

퍼지 그래픽 시뮬레이터를 이용한 하수처리 시스템 활성오니공정의 최적화

An Optimization of Activated Sludge Process in Wastewater Treatment System Utilizing Fuzzy Graphic Simulator

남 의 석, 박 종 진, 우 광 방
(Euisuck Nahm, Jongjin Park, Kwangbang Woo)

Abstract : In this paper, an application of fuzzy-neuron reasoning to the control of an activated sludge plant is presented. The activated sludge process is widely used in modern wastewater treatment plants. The operation control of the activated sludge process, however, is difficult due to the following reasons : 1)The complexity of the wastewater components, 2)the change of the wastewater influent, and 3)the adjustment errors in the control process. Because of these reasons, it is difficult to obtain mathematical model that really reflect the relationship between the variables and parameters in the process of wastewater treatment correctively and effectively. In this paper, the activated sludge process(A.S.P.) is modeled by a new fuzzy-neuron network representing nonlinear characteristics. These fuzzy-neurons have fuzzy rules with complementary membership function. Based on the constructed model, graphic simulator on X-window system as a graphic integrated environment is implemented. The efficacy of the proposed control scheme was evaluated and demonstrated by means of the field test.

Keywords : fuzzy-neuron network, activated sludge process, fuzzy inference, error back propagation

I. 서론

오늘날 산업의 급속한 발달로 인하여 하수나 폐수의 양적 증가와 더불어 새로운 종류의 유기화합물의 추가 등 질적 변화로 인해 하수처리 시스템은 점차 대규모화되며 복잡화 되어가고 있고 하수의 효과적이고 체계적인 처리가 문제시 되고 있다. 따라서 통합시스템 기술로서의 하수처리 시스템은 수직 분산, 수평 분산의 감시제어 시스템이 도입되는 추세에 있다. 하수처리공정 감시제어시스템의 기본 구성요소는 1) 하수처리공정의 감시제어를 위한 인간-기계 인터페이스 시스템(운전자 운영기 : Operator Interface System), 2) 프로세스 제어시스템(공정제어기 : Process Control Station), 3) 시스템 구성 장치간의 정보 전달을 위한 데이터 전송시스템으로 구성된다.

이러한 하수처리공정 감시제어 시스템에서는 주로 숙련된 조작자의 경험에 의해 공정이 제어되는데, 하수처리공정의 생물화학적 특성에 의해 해석적 분석이 어려우며 숙련된 조작자의 부족으로 인해 전 공정에서 발생하는 현상을 모의실험(Simulation)할 수 있고 이를 통해 제어전략을 설정할 수 있는 시뮬레이터의 필요성이 대두되고 있다.

한편, 하수처리시스템에서는 일반적으로 활성오니공정이 사용된다. 활성오니공정은 생물학적 메카니즘의 비선형적 특성으로 인해 수학적 모델로는 그 동작을 정확하게 나타내기가 어렵다[11,12]. 따라서 퍼지 추론, 뉴럴 네트워크, 퍼지-뉴럴 네트워크 등의 지능형 알고리즘을 이용한 활성오니공정의 모델링에 대한 많은 연구가 행해졌으나 각 기법에서 여러 단점들이 발견되었다[12,13]. 퍼지 추론에 의한 활성오니공정의 퍼지모델의 경우, 공정의 출력이 다중인 경우의 퍼지 모델로의 확장이 용이하지 않다. 즉, 다중 출력의 경우 『IF ~ THEN』형식의 퍼지규칙수가 많아서 퍼지 모델 자체의 장점인 언어적 표현의 명확성을 살리기가 어렵다. 뉴럴 네트워크에 의한 활성오니공정의 모델링의 경우, 다중출력으로서의 확장은 용이하나 모델식 자체가 운전자에게는 일종

일종의 Black Box이고 수렴 시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 퍼지-뉴럴 네트워크의 경우 퍼지 모델과 뉴럴 네트워크의 단점을 보완하였으나 모델의 입력력 변수의 증가에 따른 모델식의 변경이 용이하지 않고, 학습 시간이 오래 걸리고, 발산하는 경우도 있다.

본 논문에서는 이러한 단점들을 개선하기 위해 Yamakawa 등이 제시한 보수적(complementary) 소속함수를 가지는 퍼지 규칙에 의해 비선형 특성을 나타내는 새로운 형태의 퍼지-뉴럴 모델을 확장하여 활성오니공정을 모델링한다[1]. 이 모델은 기존 모델의 단일 출력을 다중 출력으로 확장하였고, 입력 변수의 사상에 의하여 모델의 입력변수 영향 의존도를 증가 시켰고, 또한 모델 파라미터를 최적화 기법인 Complex 기법을 이용하여 최적화 하였다. 따라서 기존의 방법에 비해 성능이 우수하고 학습에 소요되는 시간이 적으며 시뮬레이터의 모델구축 기능에 필수적인 일반화가 용이하고 다중입력, 다중출력의 공정을 모델링하는 경우도 우수한 특성을 보인다. 또한 이 모델링 알고리즘을 이용하여 하수처리 활성오니공정 감시제어시스템의 운전자 운영기(OIS) 내에 모델구축 기능이 있는 시뮬레이터를 구성하였다. 공정 운영자는 이러한 시뮬레이터를 이용하여 1) 각 공정의 모의 실험을 행할 수 있고, 이를 통한 2) 제어조작 결과의 예측 및 하부 공정 제어를 위한 적절한 설정치 획득이 가능하며, 3) 지능형 모델에 의한 제어기의 구성 등이 가능하게 되므로 활성오니공정의 효율적인 제어 및 고도제어가 가능하며, 4) 실물을 사용하는 것과 동일한 효과로 공정 운용에 대한 교육 및 훈련을 새로운 조작자에게 시킬 수 있다.

제안된 기법의 검증에 위해서, 먼저 수도권 하수처리 플랜트 중에 하나를 대상으로 제안된 기법과 시뮬레이터를 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 검증하였다. 검증된 모델링 기법과 시뮬레이터를 이용하여 실제 필드에 적용하여 그 유용성을 검증하였다.

II. 하수처리시스템의 활성오니공정

하수처리시스템에서는 활성오니공정이 일반적으로 사용되

고 있다. 현재 대부분의 하수처리 플랜트는 제어 공정에서 조절 데이터를 얻기 위해 수학적 모델을 이용하고 있다. 그러나 이러한 수학적 모델이 정확하고 효과적으로 하수처리 공정의 변수와 파라미터간의 관계를 설정하지 못하므로 정확한 하수처리공정의 모델링을 필요로 한다.

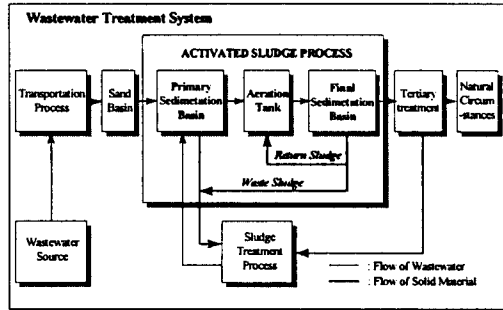


그림 1. 하수처리시스템의 개요도.
Fig. 1. Configuration of wastewater treatment system.

하수처리시스템은 다음의 네가지 공정으로 구성된다. 1) 하수의 수집 및 수송 공정, 2) 하수처리 공정, 3) 3차처리 공정, 4) 오폐수처리 공정이다. 이들 처리 공정들의 기반은 미생물에 의한 생물화학적 공정과 중력침강에 의해 미생물 덩어리를 분리하는 고체와 액체의 분리 공정을 조합한 것이다. 따라서 각 처리 공정의 성능은 미생물의 생물화학적 특성에 의존한다. 하수처리시스템의 개요도는 그림1과 같다.

