

Fuzzy Neural Network에 의한 응집제 투입률의 자동결정

정우섭*, 오석영*

Automatic Determination of Coagulant Dosing Rate Using Fuzzy Neural Network

Woo-Seop Chung*, Sueg-Young Oh*

ABSTRACT

Recently, as the raw water quality becomes to be polluted and the seasonal and local variation of water quality becomes to be severe, an exact control of coagulant dosing have been required in the water treatment plant. The amounts of coagulant is related to the raw water quality such as turbidity, alkalinity, water temperature, pH and electrical conductivity. However the process of chemical reaction has not been clarified so far, so the dosing rate has been decided by jar-test, which is taken one or two hours. For the sake of this coagulant dosing control, fuzzy neural network to fuse fuzzy logic and neural network was proposed, and the scheme was applied to automatic determination of coagulant dosing rate. This controller can automatically identify the if-then rules and tune the membership functions by utilizing expert's control data. It is shown that determination of coagulant dosing rate according to real time sensing of water quality is very effect.

Key Words : Coagulant Dosing Rate(응집제 투입률), Water Quality Parameter(수질인자), Water Treatment(수처리), Fuzzy Neural Network(퍼지신경회로망)

1. 서론

최근 수질오염이 심화됨에 따라 응용에 적합한 물을 만드는 정수시스템의 중요성이 한층 높아지고 있다. 정수시스템 공정중 부유물질을 플러화시켜 분리하는 응집처리는 가장 중요한 단계이지만 현재 응집처리를 위한 응집제 투입률 결정은 대부분 자 테스트에 의해 수동으로 정해지고 있는 실정이다.⁽¹⁾ 이 방법에 의하면 실험에 많은 시간이 소요될 뿐 아니라 정수장 관리인력이 부족한 상황에서

는 수질변화에 능동적으로 대처하기 어렵게 된다. 그리하여 본 연구에서는 기존 정수장에 설치되어 있는 수질관련 인자 검출장치를 이용하여 실시간으로 응집제 투입률을 제어하는 방법을 개발하고자 한다.

한편 정수처리공정에서는 응집제 투입지점인 혼화지와 탁절제거 효과를 판단할 수 있는 침전지 간에 수시간의 체류시간이 존재하기 때문에 피드백 제어가 용이하지 않다는 문제점이 있다.⁽²⁾ 이와 같은 특성을 지닌 응집처리를 위해 과거 자 테스트에 의해 산출되었던 응집제 투입

* 한국수자원공사 수자원연구소

를과 당시의 수질관련 데이터를 퍼지신경회로망으로 학습시킨 후 이를 이용하여 응집제 투입률을 결정하는 방식을 사용하였다.

퍼지추론은 대상의 형식모델이 필요하지 않고 언어적 표현으로 제어가 가능하다는 점에서 응용영역이 확대되어 가고 있지만, 오랜 경험에 의해 무의식적으로 습득한 제어 알고리즘을 if-then 형태의 언어적 표현으로 나타내기 어려운 경우가 많다. 이러한 경우는 전문가와의 인터뷰 후 시행착오적인 규칙생성이 필요하며, 퍼지제어기를 구성한 후에도 멤버쉽함수의 파라미터 조정은 제어대상 에 대한 정확한 고찰을 필요로 한다.^(3,4) 한편 본 연구의 대상인 정수처리 프로세스에 있어서, 수계별 수질인자의 성질이 다르므로 기존 정수장에서 소장하고 있는 수질 데이터를 학습하여 기존 정수장에 적합한 제어규칙을 자동 적으로 생성할 수 있는 설계수법이 요구된다.

본 논문은 자 테스트에 의해 채택되었던 응집제 투입률 과 측정된 수질인자로부터 자동적으로 퍼지제어규칙을 생성하고 동시에 전건부 멤버쉽함수와 후건부 실수값을 자동적으로 튜닝할 수 있는 신경망 구조의 학습형 퍼지 제어기를 구현하여 정수처리과정의 응집제 투입률 자동 연산에 응용한다.

