

## 유전 알고리즘을 이용한 웨이블릿 기반 퍼지 시스템 모델링 Wavelet-Based Fuzzy System Modeling Using Genetic Algorithm

이승준 · 주영훈\* · 박진배\*\*

Seung-Jun Lee, Young-Hoon Joo\* and Jin-Bae Park\*\*

延世大 電氣 · 컴퓨터工學科

\* 群山大 電子 · 情報工學部

\*\* 延世大 電氣 · 컴퓨터工學科

### 요 약

본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용한 웨이블릿 기반 퍼지 시스템 모델링에 대한 새로운 방법을 제안한다. 유전 알고리즘을 이용하여 웨이블릿 변환의 계수를 동정한 후 웨이블릿 변환과 등가관계에 있는 퍼지 시스템 모델을 형성한다. 웨이블릿 변환의 장점인 에너지 압축에 의해 적은 수의 계수를 이용하여도 정확한 모델을 획득할 수 있고 이는 적은 수의 규칙으로 정확한 퍼지 시스템 모델을 구성할 수 있다는 것을 의미한다. 또한 급격한 변화를 갖는 함수를 잘 나타낼 수 있다는 웨이블릿 변환의 장점에 의하여 기존의 퍼지 모델링으로는 좋은 모델을 획득할 수 없었던 문제를 해결하였다. 제안된 퍼지 모델의 우수성을 비선형성이 큰 함수를 모델링하고 이전의 연구와 비교함으로써 입증한다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a new approach to wavelet-based fuzzy system modeling using genetic algorithm(GA). We build a fuzzy system model which is equivalent to the wavelet transform after identifying the coefficients of wavelet transform. We can obtain an accurate system model with a small number of coefficients due to the energy compaction property of the wavelet transform. And it means that we can construct a fuzzy system model with a small number of rules. By the conventional fuzzy modeling method, a problem might arise that a function with abrupt changes can hardly be modeled precisely. Hence, we present a solution to this problem by the advantageous property of the wavelet transform. We demonstrate the superiority of our proposed fuzzy system modeling method over the previous results by modeling a highly nonlinear function.

### 1. 서 론

많은 연구자들은 수학적으로 모델링하기 어려운 비선형 시스템을 효율적으로 모델링하는 연구를 진행하여 왔다. 이러한 시스템을 수학적으로 나타내기 위해서는 고차의 모델을 이용하거나 모델 근사화를 이용하여 낮은 차수로 나타내어야 하지만 이러한 방법들을 이용하여도 좋은 결과를 얻기가 용이하지 않았다. Zadeh[1]에 의해 최초로 도입된 퍼지 논리 개념은 이러한 문제를 극복할 수 있는 해를 제시하였고 각계에서 새로운 가능성을 보여주었다. 퍼지 모델링의 가장 주된 목적은 주어진 시스템을 퍼지 규칙과 퍼지 집합으로 묘사하는데 있다. 기존의 퍼지 모델은 전문가의 지식에 기초하고 있지만 이러한 방법에 의해 퍼지 모델을 구하는 것은 많은 시간이 필요하다. 이에 많은 유전 알고리즘(Genetic Algorithm; GA)과 클러스터링 기법을 이용해 퍼지 모델의 파라미터와 구조를 동정하는 자동 동정 기법이 연구되어 왔다[2,3]. 한편,

Wang과 Zeng[4,5]은 퍼지 기저 함수(Fuzzy Basis Function; FBF)의 선형 함으로 퍼지시스템을 표현하였고 Lin[6]은 퍼지 모델의 변형을 통하여 이산 웨이블릿 변환과의 등가 모델을 획득하였다.

웨이블릿 변환은 입자 물리학, 조화 해석학, 신호 처리의 여러 이론에 기반하고 있으며 푸리에 변환에 비하여 불연속점과 고주파 성분을 갖는 신호에 대해서 물리적 상태를 분석하는데 효율적이다. 웨이블릿 이론은 Daubechies[7]등의 공헌으로 발전하여 1990년대에 들어 Donoho[8]가 Unconditional Basis라는 개념으로 웨이블릿이 모든 신호의 기저함수로 사용될 수 있다는 것을 증명함으로써 비약적인 발전을 하게 되었다. 이와 같은 이유로 현대의 디지털 신호와 영상 압축, 기본적인 여러 알고리즘 수행의 속도 증진과 디지털 신호의 잡음을 제거하기 위해 웨이블릿이 사용되고 있다.