그림2에는 하수처리시스템에서의 활성오니공정이 보여진다. 활성오니공정은 최초침전지, 폭기조 및 최종침전지를 포함한다. 활성오니공정에서의 유기물 처리는 접촉과 안정화반응 단계를 거쳐 이루어진다. 접촉반응에서는 유입폐수의 유기탄소가 미생물을 활성화시키는 오폐수와 혼합되며 유입된 유기탄소는 미생물의 먹이가 된다. 접촉단계 동안에 유기물은 상대적으로 짧은 주기 동안에 오폐수에 흡수된다. 접촉단계에 이어 안정화반응 단계에서는 오폐수의 미생물이 산소를 소비하면서 신진대사를 통해 유기물을 흡수한다. 즉, 최초침전지에서는 하수중에 포함된 현탁물질의 입자가 중력에 의해 침강됨으로써 유기물을 처리한다. 폭기조에서는 수시간 연속적으로 하수중에 공기가 흡입된다. 유기물 제거의 중심을 이루는 미생물은 폭기 과정에서 자연발생하는 다종류의 미생물 군이고 이를 활성오니라 한다. 이 응집한 미생물의 덩어리를 플록(floc)이라 한다. 활성오니는 폭기조내 공기로부터 용해된 산소에 의해 유기물을 생물화학적으로 산화해서 증식하고 대사과정에서 유기물을 물과 탄산가스로 분해한다. 최종침전지에서 플록(floc)은 침강 제거되고 맑은 물이 3차처리 공정으로 유입된다. 한편 최종 침전지에서 침강한 미생물은 폭기조 입구에서 재순환 되어 다시 유기물 제거에 사용된다.

이러한 과정에서 산소의 양은 폭기조내 혼합용액의 용존 산소를 측정함으로써 반응오니량은 폭기조내 미생물 양을 유지하기 위한 원천이고 잉여오니량은 폭기조내 미생물의 양을 적정하게 유지하고 나이는 오폐수를 제거하는 수단이 된다. 이외에도 폭기조내 미생물에 의한 유기물 분해는 수온의 영향을 받는데 이는 수온에 따라 미생물의 반응속도가 다르기 때문이다. 또한 유입수량과 유입수질도 최종 처리수 수질에 영향을 미친다. 실제 최초침전지로 유입되는 생물학적 산소요구량(Biological Oxygen Demand : BOD) 및 유입수의 부유물(Suspended Solid : SS) 농도를 측정하고, 최종 침전지에서 유출되는 생물학적 산소요구량(Effluent Boil-

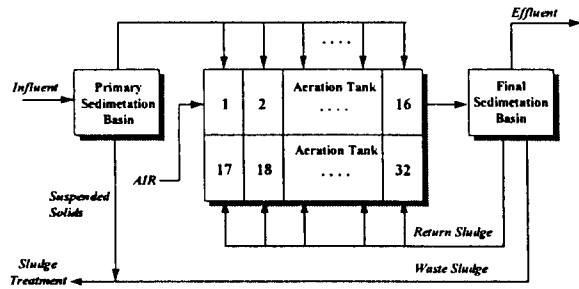


그림 2. 활성오니공정 구성도.
Fig. 2. Schematic diagram of the activated sludge process.

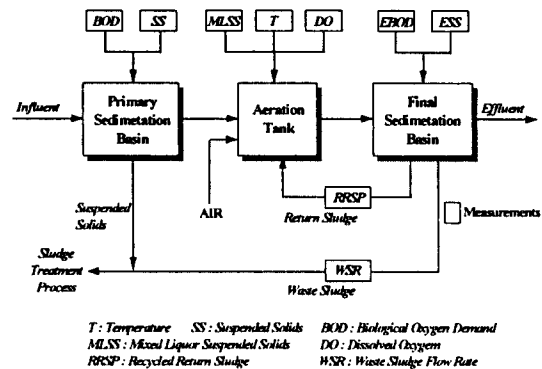


그림 3. 활성오니공정에서 측정변수 위치.
Fig. 3. Position of measurement variables in the activated sludge process.

ingical Oxygen Demand : EBOD) 및 부유물 농도(Effluent Suspended Solid : ESS)가 주요 측정 대상이 된다.

활성오니공정의 용존산소 설정치(Dissolved Oxygen Set-Point : DOSP) 및 반송률 설정치(Recycle Sludge Ratio Set-Point : RRSP)는 유입수의 생물학적 산소요구량 및 부유물 농도에 따라 유출수의 생물학적 산소요구량(EBOD), 부유물(ESS) 농도가 영향을 받으므로 조작자가 이 유출수의 농도를 설정치 이하로 낮추기 위해 사용되는 데이터이다. 유출수의 생물학적 산소요구량(EBOD) 및 부유물(ESS) 농도는 측정된 데이터의 혼합액 부유물(Mixed Liquid Suspended Solid : MLSS) 농도, 잉여오니흐름률(Waste Sludge Ratio : WSR), 반송률 설정치(RRSP), 용존산소 설정치(DOSP)에 의존하며 BOD, SS 농도는 서로 일정한 상관관계를 가지고 있다. 그림3에 유출수의 수질(EBOD : 유출수의 생물학적 산소 요구량, ESS : 유출수의 부유물 농도)에 영향을 미치는 변수와 그 계측 위치가 보여진다.

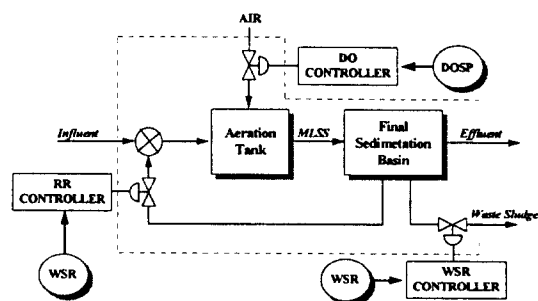


그림 4. 활성오니공정 제어제.
Fig. 4. Control of activated sludge process.

III. 활성오니공정 제어계

하수처리장에 있어서 자동제어의 주목적은 처리수의 수질 향상과 안정화, 설비의 원활 운전, 처리장 근무자의 작업 환경 개선, 에너지 및 인력절감 등에 있다. 활성오니공정의 주요 제어계로는 폭기조 풍량 제어, 반송오니량 제어, 잉여 오니량 제어의 3가지로 요약될 수 있다. 그림4는 활성오니공정 제어의 전체적인 도식을 보여준다. 여기서 DOSP(용존산소 설정치), RRS(반송오니량 설정치) 그리고 WSR(잉여오니량)이 공정의 핵심 제어량이 된다.

폭기조 풍량제어는 오니속에 미생물이 하수에 포함된 더러운 유기물질을 분해하는데 적절한 환경을 만들기 위해 산소를 불어 넣어 주는 것으로 수질의 상태에 따라 적절한 DO(용존산소)가 유지되도록 송풍기를 운전하여야 한다. 즉, 폭기조 풍량제어의 핵심은 유출수의 BOD(생물학적 산소요구량) 또는 유출수의 SS(부유물 농도)를 최소로 하는 용존산소를 설정하고 이에따라 송풍량을 결정하여 송풍기를 운전하여야 한다. 하지만 수질의 상태에 따른 적절한 송풍량의 결정은 공정의 비선형성으로 인하여 수학적 식 또는 일반적인 규칙들이 존재하지 않기 때문에 결정하기가 어렵다. 반송오니량 제어와 잉여오니량 제어는 폭기조 내의 오니의 양을 제어하는 것으로 폭기조 풍량제어와는 성격이 다르다. 즉 반송오니량 제어와 잉여오니량 제어는 폭기조 내의 오니량을 현재의 수질 상태에 적합하게 유지하기 위해 일정 비율로 오니량을 폭기조로 반송 또는 폐기함으로써 오니가 적절하게 하수에 포함된 더러운 유기물질을 분해할 수 있도록 하는 것이다. 국내에서는 대부분 폭기조 풍량제어를 하고 있으며 반송오니량 제어와 잉여오니량 제어는 이루어지고 있지 않다.

본 논문에서는 처리수의 수질 향상과 안정화 에너지 절감 등에서 가장 중요한 폭기조 풍량 제어를 대상 단위공정으로 선정하였다. 폭기조에 있어서 적절한 용존산소 양의 유지는 필수적인데 이는 폭기조내의 오니가 하수 내에 포함된 유기물질을 처리하는데 있어 가장 중요한 인자 중의 하나이기 때문이다. 현재 대부분의 하수처리장은 폭기조 풍량 제어에 있어서 폭기조에 유입하는 하수량과 수질에 비례하여 송풍량을 조절하는 방식을 사용하는데, 대부분 경우 플랜트 시운전을 통한 운전자의 경험에 의존하여 일정 루프에 의한 제어를 행한다.

