퍼지 GMDH 모델과 하수처리공정에의 응용◆

Fuzzy GMDH Model and Its Application to the Sewage Treatment Process

* 노 석범**, 오 성권*, 황 형수*, 박 희순**

(Suck-Bum Rho, Sung-Kwun Oh, Hyung-Soo Hwang, Hi-Soon Park)

* 원광대학교 제어계측공학과 (Tel: 0653-50-6342; Fax: 0653-53-2196)

** 원광대학교 컴퓨터공학과 (Tel: 0653-50-6748; Fax: 0653-856-8009)

Abstract

In this paper, A new design method of fuzzy modeling is presented for the model identification of nonlinear complex systems. The proposed fuzzy GMDH modeling implements system structure and parameter identification using GMDH(Group Method of Data Handling) algorithm and linguistic fuzzy implication rules from input and output data of processes. In order to identify premise structure and parameter of fuzzy implication rules, GMDH algorithm and fuzzy reasoning method are used and the least square method is utilized for the identification of optimum consequence parameters. Time series data for gas furnaceare those for sewage treatment process are used for the purpose of evaluating the performance of the proposed fuzzy GMDH modeling. The results show that the proposed method can produce the fuzzy model with higher accuracy than other works achieved previously.

1. 서론

여러가지 형태의 시스템을 모델링 할때는 그 시스템에 대해 알아내기가 불가능한 변수들에 대해 알고 있는 모델설계자를 필요로 한다. 모델설계자가 이런 변수들을 추측을 통해 알아야만 한다면 좋은 예측 신뢰도를 가진 모델을 만들기란 거의 불가능 하게 된다. 이런 어려움을 없애기 위해서 모델에 모델설계자의 선입관을 첨가시키지 않은 순수한 객관적 모델을 구축하게 되었다. 즉, 모델이란 단순히 데이타를 분석하여 만들어지는 것이다. 그래서 입출력 데이타의 기본이 되는 선형계의 동정, 예측문제에 관한 회귀분석의 시스템 모델링 기법등이 유용하게 사용된다. 그러나 Modeling을 하고자 하는 시스템이 복잡하고 대규모의 구조인 경우에는 함수식으로 모델의 표현이 한정되지 않기 때문에 회귀 분석을 적용할수 없는 경우가 있다. 일반적으로 복잡한 다변수계의 Modeling은 많은 입출력 변수 중에서 모델을 구성하는 변수를 결정하여 모델의 구조를 결정하는데 어려움이 있고 추정방법의 계수가 많으면 추정에 필요한 데이타 양이 방대해지는 문제점을 가지고 있다. 이런 문제를 해결하기 위해서 A. G. Ivakhnenko[3]가 GMDH(Group Method of Data Handling)를 제안했다. 이 방법은 입력변수의 선택 방법과 입출력 데이타의 분할방법 부분 표식의 표현 방법, 알고리즘의 종료판정과 대상 시스템에 최적화되는 하나의 방정식을 선택한다. 최적 추정 모델을 얻기위해서는, 수세대에 걸친 계층의 되풀이 되는 계산이 필요하지만 기존의 Regression 방법보다는 적은 방정식으로 방정식의 해를 구할수 있다. GMDH는 입출력 관계나 Model의 함수형이 특정하지 않은 비선형관계의 경우에 2변수의 2차식에 의한 부분표현식을 계층적인 조합으로 비선형 모델 추정식을 얻을수 있다. 각 계층은 부분 표현식에 의해 회귀 분석에 적용한다, 2변미수 2차식을 적용한 경우에 입출력관계의 비선형함수가 용이하게 얻어질수 있고, 매우 적은 데이타에서

◆이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 대학부설연구소 연구과제 연구비에 의하여 연구되었음

복잡하고 다변수인 비선형계의 동정, 계측이 가능하다. Hideo Tanaka 등은[4][5], 확신도 인자를 가진 퍼지 후반부 추론규칙을 구성하기 때문에 좋은 특성을 얻지 못한다. 본 논문에서는 최적의 모델을 얻기 위해서 GMDH의 기본이론에 퍼지추론식의 후반부가 Polinomial형태인 간략 퍼지추론법, Linear 추론법 및 Quadratic 추론법 등을 접목시킨 FPNN방법을 제안하였다. 제안된 방법은 기존의 방법보다 성능이 우수하다, 본 논문에서는 가스로 데이타 및 하수처리시스템의 활성오니공정을 이용하여 제안된 모델링 방법의 타당성과 모델링 결과의 정확성을 시뮬레이션을 통해 검토한다.

