

FNN을 이용한 활성오니 공정 모델링 및 시뮬레이터 설계

° 최진혁*, 박종진*, 남의석*, 오성권**, 우광방*
 *연세대학교 전기공학과, **원광대학교 제어측정공학과

Modeling & Simulator Design for A.S.P Using FNN

° Jinhyuk Choi*, Jongjin Park*, Euisuck Nam*, Sungkwun Oh**, Kwangbank Woo*
 *Dept. of Electrical Engineering, Yonsei Univ.
 ** Dept. of Control and Instrumentation Engineering, Wonkwang Univ.

Abstract

In this paper, fuzzy-neural network is proposed to identify the Activated Sludge Process(A.S.P) in sewage treatment such as "IF-THEN" type fuzzy rules and using various learning methods and improved complex method, the performance index of the identified model is improved.

The proposed FNN has the neural network structure of which the connection weights have particular meanings for obtaining fuzzy inference rules and for tuning membership functions.

And based on the identified model, graphic simulator which can analyze nonlinear characteristics of A.S.P and generate control strategy for A.S.P is being developed.

1. 서론

활성오니 공정은 현재 널리 사용되고 있는 하수처리 공정이다. 그러나 활성오니 공정은 (1) 하수에 포함된 요소의 복잡성, (2) 유입 하수량의 변화, (3) 공정의 조작오차 등으로 공정을 최적으로 유지하기 어렵다. 그러므로 유출수의 기준을 만족시키기 어려워 결과적으로 에너지 손실과 환경오염의 우려가 있다. 이러한 비선형 특성을 가지는 활성오니 공정을 최적으로 제어하기 위해서는 정확한 Model의 구축이 필요하다.

현재의 대부분의 하수처리 플랜트는 제어 공정에 있어 조절 데이터를 얻기 위해 수학적 모델을 선택하고 있다. 그러나 위에서 열거된 이유로 인해서 이러한 수학적 공식이 정확하고도 효과적으로 하수처리 공정의 변수와 parameter 간의 관계를 나타내지는 못한다.

본 논문에서는 이러한 점들을 개선하기 위해서 활성오니 공정을 "IF - THEN" 형태의 규칙으로 모델링하는 Fuzzy-neural Network을 구성한다. 동정된 각 규칙의 후반부는 일차선형식으로 구성되어 있다. 이것의 장점은 이 Model을 기반으로 퍼지 제어기를 설계하여 최적의 제어 입력을 구할수 있다는 것이다. [5] 이 최적의 제어입력은 단위공정 제어기의 설정치로 사용되어 활성오니 공정의 효과적인 제어를 할 수 있도록 한다.

Model의 성능을 개선하기 위해서 기존의 1쌍의 데이터마다

연결강도를 수정하던 단계적 학습과 데이터 전체의 오차에 대해 연결강도를 수정하는 방법을 병행하고 각 연결강도에 대한 학습율을 컴플렉스법을 사용하여 구하였다.

그리고 동정된 Model을 기반으로 X-window상에서 활성오니 공정 시뮬레이터를 구성한다. 운전자는 이를 통해 활성오니 공정의 상태를 계속적 분석하고 적절한 제어전략을 얻을 수 있으며 필요시에는 새로운 Model을 구축할수 있다.

2. 활성오니 공정

하수처리 시스템은 다음의 4가지 공정으로 구성된다. 1) 하수의 수집, 수송 공정, 2) 하수처리 공정, 3) 오니처리 공정, 4) 3차처리 공정이다. 이들 처리공정들은 미생물에 의한 생화학적 반응 공정과 증력침강에 의해 미생물 덩어리를 분리하는 고체와 액체의 분리공정을 조합한 것이다. 따라서 각처리 공정의 성능은 미생물의 생화학적 특성에 의존한다.

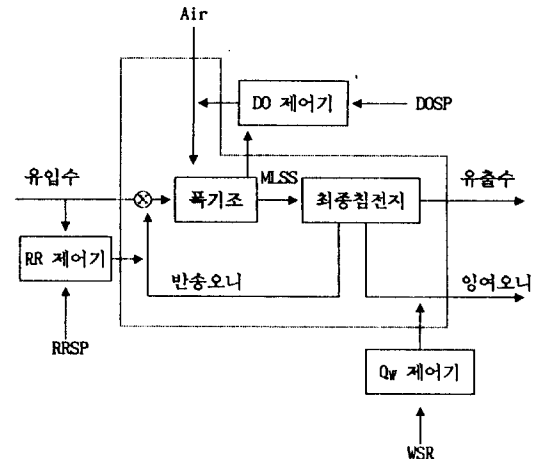


그림 1. 활성오니 공정 제어 구성도

이 중 활성오니 공정은 폭기조와 최종침전지로 구성되어 있다. 폭기조에서는 이곳으로 들어오는 유입수내에 수시간 동안 공기가 흡입된다. 이때 유기물의 제거의 중심을 이루는 다종류