2. Fuzzy Neural Network의 구조 및 학습법

최근에는 신경회로망에 의한 패턴 학습법이 이루어지고 있지만 이는 중간층의 구조에 따라 그 특성이 달라지며 블랙박스 형태이기 때문에 처리과정을 정성적으로 파악하기 어렵다. 그리하여 2장에서 퍼지추론의 논리성 과 신경회로망의 학습기능을 융합하여 전문가로부터 퍼지규칙베이스 및 멤버쉽함수를 자동으로 구성할 수 있는 학습형 퍼지 제어기에 대해 설명한다.

2-1 구조

본 연구에서 사용한 퍼지신경회로망 구조는 기존의 신경회로망에 식(1)처럼 후건부가 실수값으로 표현되는 간략화된 퍼지추론법을 융합한 것이다.

$$\text{Rule } h: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{h1} \text{ and } \dots x_m \text{ is } A_{hm}, \text{ THEN } y \text{ is } W_h \quad (1)$$

단 x_i 는 입력변수, y 는 출력변수, A_{hi} 는 x_i 의 전건부 멤버쉽함수 W_h 는 후건부 실수값을 의미한다. 전건부 멤버

쉽함수는 Fig.1처럼 삼각형 형태이며 입력값에 대한 언어변수가 K개의 경우 각 파라미터는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} k = 1 \\ A_{hi}(x_i) = 1 & : x_i \leq \alpha_{ki} \\ & = d_{ki} \cdot x_i + c_{ki} : \alpha_{ki} \leq x_i \leq \alpha_{ki} + \gamma_{ki} \\ & = 0 & : \alpha_{ki} + \gamma_{ki} \leq x_i \\ k = 2, 3, \dots, K - 1 \\ A_{hi}(x_i) = 0 & : \alpha_{ki} - \beta_{ki} \geq x_i \\ & = b_{ki} \cdot x_i + a_{ki} : \alpha_{ki} - \beta_{ki} \leq x_i \leq \alpha_{ki} \\ & = d_{ki} \cdot x_i + c_{ki} : \alpha_{ki} \leq x_i \leq \alpha_{ki} + \gamma_{ki} \\ & = 0 & : \alpha_{ki} + \gamma_{ki} \leq x_i \\ k = K \\ A_{hi}(x_i) = 1 & : x_i \geq \alpha_{ki} \\ & = b_{ki} \cdot x_i + a_{ki} : \alpha_{ki} - \beta_{ki} \leq x_i \leq \alpha_{ki} \\ & = 0 & : \alpha_{ki} + \gamma_{ki} \leq x_i \\ a_{ki} = -\frac{\alpha_{ki} - \beta_{ki}}{\beta_{ki}} & b_{ki} = \frac{1}{\beta_{ki}} \\ c_{ki} = \frac{\alpha_{ki} + \gamma_{ki}}{\gamma_{ki}} & d_{ki} = -\frac{1}{\gamma_{ki}} \end{aligned} \quad (2)$$

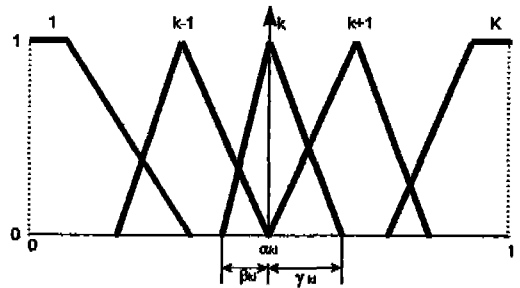


Fig.1 Membership Function

이때 각 추론 규칙의 전건부 적합도와 퍼지역변환의 결과는 (4), (5)식처럼 나타난다

$$\mu_h = \prod_{i=1}^m A_{hi}(x_i) \quad (4)$$

$$y^* = \frac{\sum_{h=1}^H \mu_h \cdot w_h}{\sum_{h=1}^H \mu_h} \quad (5)$$

2입력 1출력의 간략화된 퍼지추론과정을 오차 역전파 알고리즘의 신경회로망으로 표현하면 Fig.2와 같다. 이 경우 동정가능한 제어규칙의 수는 전진부 언어변수의 모든 조합이며 $3^2 = 9$ 개로 된다.

