

하수처리 프로세스의 선형 추론 퍼지 모델링

· 오성권 박종진 이성주 황희수 김현기 우광방
연세대학교 전기공학과

Fuzzy Modeling of Activated Sludge Process
Using Linear Reasoning Method

Sung Kwun Oh Jong Jin Park Seong Ju Lee Hee Soo Hwang Hyun Ki Kim Kwang Bang Woo
Dept. of Electrical Engineering
Yonsei University

ABSTRACT

The conventional quantitative techniques of system analysis are intrinsically unsuited for dealing with humanistic systems. Therefore, the rule based modeling of fuzzy linguistic type has been developed for the analysis of humanistic systems and complex systems and it is very significant for analysis and design of fuzzy logic controller.

The activated sludge process is a commonly used method for treating sewage and waste waters.

A mathematical tool to build a fuzzy model of the activated sludge process where fuzzy implications and linear reasoning are used is presented in here.

A root-mean square error is used as the criterion of the fuzzy model's adequacy to the A.S.P. and the least square method is used for the identification of optimum consequence parameters. A method of modeling of the activated sludge process using its input-output data and simulation results for its application are shown.

1. 서론.

오늘날의 복잡 다양한 생활 패턴과 산업 발달로 인한 하수나 폐수의 처리문제가 심각한 문제로 대두되고 있다. 하수처리 공정에서 침사지와 최초 침전지를 통과한 처리수에 잔존 용해 물질과 고형물은 활성오니 처리(Activated Sludge Process; ASP)를 함으로써 유출수 수질의 질적 변화를 향상시킬 수 있다. 따라서 수질 향상과 안정화를 위해서 활성오니의 질과 양의 관리 및 적정화가 필수적이다[9].

이 ASP는 기후, 시각, 계절 등의 환경에 따라 심한 부하 변화와 복잡한 공정 특성 때문에 제어량과 조작량의 선택, 조합이 용이하지 않으므로 근년의 하수처리 시스템에는 고도의 기술이 요구된다. 본 논문에서는 이러한 프로세스 특성에 적합한 퍼지 추론 알고리즘을 도입하여 프로세스를 모델링 하고자 한다. 사용된 추론 알고리즘은 조건문의 후반부가 선형적인 것을 사용하였다[6][7][8].

이 추론을 통해 동정된 ASP의 모델링은 퍼지 제어기의 해석과 설계를 위해서도 중요한 역할을 한다[10]. 최적 모델을 선정하기 위해 성능지수를 사용하였고, 최소 자승 추정법에 의해 파라미터를 동정하였다[4][6].

2. 하수처리 시스템의 활성오니 공정

하수처리 방식에서 활성오니법이 일반적으로 사용되고 있는데 그림 1.에 하수처리 시스템의 구성이 보여져 있으며 그 구성은 침사지, 최초 침전지, 폭기조 및 최종 침전지로 이루어지며 그 중 활성오니 공정은 폭기조와 최종 침전지를 중심으로 이루어진다. 폭기조에서는 수시간 연속적으로 하수중에 공기(air)를 흡입하는데 하수중의 유기물질과 활성오니라 부르는 미생물을 접촉시켜 폭기조내 공기로부터 용해한 산소에 의해, 유기물을 생물학적으로 산화해서 중성하고 플록(floc)이라는 미생물 덩어리를 형성한다. 최종 침전지에서는 플록이 침강, 제거되고 맑은 물이 유출된다. 한편 최종 침전지에서 침

강한 미생물은 폭기조 입구에 재순환되어 다시 유기물 제거에 사용된다. 이때 일부는 활성오니의 양이 지나치게 증가하는 것을 피하기 위하여 인발해 오니처리 공정으로 보내진다.