2. GMDH의 구조와 알고리즘

1) GMDH의 구조

모델링 하고자 하는 대상 시스템의 입력변수 x_i와 x_j 그리고 출력y의 쌍에 대해서 regression 방정식을 계산함으로써 이 알고리즘을 시작한다.

$$y=A+Bx_i+Cx_j+Dx_i^2+Ex_j^2+Fx_ix_j$$

이 방정식을 사용하여 기존의 m개의 입력 $x_1, x_2, \cdots, x_m$ 의 n개의 출력 y를 예측하는 $m(m-1)/2$ 개의 고차변수를 얻을수있다. 이 입/출력 집합으로 부터 regression 방정식을 찾은후 어느 방정식이 살아남아야 하는지 찾아낸다. 이 과정에서 y를 가장 잘 예측하는 2차 regression 모델들의 집합을 얻을 수 있다. 이제 막 계산이 끝난 각각의 이차 방정식을 이용하여 새로운 독립적 관찰결과를 얻는다. 즉 $x_1, x_2, \cdots, x_m$의 기존의 관찰결과를 새로이 얻은 관찰결과로 대치한다 . 이 새로운 독립적 변수를 앞에 했던것처럼 똑같은 방식으로 그 변수들을 조합시킨다. 즉, 이런 2차 regression 방정식들 모두를 계산한다. 이것을 통해서 새로운 변수로 부터 y를 예측하는 $m(m-1)/2$개의 regression 방정식들의 새로운 집합을 얻고, 이런 변수들은 그 이전의 방정식으로 부터 얻어진 y의 값이다. 이제 이 새로운 계산식 가운데 가장 좋은 것을 선택하고 선택된 방정식으로 새로운 독립변수를 만들어 과거의 방정식을 대치하고 , 이 새로운 변수들의 쌍을 조합한다. 이 regression방정식들이 이전의 것보다 예측 능력이 떨어지기 시작하면 이 반복 과정을 중지한다. 다시말해서, 모델의 예측 성능이 나빠지기 시작하면 새로운 regression방정식을 얻는 과정을 중지하게 된다. 이런 일련의 과정이 끝난후, 가장 마지막 단계에서 얻어진 다항식들 중에서 가장 좋은 이차 다항식을 선택한다. 우리가 얻은 다항식은 두개의 변수로 이루어진 이차 방정식의 계산 결과이다. 이 변수들은 두개 이상의 변수들의 2차식으로 구성되어 있다. 다시 말해서, 대수적 대입 법칙을 사용하면, 아래와 같은 매우 복잡한 형태의 다항식을 얻을수있다.

$$y=a+\sum_{i=1}^{m} b_i x_i+\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} c_{ij}x_ix_j+\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{m} d_{ijk}x_ix_jx_k+\cdots$$

이 식을 Ivakhnenko 다항식이라 한다.

예를 들어 10개의 입력변수로 시작해서 8번의 세대를 거치면 256차의 Ivakhnenko다항식을 얻는다. 이 모델의 복잡성에 대한 바람직하게 고찰하기 위해서는 $x_1^2x_3^4x_4^6x_6^{11}x_7^9x_{10}^3$과 같은항이 일상적이라는 것과 그 다항식이 수천개의 이와 같은 항을 가지고 있다는 것을 알아야 한다.

2)개선된 GMDH Algorithm

Ivakhnenko는, 입력변수의 결정, model의 구성과 parameter동정, 종료판정에의해 model을 선정했다. 계층적으로 동양조작을 행하고, 최종적으로는 최적 model추정식을 얻는다.