의 미생물군이 자연발생하는 데 이를 활성오니라 한다. 용집한 미생물의 덩어리를 플록(floc)이라 한다. 활성오니는 폭기조내 공기로부터 용해한 산소에 의해 유기물은 생화학적으로 산화해서 증식하고 대사과정에서 유기물은 물과 탄산가스로 분해한다. 최종침전지에서 플록(floc)은 침강 제거되고 맑은 물이 3차 처리 공정으로 유입된다. 한편 최종 침전지에서 침강한 미생물은 폭기조 입구에서 재순환되어 다시 유기물 제거에 사용된다.

그러므로 유출수의 질을 규정치 이하로 유지하려면 용존산소 설정치(Dissolved Oxygen Set-Point : DOSP), 반송율 설정치(Recycle sludge Ratio Set-Point : RRSF), 잉여오니 흐름율(Waste sludge Ratio : WSR)을 적절하게 조작해야한다.

활성오니 공정 제어 구성도는 그림 1.과 같다.

3. 퍼지 뉴럴 네트워크

본 논문에서 제안한 퍼지 뉴럴 네트워크의 구조는 그림 2.와 같다. 또한 사용되는 멤버십 함수는 그림 3.과 같다.

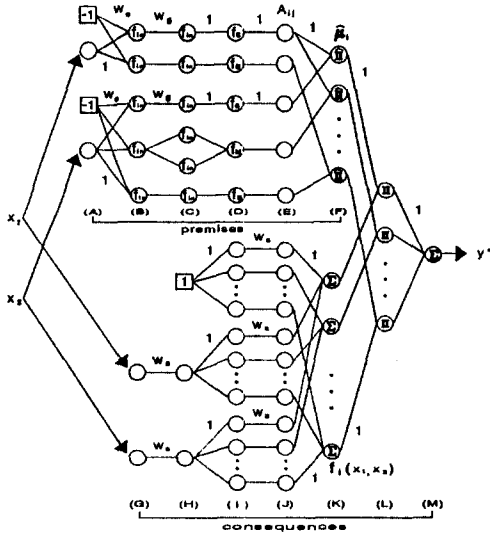


그림 2. 퍼지 뉴럴 네트워크의 구조

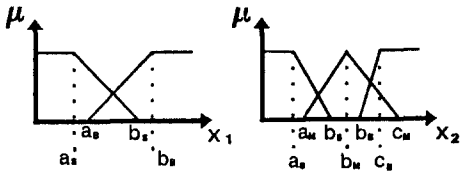


그림 3. 전반부 멤버십 함수

3.1 전반부

그림 2.는 퍼지-뉴럴네트워크의 전반부의 형태를 나타낸다. 그림 2.는 2개의 입력과 전반부에는 각 입력 마다 2개 또는 3개의 멤버십함수를 가지고 있다. 그림 2.의 원과 사각형은 네트워크의 유니트를 나타낸다. (A)층의 심볼 -1을 가지는 유니

트는 -1의 출력을 가지는 바이어스 유니트들이다. 심볼 f_i , \sum , f_{in} 을 가진 입출력 관계는 다음 식과 같이 정의된다.

$$\sum : \begin{aligned} i_j^{(n)} &= \sum_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \\ o_j^{(n)} &= i_j^{(n)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$f_i : \begin{aligned} i_j^{(n)} &= \sum_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \\ o_j^{(n)} &= f_i(i_j^{(n)}) \quad (i=S,M,B) \end{aligned} \quad (2)$$

$$f_{in} : \begin{aligned} i_j^{(n)} &= \sum_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \\ o_j^{(n)} &= 1 / i_j^{(n)} \end{aligned} \quad (3)$$

단, $i_j^{(n)}$, $o_j^{(n)}$ 는 (n)-층의 j번째 유니트의 입력과 출력이다. $w_{jk}^{(n,n-1)}$ 는 (n-1)-층의 k번째 유니트와 (n)-층의 j번째 유니트의 사이의 연결강도이다. (2)의 $f_i(\cdot)$ 는 식 (4)의 삼각형 함수이다.

$$\begin{aligned} f_{1S}(x) &= -x + 1/2 & (a < x < b) \\ f_{1B}(x) &= x + 1/2 & (a < x < b) \\ f_{2S}(x) &= -x & (a < x < b) \\ f_{2M}(x) &= \begin{cases} x + 1 & (a < x < b) \\ -x + 1 & (b < x < c) \end{cases} \\ f_{2B}(x) &= x & (b < x < c) \end{aligned} \quad (4)$$

식(3)과 같이 f_{in} 의 입출력 관계는 출력이 입력의 역수임을 나타낸다.