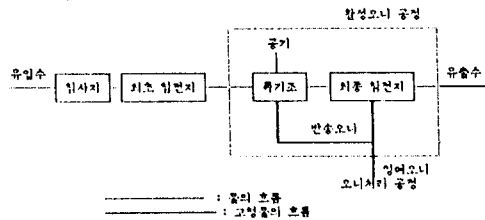


그림 1. 하수처리 시스템 구성도

활성오니 공정을 통해 양질의 유출수를 얻기 위해서는 1) 하수중에 포함된 부유성 및 용해성 유기물질을 산화, 흡착하는 역할을 하는 활성오니의 농도를 최적으로 유지하기 위해 반응오니량을 적절히 조절하여야 하고 2) 활성오니가 용해성 및 부유 유기물질을 산화, 흡착시켜 침강성의 플록을 형성하는데 필요한 DO(Dissolved Oxygen)를 최적으로 유지하기 위해 적당한 양의 공기를 폭기조에 넣어 주어야 하며 3) 수질의 향상과 안정화를 위한 활성오니의 양적관리를 위해 폭기조로부터 유출된 오니는 최종침전지에 의해 회수되어 폭기조로 되돌려지는데 이때 활성오니의 양이 지나치게 증가하는 것을 피하기 위해 적당한 양을 인발해 오니처리 하여야 한다.

3. 퍼지 모델링

3-1) 퍼지 조건문의 후반부가 선형적인 추론 알고리즘
다음의 형식을 가지는 implication rule들로 구성된 퍼지 모델을 고려하자.

$$R^1: \text{If } x_1 \text{ is } A_{11} \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{1k}, \text{ then } y = a_{10} + a_{11}x_1 + \dots + a_{1k}x_k$$

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{ik}, \text{ then } y = a_{i0} + a_{i1}x_1 + \dots + a_{ik}x_k$$

$$R^n: \text{If } x_1 \text{ is } A_{n1} \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{nk}, \text{ then } y = a_{n0} + a_{n1}x_1 + \dots + a_{nk}x_k$$

여기서 R^i 는 i번째 규칙을 나타내고, $x_j(j=1, \dots, k)$ 는 입력 변수, $A_{ij}(i=1, \dots, n; j=1, \dots, k)$ 는 퍼지 집합의 membership function으로 전반부의 파라미터이고, $a_{ij}(i=1, \dots, n; j=0, \dots, k)$ 는 후반부의 파라미터이다. 전반부의 모든 변수 x_j , A_{ij} 는 입력 변수의 공간을 몇개의 (규칙의 수만큼) 퍼지 분할된 부분 공간으로 나누는 것과 관련되고, 후반부의 a_{ij} 는 각 퍼지 분할된 부분 공간에서 입력-출력 관계를 묘사하는 것과 관련된다. 몇 식에서, 입력 $x_1^0, x_2^0, \dots, x_k^0$ 에 대한 전반부의 격할도 w_1, w_2, \dots, w_n 는 다음과 같다.

$$W_1 = A_{11}(x_1^0) \cdot \dots \cdot A_{1k}(x_k^0)$$

$$\dots$$

$$W_n = A_{n1}(x_1^0) \cdot \dots \cdot A_{nk}(x_k^0)$$

or

$$W_1 = A_{11}(x_1^0) \wedge \dots \wedge A_{1k}(x_k^0)$$

$$\dots$$

$$W_n = A_{n1}(x_1^0) \wedge \dots \wedge A_{nk}(x_k^0)$$

각각의 규칙에 의한 추론결과는 후반부에 직접 $x_1^0, x_2^0, \dots, x_k^0$ 를 대입한다. 즉

$$y_1 = f_1(x_1^0, x_2^0, \dots, x_k^0)$$

$$\dots$$

$$y_n = f_2(x_1^0, x_2^0, \dots, x_k^0)$$

전체의 추론결과는 다음과 같다. 즉

$$y^0 = \frac{W_1 f_1(x_1^0, \dots, x_k^0) + \dots + W_n f_n(x_1^0, \dots, x_k^0)}{W_1 + W_2 + \dots + W_n}$$

이것은 규칙이 복수개의 경우, 입력 공간을 퍼지 부분 공간으로 분할해서 각각의 부분 공간에서 선형 입, 출력 관계를 알아내고, 그를 모임에 의해 전체의 비선형 입, 출력 관계를 표시하는 것으로 된다.