Donoho의 Unconditional Basis의 개념을 기초로 한 웨이블릿 기반 퍼지 모델링은 퍼지 추론 시스템의

FBF의 선형합이 웨이브렛 함수의 선형합과 같도록 FBF와 후반부를 구성하여 웨이브렛 변환과 등가를 형성하도록 함으로써 웨이브렛 변환이 갖고 있는 장점을 공유할 수 있다. 즉, Unconditional Basis에 의한 에너지 압축이 뛰어나기 때문에 작은 규칙만으로도 정확한 퍼지모델을 구할 수 있고, 기저함수로 웨이브렛 함수를 사용함으로써 일시적인 신호의 묘사에 뛰어나기 때문에 일시적인 변화가 심하여 기존의 방법으로는 퍼지모델의 획득이 어려웠던 신호의 퍼지모델을 보다 정확하게 구할 수 있다. 하지만, 기저함수로 사용하는 웨이브렛 함수가 직교성이 있다면 내적을 이용하여 쉽게 파라미터들을 구할 수 있는 반면 제약조건으로 인해 해의 탐색범위가 줄어드는 문제점이 있다. 따라서, 광범위한 해의 탐색을 위하여 직교성이라는 제약 조건을 벗어난 웨이브렛 함수를 선택하여야 한다. 웨이브렛 기반 퍼지 모델을 구하기 위해서는 웨이브렛 함수에 대한 계수 또는 퍼지 추론 시스템의 후반부와 웨이브렛 함수의 파라미터 또는 퍼지추론 시스템의 소속함수의 파라미터를 동정해야하는 문제가 있다. 전문가적인 지식에 의존하는 것은 시간의 소모가 크고 정확성이 없으므로 GA를 이용하여 파라미터와 구조를 동시에 동정하는 방법을 제안한다.

## 2. 이산 웨이브렛 변환

모든 함수 또는 신호  $f(x)$ 는 식 (1)과 같이 기저함수들의 선형합으로 나타낼 수 있다.

$$f(x) = \sum_k c_j(k) \phi_{j_0, k}(x) + \sum_{k, j=j_0}^{\infty} d_j(k) \Psi_{j, k}(x) \quad (1)$$

여기서,  $\phi_{j_0, k}(x)$ 는 스케일 함수,  $\Psi_{j, k}(x)$ 는 웨이브렛 함수라 한다. 식 (1)에서 첫 번째의 합은 저해상도의 근사화이고 두 번째의 합은 고해상도의 근사화가 된다. 즉, 웨이브렛 변환은  $L^2(R) \rightarrow L^2(R^2)$ 의 매핑(mapping)으로 저역 통과 필터인 스케일 함수와 고역 통과 필터인 웨이브렛 함수로 나눌 수 있다. 모든  $j, k$ 에 대해  $\phi_{j_0, k}(x)$ 와  $\Psi_{j, k}(x)$ 가 서로 직교한다면 식 (1)의 계수  $c_j(k)$ 와  $d_j(k)$ 를 내적의 합으로 구할 수 있다. 여기서, 계수를 구하는 것을 웨이브렛 변환이라 하며 이러한 다해상도 수식은 신호를 자세한 성분들로 분해하여 나타냄으로써 신호를 시간-주파수로 표현할 수 있다. 따라서, 식 (1)의  $\Psi_{j, k}(x)$ 는 식 (2)로 나타낼 수 있다.

$$\Psi_{j, k}(x) = a^{j/2} \Psi(a^j x - bk) \quad (2)$$

또한, 식 (1)은 식 (3)의 다해상도 해석에 의해 설명

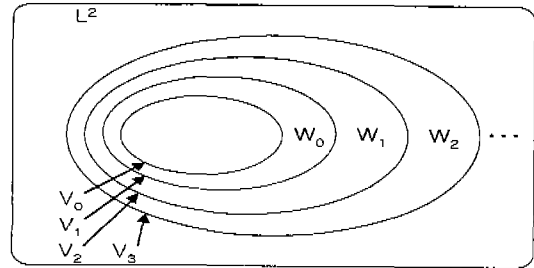


그림 1. 함수공간의 포함관계  
Fig. 1. Relationship for the function space

된다.