심볼이 없는 유니트는 다음 층의 입력으로 사용된다. (D)층에 있는 유니트의 출력들은 식(5)와 같다.

$$o_j^{(D)} = \frac{1}{w_g} (x_j - w_c) \quad (j = 1, 2) \quad (5)$$

연결강도 w_g 와 w_c 는 삼각형함수의 꼭과 중심위치를 결정하는 파라미터이다. 연결강도를 적절히 초기화 함으로써 전반부의 멤버십 함수를 전체공간영역에 할당한다.

연결강도의 초기화는 멤버십함수의 초기화에 해당되며 학습을 통하여 w_g 와 w_c 를 수정함으로써 멤버십함수를 동정한다. 퍼지 규칙들의 진리값들은 (F)층의 유니트의 출력으로 얻어진다. 각 퍼지 규칙들의 진리값은 멤버십함수값들의 곱으로 계산되어진다. (F)층의 심볼 \prod 를 가진 유니트들의 입출력 관계는 식 (6)과 같이 표시된다.

$$\begin{aligned} \prod : i_j^{(n)} &= \prod_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \\ o_j^{(n)} &= i_j^{(n)} / (\sum_k i_k^{(n)}) \end{aligned} \quad (6)$$

(F)층의 유니트들의 출력은 전반부의 규준화된 진리값들이다.

(F)층의 유니트들에서의 계산은 식(7), (8)와 같다.

$$\text{Inputs} : \mu_i = \prod A_{ij}(x_j) \quad (7)$$

$$\text{Outputs} : \mu_i = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \quad (8)$$

여기서, μ_i 는 i번째 퍼지 규칙의 진리값이고 μ_i 는 μ_i 의 정규화된 값이다. (F)층의 유니트들에서는 무게중심법이 사용된다.

각 입력변수는 0에서 1사이의 값으로 초기화 시키며 w_g 는 1로 w_c 는 0.5로 초기화 한다.

3.2 후반부

후반부는 일차 선형식이다. 2개의 입력 1개의 출력을 가지고 있다. 퍼지 추론은 식 (9), (10), (11)과 같다.

$$R1: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i11} \text{ and } \dots x_4 \text{ is } A_{i41}, \text{ then } y = f_i(x) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i(x_1, x_2)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i(x)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (10)$$

여기서,

$$f_i(x) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 \quad a_{ij}(j=0, 1, 2) \quad (11)$$

그림 2.에서 (G)-(M)-층은 후건부이다. 연결강도 w_s 는 후반부의 입력 변수들의 환산계수들이다. 식 (11)에서 $a_{ij}(j \neq 0)$ 는 w_s 와 w_a 의 곱으로 표현된다. normalizing factor w_s 는 w_a 의 값을 입력변수에 독립이 되도록 만든다. 각 퍼지 규칙 $f_i(x_1, x_2)$ 의 추론된 값은 (K)-층의 유니트의 출력으로 계산된다. (L)-층의 심플 Π 를 가진 유니트들의 입출력 관계는 식 (12)와 같이 표시된다.

$$\Pi : i_j^{(n)} = o_j^{(n)} = \prod_k w_{jk}^{(n, n-1)} o_k^{(n-1)} \quad (12)$$

μ_i 와 $f_i(x_1, x_2)$ 의 곱이 (L)-층에서 계산된다. (M)-층에서의 곱의 합은 퍼지 추론값이다. 그러므로 식 (9)-(11)에서의 퍼지 추론이 실현된다. 연결강도 w_s 는 1로, w_a 는 0으로 초기화한다. 퍼지 규칙은 연결강도 w_s , w_a 를 학습 시킴으로써 동정된다.

4. 학습 알고리즘

퍼지-뉴럴네트워크는 학습을 통하여 연결강도를 수정하여 전반부 멤버십 함수와 후반부 일차선형식을 동정함으로써 퍼지 규칙을 동정한다.