일반적으로, 퍼지 제어 규칙의 전반부는 그 규칙의 적용 조건을 기술하고 있다는 의미지만 다른 관점으로 보면, 입력 공간의 퍼지 분할된 부분 영역을 기술하고 있다고 고찰된다. 여기서 규칙의 수는 입력 공간의 퍼지 분할된 부분 영역의 수와 동일하다. 후반부가 언어 변수인 추론법보다 규칙의 기술 능력이 우수하여 퍼지 변수의 수를 줄임으로, 적은 rule 수에 의해 시스템의 모델링이 가능하다.

3-2. 퍼지 모델의 동정 알고리즘

3-1.의 추론법에서, 퍼지 모델의 동정 알고리즘은 전반부와 후반부의 결정의 두가지로 분류된다.

전반부에 관해서는

- 모델의 퍼지 규칙의 전반부 입력변수 x_1, x_2 등의 선택
- 조건의 설정 즉 전반부 변수 공간의 퍼지 분할의 결정 (small, large 등)이다.

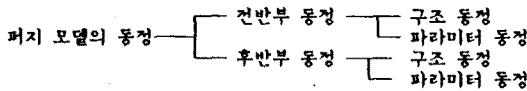
즉 입력 공간(input space)의 최적 퍼지 분할(optimal fuzzy partition)을 선택하는 것으로 퍼지 부분 공간(fuzzy subspace)의 수는 implication rule 수와 동일하다.

· 퍼지 변수의 파라미터의 결정.

후반부에 관해서는

- Implication rule에서 후반부 변수의 선택
- 후반부 파라미터의 계수의 결정

이 데이터의 입, 출력을 사용한 퍼지 모델의 동정은 다음과 같이 분류한다.



1) Implication Rule 전반부(IFP) 동정

여기에선 전반부 구조 동정과 파라미터 동정이 있다. 먼저 전반부 구조 동정에는 입력 변수들의 선택 및 최적 퍼지 분할이 있다. 이 구조 동정에서 구조 선택의 평가 규범으로 UC, PI 등이 있다. 즉 비선형 모델을 동정하기 위한 방법인 GMDH(Group Method of Data Handling)의 구조 동정에 대한 규준(criterion)으로써 알고 있는 헤의 불편성 규범(Unbiasedness Criterion: UC)을 사용하여 변수 감소법 혹은 변수 증가법에 따라 최적 구조를 산출해 내는 방법이다. 또한 출력 오차의 root mean square로 정의되는 PI(performance index)가 감소되도록 전반부 변수의 선택을 개선해 나가는 방법이 있다. 후반부(consequence)의 모든 변수들이 전반부(premise)에 항상 나타나는 것은 아니다. 다음에 전반부 구조 동정 알고리즘을 나타낸다.

여기서 알고리즘에 관련된 두가지 문제가 있다. 즉
 ① 변수의 선택: 전반부에서 변수를 선택하는것은 그 변수의 공간을 나누는 것을 의미한다.
 ② 변수공간의 퍼지 분할의 수
 여기서는 단지 경험적인 추적 방법(heuristic search method)을 취하여 다음 알고리즘을 묘사한다. 단 k개의 입력 x_1, \dots, x_k 및 단일 출력 시스템의 퍼지 모델을 가정한다.

<단계 1>: x_1 의 범위는 두개의 퍼지 분할 공간 즉 "big" and "small"로 분할된다. 그리고 다른 변수를 x_2, \dots, x_k 의 범위는 분할되지 않는다. 그것은 오직 x_1 만이 implications의 전반부에 나타나는 것을 의미한다. 그와같이 두개의 implications을 구성하는 이 모델은 다음과 같다.

"If x_1 is big; then _____
 If x_1 is small; then _____"

이것을 모델 1-1 이라 부른다.

비슷하게, x_2 의 범위가 분할되고, 다른 변수들 x_1, x_3, \dots, x_k 는 분할되지 않는다. 그것을 모델 1-2 라 부른다.

이와같은 방법으로 k개의 모델 (모델 1-1, ..., 모델 1-k)을 가진다. 그 모델의 각각은 두개의 implications으로 구성된다.