본 논문에서는 유입수의 수질에 따른 최적의 용존산소량의 설정을 위하여 활성오니공정을 모델링 하고, 이 모델로부터 최적의 용존산소량을 결정한다.

IV. 활성오니공정 모델링 알고리즘

퍼지 뉴런을 이용한 새로운 모델링 기법은 입출력 변수가 많은 경우에도 효율적으로 시스템을 모델링 할 수 있고 모델 구축에 요구되는 시간도 짧음으로 하수처리와 같은 비선형성이 크고 입출력변수가 많은 경우에도 유리하다. Yamakawa 등에 의해 제시된 새로운 퍼지-뉴런 모델은 퍼지 추론과 뉴런 네트워크의 오차 역전달(Error back-propagation) 알고리즘을 합성한 것으로 보수적(Complementary) 멤버쉽함수(Membership function)를 가지는 퍼지규칙에 의해 비선형 특성을 나타낸다. 새로운 퍼지-뉴런 네트워크의 구조는 그림 5(a)와 같다. 각 퍼지-뉴런의 특성은 비선형 함수인 f_i 에 의해 나타내어지고 함수 f_i 내에 시그모이드 함수는 포함되지 않는다. 최종 출력은 각 퍼지 뉴런 출력의 대수적 합에 의해 얻어진다. 그러므로 퍼지-뉴런의 출력은 다음 (1)에 의해 나타내어질 수 있다.

$$\hat{y} = f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_m(x_m) = \sum_{i=1}^m f_i(x_i) \quad (1)$$

여기서, m = 퍼지-뉴런의 수

비선형 퍼지-뉴런의 구조는 그림 5(b)와 같다. 입력공간 x_i 는 몇개의 멤버쉽함수에 의해 나뉘어지는데 그림 5(c)에 보이는 것처럼 변수 x_i 의 최대값, x_{max} 와 최소값, x_{min} 사이의 범위 내에서 멤버쉽함수 $\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{ij}, \dots, \mu_{in}$ 에 의해 특정지워진다. 여기서 1, 2, ..., j, ..., n은 멤버쉽함수의 갯수를 나타낸다. 멤버쉽함수 뒤에는 하중계수 $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{in}$ 이 있고, 멤버쉽함수에 대한 입력변수의 적합도와 하중계수가 곱해져서 i번째 퍼지-뉴런의 출력이 된다. 즉, f_i 로 표시된 i 번째 퍼지-뉴런은 퍼지규칙을 이루고 있으며 그 규칙은 (2)와 같다.

$$R^j: \text{if } x_i \text{ is } A_{ij}, \text{ then } y_{ij} = w_{ij} \quad (2)$$

위 식에서 R^j 는 j 번째 퍼지규칙을 나타내며, 전반부의 A_{ij} 는 퍼지변수이고 멤버쉽함수 μ_{ij} 로 표현된다. 후반부의 w_{ij} 는 상수이며 그림 5(b)의 하중계수가 이에 해당된다.

x_i 에서 $f_i(x_i)$ 로의 사상(mapping)은 퍼지 추론과 비퍼지화에 의해 이루어진다. 여기서 사용되는 퍼지추론은 (2)의 후반부가 상수인 경우이다. 전반부의 멤버쉽함수는 삼각형이고 이웃하는 멤버쉽함수와는 그림 6과 같이 보수적(complementary)인 관계를 가진다.

입력변수 x_i 는 동시에 두개의 멤버쉽함수에만 관계되고 k, k+1로 나타내어지는 두개의 이웃하는 멤버쉽함수에 대한 입력변수의 적합도의 합은 언제나 1이된다. 즉, $\mu_{ik}(x_i) + \mu_{ik+1}(x_i) = 1$. 그러므로 무게중심법(Center of Gravity method)에 의한 비퍼지화에서 나누는 부분이 필요없게 되고 퍼지-뉴런의 출력은 다음의 간단한 (3)에 의해 나타낼 수 있다.

$$f_i(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}(x_i) w_{ij}}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}(x_i)} = \frac{\mu_{ik}(x_i) w_{ik} + \mu_{ik+1}(x_i) w_{ik+1}}{\mu_{ik}(x_i) + \mu_{ik+1}(x_i)} \quad (3)$$

$$= \mu_{ik}(x_i) w_{ik} + \mu_{ik+1}(x_i) w_{ik+1}$$

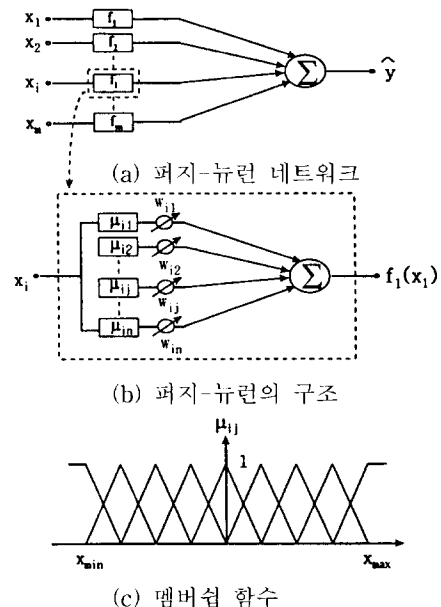


그림 5. 단일 출력의 퍼지-뉴런 네트워크의 구조. Fig. 5. Structure of single output fuzzy-neuron network.

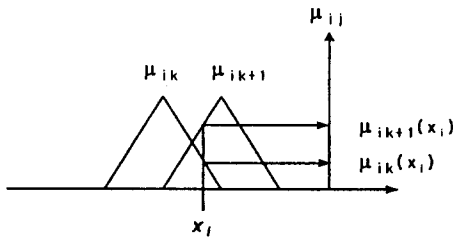


그림 6. 보수적 관계를 갖는 멤버쉽함수.
Fig. 6. Complementary membership function.

하중계수 w_{ij} 는 뉴럴 네트워크에서 흔히 쓰이는 오차 역전달(Back Propagation) 알고리즘에 의한 학습과정을 통하여 수정된다. m 개의 입력 데이터 쌍이 주어진 경우, 출력오차 평가지수를 다음 (4)와 같이 정의한다.

$$E_p = \frac{1}{2} (y_p - \hat{y}_p)^2, \quad E = \sum_{p=1}^m E_p \quad (4)$$

(4)에서 y_p 는 p 번째 출력 데이터(교사신호)이고, \hat{y}_p 는 퍼지-뉴럴 네트워크의 출력값이다. 이때 오차 E_p 를 최소화하기 위한 연결하중계수 w_{ij} 는 최급강하법(Gradient Descent Rule)에 의해 (5)와 같이 구해질 수 있다.

$$\Delta w_{ij} = \eta \left(-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \right) \quad (5)$$

여기서, η 는 학습률이다.

(5)에서 ()는 사슬법칙(chain rule)에 의해 다음 (6)과 같이 변형될 수 있다.

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = -\frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_p} \cdot \frac{\partial \hat{y}_p}{\partial f_i(x_i)} \cdot \frac{\partial f_i(x_i)}{\partial w_{ij}} \quad (6)$$

(6)에서 우측 식의 각항은 다음 (7)~(9)와 같이 유도된다.

$$-\frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_p} = y_p - \hat{y}_p \quad (7)$$

$$\frac{\partial \hat{y}_p}{\partial f_i(x_i)} = 1 \quad (8)$$

$$\frac{\partial f_i(x_i)}{\partial w_{ij}} = \mu_{ij}(x_i) \quad (9)$$

그러므로 변화량 Δw_{ij} 는 (6)~(9)로부터 (10)과 같이 된다.

$$\Delta w_{ij} = \eta (y_p - \hat{y}_p) \cdot \mu_{ij}(x_i) \quad (10)$$

이러한 퍼지-뉴럴 모델은 비선형 시스템을 모델링 하는데 있어서 성능과 학습시간 측면에 있어서 기존의 뉴럴 네트워크보다 훨씬 우수하다.