학습 알고리즘은 식 (13), (14)의 Back-propagation 알고리즘에 기초를 두며 다양한 방법을 적용시켜서 학습의 효율을 증대 시킨다.

$$\text{Output layer : } \delta_j^{(n)} = (t_j - o_j^{(n)}) f' (i_j^{(n)}) \quad (13)$$

$$\text{Hidden layer : } \delta_j^{(n)} = f' (i_j^{(n)}) \sum_k \delta_k^{(n+1)} w_{kj}^{(n+1, n)} \quad (14)$$

여기서 t 는 패턴값이고 $f'(\cdot)$ 는 유니트의 내부 함수의 미분을 나타낸다.

4.1 단계적 학습

학습시 각각의 입력패턴에 대해 연결강도를 수정한다.

$$E_i = 1/2 (t_i - o_i)^2$$

$$w_{ij}^{(n, n-1)}(m+1) = w_{ij}^{(n, n-1)}(m) + \eta \delta_i^{(n)} o_j^{(n-1)} + \alpha \Delta w_{ij}^{(n, n-1)}(m) \quad (15)$$

여기서, η 는 학습율이며, δ 는 식 (13), (14)에서 정의한 것과 같다.

4.2 일괄적 학습[6]

단계적 학습과는 달리 전체 입력패턴에 대한 오차를 계산한 후, 이 값에 의해 연결강도를 수정한다.

$$E = 1/2 \sum_{i=1}^p (t_i - o_i)^2 \quad \text{단, } p \text{는 패턴의 개수}$$

$$w_{ij}^{(n, n-1)}(m+1) = w_{ij}^{(n, n-1)}(m) + \eta \sum_1^p \delta_i^{(n)} o_j^{(n-1)} + \alpha \Delta w_{ij}^{(n, n-1)}(m) \quad (16)$$

여기서, α 는 모멘텀 계수이다.

4.3 컴플렉스법에 의한 학습을 조정

학습시 수렴성에 크게 영향을 미치는 요소로써 학습율과 모멘텀계수를 들수 있다. 보통 이들 값은 임의의 1보다 작은 양의 수로 주어지거나 경험적인 방법으로 선정한다. 본 논문에서는 각각의 연결강도에 대해 학습율과 모멘텀계수를 달리하며 최적화이론인 컴플렉스법을 이용하여 적절한 학습률과 모멘텀계수를 찾아 수렴성을 향상 시킨다.

5. 활성오니 공정의 모델링

유출수의 BOD(생화학적 산소 요구량) 및 SS(부유물 농도)는 주요 측정대상으로 이것을 소정치 이하로 낮추기 위해 운전자는 DOSP, RRSP, WSR을 설정하게 된다. 폭기조내 오니중의 부유물(MLSS)은 DOSP, RRSP, WSR에 영향을 미친다. 그러므로 EBOD, ESS는 MLSS, WSR, RRSP, DOSP에 의존하며 BOD와 SS는 서로 일정한 상관관계를 가지고 있다. 본 논문에서는 그림 4.의 입력 및 출력 데이터를 사용하여 모델링을 하였다.

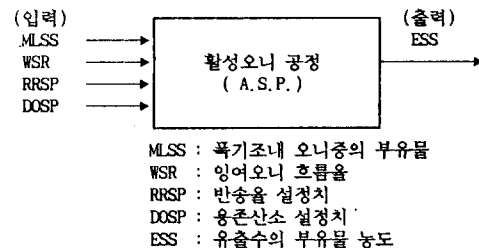


그림 4. 활성오니 공정내의 입력력 변수

각 변수의 멤버십 함수는 2개씩으로 모두 16개의 퍼지규칙이 형성되고 이들의 파라미터를 초기에는 단계적 학습으로 구하고 그 값들을 가지고 다시 일괄적 학습으로 학습시킴으로써 더 좋은 결과를 얻을수 있었다.

모델링의 결과는 식 (17)에 의해 계산되는데 0.06으로 우수하였다.

$$E = 1/N \times \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (17)$$

6. 활성오니 공정 시뮬레이터

6.1 구조 및 기능

하수처리 활성오니공정 그래픽 시뮬레이터는 Unix 환경에서 동작하는 그래픽 및 윈도우 프로토콜인 X-window 상에서 개발

되었다. 이것은 활성오니공정 모니터링 부분, 모델 구축 부분, 시뮬레이션 부분으로 구성된다. 각 부분의 기능은 다음과 같다.