일반적으로, 모델 1-1 ($i=1, 2, \dots, k$)의 형태는 다음과 같다.

"If x_1 is big; then _____
 If x_1 is small; then _____"

<단계 2>: 각 모델에 대해, 최적 전반부 파라미터 및 후반부 파라미터가 각 알고리즘에 의해 구해진다. 가장 적은 PI (least performance index)를 가지는 최적 모델이 k개의 모델로부터 선택된다. 그것을 최적 상태라 부른다.

<단계 3>: 단계 1에서 최적 상태 즉 오직 변수 x_1 만이 전반부에 나타나는 모델 1-1로부터 시작해서 x_1-x_j ($j=1, 2, \dots, k$)의 모든 조합을 취하고 각 변수(x_1, x_j)의 범위를 두개의 퍼지 부분 공간으로 나눈다. 즉 조합 x_1-x_j 에 대해, 오직 x_1 만의 범위는 4개의 부분 공간으로 분할된다. 예를들면, "big", "medium big", "medium small", and "small", 그리고 x_1, x_j 양쪽 사용자 각 두개의 부분 공간으로 분할된다. 이와같이 k개의 모델 2-j ($j=1, 2, \dots, k$)를 구성한다. 각 모델은 2×2 개의 implications을 구성한다. 그리고 단계 2에서와 같이 다시 least performance index를 가지는 최적 상태 모델을 발견한다.

<단계 4>: 비슷하게 전반부에 다른변수를 놓음으로써 단계 3을 반복한다.

<단계 5>: 다음 기준(criteria)의 어느 하나가 만족되면 탐색은 멈추어진다. 즉

- ① 최적 상태의 performance index가 미리 결정된 값(predetermined value)보다 적다.
- ② 최적 상태의 implication의 수가 미리 결정된 수(predetermined number)를 초과한다.

여기서 전반부 파라미터는 복본이 제안한 무한치 논리에 기반을 둔 간접법(indirect method)에서 주로 사용하는 직선형 즉

$$P(x) = (1/2) * x + 1/2$$

$$N(x) = P(-x)$$

의 형태를 가지는 퍼지 변수를 선택하여 고찰한다. 무한치 논리란 진리치가 1,0의 두개값 논리와는 다르고, 논리영역 구간의 임의의 값(무한치)을 진리치로 해서 고찰하는 것이기 때문에 crisp 집합을 퍼지 집합으로 확장한 것이다. 전반부 최적 파라미터는 구조 동정에서 선택된 전반부 변수에 대해 추적된다.

전반부 파라미터 동정은 Small, Big 등의 퍼지 변수(A_{ij})의 파라미터 즉 membership function을 동정하는 것이다.

PI가 최소화 되는 최적 파라미터인 membership function을 구하는 동정 알고리즘은 다음과 같다.

<stage 1>

전반부에서 퍼지 변수의 파라미터를 가정한 후, PI를 최소화 하는 후반부의 최적 파라미터를 구한다.

<stage 2>

PI를 최소화 하는 최적 전반부 파라미터를 발견하기 위해 비선형 프로그래밍의 최적 technique인 complex method를 사용하거나, 실시간에서 연속으로 데이터를 처리할때 퍼지 변수의 파라미터를 연속적으로 동정하는 방법이 있다.

2) Implication Rule 후반부(THEN절) 동정

후반부 동정에도 구조 동정과 파라미터 동정이 있다. 구조 동정에서, 모든 입력 변수들은 implication rule의 후반부에 항상 나타나는 것은 아니다. 그래서 후반부에 어떠한 변수가 필요한지를 발견해야 한다. 전반부 구조에서 변수의 선택은 규범을 UC 혹은 PI로 해서 변수 증가법에 의했지만, 후반부 구조에 있어서 변수의 선택은 마찬가지로 UC, PI를 사용하여 변수 감소법에 의해 변수를 1개씩 감소해 가는 각 단계, 즉 각 구조에 대해 파라미터 a_{ij} 를 그때마다 동정할 필요가 있다.