그러나 이는 출력이 하나인 경우이고 다중출력인 경우는 각출력에서 역전달되는 오차로 인해 동일한 구조를 사용하기가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 뉴럴 네트워크의 구조를 기존의 퍼지-뉴럴 모델에 도입하여 다중출력의 경우에도 효과적으로 모델링할 수 있도록 하였다. 다중출력인 경우의 퍼지-뉴럴 네트워크의 구조는 그림 5(a)의 형태만 그림 7과 같고 나머지 그림 5(b), (c)는 동일하다. 그림 5(c)에서 입력 변수의 분포영역을 최소, -10과 최대, 10정도의 적당한 값으로 사상시킨다. 먼저 (11)과 같이 입력변수 x_i 는 [-10, 10] 사이의 범위로 사상시킬 수 있다.

$$x_{ni} = \frac{x_i - (x_{\max} - x_{\min})/2}{(x_{\max} - x_{\min})/2} \quad (11)$$

사상과정에서 변수 x_i 의 최대값 x_{\max} 와 최소값 x_{\min} 에 각각 사상계수 $mshmax$ 와 $mshmin$ 을 곱하면 (11)은 (12)와 같이 변형된다.

$$x_{ni} = \frac{x_i - (x_{\max} \cdot mshmax - x_{\min} \cdot mshmin)/2}{(x_{\max} \cdot mshmax - x_{\min} \cdot mshmin)/2} \quad (12)$$

이와 같은 과정을 통하여 적절한 x_{nmax} 와 x_{nmin} 값을 설정함으로써 입력변수의 분포영역을 임의로 조절할 수 있다. 즉,

$$\begin{cases} x_{nmax} > 10 & (\text{if } mahmax > 1) \\ x_{nmax} = 10 & (\text{if } mahmax = 1) \\ x_{nmax} < 10 & (\text{if } mahmax < 1) \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} x_{nmin} > -10 & (\text{if } mahmin < 1) \\ x_{nmin} = -10 & (\text{if } mahmin = 1) \\ x_{nmin} < -10 & (\text{if } mahmin > 1) \end{cases} \quad (14)$$

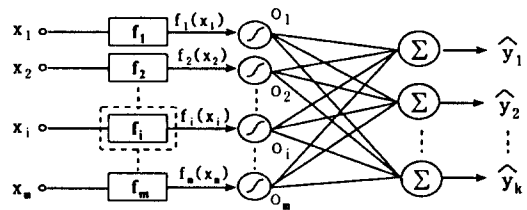


그림 7. 다중 출력의 퍼지-뉴럴 네트워크.
Fig. 7. Multi-output fuzzy-nuron network.

퍼지-뉴런의 출력은 시그모이드 함수를 통과하고 그 값은 출력층의 하중계수와 곱해지며, 다시 각 값들을 더함으로써 각 단자의 출력을 이룬다. 이때 p 번째 데이터 쌍의 출력 오차는 (15)와 같이 정의된다.

$$E_{pk} = \frac{1}{2} (y_{pk} - \hat{y}_{pk})^2 = \sum_k E_p \quad (15)$$

여기서 y_{pk} 는 p 번째 출력 데이터(교사신호) 쌍의 k 번째 값이고 y_{pk} 는 y_{pk} 에 대한 퍼지-뉴런 네트워크의 k 번째 출력값이다. 오차 E_p 를 최소화하기 위한 출력층의 하중계수 w_{ik} 의 변화량 Δw_{ik} 는 단일 출력인 경우와 동일하게 최급강하법과 사슬법칙에 의해 구해질 수 있다. 즉,

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ik}} \\ &= -\eta \left(\frac{\partial E_p}{\partial y_{pk}} \cdot \frac{\partial y_{pk}}{\partial w_{ik}} \right) \\ &= -\eta (y_{pk} - \hat{y}_{pk}) \cdot o_i \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 o_i 는 출력층의 학습률

$$o_i = \frac{1}{1 + \text{EXP}(-a \cdot f_i(x_{ni}))} \quad (17)$$

여기서 a 는 시그모이드함수의 기울기를 결정하는 계수 학습효과를 증진시키기 위해서 모멘텀 항을 추가하면 보정된 하중계수 $w_{ik}(n+1)$ 는 다음 (18)과 같다.

$$w_{ik}(n+1) = w_{ik}(n) + \Delta w_{ik}(n+1) + \alpha_1 \cdot \Delta w_{ik}(n) \quad (18)$$

여기서, α_1 : 출력층의 모멘텀 계수

퍼지-뉴런층의 하중계수, w_{ij} 의 변화량 $w_{ij}(n+1)$ 도 역전

달되는 오차를 고려하면서 출력층의 하중계수의 변화량과 동일한 방법으로 (19)와 같이 모멘텀 항을 추가하여 구할 수 있다.

$$\Delta w_{ij} = -\eta_2 \left(-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \right) \quad (19)$$

여기서, η_2 : 퍼지-뉴런층의 학습률이다.
여기서 ()는 사슬법칙에 의해 다음 (20)와 같이 변형될 수 있다.

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = \sum_k \left(\frac{\partial E_{pk}}{\partial y_{pk}} \cdot \frac{\partial y_{pk}}{\partial o_i} \right) \cdot \frac{\partial o_i}{\partial f_i(x_{n_i})} \cdot \frac{\partial f_i(x_{n_i})}{\partial w_{ij}} \quad (20)$$

여기서 우측 식의 각 항은 다음 (20)~(22)와 같이 유도된다.

$$\sum_k \left(\frac{\partial E_{pk}}{\partial y_{pk}} \cdot \frac{\partial y_{pk}}{\partial o_i} \right) = \sum_k ((y_{pk} - \hat{y}_{pk}) \cdot w_{ik}) \quad (21)$$

$$\frac{\partial o_i}{\partial f_i(x_{n_i})} = a \cdot o_i \cdot (1 - o_i) \quad (22)$$

$$\frac{\partial f_i(x_{n_i})}{\partial w_{ij}} = \mu_{ij}(x_i) \quad (23)$$

그러므로, 변화량 w_{ij} 는 (19)~(22)로부터 (23)과 같이 유도된다.

$$\Delta w_{ij} = \eta_2 \sum_k ((y_{pk} - \hat{y}_{pk}) \cdot a \cdot o_i \cdot (1 - o_i) \cdot \mu_{ij}(x_i)) \quad (24)$$

퍼지-뉴런층의 모멘텀 항을 고려한 보정된 하중계수는 (25)와 같다.

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n+1) + \alpha_2 \cdot \Delta w_{ij}(n) \quad (25)$$

여기서, α_2 : 퍼지-뉴런층의 모멘텀 계수

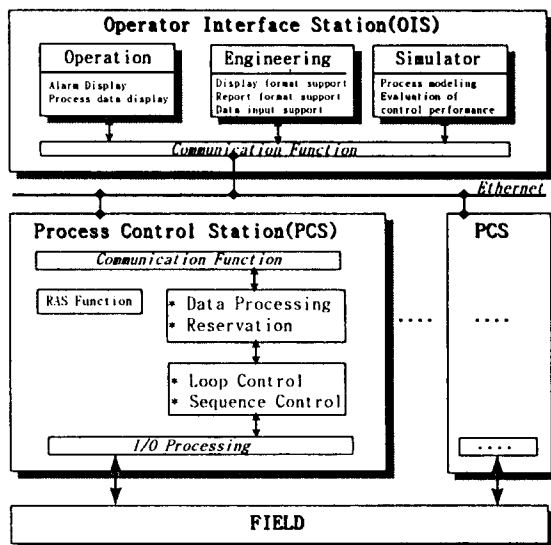


그림 8. 하수처리 공정감시 제어 시스템의 구성도.
Fig. 8. Schematic diagram of supervisory and control system for wastewater treatment system.

V. 퍼지 그래픽 시뮬레이터

하수처리공정을 위한 감시제어 시스템의 기본 구성요소는 1) 하수처리공정의 감시 제어를 위한 인간-기계 인터페이스 시스템 (운전자 운영기 : Operator Interface Station), 2) 프

로세스 제어시스템(공정제어기 : Process Control Station), 3) 시스템 구성 장치간의 정보 전달을 위한 데이터 전송시스템으로 구성된다. 그림8은 하수처리 공정감시 제어 시스템의 구성도이다.