입출력 데이타 $(\mathbf{x}_i, y_i) = (x_{1i}, x_{2i},\cdots,x_{ni}, y_i)$, $i=1,2,\cdots, N$ 까지 주어져 있다. GMDH는 이 데이타의 입출력 관계가 다음에 의한 종속관계 f 를 만족한다고 생각한다.

$$y=f(x_{1,}x_{2,}\ x_n) \qquad (1)$$

관계 f 의 추정 model $\hat{f}$ 를 다항식으로 판정하고, 출력 y의 추정치 $\hat{y}$ 는 다음의 관계식

$$\hat{y} = (x_1, x_2, \cdots, x_n) = c_0 + \sum c_{k1}x_{k1} + \sum c_{k1k2}x_{k1}x_{k2} + \sum_{k1k2k3} c_{k1k2k3}x_{k1}x_{k2}x_{k3} + \cdots (2)$$

으로 표시된다. 단, c_k 는 계수이다.

GMDH는 추정 model $\hat{f}$ 를 얻기 위해 먼저, 2변수의 부분 표현식을 구성한다. 다음에, 회귀분석으로 부분 표현식의 계수를 구하고, 중간변수 z_k 를 구한다. 중간변수에 의한 입출력 데이타를 구성시, 다음의 계층에서 같은 형태의 조작을 되풀이한다. 이 일련의 조작을 알고리즘의 종료 판정식이 만족할때까지 되풀이한다. 알고리즘의 종료후, 얻어지는 부분표현식을 계층적으로 조합하고, 최종 추종 model $\hat{f}$ 를 얻는다. 구체적으로, 다음 알고리즘의 절차에 의해 계산된다.

[단계 1]

출력변수 y에 관계하는 m개의 입력변수를 설정한다. 필요하면 데이타를 규준화한다. 이 입력변수를 $x_1, x_2, \cdots, x_m$ 라 하자

[단계 2]

출력 y와 m개의 입력변수들과의 상관계수가 큰 n개(n≤m)를 선택하여 model에 사용되는 입력변수로 한다.

[단계 3]

N개의 입출력 데이타 $(x_{1i}, x_{2i}, \cdots, x_{ni}, y_i)$, i=1,2,⋯, N을 학습용 데이타와 평가용 데이타에 분할한다. 학습용 데이타는 model을 동정하기 위한 데이타이다. 평가용 데이타는 model을 평가함을 위해 사용되는 데이타이다. 학습용 데이타와 평가용 데이타의 계수를 각각, N_t 개와 N_c 라 한다.

단, $N = N_t + N_c$이다. 분할방법은, 입출력 데이타의 최초 데이타가 학습용 데이타 와 평가용 데이타에 교환하고, 분배하는 방법, 데이타 번호의 난수을 이용하여 분할하는 방법, 출력 데이타의 분산의 큰 데이타를 학습 데이타에 작은 것은 평가용 데이타에 분할하는 방법, 그 역의 방법등이있다. n개의 data점을 training집합과 checking집합으로 나눈 이유는 다음과 같이 쉽게 설명되어있다. 즉 만약 data점 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_n, y_n)$ 집합을 가장 잘 표현하는 임의의 m차의 least-squares 다항식의 m을 n-1로 취하여 이 다항식이 각 지점의 data값을 완벽하게 계산하도록 할 수 있다. 그러나, 문제는 이 다항식을 새로운 관찰결과에 적용한다면, 이 모델이 너무 세밀화 되었기 때문에 매우 큰 오차를 발생시킨다.

[단계 4]

n개의 입력변수 **x**중에서 두 입력변수 x_p, x_q 를 선택하고, 다음과 같은 2변수 2차식의 부분표현식을 구성한다.

$$z_k = c_0 + c_1 x_p + c_2 x_p + c_3 x_p^2 + c_4 x_p^2 + c_5 x_p x_q \qquad (3)$$

여기서, k=1,2,⋯,n(n-1)/2

여기서, $c_0, c_1, \cdots, c_5$ 는 계수이다. z_k 를 중간변수라 한다.

(3)식 대신에, 사용할수 있는 다항식은 표1에 나열 하였다.