예를 들면, 후반부 변수의 수는 $n(m+1)$ (n : implication 수, m : 파라미터 수)이면, 1개의 변수를 제한 경우의 수는 n^m 이 된다.

후반부 파라미터 동정에 대해 고찰해 보면 다음과 같다. 전반부 변수 및 파라미터 양쪽이 주어졌다면, PI를 최소화(minimize)하는 최적 후반부 파라미터를 결정할 수 있다. performance index는 original system의 출력 데이터와 모델의 데이터 사이의 차(差)를 의미하는 출력 오차(output errors)의 root mean square로 정의된다. 즉

$$PI = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (y_i - y_i^o)^2}{m}}$$

where $y_i^o = \frac{\sum_{j=1}^n W_j y_i^o}{\sum_{j=1}^n W_j}$ (입력 $x^o = (x_1^o, x_2^o, \dots, x_k^o)$ 일때의 출력)

$$W_j = \prod_{j=1}^k A_{ji}(x_j^o)$$

n : implication rule 수
 k : 변수(파라미터) 수
 m : 데이터 수

앞에서 표현된 implication rule로부터 입력 (x_1, \dots, x_k) 에 대해 출력 y 는 다음과 같다.

$$y = \frac{\sum_{j=1}^n (A_{j1}(x_1) \wedge \dots \wedge A_{jk}(x_k)) * (a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k)}{\sum_{j=1}^n (A_{j1}(x_1) \wedge \dots \wedge A_{jk}(x_k))}$$

$$= \sum_{j=1}^n W_j (a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k)$$

where $W_j = \frac{A_{j1}(x_1) \wedge \dots \wedge A_{jk}(x_k)}{\sum_{j=1}^n (A_{j1}(x_1) \wedge \dots \wedge A_{jk}(x_k))}$

입력-출력 데이터로 $x_{11}, x_{21}, x_{k1} - y_1 (i=1, 2, \dots, m; m$ 은 데이터 수)의 집합으로 주어졌을 때, 후반부 파라미터 $a_{10}, a_{11}, \dots, a_{ik}$ 는 least squares method에 의해 구해진다. 퍼지 모델에 있어서 least squares estimation의 형태는 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^m [y_i - ((a_{10} + a_{11}x_{11} + a_{12}x_{21} + \dots + a_{1k}x_{k1})W_{11} + (a_{20} + a_{21}x_{11} + \dots + a_{2k}x_{k1})W_{21} + \dots + (a_{n0} + a_{n1}x_{11} + \dots + a_{nk}x_{k1})W_{n1})]^2$$

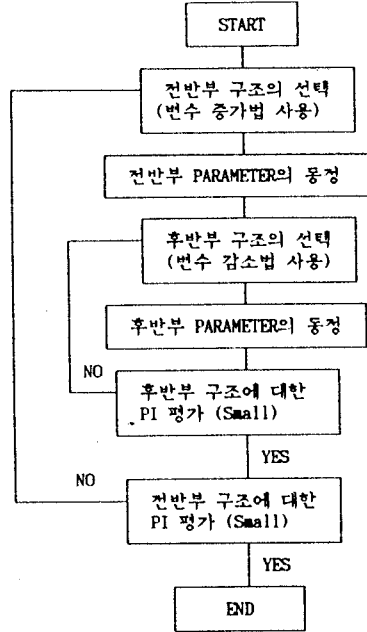
$$= \sum_{i=1}^m [y_i - \sum_{j=1}^n (a_{j0} + a_{j1}x_{11} + \dots + a_{jk}x_{k1})W_{ji}]^2$$

where, $W_{ji} = \frac{A_{j1}(x_{11}) \wedge \dots \wedge A_{jk}(x_{ki})}{\sum_{j=1}^n (A_{j1}(x_{11}) \wedge \dots \wedge A_{jk}(x_{ki}))}$

- j: 규칙수
- i: 데이터수
- m: 데이터총수
- n: 규칙총수

least squares estimation에 의해 후반부 파라미터를 구한다.