그래픽 시뮬레이터는 X 윈도우 시스템 상에서 구현되었으며 OSF/Motif Widget set과 X11 라이브러리를 이용하여 C 언어로 작성되었다. 사용자의 편의를 도모하기 위해 마우스와 키보드를 동시에 사용할 수 있도록 설계 하였으며, 단축키의 사용도 가능하도록 하였다. 또한 풀-다운(pull-down) 방식의 메뉴 선택 기능과 필요한 정보의 입출력을 자유롭게 나타낼 수 있는 팝업(pop-up) 및 오버랩(overlap)된 다중 윈도우 처리 기능을 제공함으로써 작업공간의 제약을 극복 하였으며 여러가지 작업을 동시에 수행할 수 있는 멀티태스킹(multitasking) 기능을 포함한다.

운전자 운영기(Operator Interface Station : OIS)는 하수처리공정의 감시, 조작 및 진단을 위한 시스템으로 하수처리공정 정보의 Operation 기능, Engineering 기능, 시뮬레이터 기능을 가지고 있다. 공정제어기(Process Control Station : PCS)는 실질적인 하수처리공정의 제어 장치로서 CPU 및 통신, 제어연산, 기억부 등을 가진 기본부와 하수처리공정과 신호 인터페이스를 위한 입출력부로 구성되어 연속제어, 일괄처리제어, 시퀀스제어, 루프제어 등의 광범위한 제어연산기능을 실현한다. 데이터 전송 시스템은 운전자 운영기와 공정제어기와의 고속 데이터 통신 및 전송을 위한 것으로 전송로, 통신유니트, 전송로와 통신유니트와의 인터페이스장치로 구성된다. 여기에서 운전자 운영기의 기능 중에 시뮬레이터는 하수처리 시스템의 활성오니공정에 대한 모델의 구축과 이 모델을 기반으로 설정된 제어전략을 평가하는 것이다. 즉 운전자는 운전자 운영기 내의 시뮬레이터를 통하여 하수처리 활성오니공정을 감시하고, 감시 결과 하수처리 수준이 기준 이하인 경우 수질 개선을 위한 제어 조작을 한다. 이때 운전자는 제어 조작의 결과예측을 위해 활성오니공정을 모델링 하고, 이 모델을 기반으로 제어조작의 결과를 예측하여 수동조작의 정보를 얻는다.

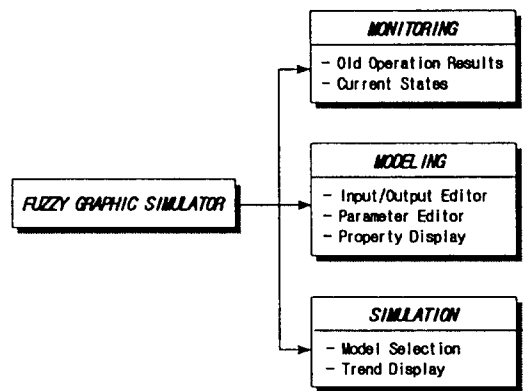


그림 9. 그래픽 시뮬레이터 구성.
Fig. 9. Configuration of fuzzy graphic simulator.

하수처리 활성오니공정 그래픽 시뮬레이터는 그 기능에 따라 그림 9에서와 같이 크게 3부분으로 나뉘어진다. 그림 9에서 Monitoring 부분은 크게 두부분으로 구성된다. 첫번째는 Old Operation Result로 년별 및 월별로 유입수 및 유출수의 질을 판단할 수 있는 10가지 데이터 항목이고 두번째는 Current State로 운영기기의 현황을 감시할 수 있는 항목으로 활성오니공정에서 유입수 및 유출수의 수질과 관련된 계측치가 데이터 전송 시스템을 통하여 운전자 운영기

내에 시뮬레이터 화면에 제공된다. 운전자는 이러한 계측치를 감시함으로써 유출수의 처리 수준을 판단할 수 있고 새로운 제어 전략의 필요성을 인지할 수 있고 계측된 값들을 수집함으로써 제어 전략을 위한 자료로 사용할 수 있다.

Modeling 부분은 기존의 모델로부터 얻은 제어 전략 정보가 불확실한 경우 또는 환경 변화에 의해 새로운 모델의 구축이 필요한 경우 운전자에게 새로운 모델 구축의 기능을 제공해 준다. 운전자는 이 새로운 모델을 기반으로 새로운 제어 전략을 얻을 수 있다. 이 부분은 크게 세부분으로 구성된다. 첫째는 Input/Output Editor 부분으로 구축하고자 하는 모델의 입력력 변수를 운전자가 직접 선택하는 부분으로 운전자의 경험에 의해 활성오니공정에 중요한 항목을 입력력변수로 선택함으로써 효율적인 모델을 구축할수 있다. 둘째는 Parameter Editor 부분으로 모델의 성능 향상을 위해 파라미터를 조작하는 부분이다. 셋째는 Property Display 부분으로 모델의 특성을 그래프로 표시해주는 기능이다.

표 1. Model 의 구조.
Table 1. Structure of model.

	입력변수	출력변수
Typical Model	BOD : 생물학적 산소요구량(유입수)	BLW : 송풍량
	SS : 부유물농도(유입수)	EBOD : 생물학적 산소 요구량(유출수)
New Model	T : 수온	ESS : 부유물 농도 (유출수)
	DOSP : 용존산소 설정치	WSR : 잉여오니흐름율
	MLSS : 혼합액 부유물	
	RRSP : 반송율 설정치	
	Typical Model 입력변수중에서 임의의 선택	Typical Model 출력변수 중 임의의 선택

시뮬레이션 부분은 크게 2가지의 기능을 가지고 있다. 첫째는 Model Selection 기능으로 활성오니공정의 모델을 운전자가 선택할 수 있다. 기본적으로 운전자의 편의를 위해 전형적인 모델을 제공하고 있고 모델링 부분에서 구현된 새로운 모델을 추가함으로써 전체적으로 2가지 모델이 있다. 이들 모델의 구조는 표 1과 같다. 둘째는 Trend 기능으로 중요 제어변수값의 변화에 따른 출력변수 예를들면 유출수의 BOD(Biological Oxygen Demand : 생물학적 산소 요구량) 혹은 SS(Suspended Solid : 부유물 농도) 농도의 변화를 관찰함으로써 최적 제어값을 획득할 수 있는 기능이다.

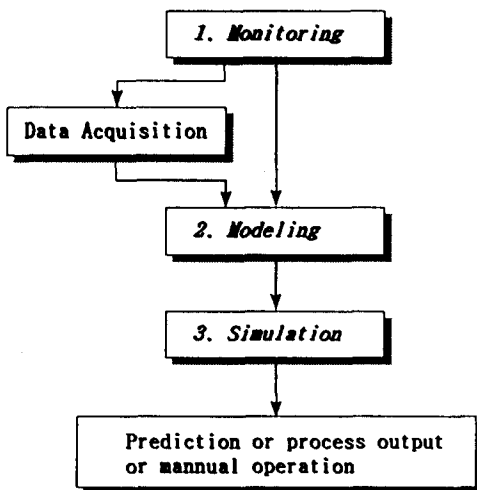


그림 10. 그래픽 시뮬레이터 기능도.
Fig. 10. Function of fuzzy graphic simulator.