표 1. 1, 2, 3차 회귀다항식의 구조

Table 1. Construction of regression eqs. with degree of 1,2,3

No. of inputs / degree	1	2	3
1	linear	bilinear	trilinear
2	quadratic	biquadratic	triquadratic
3	cubic	bicubic	tricubic

여기서, trilinear = $C_0+C_1x_1+C_2x_2+C_3x_3$

triquardratic = trilinear form + $C_4x_1x_2+C_5x_1x_3+C_7x_1^2+C_8x_2^2+C_9x_3^2$

tricubic = triquadratic form + $C_{10}x_1x_2x_3 + C_{11}x_1^3+C_{12}x_2^3+C_{13}x_3^3$

[단계 5]

선형 회귀분석에는, 학습 데이타를 사용하고, 계수 $c_0, c_1, \cdots, c_5$를 추정한다. 즉,

$$E=\sum_{i=1}^{N_t}(y_i-z_{ki})^2 \qquad (4)$$

를 최소화 하는 계수 $c_0, c_1, \cdots, c_5$ 를 구한다.

[단계 6]

계수 $c_0, c_1, \cdots, c_5$ 를 추정한 (3)식의 부분표현식에 평가치용 데이타를 대입하고, 평가치 데이타에 대한 (4)식의 2승오차치 E 를 계산한다. 얻어진 n(n-1)/2 개의 $E_1, E_2, \cdots, E_{n(n-1)/2}$ 에 대해서, 값이 작은 W개를 선택하고 값이 작은순으로 나란히 교체하여 $E_1, E_2, \cdots, E_w$ 로 한다.

나머지 n(n-1)/2 -W개의 model은 버린다. 또, model 선택시 문턱값 θ_m 보다 값이 작은 model를 선택하여 식의 작은 순으로 나란히 교체하는 방법도 있다.

[단계 7]

단계 6에서 얻어진 E_1 가 다음의 부등식을 만족하는 경우에 알고리즘을 종료한다.

$$E_1 \geq E_* \qquad (5)$$

단, E_* 는 전층의 2승오차치 E_1 이다.

[단계 8]

(5)식을 만족하지 않는 경우, $x_{1i}=z_{1i}, x_{2i}=z_{2i}, \cdots, x_{wi}, z_{wi}$ 으로서 새로운 입출력 데이타를 구성하고, 단계 4로 간다. 이후, 단계 4부터 단계 8까지를 되풀이한다. 알고리즘이 종료할 경우, 2승오차치 E_* 를 얻고 (3)식의 부분표현식에 전층의 중간변수를 대입한다. 동일한 조작을 제1층까지 반복하고, 최종 추정 model $\hat{f}$ 를 얻는다.

3 퍼지 GMDH의 구조와 알고리즘

본 논문에서 제안한 퍼지 GMDH와 기존의 GMDH와 다른점은 기존의 GMDH가 2변수 2차식을 사용하는 반면 퍼지 GMDH는 후건부가 단일의 상수항인 퍼지 모델과 후건부가 일차 선형식인 퍼지 모델을 사용하여 출력을 구한다.

3.1 간략 추론

후반부가 단일의 상수항만을 가지는 것으로 이와 같은 추론법을 간략추론법이라 한다. 이 모델은 식 (6)의 형태를 가지는 구현규칙들로 구성되어 있다.

R^i : If x_1 is A_{i1}, ... , and x_k is A_{ik}, then $y=a_i$

$$y^0 = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i a_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \qquad (6)$$

여기서 R^i는 i(i=1,...,n)번째 규칙, xj(j=1,...,k)는 입력변수, A_{ij}(i=1,...)는 퍼지집합의 멤버쉽 함수, a_i는 상수이고, n은 퍼지규칙수, 그리고 y^0는 추론된 값이다. 후반부 파라미터 동정에서 전반부 입력변수 및 파라미터가 주어지면, PI(Performance index)를 최소화하는 최적 후반부 파라미터를 결정할 수 있다. 이 PI는 성능지수로 식 (7)로 정의된다.

$$PI = \sum_{i=1}^{m} \frac{(y_i - y^0_i)^2}{m} \qquad (7)$$

여기서 $y^0_i(=\sum_{i=1}^{n} w_i a_i / \sum_{i=1}^{n} w_i)$는 입력 $x^0(=(x^0_1, x^0_2, ..., x^0_k))$ 일때의 출력이며 $w^i = \prod_{j=1}^{k} A(x^i_j)^0_j$, n은 구현

규칙 수, k는 입력변수의 수, m은 데이터 수이다.