$$\dots \subset V_1 \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \subset L^2, \quad (3)$$

여기서,  $V_0$ 는  $\phi_k(x)$ 에 의해서 span된 공간이고,  $V_j$ 는  $\phi_{j, k}(x)$ 에 의해 span된 공간이다. 웨이브렛 span된 부분공간은 식 (4)로 정의된다.

$$V_j = W_j^\perp \quad (4)$$

여기서,  $W_j^\perp$ 는  $V_j$ 의 orthogonal complement이며 이 관계는 그림 1과 같다. 그림 1에서 다차원의 웨이브렛 함수로 span되는 공간은 전체 함수 공간을 형성할 수 있음을 알 수 있으며, 식 (5)로 표현될 수 있다. 또한, 식 (6)과 같이 모든 함수를 웨이브렛 함수의 선형합으로 나타낼 수 있다.

$$L^2 = \dots \oplus W_2 \oplus W_1 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus W_2 \oplus \dots \quad (5)$$

$$f(x) = \sum_{j, k} d_{j, k} \Psi_{j, k}(x) \quad (6)$$

최근, 다차원의 웨이브렛 변환은 수행상의 문제점 때문에 다차원 웨이브렛 프레임에 대해 많은 연구를 진행하고 있다[9,10]. 다차원 웨이브렛 함수를 단일 차원의 웨이브렛 함수의 텐서곱(tensor product)으로 나타내면 식 (7)과 같다.

$$\Psi(x) = \Psi_1(x_1) \dots \Psi_n(x_n) \quad (7)$$

여기서, 단일 차원의 웨이브렛 변환은  $n$ 개의 직교방향으로 분리되어 있다고 가정하면, 각각의 항이 푸리에 변환된 식 (8)을 얻을 수 있다.

$$\hat{\Psi}(\omega) = \hat{\Psi}_1(\omega_1) \dots \hat{\Psi}_n(\omega_n) \quad (8)$$

여기서,  $\hat{\Psi}(\omega)$ 는  $\Psi(x)$ 의 푸리에 변환이며 식 (9)의 admissibility 조건을 만족하여야 한다.

$$\int \frac{|\hat{\Psi}_i(\omega_i)|^2}{|\omega_i|} d\omega_i < \infty \quad (9)$$

감쇄 조건하에서 식 (9)는 음과 양의 무한대에서 0으로 수렴하는 각각의  $\Psi_i(x_i)$ 에 대해서 식 (10)과 같이 적분한 값이 0인 것을 선택한다면 식 (9)를 만족시킬 수 있다.

$$\int \Psi_i(x_i) dx_i = 0 \quad (10)$$

한편, 웨이브렛 프레임이 되기 위해서는 식 (11)의 조건도 만족하여야 한다.

$$A \|f\|^2 \leq \sum_{j,k} |\langle f, \Psi_{j,k} \rangle|^2 \leq B \|f\|^2 \quad (11)$$

여기서,  $A > 0, 0 < B < \infty$ 이다.

따라서, 식 (10)과 식 (11)을 만족하는  $\Psi_i(x_i)$ 를 웨이브렛 프레임으로 설정하면 된다. 본 논문에서는 위의 두 가지 필요조건을 만족시키는 mother 웨이브렛 함수로 식 (12)의 'Maxican Hat'을 이용한다. 이 함수는 가우시안 확률 밀도 함수를 두 번 미분한 함수에 비례한 함수에서 유도된다.

$$\Psi_i(x_i) = \alpha_i (1 - \alpha_i x_i^2) e^{-\frac{\alpha_i x_i^2}{2}} \quad (12)$$

