

## 적용 퍼지-뉴럴 네트워크를 이용한 비선형 공정의 On-line 모델링

박준성\*, 오성권\*, 김현기<sup>o</sup>

\* 원광대학교 전기전자공학부, <sup>o</sup> 수원대학교 전기전자정보통신공학부

### On-line Modeling for Nonlinear Process Systems using the Adaptive Fuzzy-Neural Network

ChunSeong Park\*, SungKwon Oh\* and HyunKi Kim<sup>o</sup>

\* Division of Electrical and Engineering, of Wonkwang University

<sup>o</sup> Dept. of Electrical Engineering, Suwon University

**Abstract** - In this paper, we construct the on-line model structure for the nonlinear process systems using the adaptive fuzzy-neural network. Adaptive fuzzy-neural network usually consists of two distinct modifiable structure, with both, the premise and the consequent part. These two parts can be adapted by different optimization methods, which are the hybrid learning procedure combining gradient descent method and least square method. To achieve the on-line model structure, we use the recursive least square method for the consequent parameter identification of nonlinear process. We design the interface between PLC and main computer, and construct the monitoring and control simulator for the nonlinear process. The proposed on-line modeling to real process is carried out to obtain the effective and accurate results.

### 1. 서 론

본 논문에서는 퍼지 추론 시스템에서 신경망의 학습 개념을 구체화한 ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System)라도 불리우는 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델을 사용한다. 이 모델은 퍼지 추론 시스템을 신경망의 네트워크 형태로 표현하여 각 층에 독립적인 입력과 출력을 가지고 여기에 신경망의 학습 알고리즘을 부가한 모델이다. 적용 퍼지-뉴렐 네트워크는 하이브리드 학습 알고리즘을 사용한다. 본 연구에서는 이러한 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델을 이용하여 온-라인 모델링을 수행한다. 즉, 연속시간 또는 실시간으로 퍼지 모델을 얻는 문제를 다룬다. 온라인 모델링을 수행하기 위해 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델의 학습 알고리즘을 순환 최소 자승법(Recursive Least Square Method)으로 사용하여 퍼지 추론의 후반부 파라미터를 실시간으로 조정한다. 온라인 모델링을 수행하기 위해서 플랜트의 입력 및 출력 등을 제어 감시하는 PLC (Programmable Logic Controller)가 이용된다. PLC는 비선형 공정 시스템과 온라인 모델링을 수행하는 컴퓨터와의 인터페이스를 담당하고 시스템의 동작상황을 감시 제어한다. 온라인 모델링을 위한 전체 시스템은 PLC와 컴퓨터의 인터페이스 부분, 모델링 수행의 감시 제어 시뮬레이터 화면 그리고 모델링을 수행하는 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델로 구성된다. 온-라인 모델링에서 수처리 공정의 테스트 데이터를 이용하여 실시간으로 최적의 파라미터를 동정한다.

### 2. 본 론

#### 2.1 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델

적용 퍼지-뉴렐 네트워크는 적용 네트워크의 특별한 경우로서 퍼지 추론 시스템의 최적화를 위해 전반부 및 후반부 파라미터를 학습시킨다. 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델은 Takagi-Sugeno 모델을 신경망의 네트워크 개념으로 확장하고 전반부 및 후반부의 각 파라미터를 학습 알고리즘을 사용하여 학습시킨다.

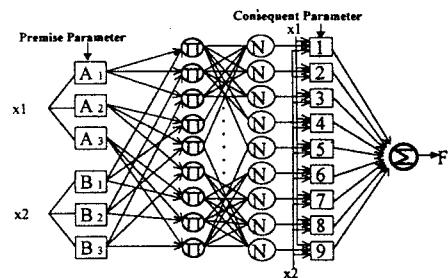


그림 1. 적용 퍼지-뉴렐 네트워크 모델

Layer 1 : 각 노드  $i$ 에 의한 출력은 입력변수에 대한 멤버쉽 함수의 소속값이다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (1)$$

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (2)$$

$O_i^1$ 는  $A_i$ 의 소속함수 값으로 입력  $x$ 가  $A_i$ 를 만족하는 정도를 나타낸다. 여기서,  $\{a_i, b_i, c_i\}$ 는 파라미터 집합이다.

Layer 2 : 각 퍼지 규칙의 전반부 적합도를 계산한다.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i=1, 2 \quad (3)$$

Layer 3 : 모든 규칙의 적합도의 합의 비를 계산한다.

$$\overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i=1, 2 \quad (4)$$

Layer 4 : 각 노드에 대하여 후반부 변수를 곱한다.

$$O_i^4 = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i + q_i x + r_i y) \quad (5)$$

여기서,  $\overline{w}_i$ 는 3층의 출력이고  $\{p_i, q_i, r_i\}$ 은 동조되어야 할 후반부 파라미터들의 집합이다.