3-3) 모델링을 위한 동정 알고리즘의 흐름도



4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서는 수도권 하수 처리장 중 일부를 모델로 선정하여 그것의 1년치 수질 데이터를 토대로 활성오니 공정을 퍼지 모델링 하였다.

활성오니 공정은 폭기조 및 최종 침전지를 하나의 단일 모델로 선정하였다. 실제 최초 침전지로 유입되는 BOD(생물학적 산소 요구량) 및 SS(유입수의 부유물) 농도를 측정하고, 최종 침전지에서 유출되는 EBOD 및 ESS 농도가 주요 측정 대상이 된다.

유입수의 BOD 및 SS 농도에 따라 활성오니 공정의 DOSP(Dissolved Oxygen Set-Point) 및 RRRSP(Recycle Sludge Ratio Setpoint)가 결정되는 데이터이다.

유출수의 BOD 및 SS 농도는 측정된 데이터의 MLSS, WSR, RRRSP, DOSP에 의존하며, BOD, SS 농도는 서로 일정한 상관 관계를 가지고 있다. 따라서 아래 그림의 입력 및 출력 데이터를 사용하여 퍼지 모델링한다.

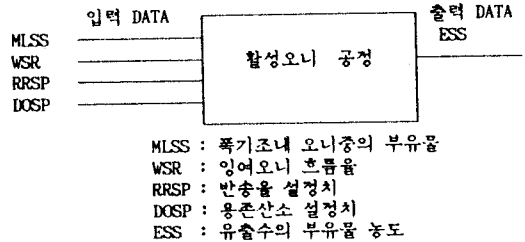


그림 2. 활성오니 공정내의 입,출력 데이터

<단계 1>

각 입력 변수의 멤버십 함수의 초기치 파라미터 a, b는 아래 표 1.과 같다.

각 입력 변수의 멤버십 함수의 초기치 파라미터 a, b는 아래 표 1.과 같다.

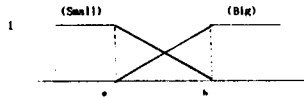


그림 3. 입력 퍼지 변수의 멤버십 함수

	a	b	PI
MLSS	1350	2600	12.10
WSR	0.2	2.1	12.07
RSP	25.3	37	13.31
DSP	2.2	8.0	13.96

표 1. 각 입력 퍼지 변수의 a, b 초기치 및 PI

	a	b	PI
MLSS	1750	2200	11.10
WSR	0.55	2.25	11.07
RSP	25.3	37.0	13.31
DSP	2.4	6.0	12.38

표 2. 동정된 각 입력변수의 a, b 및 PI

단계 1에서 동정된 최적 모델은 다음과 같다.

R₁: IF WSR is Big THEN ESS = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₂: IF WSR is Small THEN ESS = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄

	a ₀	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄
R ₁	53.91	-0.03	-12.72	1.50	0.09
R ₂	-1.21	0.01	0.17	-0.32	0.39

<단계 2>

이 단계에서 동정된 모델은 표 3.과 같다.

* 최적모델

	PI
WSR_MLSS	8.48
WSR_RSP	9.30
WSR_DSP	8.31

표 3. 두개의 입력 퍼지 변수에 의한 퍼지 모델의 PI

<단계 3>

이 단계에서 동정된 모델의 PI는 표 4.와 같다.

* 최적모델

	PI
WSR_DSP_MLSS	5.21
WSR_DSP_RSP	8.01

표 4. 세개의 입력 퍼지 변수에 의한 퍼지 모델의 PI

단계 3에서 ASP 모델의 동정을 완료 했을때 퍼지 퍼지 모델은 다음과 같다.