식 (12)를 식 (2)와 식 (7)에 대입하면 식 (13)을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \Psi_{j,k} &= a^{\frac{j_1}{2}} \alpha_1 [1 - \alpha_1 (a^{-j_1} x_1 - b_1 k_1)^2] e^{-\frac{\alpha_1 (a^{-j_1} x_1 - b_1 k_1)^2}{2}} \dots \\ &= a^{\frac{j_n}{2}} \alpha_n [1 - \alpha_n (a^{-j_n} x_n - b_n k_n)^2] e^{-\frac{\alpha_n (a^{-j_n} x_n - b_n k_n)^2}{2}} \end{aligned} \quad (13)$$

### 3. 퍼지 모델링

퍼지 규칙은 시스템의 특성을 인간의 언어적인 표현으로 나타낸 것이며 본 논문에서 이용한 퍼지 모델은 식 (14)와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Rule } i: & \text{ IF } x_1 \text{ is } A_{i1}, \dots, x_n \text{ is } A_{in} \\ & \text{ THEN } y_i \text{ is } d_i \alpha_1 (1 - \alpha_1 x_1^2) \alpha_2 (1 - \alpha_2 x_2^2) \\ & \dots \alpha_n (1 - \alpha_n x_n^2) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서, Rule  $i$ 는  $i$ 번째 규칙,  $x_j$ 은  $j$ 번째 입력 변수,  $y_i$ 는  $i$ 번째 출력 변수, 그리고  $A_{j,k}$ 는 가우시안 함수로 정의되는  $j$ 번째 입력의  $k$ 번째 규칙에 대한 소속 함수이며, 결론부는 식 (13)에서의 'Maxican Hat' 웨이브렛 함수의 가우시안 함수부분을 제외한 나머지 부분의 곱으로 이루어져 있다. 즉, 일반적인 퍼지 모델의 후반부를 웨이브렛 기반 퍼지 모델의 규칙을 나타내도록 함으로써 웨이브렛 변환과 등가의 모델을 획득할 수 있다.

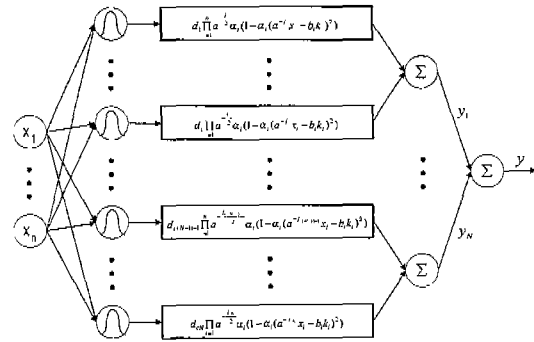


그림 2. 퍼지 모델의 구조  
Fig. 2. Fuzzy model structure

본 논문에서 이용하는 퍼지 모델의 구조는 그림 2와 같이 여러 개의 퍼지 규칙 기저를 갖으며 최종 출력력은 각각의 출력의 합으로 정의한다. 따라서, 식 (14)에서의 퍼지 규칙의 변형과 그림 2에서의 퍼지 모델의 변형을 통해서 웨이브렛 변형과 등가의 퍼지 모델을 형성할 수 있고 이에 따라 웨이브렛 변형의 장점을 상속받게 된다.

그림 2와 같이 여러 개의 퍼지 규칙 기저를 갖는 퍼지 추론 시스템에서 임의의 퍼지 규칙 기저에 대한 출력은 식 (15)와 같이 FBF의 선형합으로 표현할 수 있다.

$$y_j = \sum_{i=1}^c B_i(x) y_i \quad (15)$$

식 (14)를 식 (15)에 적용하면 식 (16)을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} y_j &= \sum_{i=1}^c B_i d_i a^{\frac{j_1}{2}} \alpha_1 (1 - \alpha_1 (a^{-j_1} x_1 - b_1 k_1)^2) \dots \\ & a^{\frac{j_n}{2}} \alpha_n (1 - \alpha_n (a^{-j_n} x_n - b_n k_n)^2) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서,  $B_i = \frac{\prod_{k=1}^n A_{ik}(x_k)}{\sum_{i=1}^c \prod_{k=1}^n A_{ik}(x_k)}$ 이며,  $d_i$ 는 실수이다. 따라서, 최종적인 출력  $y$ 는 식 (17)으로부터 구할 수 있다.