Layer 5 : 모든 입력 신호를 합하여 전체 퍼지모델의 출력을 계산한다.

$$O_i^5 = \sum_i \overline{w}_i f_i = \sum_i \overline{w}_i / \sum_i \overline{w}_i \quad (6)$$

### 2.1.1 오류 역전파 알고리즘과 순환 최소자승법

비선형 시스템의 최적화를 수행하기 위하여 적응 퍼지-뉴럴 네트워크는 하이브리드 학습 알고리즘을 사용한다. 네트워크의 전방향 경로에 대해서는 최소 자승법을 사용하고 최종 출력의 오차를 근거로 역방향에 대해서는 오류역전파 알고리즘을 사용하여 소속함수의 각 파라미터를 조정한다. 또한 온라인 모델링을 위해서 최소자승법 사용 대신에 순환 최소자승법을 사용한다. 순환 최소자승법은 플랜트의 실시간 동작에 대하여 모델링을 가능케 한다.

실제 출력과 목표 출력과의 오차 제곱의 합이 최소가 되도록 오차를 줄이는 방향으로 미분하여 목표값에 도달하도록 성능을 고려할 수 있으며 오차의 경사값과 변화율에 따른 최급강하법 사용하였다.

$$E_p = \sum_{m=1}^M (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2 \quad (7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial a} \quad (8)$$

따라서, 파라미터  $a$ 에 대한 변화량은

$$\Delta a = -\eta \frac{\partial E}{\partial a} \quad (9)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습율이고 식 10과 같이 계산된다.

$$\eta = \sqrt{\frac{k}{\sum_a \left( \frac{\partial E}{\partial a} \right)^2}} \quad (10)$$

그러므로 새로운 파라미터  $a$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$a_{n+1} = a_n + \Delta a \quad (11)$$

순환 최소자승법은 시스템이 동적으로 변하거나 외란에 민감한 시스템에 적용되어 모델을 얻을 수 있다.

$$a = a_N + K_{N+1} x^T_{N+1} [y_{N+1} - x_{N+1} a_N] \quad (12)$$

$$P_{N+1} = \frac{1}{\lambda} \left[ P_N - \frac{P_N x^T_{N+1} x_{N+1} P_N}{\lambda + x_{N+1} P_N x^T_{N+1}} \right] \quad (13)$$

### 2.2 온라인 모델링을 위한 시뮬레이터 시스템

온-라인 모델링은 시스템이 동적으로 변하거나 주위 환경에 대해 민감한 시스템을 동정하는데 필요하다. 오프-라인에 의한 모델링은 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 모델을 획득하기 때문에 실제 플랜트에 적용하기에는 많은 문제점이 따른다. 주위 환경에 민감한 시스템이나 노이즈가 있는 시스템은 오프-라인 보다는 온-라인에 의한 모델링이 필요하고 온-라인 모델링을 위한 전체 시스템 구축이 중요하다. 특히 실제 플랜트에 모델을 적용하기 위해서는 온라인 모델링에 의한 모델 구축이 필수적이다. 그럼 2은 기본적인 온-라인 모델링에 의한 파라미터 동정의 구조이다. 대상 시스템의 출력과 모델의 출력의 오차를 근거로 모델의 파라미터는 동정 알고리즘에 의해 서 실시간으로 조정된다.

PLC와 컴퓨터를 인터페이스 하기 위하여 PLC의 컴퓨터 링크 기능을 이용한다. 논문에서는 Master-K 500H PLC를 사용하여 컴퓨터와 인터페이스를 구축하였다. PLC의 컴퓨터 링크 기능을 이용하여 실시간으로 비선형 공정의 입출력 데이터를 취득하고 취득된 데이터를 이용하여 적응 퍼지-뉴럴 네트워크 모델링을 수행한다. 또한 컴퓨터의 시뮬레이터 화면을 구축하여 실시간으로 비선형 공정의 감시 및 제어를 수행하였다. 그리고 모델링 수행에 따른 각 파라미터의 변화와 예측 능력을 실시간으로 확인한다. 그럼 3에 비선형 공정의 온라인 모델링 수행 흐름도를 보였다.