■ Monitoring 기능

하수처리 활성오니공정에서 유입수 및 유출수의 수질과 관련된 계속치가 데이터 전송 시스템을 통하여 운전자 운영기 내에 시뮬레이터 화면에 제공된다. Operator는 이러한 계속치를 감시함으로써 유출수의 처리 수준을 판단할 수 있고 새로운 제어 전략의 필요성을 인지할 수 있다. 또한 계속된 값들을 화일로 저장함으로써 제어 전략 결정을 위한 자료를 수집할 수도 있다.

■ Modeling 기능

기존의 모델로부터 얻은 제어 전략 정보가 불확실한 경우 또는 환경 변화에 의해 새로운 모델의 구축이 필요한 경우 Operator에게 새로운 모델 구축의 기능을 제공해 준다. Operator는 이 새로운 모델을 기반으로 새로운 제어 전략을 얻을 수 있다.

■ Simulation 기능

Simulation 기능은 Operator의 조작 정보와 관련된 기능을 가지고 있다. Operator는 Monitor 기능을 통해 활성오니공정의 유입수와 유출수의 계속치를 참조한 결과 유출수의 BOD(Biological Oxygen Demand : 생물학적 산소 요구량) 혹은 SS(Suspended Solid : 부유물 농도) 농도가 기준치 이상인 경우, 새로운 조작용 필요로 하게 된다. 이 경우 Simulation 기능은 Operator에게 실제 하수처리 공정에 조작량을 인가하기 전에 지능형 알고리즘에 의해 구축된 모델에 미리 제어 조작을 해 봄으로써 제어 조작의 결과를 예측할 수 있는 정보 제공의 기능을 한다. 즉, 앞에서 제시한 DOSP, RRSP, WSR 값들을 설정하고 이 값들에 의한 결과를 살펴 봄으로써 적절한 제어전략을 세울 수 있고 이 값들은 단위 공정의 설정치로 사용될 수 있다. 또한 제어 조작 후 일정 주기 후에도 수질 개선이 이루어지지 않은 경우는 Simulation Model의 성능이 문제가 됨으로 Modeling 화면을 통해 새로운 Model을 구축할 수 있다. 따라서 Operator는 시뮬레이터를 통하여 새로운 모델의 구축과 이 모델을 기반으로 설정된 제어전략을 수행 평가할 수 있다.

6.2 그래픽 화면 구성

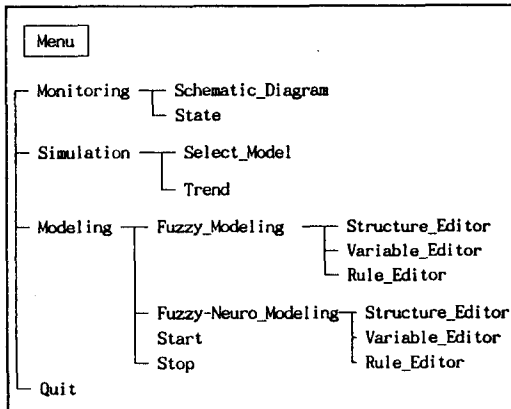


그림 5. 메뉴 구조

그래픽 화면의 주메뉴는 Monitoring, Simulation, Modeling, Quit으로 구성된다. 각각의 화면 Menu 구조는 그림 5.와 같다.

■ Monitoring 화면

Monitoring에는 Schematic Diagram과 State의 서브 메뉴들이 존재한다. Schematic_Diagram 버튼은 대상 하수처리 시스템의 구성도를 나타내며, State 버튼은 대상 하수처리 시스템의 유입하수와 유출하수의 Quality를 나타낼 수 있는 계기 측정값들이 Bar Graph 형태로 나타난다.

■ Simulation 화면

Simulation 부분에는 Operator의 조작 정보와 관련된 기능을 지닌 메뉴들이 포함된다. 서브 메뉴들로는 Select_Model, State, Trend가 존재한다. Select_Model 서브 메뉴는 Simulation 대상 Model의 선택 부분으로 여러가지 입력변수와 출력변수로 구성된 모델중의 하나를 선택하게 된다. State 화면은 선택된 모델의 입력변수와 출력변수들의 현재 하수의 수질 계속값들이 표시된다. Trend 서브 메뉴는 선택된 모델의 입력변수 중에서 조작 가능한 변수를 Operator가 조작한 경우의 선택된 모델의 예상 출력을 그래프로 나타낸다. 조작 가능한 변수는 Operator가 선택 가능하다.