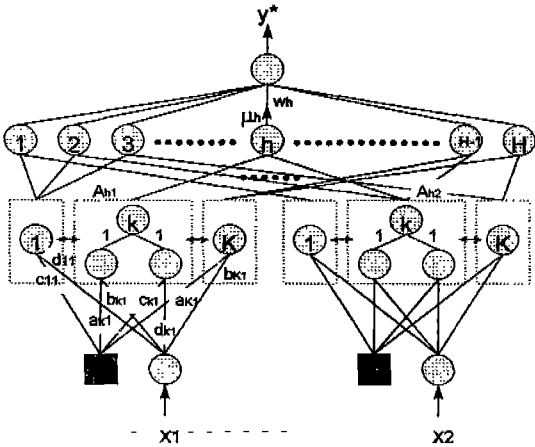


Fig.2 Fuzzy Inference using Neural Network

입력층의 변수는 학습용 데이터의 최소값 및 최대값을 인식하여 0과 1사이의 정규화된 상태로 입력된다. 제1중간층에서는 전진부 멤버십 함수값이 계산되며 멤버십함수의 형상은 입력층과 제1중간층 사이의 결합하중인 a_{kj} , b_{kj} , c_{kj} , d_{kj} 로 결정되고, 제2중간층에서는 조합된 제1중간층 출력값의 min 연산에 의해 전진부 적합도를 계산한다. 출력층에서는 제2중간층의 출력과 제2중간층과 출력층 사이의 결합하중인 w_h 를 이용하여 추론치(y^*)가 계산되어 (2)에서 (5)식까지의 전방향 계산이 완료된다. Fig.2에서 결합계수가 1인 경우는 전단계의 출력이 그대로 다음 단계로 입력됨을 의미한다.

2-2 학습법

신경회로망의 학습법으로는 최급강하법을 이용하며 1조의 입출력 데이터(x_p, \dots, x_n, y)에 대해 각 파라미터 ($a_{kj}, b_{kj}, c_{kj}, d_{kj}, w_h$)를 변경시킨다. 식(6)과 같은 출력자승오차를 평가함수로 하면 최급강하법에서는 각 파라미터에 대해 식(7)로 표현되므로 각 파라미터의 학습식은 식(8)과 같이 나타난다.

$$E_p = \frac{1}{2}(y - y^*)^2 \tag{6}$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial a_{ki}} = \frac{\partial E_p}{\partial c_{ki}} = -(y - y^*) \cdot (w_h - y^*) \cdot \frac{\mu_h}{\sum_{h=1}^H \mu_h} \cdot \frac{1}{A_{hi}(x_i)}$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial b_{ki}} = \frac{\partial E_p}{\partial d_{ki}} = -(y - y^*) \cdot (w_h - y^*) \cdot \frac{\mu_h}{\sum_{h=1}^H \mu_h} \cdot \frac{1}{A_{hi}(x_i)} \cdot x_i$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{hj}} = -(y - y^*) \cdot \frac{\mu_h}{\sum_{h=1}^H \mu_h} \tag{7}$$

$$a_{ki}(s+1) = a_{ki}(s) - K_a \cdot \frac{\partial E_p}{\partial a_{ki}}$$

$$b_{ki}(s+1) = b_{ki}(s) - K_b \cdot \frac{\partial E_p}{\partial b_{ki}} \tag{8}$$

$$w_h(s+1) = w_h(s) - K_w \cdot \frac{\partial E_p}{\partial w_h}$$

학습의 종료는 식(9)처럼 출력평균자승오차가 사전에 설정한 학습종료기준 ϵ 에 도달할 때 발생한다. N 은 입력력 데이터조의 개수, y_i^* 는 추론값, y_i 는 교사신호를 각각 의미한다.

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i^* - y_i)^2 \leq \epsilon \tag{9}$$

3. 정수처리공정

정수시설은 원수의 수질이 악화되더라도 수질기준에 적합한 필요 정수량을 안전하게 공급할 수 있는 기능을 갖추어야 한다. 우리나라 정수방법의 경우 수질조건 등 제반조건이 비교적 유사하여 Fig.3과 같은 급속여과방식이 일반적으로 사용된다.⁽¹⁾

정수처리시스템은 일반적으로 응집, 플러킹형성, 침전, 급속여과, 살균의 5가지 기본 프로세스로 구성되며 주

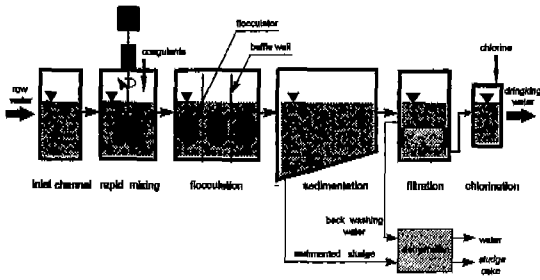


Fig. 3 Water Treatment Process

거대상은 현탁질과 콜로이드질이고 염소에 의한 살균공정이 추가된다.