이러한 기능은 운전자의 조작 정보와 관련된 기능을 가지고 있다. 운전자는 모니터링 화면에서 활성오니공정의 유입수와 유출수의 계측치를 참조한 결과 유출수의 BOD (Biological Oxygen Demand : 생물학적 산소 요구량) 혹은 SS(Suspended Solid : 부유물 농도) 농도 등이 기준치 이상인 경우, 새로운 조작을 필요로 하게 된다. 이 경우 시뮬레이션 기능은 운전자에게 실제 하수처리공정에 조작량을 인가하기 전에 지능형 알고리즘에 의해 구축된 모델에 모의 실험을 해 봄으로써 제어 조작의 결과를 예측할 수 있는 정보 제공의 기능을 한다. 즉, 운전자는 모니터링 화면을 통하여 하수처리 활성오니 공정을 감시 한다. 감시 결과 하수처리 수준이 기준 이하인 경우 운전자는 수질 개선을 위한 제어 조작을 해야 한다. 이때 운전자는 시뮬레이터 화면을 통하여 수질 개선을 위한 제어 조작의 결과를 예측해 볼 수 있다. 또한 제어 조작 후 일정 주기 후에도 수질 개선이 이루어지지 않은 경우에는 시뮬레이션에 사용된 모델의 성능이 문제가 됨으로 모델링 화면을 통해 새로운 모델을 구축할 수 있다. 따라서 운전자는 시뮬레이터를 통하여 새로운 모델의 구축과 이 모델을 기반으로 설정된 제어전략을 수행 평가할 수 있다. 시뮬레이터 구성 요소들의 연관 관계는 그림 10과 같다.

VI. 시뮬레이션 및 필드 테스트

1. 모델링 기법의 검증

제한된 모델링 기법을 현장에 적용하기에 앞서 기법의 검증은 위해, 수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 이 처리장의 1년치 수질 데이터에서 196쌍을 추출하여 활성오니공정을 모델링하였다. 활성오니공정을 모델링하기 위한 입력력 변수는 표 2와 같다.

폭기 공기량은 이것을 결정하는 송풍기가 사용하는 전력량이 하수처리장 전체 소비전력량의 많은 부분을 차지하기 때문에 그리고 잉여오니량은 적절한 오니량과 오니체류시간 (Sludge Retention Time : SRT)의 유지를 위해 필요하므로 출력변수로 선택하였다.

표 2. 입출력변수.
Table 2. Input/output variables.

입 력	출 력
1. 유입수 수질 항목 BOD : 생물학적 산소 요구량(유입수) SS : 부유물 농도 (유입수)	1. 유출수 수질 BOD : 생물학적 산소 요구량(유출수) SS : 부유물 농도 (유출수)
2. 수온(T)	2. 폭기 공기량(BLW)
3. 운전상태 항목 MLSS : 혼합액 부유물 농도(폭기조) DO : 용존산소 (폭기조) RR : 반송오니량	3. 잉여오니(WSR)

활성오니공정을 모델링 하기 위한 모델 구조는 그림 11과 같다. 그림 11(a)는 전체 모델의 구조를 나타내고, (b)는 활성오니공정 모델을 퍼지-뉴런을 통해 모델링 하기 위해 각 입력변수의 비선형 퍼지-뉴런에 포함된 멤버쉽함수를 나타내는 것으로 개수를 5, 11, 31, 51, 91로 설정하고 시뮬레이션을 행하였다. 그림 11(c)는 멤버쉽 함수의 형태로 각각의 입력 변수의 주어진 범위로 사상된 것을 보여준다. 학습을 위한 파라미터인 출력층의 학습율(η)과 모멘텀 계수(α), 퍼

지-뉴런층의 학습율(η_2)과 모멘텀 계수(α_2) 그리고 시그모이드 함수의 기울기 (a)는 최적화(optimization) 기법인 콤플렉스렉스법을 사용하여 최적값을 구하였다.

이상의 활성오니공정 퍼지-뉴런 모델의 성능을 (26)의 성능지수 식에 의해 비교한 결과가 표3에 보여진다. 이 결과를 통하여 멤버쉽함수를 많게 할수록 모델링 성능이 좋아지는 것을 볼 수 있다.

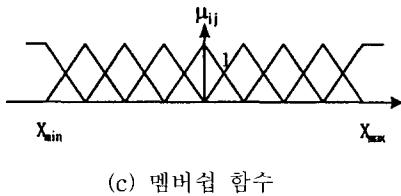
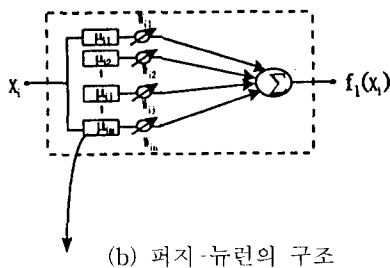
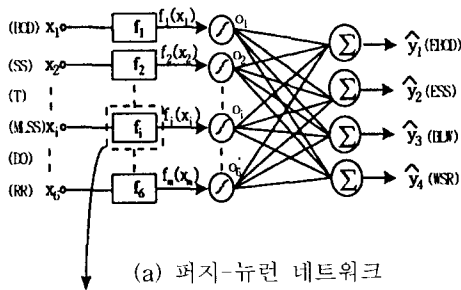


그림 11. 활성오니공정의 모델 구조.
Fig. 11. The Structure of model for A.S.P.

$$E_p = \sum_{k=1}^4 \frac{1}{2} (y_{pk} - \hat{y}_{pk})^2, \quad E = \sum_{p=1}^m E_p \quad (26)$$

여기서 y_{pk} 는 k번째 출력변수에 대한 p번째 출력 데이터(교사신호)이고, \hat{y}_{pk} 는 k번째 출력변수에 대한 퍼지-뉴런 네트워크의 출력값이다.

표 3. 멤버쉽함수의 개수에 따른 활성오니공정 모델의 성능 지수.

Table 3. Performance indices of A.S.P. model according to the number of membership function.

멤버쉽함수의 개수	5	11	31	51	91
성능지수	14.41	9.02	4.68	2.27	1.31

또한 사상 계수, mshmax와 mshmin 값은 초기치를 1.05와 0.95로 설정하였는데 각 멤버쉽함수에 속하는 데이터의 갯수가 0이 되지 않도록 즉, 모든 멤버쉽함수의 연결하중이 학습되도록 사상 계수의 값을 조정하여 모델의 성능을 높일 수 있다.

이 때의 성능지수 값은 4.62로서 초기치로 선정한 경우의 성능지수 4.68보다 결과가 향상된 것을 볼 수 있다. 또한 기존의 다층 신경회로망으로 활성오니공정을 모델링한 결과를 비교하였다. 3층의 신경회로망으로 중간층 뉴런의 개수는

31개로 하여 모델링한 결과 성능지수는 4.90으로 퍼지-뉴런에 의한 모델링(멤버쉽 함수 31개인 경우)의 결과가 더 우수하고 수렴시간도 훨씬 빠른 것을 알 수 있었다.

2. 시뮬레이터의 실용화 검증

구축된 시뮬레이터의 핵심 기능인 시뮬레이션 기능을 실제 필드 테스트에 앞서 시험해보기 위해 모델링에 사용된 데이터를 토대로하여 모의 실험을 행하였다. 시뮬레이션에 의한 방식이란 과거의 운전 데이터를 이용하여 활성오니공정 모델을 구축하고, 구축된 모델로부터 최적의 제어 입력을 찾아내는 방식이다. 즉, 구축된 모델에서 제어 환경인 모델 파라미터(현재의 수질 상태)를 설정하고, 제어 입력을 변화시켜 본다. 이에 따라 제어 목적함수가 최소가 되는 제어 입력을 설정한다.

우선, 유출수의 수질을 나타내는 ESS(유출수의 부유물 농도)나 EBOD(유출수의 생물학적 산소요구량)가 기준치 이상인 데이터를 찾아 기준치를 만족시키도록 하기 위한 조건을 시뮬레이션 결과를 토대로하여 찾아 보았다. 시뮬레이션을 위한 환경설정과 제어항목 및 제어목적은 아래와 같다.

1) Situation Setting

- 모델선택 : 입출력변수의 설정
- 공정상태 입력

2) Simulation Object(Prediction Variable Setting)

Minimize ESS & EBOD
(ESS<20 mg/l, EBOD<30mg/l)

3) Control variable Setting

- DOSP(용존산소 설정치)
- RRSP(반송율 설정치)

모델로는 Typical Model을 선택하였다. 시뮬레이션의 목적으로는 유출수의 수질향상의 지표인 유출수의 부유물농도 ESS가 20(mg/l), 유출수의 생물학적 산소요구량 EBOD가 30(mg/l) 이하의 수준을 유지해야 하는 것을 목적으로 하였다. 또한 이를 위한 제어항목으로는 단위공정에서 설정이 가능한 용존산소 설정치 DOSP와 반송율 설정치 RRSP를 설정하였다. 구체적인 시뮬레이션 과정은 아래와 같다.