후반부의 파라미터는 a_i로서 입출력 데이터가 $x_{1i}, x_{2i}, ..., x_{ki}-y_i$(i=1,2,...,m)의 집합으로 주어졌을 때 최소자승

법에 의해 구해진다.

3.2 선형 추론

후반부가 일차 선형식인 경우의 이 퍼지모델은 식(8)의 행태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1}, \ldots , \text{ and } x_k \text{ is } A_{ik}, \text{ then } y=f_1(x_1, \ldots , x_k) \qquad (8)$$

$$f_1(x_1, \ldots , x_k) = a_{i0}+a_{i1}x_i+\ldots+a_{ik}x_k$$

$$y^o = \frac{w_1 f_1(x^o_1, \ldots ,x^o_k) + \ldots + w_n f_n(x^o_1, \ldots , x^o_k)}{w_1 + w_2 + \ldots + w_n}$$

여기서 R^i는 i번째 규칙, x_j는 입력변수, A_{ij}는 퍼지집합의 멤버쉽함수, 그리고 $a_{ij}(i=1, \ldots ,n;j=0, \ldots ,k)$는 후반부의 파라미터 y^o는 추론된 값이다. 후반부 파라미터는 최소자승법에 의해 구해진다.

4 시뮬레이션 및 결과 고찰

1) 가스로공정

본 절에서는 이상에서 제시된 기법의 타당성 및 유용성을 비교 평가하기 위하여 Box와 Jenkins의 가스로 시계열 입출력 데이타를 사용하여 가스로의 연소된 이산화탄소의 농도를 모델링 한다. 모델링을 하기위한 입력 변수는 u(t-3),u(t-2),u(t-1),y(t-3),y(t-2),y(t-1)이고 출력 변수는 y(t)이다. 여기서 u(t)는 가스흐름율이고 y(t)는 연소된 이산화 탄소의 농도이다.

본 논분에서는 기존의 GMDH방법과 GMDH의 노드의 다항식의 형태를 변화시킨 변형된 형태의 GMDH의 성능을 비교한 결과는 표 2와 같다.

성능지수로는 $PI = \frac{1}{N}\sum_{p=1}^{N}(y_p - \hat{y}_p)^2$ 를 사용한다.

표 2. 각 polinomial 및 layer에서의 동정오차

Table 2. Performance index in the each polinomial & layer

polynomial \ layer	1	2	3	4	5
linear	0.555	0.555	0.555	0.555	0.555
bilinear	0.1489	0.0735	0.0678	0.0641	0.0634
trilinear	0.0682	0.0621	0.0616	0.0616	0.0616
quadratic	0.5548	0.5548	0.5548	0.5548	0.5548
biquadratic	0.1387	0.0661	0.0608	0.0545	0.0535
triquadratic	0.0586	0.0526	0.0497	0.0414	0.0360
cubic	0.5545	0.5545	0.5545	0.5545	0.5545
bicubic	0.1300	0.0652	0.0633	0.0543	0.5620
tricubic	0.0487	0.0453	0.4117	0.0365	0.3195

표 3. 각 퍼지 GMDH.의 멤버쉽함수의 갯수에 따른 동정오차

Table 3. Performance index of each other fuzzy GMDH

membership \ layer	1	2	3	4	5
2×2	0.1485	0.0748	0.0629	0.0629	0.0622
3×2	0.1469	0.0737	0.0665	0.0652	0.0648
3×3	0.1409	0.1408	0.0691	0.0631	0.0625
4×2	0.1471	0.0724	0.0681	0.0667	0.0663
5×2	0.1448	0.0693	0.0642	0.0615	0.0608

본 논분에서 제안한 퍼지 GMDH방법에서 퍼지 규칙의 전건부의 멤버쉽 함수는 삼각함수 형태를 이용하였으며, 표2.는 퍼지 GMDH의 멤버쉽 함수의 갯수에 따른 성능비교 결과를 나타낸다.

