도록 한다. 그 후 135분까지는 주입률과 주입압력의 변화에 따라 10%~69%의 범위로 밸브의 열림이 조정되어야 함을 알 수 있다. 유출현상이 발생한 이후에는 23%에서 60%로 밸브의 열림 정도가 점진적으로 증가함으로써 시추공으로의 그라우트 유입을 줄여야 함을 지적하고 있다.

4.2.3 사례 3

사례 3은 Fig. 15의 왼쪽 그림과 같이 암반으로의 그라우트 주입이 주입률과 주입압력에 대해 이상적으로 이루어지고 있는 경우이다. 이에 대해 주입률은 주입개시 후 10분 이내 급격히 증가해서 최대치에 도달하고 그 이후의 시간동안은 작업종료 시까지 점진적으로 감소했다. 이를 반영하듯 주입압력은 주입초기에 최대압력에 도달한 후 작업종료 시까지 그 압력을 일정하게 유지하였다. 주입압력과 주입률의 변화에서 대상 암반

의 초기응력이 높음을 알 수 있다. 높은 암반내의 초기 응력은 수압파쇄나 제어되지 못한 그라우팅 영역 등의 역효과의 발생보다 그라우트의 침투 그 자체가 원활히 진행될 수 없는 우려를 야기한다. 따라서 주입률이 최대치에 도달한 직후 그라우트의 급격한 유입을 차단하기 위해 그라우트 밸브는 큰 열림 상태로 회복되지만, 이내 곧 대상암반에 대한 그라우트의 가압압력을 일정하게 유지하기 위해 점진적으로 밸브의 열림이 축소되어야 한다.

이에 대한 응답으로서 그라우트 밸브의 정량적인 조정치는 Fig. 15의 오른쪽 그림과 같은 결과를 나타낸다. 주입개시 직후 최대압력에 도달하는 순간에서 밸브의 열림은 58%까지 축소되어 시추공으로의 그라우트 유입을 야기했고, 이 후부터 작업종료 시까지 50%이상의 다소 큰 열림 상태를 유지하면서 정량적으로 어떻게 그 열림 정도를 축소해야 하는지를 제시하고 있다.

4.2.4 사례 4

사례 4는 Fig. 16의 왼쪽 그림과 같이 대체적으로 이상적인 주입거동을 나타내는 경우이다. 주입률의 거동을 살펴보면 주입초기에 다소 급격한 증·감의 변화가 나타나고 주입 후 10분 ~ 30분 사이에는 많은 량의 그라우트 소비가 발생했다. 30분 이후로는 주입률이 점진적으로 감소했다. 이와 같은 동적인 변화에 대응하여 주입압력은 주입개시 후 곧 최대압력에 도달했고 12분과 24분경에 급격한 증·감을 나타낸 후 주입종료 시까지 일정 압력을 유지하였다. 이로부터 대상 암반의 초기응력이 높음을 확인할 수 있으며, 주입률과 주입압력에서 급격한 증·감이 나타난 시기의 유사성으로부터 주입개시 후 30분 이내에 개구절리가 발생했다고 판단된다.

고안한 시스템은 그라우트 밸브의 적절한 조정을 위해 Fig. 16의 오른쪽 그림과 같은 정량적인 수치를 제시

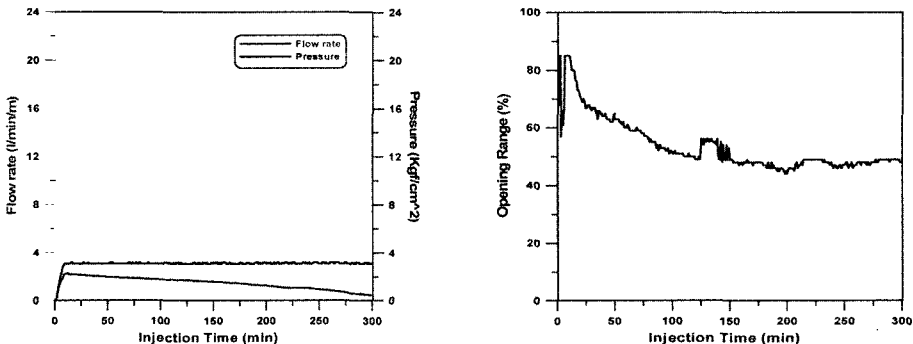


Fig. 15. The input and output of simulation for Case 3.