Operator는 Monitor 화면을 통해 참조한 결과 하수처리 출력 BOD(Biological Oxygen Demand : 생물학적 산소 요구량) 혹은 SS(Suspended Solid : 부유물 농도) 농도가 기준치 이상인 경우, 새로운 조작용 필요로 하게 된다. 이 경우 Simulation 화면은 Operator에게 실제 하수처리 공정에 조작량을 인가하기 전에 조작 결과를 예측할 수 있는 정보 제공의 기능을 한다. Simulation 화면의 전체적인 화면은 그림 6.과 같다.

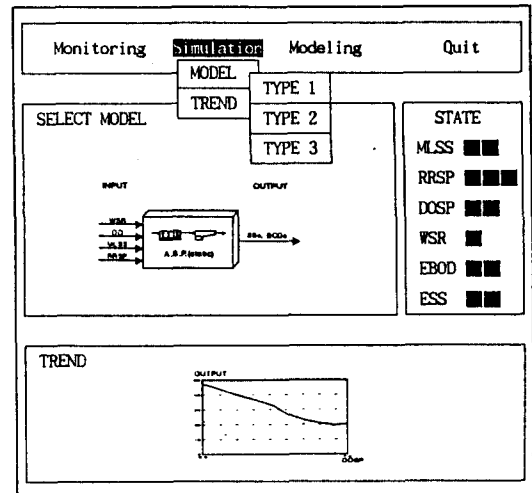


그림 6. Simulation 화면

■ Modeling 화면

Modeling 부분은 Simulation 부분에서 선택한 모델의 성능이 기준 이하인 경우 또는 환경이 변한 경우에 새로운 모델의 구축을 위해 필요하다.

Modeling 부분에는 Fuzzy Modeling, Fuzzy-Neuro Modeling, Start, Stop 서브 메뉴가 존재한다. 일반적으로 입출력 변수의 수가 적은 경우는 Fuzzy Modeling을 선택하고 입출력 변수의 수가 많은 경우는 Fuzzy-Neuro Modeling을 이용한다. Start 버튼을 누르면 Modeling이 시작되고 Stop 버튼을 누르면 Modeling이 중지된다. Fuzzy Modeling과 Fuzzy-Neuro Modeling은 Structure Editor, Variable Editor, Rule Editor 서브 메뉴로 구성된다. Structure Editor는 Model의 모든 파라미터(입출력 언어변수, 규칙, 퍼지화와 비퍼지화 방법)를 표시한다. Variable Editor는 시스템의 언어변수를 정의하고, 멤버십 함수의 형태(type-triangle, trapezoid, bell)를 결정할 수 있다. Rule Editor는 Model의 Rule들을 추가 또는 삭제할 수 있다.

■ Quit

Quit 버튼은 현 시뮬레이션 프로그램을 빠져나갈 때 사용된다. Quit 버튼을 누르면, Yes와 No를 묻는 서브 윈도우가 나타나서 사용자에게 최종적으로 의사를 다시 확인한다.

7. 결론 및 추후 연구과제

본 논문에서는 비선형 특성을 가지는 하수처리 시스템의 활성오니공정을 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용하여 후반부가 선형적으로 구성된 퍼지규칙 형태로 모델링하였고 동정된 모델을 기반으로 활성오니공정의 상태를 계속 및 분석하고 적절한 제어 전략을 얻으며 이에 의한 공정 출력값을 예측할 수 있는 시뮬레이터를 설계하였다.

앞으로의 연구과제는 실 공정의 공정감시 제어시스템 내에서 실시간으로 작동하도록 시뮬레이터를 구성하는 것이다.

8. 참고문헌

- [1] S. Horicawa, et al., "Composition Methods of Fuzzy Neural Networks(Ⅲ)", The 7th Fuzzy System Symposium, pp. 493-496, 1991
- [2] T. Takagi, and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132, 1985
- [3] 富士の技術 "水のシステム技術特集", FUJI ELECTRIC (株), 1989.
- [4] M.Hiraoka, and K.Tsumura, and T.Oka, "Interactive control system in the activated sludge process", Proceeding of 3rd PACHEC, pp.243-248, Seoul, 1983.
- [5] 남의석 외, "활성오니 공정의 모델링 및 다변수 퍼지 제어기 설계에 관한 연구", 한국자동제어학술회의 논문집, pp. 502-506, 1992.
- [6] Takeshi Yamakawa, et al, "A New Effective Learning Algorithm for a Neo Fuzzy Neuron Model", Fifth IFSA World Congress, pp. 1017-1020, 1993.