2) 하수처리공정

하수처리시스템에서는 활성오니공정이 일반적으로 사용되고 있다. 현재 대부분의 하수처리 프랜트는 제어 공정에서 조절 데이타를 얻기 위해 수학적 모델을 이용하고 있다. 그러나 이러한 수학적 모델이 정확하고 효과적으로 하수처리공정의 변수와 파라미터간의 관계를 설정

하지 못하므로 정확한 하수처리공정의 모델링을 위해 본 연구에서는 수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 이 처리장의 1년치수질 데이타로부터 활성오니공정을 모델링하였다. 활성오니공정을 모델링하기 위한 입·출력 변수는 다음과 같다.입력은 혼합액 부유물,잉여오니흐름율, 반송율 설정치,용존산소 설정치이며 출력은 부유물의 농도이다. 평가지수는 $PI=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y-\widehat{y_p})^2$ 이다. 아래 표 4의 퍼지 GMDH는 선형추론방법에 의한 것이다.

표 4. 기존의 퍼지모델링방법과 동정오차비교

Table 4. Comparison of identification error with conventional intelligent modeling methds

모 델	평가 지수
Conventional model[9]	1.34
Fuzzy-Neural model[10]	0.56
퍼지 GMDH (Our model)	0.35

5. 결론

본 논문에서는 데이타가 적고 비선형 요소가 많은 시스템의 수학적모델을 얻기위한 변형된 GMDH알고·리즘과 GMDH알고리즘에 간략추론을 접합시킨 퍼지GMDH를 제안하였다. 제안된 알고리즘들을 가스로 시계열 데이타를 사용하여 평가하였다. 제안된 알고리즘중 변형된 GMDH알고리즘에서 다항식의 차수를 높이면 성능이 개선 되지만 데이타의 양이 많지 않기 때문에 너무 차수가 높은 다항식에서는 성능이 좋아지지 않는다. 그러나 표 2에서 보는 바와 같이 퍼지 GMDH에 사용된 멤버쉽함수의 갯수증가에 따라 성능이 반드시 향상되지는 않는다. GMDH나 퍼지GMDH의 layer수가 어느정도까지 증가할수록 동정오차가 감소하여 성능이 개선되지만 layer가 증가되면 GMDH의 구조가 점점 더 복잡하게 되므로 설계 및 동정오차 설정기준에 의해 layer를 결정하게 된다. 본 논문에서 제안한 모델구조는 공정시스템의 정확한 모델을 구축할 수 있어 고부가 가치의 시뮬레이터 구성에 의한 예측 및 효율적인 제어정보를 얻을 수 있으리라 기대되며, 또한 비선형 모델링을 위한 다변수 입출력 지능형 모델구조를 설계하는데도 활용될 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] E. Czogala and W.Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems", *Fuzzy Sets Syst.*, Vol.6, pp.73-83, 1981.

[2] T .Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", *IEEE Trans. Syst. Cybern.*, Vol.SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.

[3] A. G. Ivahnenko, "The group method of data handlling; a rival of method of stochastic approximation", Soviet Automatic Control, 1-3, pp.43-55, 1968.

[4] I. Hayashi and H. Tanaka , "The Fuzzy GMDH algorithm by possibility models and its application", Fuzzy Sets and Systems, 36, pp.245-258, 1990.

[5] Hideo Tanaka, Katsunori and Hisao Ishibuchi, "GMDH by If-Then Rules with Certainty Factorsl", *Fifth IFSA World Conference*, pp.802-805, 1993.

[6] 林 勲, "GMDH", 日本ファジィ學會誌 Vol.7, No.2, pp.270-274, 1995.

[7] 坂和正敏, ファジィ理論の基礎と應用, 森北出版, pp.44~57, 1992

[8] 横田 勝則, 田中 英夫, "GMDHの 多層構造の 用いた 確信度付きの ファジィif-then ルール", 日本ファジィ學會誌 Vol.7, No.1, pp.131-141, 1995.

[9] 오 성권, 우 광방, "퍼지추론 방법에 의한 퍼지동정과 하수처리공정시스템 응용", 대한전자공학회 논문집 제 31권 B편 제 6호, PP.43-52, 1994년6월

[10] 오 성권, 노석범, 박희순, "퍼지-뉴럴네트워크에 의한 비선형공정 모델의 최적화", 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 춘계학술대회 논문집 제 5권 제 1호, PP.72-77, 1995년3월