혼화지에서는 응집제를 주입한 후 빠르게 교반하여 균등히 혼합해주는 역할을 하고 플럭형성지에서는 천천히 교반하여 입자사이의 충돌을 유발하여 플럭을 크게 만드는 역할을 한다. 침전지에서는 약품주입, 혼화 및 플럭형성의 단계를 거쳐 크고 무겁게 성장한 플럭의 대부분을 침전분리작용에 의해 제거하는 역할을 하며 여과지에서는 침전으로 제거되지 않는 미세한 입자를 여층으로 제거하게 된다.

3-1 응집원리

수중의 불순물중 천연착색성분, 세균류, 바이러스, 조류처럼 1 μ m에서 1mm정도 크기의 콜로이드 성분은 대부분 직접 처리되지 않으므로 이들을 플럭화시켜 수중에서 침전, 여과작용에 의해 분리하기 위한 응집처리는 정수장에서 가장 중요한 공정중의 하나이다.

일반적인 응집조작에서 사용되는 응집제의 종류는 액체 황산 알루미늄(Liquid Aluminum Sulfate, LAS), 폴리염화 알루미늄(Poly Aluminum Chloride, PAC), 폴리염화 수산화규산 알루미늄(Poly Aluminum Chloride Silicate, PACS) 등이 있으며 계절 또는 지역에 따라 적절한 응집제의 선택이 필요하게 된다.

Fig.4에 나타낸 것처럼 수중에 있는 콜로이드는 그 표면에 (-)전하를 띠고 있어 2개의 입자가 접근하여도 서로 반발하면서 안정된 분산상태로 존재하며 이와 같은 콜로이드의 안정상태를 와해시켜 상호 결집하도록 하는 조작이 응집조작이다. 이를 위해 (+)이온을 가진 미립자 즉 응집제를 처리대상의 물에 투입한 후, 실제 침전지에서 제거가능한 크기까지 결집시키기 위해 적당한 교반으로 응집입자간의 충돌을 유도하여 큰 결집체로 만들 필요가

있다. 한편 응집제를 과량으로 투입하면 (-)하전의 표면이 외관상 (+)하전의 입자와 같이 변한다. 이러한 재안정화 상태가 되면 콜로이드 입자는 다시 상호 반발하여 수중에 분산되며 침전지에는 하얀 탁도물질의 부유현상이 나타나고 처분해야 할 슬러지의 양도 증가하게 된다.

이처럼 응집과정에서는 계속적으로 약품과 에너지를 필요하므로 적정약품주입이 경제적 운전이나 공정의 효율성 확보에 절대적으로 필요하다.

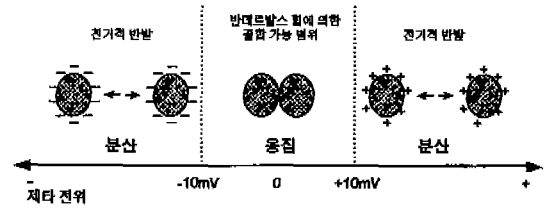


Fig. 4 Condition of Colloids

3-2 응집 관련 인자

응집제 투입률을 이론적으로 결정하는 방법은 현재까지 없으며 「어느 정도의 약품을 어떤 pH영역에서 가하면 되는가」를 실험적으로 결정하는 방식인 jar-test가 일반적으로 사용되고 있다. 즉 Fig.5처럼 5-6개의 원수를 담은 비이커에 응집제의 비율을 서로 다르게 주입하여 탁도의 침전상태를 측정한다 후 탁도가 최소인 응집제 투입율을 선택하여 최적 응집제 투입률로 사용하는 방식이다. 그러나 실제 정수처리에 있어서 응집효과는 탁도 유발물질의 양과 종류, pH, 알칼리도, 수온 등에 큰 영향을 받게 되며 수질에 따라서는 응집제 이외에 소석회와 같은 알칼리제 또는 응집보조제 등이 첨가되어야 하는 경우도 있다. 이상과 같이 선정된 응집제 투입률(mg/l)과 유량제에 의해 측정된 원수유량에 의해 응집제 투입량이 결정된다.