$$y = \sum_{j=1}^N y_j = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^c d_{j,k} \Psi_{j,k} \quad (17)$$

식 (17)은 여러 개의 퍼지 규칙 기저를 갖는 퍼지 모델의 후반부를 변형함으로써 이산 웨이브렛 변환과 등가가 된다는 것을 나타낸다. 즉, 'Maxican Hat' 웨이브렛 함수를 이용한 경우, 웨이브렛 함수내의 가우시안 함수부분이 퍼지 모델의 소속함수  $A_{ik}(x_k)$ 가 되고

가우시안 함수부분을 제외한 부분의 곱이 식 (14)의 변형된 퍼지 모델의 후반부를 형성함으로써 변형된 퍼지 모델이 웨이브렛 변환과 등가임을 알 수 있다.

#### 4. GA 를 이용한 동정

식 (14)의 가우시안 소속함수의 파라미터와 후반부 계수  $d$ , 그리고 규칙의 개수를 동시에 동정하기 위해 GA를 이용한다[11]. 이를 위해 그림 3과 같이 암호화를 수행한 후 적합도 함수를 정의하고 유전 알고리즘을 수행한다.

여기서,  $n$ 은 입력의 개수,  $c$ 는 최대 규칙의 개수, 그리고  $k$ 는 한 세대의 개체군 내의 개체의 개수이다. 식 (16)에서  $\alpha$ ,  $b$ ,  $d$ 를 실수값으로 코딩되며, rule은 0, 1로 정의하여 해당 규칙의 존재 유무를 판별하게 된다. 각 개체의 염색체를 초기화한 후, 각 개체의 적합도에 따라 선택, 교배, 돌연변이가 이루어짐으로써 유전 알고리즘이 수행되게 된다.

본 논문에서는 각 개체의 적합도를 평가하는 함수를 식 (18)과 같이 정의하였다[12].

$$f = \frac{C_e}{E + \epsilon} + \frac{C_r}{R + \rho} \quad (18)$$

여기서,  $C_e$ ,  $C_r$ 과  $\rho$ ,  $\epsilon$ 는 경쟁 수준 조정을 위한 상수,  $E$ 는 해당 개체의 평균 제곱 오차,  $\epsilon$ 는  $E=0$ 이 될 경우 적합도 함수의 발산을 방지하기 위한 값이며  $R$ 은 해당 염색체에서 추출된 퍼지 모델의 규칙 수이다.  $C_e$ ,  $C_r$ 의 값에 따라 퍼지 모델의 정확성을 중요시한다면 그 비를 크게 두고, 규칙 수가 적은 모델을 원한다면 그 비를 작게 둔다.

#### 5. 모의 실험

본 논문에서 제안한 알고리즘의 유용성을 검증하기

위해 Mackey-Class 혼돈 시스템[13]을 이용한다. Mackey-Glass 혼돈 시스템은 식 (19)와 같은 미분 지연 방정식으로 정의된다.

$$\dot{x}(t) = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (19)$$

식 (19)의 퍼지 모델을 구하기 위한 입출력 데이터로는 식 (20)과 같은 4개의 입력 변수와 1개의 출력 변수가 사용된다.

$$[x(t-18) \ x(t-12) \ x(t-6) \ x(t) \ ; \ x(t+6)] \quad (20)$$

먼저, 혼돈 시계열 시스템의 퍼지 모델을 위해  $t=25$ 에서부터  $t=524$ 의 500개의 입출력 데이터 집합을 추출하였으며 GA를 위한 초기 파라미터들로서 표 1과 같은 값을 사용하였다.

웨이브렛 변환과 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 모델링한 세대수의 RMSE, 규칙수, 적합도의 변화는 각각 그림 4-6과 같다. 그림 4는 가장 우수한 개체의 학습 데이터에 의한 세대수에 따른 RMSE값을 나타내고, 그림 5는 파라미터뿐 아니라 규칙수에 대한 동정도 함께 행하여진 규칙수의 변화를 나타낸다. 웨이브렛 변환과 등가이므로 에너지가 몇몇 계수에 집중하는 웨이브렛 변환의 특성에 의해 식 (18)에서 규칙수에 작은 가중치를 두더라도 잘 동정됨을 확인할 수 있다.