[단계 1] 모델설정 : Typical Model

[단계 2] 공정상태 입력 : 공정의 현재 상태를 표시 해줄 수 있는 변수값을 설정

[단계 3] 주어진 모델에서 제어항목인 DOSP(용존산소 설정치)를 변화시킴.

이때 모델의 출력 예측 trend 하고, ESS, EBOD를 최소화하는 DOSP를 찾음

시뮬레이션에 의해 얻은 최적 DOSP의 설정에 의한 모델의 유출수의 ESS, EBOD와 기존의 logic 제어방식에 의한 유출수의 ESS와 EBOD를 비교하면 아래의 표 4와 같다. 같은 방식으로 RRSP에 대하여 적용한 결과는 표 5와 같다.

표 4. 기존방식과 시뮬레이터를 이용한 제어방식에 의한 공정제어 결과 비교(DOSP 제어).

Table 4. Comparisons of process control results (DOSP control).

	제어항목	유출수 수질 지표	
	DOSP[mg/l]	EBOD[mg/l]	ESS[mg/l]
기존방식	7.6	30	26
시뮬레이션 방식	2.62	16.6	12.2

표 5. 기존방식과 시뮬레이터를 이용한 제어방식에 의한 공정제어 결과 비교 (RRSP 제어).

Table 5. Comparisons of process control results (RRSP control).

	제어항목		
	RRSP[mg/l]	EBOD[mg/l]	ESS[mg/l]
기존방식	164864	30	26
시뮬레이션 방식	178796	22.1	12.4

표 4에서 DOSP의 값을 2.62(mg/l)로 설정하였을 경우, EBOD는 16.6(mg/l)로 ESS는 12.2(mg/l)로 좋아진 것을 알 수 있다. 이경우 송풍량(BLW)을 1762293(m³/day)으로 해주어야 한다. 표5에서 RRSP의 값을 178796(mg/l)로 설정하였을 경우, EBOD는 22.14(mg/l)로 ESS는 12.36(mg/l)으로 좋아진 것을 알 수 있다. 이경우에도 송풍량(BLW)을 2833226(m³/day)으로 해주어야 한다.

표 4와 표 5에서의 결과를 살펴보면 기존의 Logic 제어방식에 의한 활성오니공정 제어 결과는 유출수의 수질 지표인 유출수의 부유물 농도 ESS와 유출수의 생물학적 요구량 EBOD모두 기준치를 이상을 기록하였다. Logic 제어 방식이란 일정한 Logic에 의해 제어하는 방식으로 시스템 설계시에 여러번의 시행오차에 의해 시간별 또는 계기별로 제어량의 설정치를 미리 작성하여 설정된 루틴을 계속 반복적으로 수행하는 방식으로 수질 변화에 대응해서 그 설정치가 변하지는 않는다.

반면 시뮬레이터에 의해 제어항목의 최적한 값 즉, 폭기조의 용존산소 설정치 DOSP와 반송율설정치 RRSP의 최적한 값을 찾아 제어 하면 유출수의 수질 지표인 유출수의 부유물 농도 ESS와 유출수의 생물학적 요구량 EBOD모두 기준치 이하로 떨어져 수질이 향상됨을 보여 주었다. 따라서 기존 방식 보다 시뮬레이터를 이용한 제어 방식이 훨씬 더 효과적임을 알 수 있었다.

3. 필드 테스트

수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 이 처리장의 1한달치 수질 데이터와 이에 따른 수질처리 현황을 이용하여 시뮬레이터에 의해 얻어진 수질처리 현황과 비교하였다. 일반적으로 하수처리장에서는 송풍기가 사용하는 전력량이 하수처리장 전체 소비전력량의 많은 부분을 차지하기 때문에 여기에서는 수질처리 제어항목의 비교대상으로 송풍량으로 결정하였다. 시뮬레이터를 사용하기에 앞서 활성오니공정 제어를 위한 제어항목과 제어목적 및 기존방식과의 비교항목을 설정하면 아래와 같다.

- 제어 항목 : 폭기조 송풍량(BLW)
- > 폭기조 송풍량은 DOSP 비례
- 제어 목적 : Minimize EBOD, ESS
- 기존방식과의 비교항목 :
 - 1) 폭기조의 송풍량에 의한 전력소모량
 - 2) 유출수의 수질(EBOD, ESS)

이상의 조건하에서 시뮬레이터를 이용하여 실제 필드에 적용하였다. 실제 하수처리장에서 송풍량의 조정에 의해 얻어진 유출수의 BOD, ESS와 송풍량을 시뮬레이터에 의해 얻어진 것과 비교하여 표 6에 나타내었다.

표 6에는 실제 하수처리장에서의 매일 유입되는 유입수의 수질을 판단하는 지표로 유입수의 BOD(생물학적 산소요구량), SS(부유물농도), MLSS(혼합액 부유물 농도)의 항목을

설정하였고 이에 따른 제어항목으로 송풍량을 선정하여 기존의 Logic 제어방식에 의한 유출수의 수질 지표(EBOD, ESS)를 나타내었다. 이와 비교하여 시뮬레이터를 사용하여 제어항목인 송풍량의 최적 값을 찾아내어 제어한 결과인 유출수의 수질 지표(EBOD, ESS)를 나타내었다. 표 6에서 보듯이 기존 방식에서는 운전이 필요한 양 이상의 송풍량을 공급해준 것으로 보인다. 하지만 시뮬레이터를 이용하면 그 양의 2/3의 송풍량만 공급해주어도 충분하고 또한 유출수의 BOD, SS도 더 낮아짐을 볼 수 있다. 그림 12는 기존의 방식에 의한 것과 시뮬레이터를 이용한 경우의 폭기조에 불어 넣어 주는 송풍량(소모전력량에 비례)의 차이를 보여준다. 그림 12에서 제안된 방식에서 송풍량의 차이가 크지 않은 것은 대상 플랜트의 수질이 크게 변하는 경우가 없기 때문이다. 하지만 기존의 제어방식은 Logic 제어방식이므로 원수의 수질에 무관하게 송풍량을 많이 한 경우가 있다.

표 6. 기존방식과 제안된 방식에 의한 하수처리결과 비교(DOSP 제어).

Table 6. Comparisons of process control results (DOSP Control).

	실제 하수처리장의 하수처리결과						시뮬레이터에 의한 결과		
	유입수 수질		유출수 수질		제어량		유출수 수질		제어량
날짜	BOD	SS	MLSS	EBOD	ESS	송풍량	EBOD	ESS	송풍량
10.5	188	560	2400	15	17	274515	14.8	10.3	186919
10.6	265	565	3000	21	12	272151	15.4	11.3	188250
10.7	185	297	3700	19	14	276318	14.8	10.4	185534
10.8	182	288	4100	22	15	270861	16.6	13.1	185614
10.10	189	393	4200	15	9	275454	16.2	12.5	185598
10.11	188	570	4100	17	8	345990	14.8	10.4	185534
10.12	160	320	4300	13	8	279423	16.2	12.5	185596
10.13	164	313	5000	14	8	267162	14.8	10.4	185534
10.14	165	329	5300	16	10	277266	16.3	12.5	185592
10.15	171	345	4900	18	11	361914	15.2	11.2	185547
10.16	169	312	3900	16	10	284601	14.3	12.6	185527
10.17	191	352	4700	15	10	274740	16.0	10.2	185145
10.18	183	467	3400	22	10	282195	16.3	10.5	185421
10.19	181	469	3400	22	10	244482	14.8	10.2	185322
10.20	161	490	3800	13	14	280761	16.3	11.2	185004
10.21	175	403	2800	16	9	367344	15.7	11.5	185114
10.22	202	473	3500	23	10	277191	15.5	10.1	185124
10.23	202	257	3500	25	15	272862	14.9	10.1	185534
10.27	350	504	4300	30	18	361683	15.3	10.3	185469
10.28	411	495	4500	29	12	278394	14.5	10.4	185712
10.29	452	482	4400	21	9	274848	15.3	10.1	185005

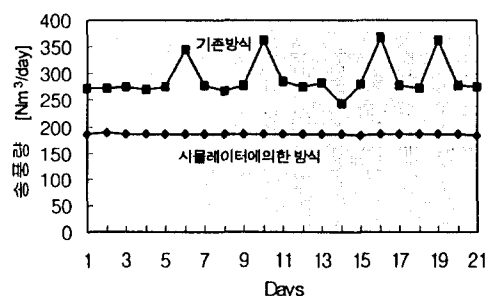


그림 12. 기존 방식과 제안된 방식에 의한 송풍량의 비교.