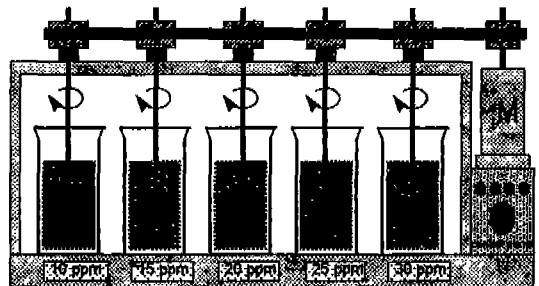


Fig.5 Jar Test

4. 퍼지 신경회로망에 의한 응집제 투입률 결정

정수처리공정의 응집조건은 크게 응집제 투입량, 투입 장소, 교반강도, 원수의 탁도, 수온, pH, 알칼리도, 전기 전도도 등에 따라 좌우된다. 본 연구에서는 응집제의 투입장소는 혼화지이며, 교반속도는 혼화지에서 급속교반, 플러형성지에서 완속교반으로 하였을때 탁도, 수온, pH, 알칼리도, 전기전도도에 의해 응집제 투입률이 결정되도록 하는 것이다. Table 1은 기존 정수장에서 운전되었던 응집제 투입률과 수질 데이터의 예를 나타낸 것이다.

Table 1 Data on Water Quality Parameters

원수량	수온	pH	alkalinity	전도도	원수탁도	여과지탁도	투입률
93000	4.6	7	50	304	13.2	0.5	35
103400	6	7	54	296	12.8	0.5	35
↑	↓	↓	↓	↓	↓	↓	↓
100150	8	9.1	62	497	12.3	0.6	50

Fig.6은 이러한 데이터 파일을 학습시킨 후 수질관련 데이터를 계측하여 응집제 투입률을 실시간으로 제어하는 개략도이다.

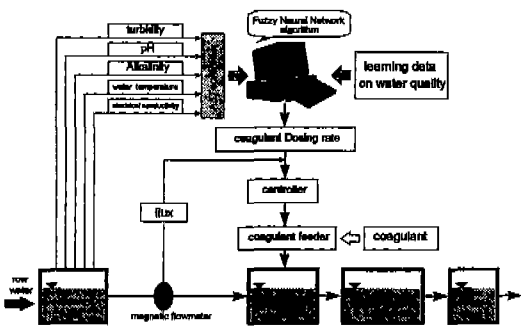


Fig.6 Automatic Coagulant Feeding System

Fig.7은 탁도, 수온, 알칼리도, pH, 전기전도도를 입력으로 하고 응집제 투입률을 출력으로 한 퍼지 신경회로망 모델이다. 이 경우 동정가능한 제어규칙의 수는 $5^5 = 3125$ 개로 된다.

Fig.8은 창원수도내의 정수장에서 jar-test에 의해 결정된 실제 운전투입률과 퍼지신경회로망에 의해 선정된

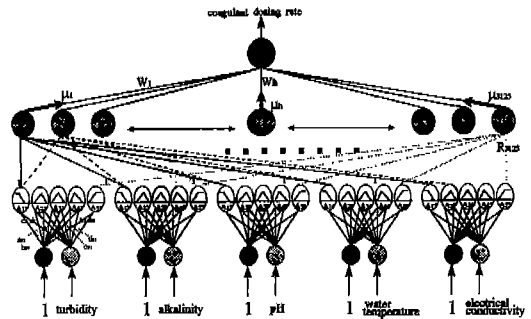


Fig.7 Fuzzy Neural Network Application

투입률을 비교한 것이다. 학습계수는 $k_a = k_b = k_c = k_d = 0.001$, $k_w = 0.5$ 로 설정하였고 상대평균오차(식10)에 의해 모델의 정도를 계산한 결과 $E = 2.32\%$ 정도로 나타났으며 전체적인 패턴이 실험 데이터와 유사하게 추론되고 있다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - y_i^*|}{y_i} \times 100(\%) \quad (10)$$