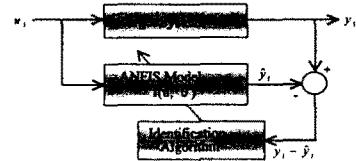


그림 2. 온라인 모델링에 의한 파라미터 동정

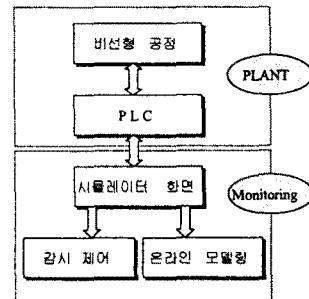


그림 3. 온라인 모델링 및 감시 모니터링 수행 흐름

### 2.3 수처리 공정에 대한 온라인 모델링

하수처리를 위한 다양한 방법 중 가장 많이 사용되는 것이 활성오니를 이용한 방법이다. 활성오니공정은 침사지, 최초침전지, 폭기조 및 최종침전지로 구성된다. 침사지와 최초침전지에서는 하수 중에 포함된 이물질들이 중력에 의해 침강되고, 폭기조에서는 하수에 공기를 흡입시킨다. 활성오니란 유기물 제거의 중심을 이루는 미생물로 폭기조에서 자연 발생되며, 응집한 미생물의 덩어리를 플록(floc)이라 한다. 활성오니는 폭기조내에서 공급되는 산소와 결합하여 유기물을 물과 탄산가스로 분해한다. 최종침전지에서는 플록을 침강, 제거하고 맑은 물을 외부로 흘려보낸다. 한편 최종침전지에서 침강한 미생물은 폭기조 입구에서 재순환되어 다시 유기물을 제거에 사용된다. 본 논문에서는 활성오니공정을 폭기조 및 최종침전지를 하나의 단일 모델로 설정하여, 실제 최초침전지로 유입되는 생물학적 산소요구량 및 유입수의 부유물농도를 측정하고, 최종침전지에서 유출되는 생물학적 산소요구량 및 부유물 농도를 통하여 하수처리 정도를 비교한다. 사용된 데이터는 수도권 하수처리장 중의 한 곳의 1년치 수질 데이터들이다. PI는 식 14을 이용하였다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (y_p - \hat{y}_p)^2 \quad (14)$$

수처리공정을 모델링하기 위한 입력으로 MLSS (혼합액부유물), WSR (잉여오니흐름율), RRSP (반송률설정치), DOSP(용존산소설정치)가, 출력으로는 ESS(부유물농도)가 사용된다. 본 연구에서는 수처리 공정의 입력을 2개 선택하여 모델링을 수행하였다.

입력 변수	규칙수	학습	테스트
MLSS, WSR	9	9.1925	17.7112
MLSS, RRSP	9	15.8048	85.4539
MLSS, DOSP	9	10.7071	37.9079
WSR, RRSP	9	13.4777	20.1986
WSR, DOSP	9	6.7857	18.2667
RRSP, DOSP	9	8.3566	27.2371

표 1. 수처리 공정의 모델링 결과

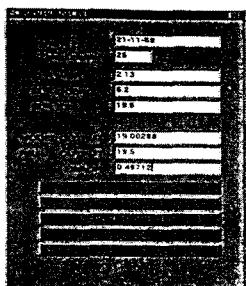


그림 4. 온라인 모델링을 위한 감시 제어 화면

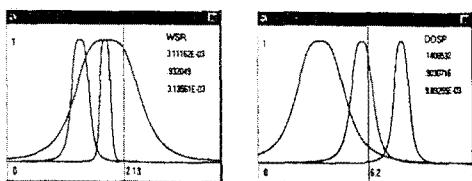


그림 5. 온라인 모델링에서 각 입력변수의 소속함수

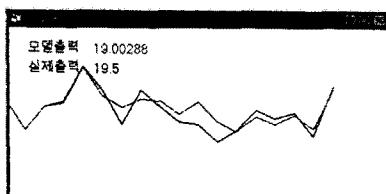


그림 6. 수처리 공정의 모델링 동정

수처리 공정의 입력 변수가 [WSR, DOSP]에 대하여 최종적으로 동정된 9개의 규칙은 다음과 같다. 여기서,  $X = [1, WSR, DOSP]$ 이고  $c_i$ 는 다음 행렬의  $i$  번째 열벡터이다.