Fig. 12. Comparisons of blower quantity.

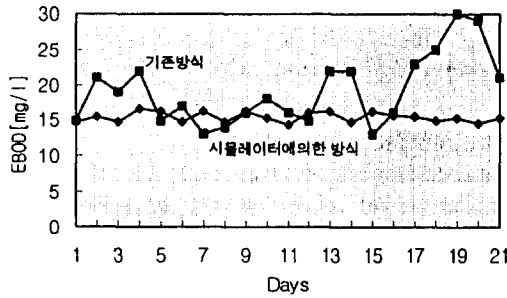


그림 13. 기존 방식과 제안된 방식에 의한 EBOD 비교.

Fig. 13. Comparisons of EBOD.

그림 13은 기존의 방식에 의한 것과 시뮬레이터를 이용한 경우의 유출수의 수질 지표인 EBOD의 차이를 보여주고 그림 14는 ESS의 차이를 보여준다.

그림 12~14에서 보이듯이 하수처리 운전자가 시뮬레이터를 잘 이용하면 훨씬더 경제적이며 효과적으로 하수처리장을 운용할 수 있을 것으로 기대된다.

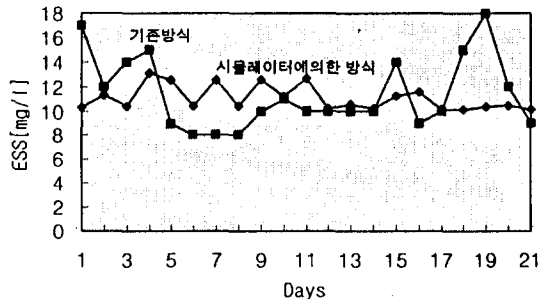


그림 14. 기존 방식과 제안된 방식에 의한 ESS 비교.

Fig. 14. Comparisons of ESS.

Ⅶ. 결론

본 논문에서는 언어적 표현이 복잡하고 비선형적인 요소가 많은 시스템의 특성을 파악하기 위한 기법으로서 퍼지 추론 규칙과 뉴럴 네트워크를 결합한 새로운 형태의 퍼지-뉴런 모델을 제안 하였다. 제안된 기법을 이용하여 비선형 특성이 강한 하수처리시스템의 활성오니공정을 모델링 하였다. 또한 구축된 모델을 기반으로하여 그래픽 통합 환경인 X-윈도우 시스템 상에서 활성오니공정 그래픽 시뮬레이터를 구현하였다. 제안된 모델링 기법에서 파라미터 동정에는 컴플렉스 알고리즘을 사용함으로써 학습시 오차의 수렴성을 향상시킬 수 있었고, 입력 및 출력 변수가 다중일 경우도 좋은 성능을 보였으며, 하수처리시스템의 활성오니공정 그래픽 시뮬레이터의 구현시 입력 및 출력 변수에 대한 조작자의 임의의 선택이 가능하도록 하였다. 또한 실제 필드에 적용하여 기존의 기법보다 제안된 방법이 더 우수함을 보여주었다. 이상의 결과로써 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 퍼지 추론 규칙과 뉴럴 네트워크를 결합한 퍼지-뉴런을 이용한 모델링 기법을 하수처리시스템의 활성오니공정 데이터에 적용한 결과 동정 오차가 4.62로 기존의 다층 신경회로망(Multilayer neural network)을 이용한 기법의 동정 오차 4.90보다 우수함을 보였다.
- 2) 보수적 개념을 갖는 퍼지-뉴런을 사용함으로써 퍼지 추론시 계산이 간략하여 기존의 퍼지-뉴런 네트워크보다 구조가 간단하며 계산속도가 빠름을 보였다.
- 3) 퍼지 뉴런의 입력 변수의 분포 영역을 일정 구간으로

사상 시킴으로써 성능을 향상시킬 수 있었다.

- 4) 입출력 변수의 선택에 융통성을 갖는 퍼지-뉴런 네트워크를 이용함으로써 활성오니공정을 위한 그래픽 시뮬레이터의 변수설정 및 변경을 용이하도록 하였다.
- 5) 그래픽 통합 환경인 X-윈도우 시스템 상에서 그래픽 시뮬레이터를 구현함으로써 하수처리 감시제어시스템의 운전자 운영기 내에서 시뮬레이션 기능을 수행하도록 하였다.

본 논문에서 제안한 새로운 형태의 퍼지-뉴런 모델은 하수처리공정 뿐만 아니라, 복잡하고 비선형적인 특성이 강한 다른 시스템에도 적용 가능하다. 또한 모델에 기초한 제어기 구성을 가능하게 한다. 하수처리시스템의 활성오니공정 그래픽 시뮬레이터 구현으로 실 하수처리공정 운전자에게 운용지원을 할 수 있다.

참고문헌

- [1] T. Yamakawa, et al. "A new effective learning algorithm for a neo fuzzy neuron model," *Fifth IFSA World Congress*, pp. 1017-1020, 1993.
- [2] T. Yamakawa, et al. "A neo fuzzy neuron and its applications to system identification and prediction of the system behavior," *2nd ICFLNN Iizuka' 92*, pp. 477-483, July, 1992.
- [3] R. M. Tong, M. B. Beck, and A. Latten, "Fuzzy control of the activated sludge wastewater treatment process," *Automatica*, vol. 16, pp. 695-701, 1980.
- [4] O. Yagishita, O. Itoh & M. Sugeno, "Application of fuzzy reasoning to the water purification process," *Industrial Application of Fuzzy Control*, North-Holland-Amsterdam, pp. 19-39, 1985.
- [5] E. D. William, "Aspects of automation of the ASP," *Wat. Pollut. Control*, pp. 439-447, 1978.
- [6] 菅野道夫, "ファジー制御," *日刊工業新聞社*, 1988.
- [7] 富士の技術 "水のシステム技術特集," *FUJI ELECTRIC(株)*, 1989.
- [8] Bart Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1992.
- [9] Oliver Jones, *Introduction to the X Window System*, Prentice Hall, 1989.
- [10] Eric F. Johnson, *X Window Applications Programming*, MIS Inc, 1989.
- [11] 남의석, "하수처리시스템의 활성오니공정 퍼지 모델링," 연세대학교, 석사학위논문, 1993. 2.
- [12] 황희수, "퍼지제어를 위한 시스템 모델링과 응용," 연세대학교, 박사학위논문, pp. 64-76, 1993. 2.
- [13] 오성권, "디지털 공정제어시스템을 위한 규칙베이스퍼지모델링과 퍼지제어기 설계," 연세대학교, 박사학위논문, 1993. 8.
- [14] Douglas A. Young, *The X Window System Programming & Applications with Xt*, Prentice Hall, 1992.
- [15] Barkakaki, *X Window System Programming*, SAMS, 1991.
- [16] Marshall Brain, *Motif Programming*, Digital Press, 1992.



남 의 석

1991년 연세대 전기과 졸업. 동대학원 석사(1993). 1997년 ~ 현재 연세대학교 전기공학과 박사과정. 관심분야 공정 제어 및 응용, 모델링, 지능형 제어.



우 광 방

1957년 연세대 전기과 졸업. 동대학원 석사(1959). (미)오레곤주립대 전기공학 박사(1964). 1997년 ~ 현재 연세대학교 전기공학과 교수. 관심분야 플랜트 제어 및 응용, 반도체 공정제어, 수처리 공정제어, 지능형 모델링 및 제어.



박 종 진

1989년 연세대 전기과 졸업. 동대학원 석사(1991). 1997년 ~ 현재 연세대학교 전기공학과 박사과정. 관심분야 인공지능, 예측 제어, 공정모델링.