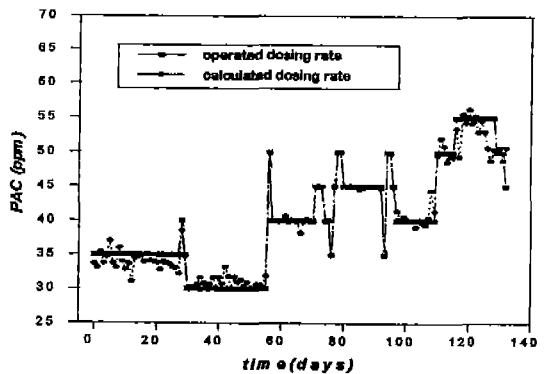


Fig.8 Result of Fuzzy Neural Network(PAC)

퍼지신경회로망의 우수한 추론능력을 입증하기 위해 수시데이터를 활용할 수 있는 다중회귀모델과 신경회로망 모델의 추론능력과 비교하였다. Fig.9는 jar-test에 의해 결정된 응집제투입률과 다중회귀모델에 의해 계산된 응집제 투입률을 비교한 것으로 독립변수는 온도, pH, 알칼리도, 탁도, 전기전도도로 하고 종속변수는 응집제 투입률인 경우이다.

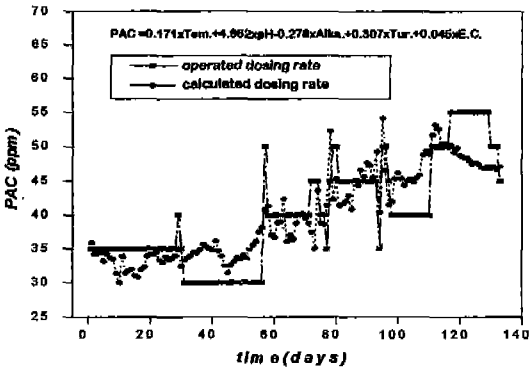


Fig. 9 Result of Multi Regression Model(PAC)

다중회귀모델에 의한 정도는 E=9.41%정도이고 전체 적인 패턴도 실제 운전값과는 차이가 있음을 확인할 수 있다.

Fig.10은 jar-test에 의해 결정된 응집제 투입률과 Table 2와 같은 데이터를 가진 신경회로망에 의해 계산

Table 2 Data Set for Neural Network

Input Nodes	Output Node	Data	Condition
Temperature	Coagulant Dosing rate	Input Nodes	5
pH		Hidden Nodes	10
Alkalinity		Output Node	1
Electrical Conductivity		Sample Pattern	133
Turbidity		Learning Rate	0.5
		Error Tolerance	0.001
		Iteration of Learning	10000

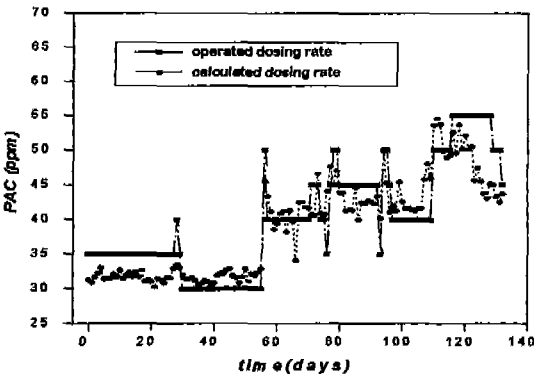


Fig.10 Result of Neural Network(PAC)

된 투입률을 비교한 것으로 이 모델에 의한 정도는 E=7.61%정도이며 퍼지 신경회로망보다 낮은 인식 확률을 나타낸다.

이상의 내용은 학습 데이터의 입력을 재이용한 검증이며 이하에서는 학습단계에서 사용되지 않았던 시스템 입력출력을 이용하여 검증을 한다. 창원수도내의 수질 데이터와 LAS 응집제 투입률을 학습데이터로 사용한 경우에 있어서 학습종료기준에 수렴하는 학습곡선을 Fig.11에 나타내었고 학습데이터와 추론치의 비교(E=0.98%)를 Fig.12에 제시하였다. Fig.13은 학습에 사용되지 않았던 테스트 데이터와 추론치를 비교한 것으로 E=2.98% 정도의 정확한 추론을 하고 있다.