- $R^1 : \text{If } WSR \text{ is } NA_1 \text{ and } DOSP \text{ is } NA_2, \text{ then } ESS = c_1 \cdot X$
- $R^2 : \text{If } WSR \text{ is } NA_1 \text{ and } DOSP \text{ is } ZE_2, \text{ then } ESS = c_2 \cdot X$
- $R^3 : \text{If } WSR \text{ is } NA_1 \text{ and } DOSP \text{ is } PO_2, \text{ then } ESS = c_3 \cdot X$
- $R^4 : \text{If } WSR \text{ is } ZE_1 \text{ and } DOSP \text{ is } NA_2, \text{ then } ESS = c_4 \cdot X$
- $R^5 : \text{If } WSR \text{ is } ZE_1 \text{ and } DOSP \text{ is } ZE_2, \text{ then } ESS = c_5 \cdot X$
- $R^6 : \text{If } WSR \text{ is } ZE_1 \text{ and } DOSP \text{ is } PO_2, \text{ then } ESS = c_6 \cdot X$
- $R^7 : \text{If } WSR \text{ is } PO_1 \text{ and } DOSP \text{ is } NA_2, \text{ then } ESS = c_7 \cdot X$
- $R^8 : \text{If } WSR \text{ is } PO_1 \text{ and } DOSP \text{ is } ZE_2, \text{ then } ESS = c_8 \cdot X$
- $R^9 : \text{If } WSR \text{ is } PO_1 \text{ and } DOSP \text{ is } PO_2, \text{ then } ESS = c_9 \cdot X$

$$C = \begin{bmatrix} 2.242264 & 0.432205 & -0.313583 \\ -0.944103 & -1.313570 & 4.611900 \\ -0.960711 & -0.125288 & -8.771051 \\ 3.289944 & 2.931742 & 2.336931 \\ -3.291064 & 4.251189 & 0.338557 \\ 0.983404 & -4.677991 & -4.677991 \\ 2.143134 & 1.955657 & 8.760627 \\ 0.908622 & 1.024604 & 2.280434 \\ -0.046584 & 0.215022 & 0.215022 \end{bmatrix}$$

언어적 변수  $NA_i, ZE_i, PO_i$  ( $i=1,2$ )은 파라미터  $a, b, c$ 를 가진 종 모양 소속함수에 의해서 정의된다. 표 2는 수처리 공정에 대한 적용 퍼지-뉴럴 네트워크 모델의 동정된 전반부 파라미터이다.

A	a	b	c
$NA_1$	0.479998	1.926196	-0.016131
$ZE_1$	1.698117	1.801779	1.308934
$PO_1$	0.283064	2.476682	1.224144
$NA_2$	1.932732	1.567730	2.759437
$ZE_2$	0.866818	1.620332	5.764657
$PO_2$	0.601517	1.666163	8.596302

표 2. 동정된 퍼지 규칙의 전반부 파라미터

### 3. 결 론

본 논문은 적응 퍼지-뉴럴 네트워크 모델을 이용하여 비선형성이 강하고 복잡한 시스템에 대해서 온라인 모델링을 수행하고 실시간 모델을 구축하였다. 온라인 모델링을 위해서 PLC와 인터페이스 구축, PLC의 감시 및 제어 시뮬레이터 구축 그리고 온라인 모델링 수행 시뮬레이터를 구축하였다. 비선형 공정 시스템에 대한 온라인 모델링에서 PLC를 사용하여 보다 안정된 인터페이스를 구축하고 감시 및 제어가 가능하였다. 수처리 공정 시스템을 실시간으로 모델링을 수행하여 최적의 퍼지 추론 시스템을 얻었다. 향후 구축된 퍼지 추론 시스템을 이용하여 수처리 공정 제어 적용에 관한 연구가 요구된다. 또한, 환경 시스템으로서 수처리 공정, 폐수처리 공정 및 쓰레기 소각로 등에 응용할 수 있을 것으로 기대된다.

### [참 고 문 헌]

- (1) T .Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", *IEEE Trans. Syst. Man., Cybern.*, Vol. SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.
- (2) M. Sugeno and G. T. Gang, "Structure Identification of Fuzzy Model", *Fuzzy Sets Syst.*, Vo 28, pp. 15-33, 1988.
- (3) M. Sugeno and T. Takagi, "Successive Identification of a Fuzzy Model and Its Application to Predictionn of a Complex System", *Fuzzy Sets Syst.*, Vo42, pp.315-334, 1991.
- (4) J.R. Jang and C. Sun, "Predicting Chaotic Time Series with Fuzzy If-Then Rules," *2nd IEEE Inter. Conf. Fuzzy Systems*, San Francisco, pp. 1079-1084, 1993
- (5) J.-S. Roger Jang, "ANFIS : Adaptive-Network based Fuzzy Inference System", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, '20(02) pp.419-435, 1993
- (6) S.K. Oh and W. Pedrycz, "Identification of Fuzzy Systems by means of an Auto-Tuning Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems", *Fuzzy Sets and Syst.*, 1998 (To appear)
- (7) C.S. Park, S.K. Oh, and W. Pedrycz, "Fuzzy Identification by means of Auto-Tuning Algorithm and Weighting Factor", *The Third Asian Fuzzy Systems Symposium(AFSS)*, PP.701-706, 1998