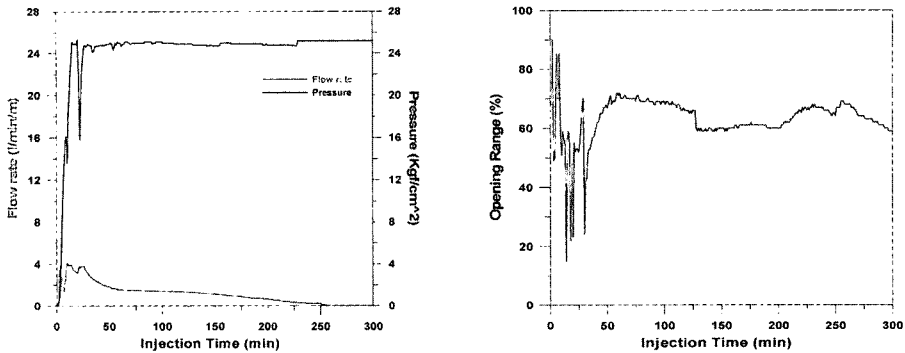


Fig. 16. The input and output of simulation about Case 4

한다. 이에 따르면 주입물의 거동이 매우 유동적이었던 주입직후에는 48%~85%의 범위로 밸브의 열림이 주입상태에 따라 조정되어야 했다. 그리고 10분~30분 사이에 발생한 주입압력의 급작스런 증·감의 변화에 대해 밸브의 열림이 14%~58%의 범위로 주입상태의 변화에 민감하게 반응해야 함을 알 수 있다.

이상의 네 가지 사례에 적용한 결과 그라우트 밸브의 열림 정도가 주입물과 주입압력의 동적인 변화에 민감하게 반응하도록 유도됨을 알 수 있고, 그 반응은 3장의 퍼지논리 구성에서 전술한 밸브의 조정원리에 부합할 뿐만 아니라 그라우팅 구간 내의 역학적 상태도 반영하였다.

5. 결 론

연구의 주제는 그라우팅 공법과 관련하여 과학적인 접근방법이 필요한 그라우트의 주입제어 문제이다. 방법론적으로 현지 암반의 특성이 반영되는 주입거동을 데이터 베이스로 구축하고 이를 토대로 Fuzzy-neural hybrid system을 고안하여 그라우트 밸브의 합리적인 조정치를 유도하였다. 네 가지 사례에 적용하여 그라우트 밸브의 조정에 대해 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 주입물이 급격히 증가하는 시점에서, 시추공으로의 그라우트 유입이 원활하게 이루어지도록 밸브의 열림 정도는 축소되어야 한다. 그 축소의 량은 주입압력이 최대압력 치에 접근할수록 작아진다.
- 2) 밸브의 조정치가 주입물과 주입압력의 순간적인 변화에도 필요 이상의 그라우트 유입을 막도록 민감하게 변화하였다.

- 3) 주입초반에 주입물이 급격히 증가한 후 점차 감소하고 이에 상응하여 주입압력도 조기에 최대압력에 도달한 후 일정압력을 유지하는 이상적인 그라우팅 조건에 대해 주입물이 상당히 축소된 주입후반부에 들어서도 밸브의 열림은 비교적 큰 상태로 유지하면서 감소하였다. 이러한 밸브의 조작방법은 시추공 내부에 형성되는 그라우트의 주입압력을 암반여건에 따라 적절히 조절되도록 할 것이다.

이상의 결론을 통해 고안한 시스템의 구성 알고리즘이 그라우트 주입제어에 적용 가능한 모델로 활용가능하리라 판단된다.

참고문헌

1. Elman, Jeffrey L., 1990, Finding structure in Time. Cognitive Science, Vol. 14, 179-211.
2. Jeong, Yun-Young, Hideki Shimada and Kikuo Matsui, 2002, An analysis on grout injection using neural networks. In Proceedings of 2002 ISRM Regional Symposium, Seoul, Korea, Vol. 2, 833-839.
3. Kutzner, C., 1996, Grouting of rock and soil, A.A. Balkema, Rotterdam, 52-255.
4. Lin, Chin-Teng and George Lee, C.S., 1996, Neural Fuzzy Systems, Prentice-Hall, New Jersey, 478-608.
5. Russell, S. and Norvig, P., 1995, Artificial Intelligence; A Modern Approach, Prentice-Hall, New Jersey, 1-52.
6. Shroff, A.V. and Shah, D.L., 1999, Grouting Technology in Tunneling and Dam construction, A.A. Balkema, Rotterdam, 398-416.
7. Xanthakos, P.P., Abramson, L.W. and Bruce, D.A., 1994, Ground control and improvement, John Wiley & Sons, Singapore, 186-679.
8. Zadeh, Lotfi A., 1999, The Fuzzy Systems Handbook 2ed., Earl Cox, San Diego., 269-486.

정윤영

1993년 강원대학교 자원공학과 공학사
1996년 강원대학교 암석역학 공학석사
2004년 일본 구슈대학(Kyushu university) 지구자원시스템공학 전공 공학박사

Tel: 02-880-7230
E-mail: jrhope@empal.com
현재 서울대학교 지구환경시스템공학부 BK21사업단 연수연구원



이정인

1963년 서울대학교 공과대학
광산학과 공학사
1965년 서울대학교 대학원
광산학과 공학석사
1974년 일본 도호쿠대학(東北大學)
대학원 자원공학과 공학박사

Tel: 02-880-7221
E-mail: cilee@snu.ac.kr
현재 서울대학교 지구환경시스템공학부 교수