R₁: IF WSR is small, DSP is small, MLSS is small THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₂: IF WSR is small, DSP is small, MLSS is big THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₃: IF WSR is small, DSP is big, MLSS is small THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₄: IF WSR is small, DSP is big, MLSS is big THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₅: IF WSR is big, DSP is small, MLSS is small THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₆: IF WSR is big, DSP is small, MLSS is big THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₇: IF WSR is big, DSP is big, MLSS is small THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄
 R₈: IF WSR is big, DSP is big, MLSS is big THEN y = a₀*x₁*x₂*x₃*x₄

	a ₀	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄
R ₁	-69.38	0.03	-70.36	3.84	-12.96
R ₂	-2114.8	-1.61	908.91	180.30	-0.96
R ₃	-1.92	-0.02	24.41	1.33	-2.07
R ₄	119.01	0.02	-54.28	-2.46	-8.28
R ₅	42921.22	-48.33	-36917.61	2.24	20771.75
R ₆	-7112.75	6.37	4553.26	-361.35	-588.89
R ₇	-694.99	0.11	79.17	-0.23	54.94
R ₈	44.4	-0.02	-42.7	1.91	7.52

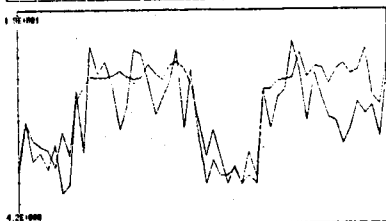


그림 4. 프로세스 출력 데이터와 단계 1의 최적 퍼지 모델의 출력 그래프

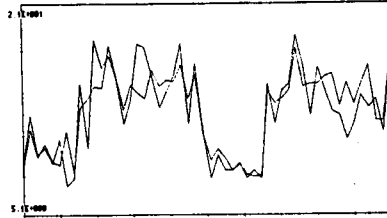


그림 5. 프로세스 출력 데이터와 단계 2의 최적 퍼지 모델의 출력 그래프

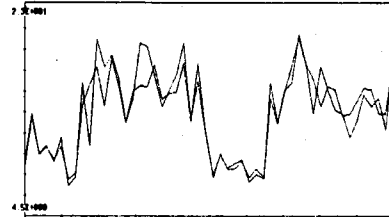


그림 6. 프로세스 출력 데이터와 단계 3의 최적 퍼지 모델의 출력 그래프

5. 결과

시뮬레이션을 통해 알수 있듯이 동정된 출력 데이터 ESS와 각 단계에서 동정된 모델로부터 계산된 출력 데이터를 비교함으로써 퍼지 모델의 정확도를 추정할 수 있고, 최적 rule implications을 구해낼 수 있었다. 이 퍼지 추론을 통해 동정된 ASP의 모델은 퍼지 제어기의 해석과 설계를 위해서도 중요한 역할을 한다.

보다 높은 정도(accuracy)의 프로세스를 모델링하기 위해서 각 퍼지 입력 변수의 부분 공간의 세분화 및 멤버십 함수의 동정을 통해 프로세스의 비선형성 및 정도를 개선할 수 있다.

6. 참고 문헌

[1] Tong, R.M., Beck, M.B., and Latten, A., "Fuzzy Control of the Activated Sludge Wastewater Treatment Process", Automatica, Vol.16, pp.695-701
 [2] Gupta, M.M., "Multivariable Structure of Fuzzy Control System", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-16, No.5, pp.638-655,1986
 [3] Zadeh, L.A., "Outline of a new approach to the analysis of Complex Systems and decision process", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, No.1, pp.28-44,1973
 [4] 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
 [5] M. Sugeno and G.T. Kang, "Fuzzy Modelling and Control of Multilayer Incinerator", Fuzzy Sets and Systems 18, pp.329-346, 1986
 [6] M. Sugeno and G.T. Kang, " Structure Identification of Fuzzy Model", Fuzzy Sets and Systems , pp.15-33, 1988
 [7] G.T. Kang, and M. Sugeno, " ファシイモチ"ソング" ", 計測自動制御學會論文集 Vol.23, No.6, 1987
 [8] 菅野道夫, " ファシイ 制御 ", 日刊工業新聞社, 1988
 [9] 김현기, 오성권, 황희수, 우광방, " 하수처리 프로세서 제어를 위한 감시 제어 시스템 ", 전기 학회지, 1990.6월 p.67-75
 [10] 황희수, 오성권, 김현기, 우광방, " 하수처리 시스템에서의 활성오니 공정제어를 위한 퍼지 제어기 설계 ", 한국 자동제어 학술 논문집, 1990.10월