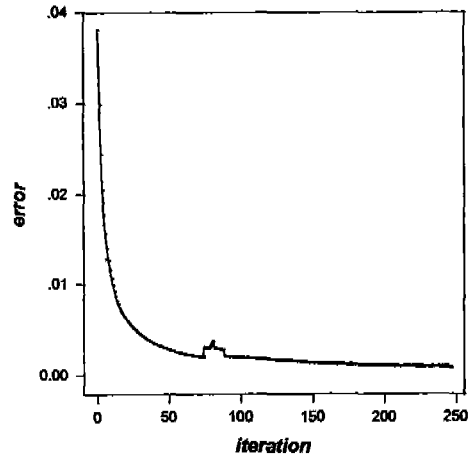


Fig.11 Learning Curve

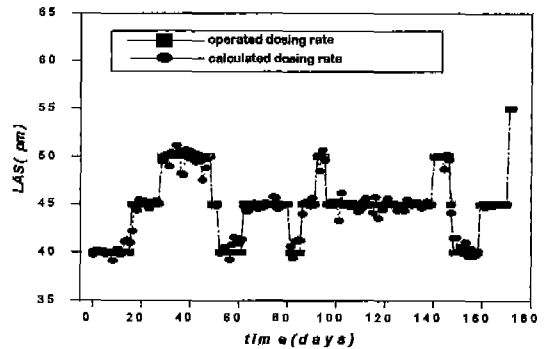


Fig. 12 Result of Fuzzy Neural Network using Learning Data(LAS)

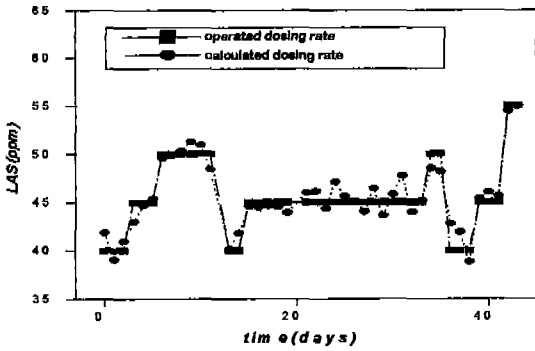


Fig.13 Result of Fuzzy Neural Network using Test Data(LAS)

5. 결론

본 연구는 퍼지신경회로망 알고리즘을 이용하여 비선형 다변수의 응집제 투입공정을 모델링하고 응집제 투입률을 자동결정하였으며 아울러 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 퍼지 신경회로망을 이용하여 각 정수장에서 소장하고 있는 과거 운전데이터로부터 최적제어규칙을 자동적으로 생성하여 운전할 수 있다.

2) 퍼지 신경회로망에 의한 응집제 투입률 모델링은 각 정수장에서 저장하고 있는 수질관련 수치데이터를 이용하여 정확한 퍼지규칙을 생성할 수 있기 때문에 기존의 통계적 방법 또는 신경회로망에 의한 모델링보다 우수한

추론능력을 나타내었고 학습에 사용되지 않았던 데이터에 있어서도 실제 적용가능한 수준으로 추론하였다.

이상과 같은 연구는 기존자료의 정확성과 수질계측기의 신뢰도가 선행되어야 하며 취수원의 환경이 변할 경우를 대비해서 운전데이터들을 계속 누적하여 정기적으로 재학습시킨후 사용되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

1. 유명진, 조용모, 상수처리-정수의 기술, 동화기술, pp.55-78, 1994.
2. 오석영, 전용약품투입기 개발 연구, 한국수자원공사 연구보고서, 1995.
3. 古橋 武, "フアジニューラルネットワークの構成法と學習法", 日本フアジ學會誌, Vol.4, No.5, pp.906-928, 1992.
4. 證田達地, 太田後彦 "フアジ・ニューラルネットワークによるメンバシップ函數および推論 룰의習得手法", T.IEE.Japan, Vol.114-C, No.11, pp.1185-1193, 1994.
5. Chihpin Huang, Chi Bing Liu, "Automatic Control for Chemical Dosing in Laboratory-Scale Coagulation Process by Using an Optical Monitor", Wat.Res., Vol.30, No.8, pp.1924-1929, 1996.