표 1. 시스템 모델링을 위한 초기 파라미터들  
Table 1. Initial parameters for system modeling

Parameter's name	Parameter's value
Maximum generation number	5,000
Population number	100
Crossover rate	0.8
Mutation rate	0.3
max_c	6
$\epsilon, C_e, C_r, \rho$	0, 1, 0.3, 3

Individual 1	alpha_11	...	alpha_1n	b_11	...	b_1n	d_11	...	d_1c	rule_11	...	rule_1c
Individual 2	alpha_21	...	alpha_2n	b_21	...	b_2n	d_21	...	d_2c	rule_21	...	rule_2c
Individual k	alpha_k1	...	alpha_kn	b_k1	...	b_kn	d_k1	...	d_kc	rule_k1	...	rule_kc

그림 3. 유전 암호화  
Fig. 3. The genetic coding

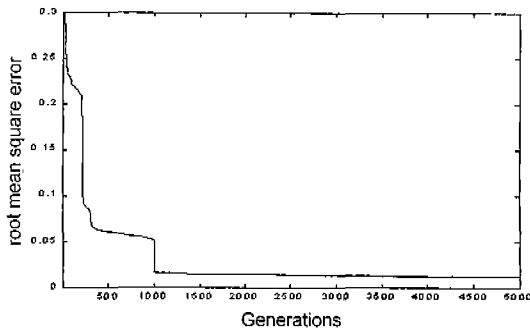


그림 4. RMSE의 변화  
Fig. 4. Changes of RMSE

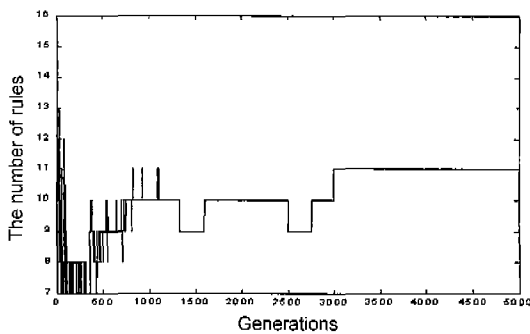


그림 5. 규칙수의 변화  
Fig. 5. Changes of the number of rules

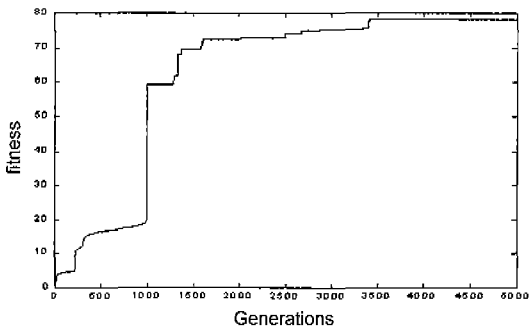


그림 6. 적합도의 변화  
Fig. 6. Changes of the fitness

그림 6은 그림 4의 RMSE와 그림 5의 규칙수를 식 (18)에 대입해서 얻어지는 적합도 값의 변화를 나타내며 그림 7에서는 학습데이터로 얻어진 퍼지 모델을 이용해 모델 출력을 구하고 이를 실제 출력과 비교하였다. NDEI(non-dimensional error index)는 RMSE를 목적 데이터의 표준 편차로 나눈 지표로서 모델의 효용성을 나타내기 위해서 사용하였다. 표 1에서 제안된 방법에 의해 구해진 모델 출력에 의한

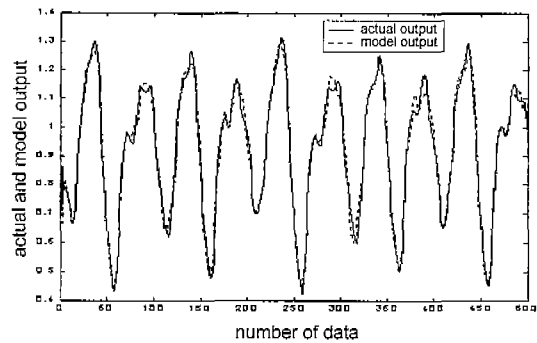


그림 7. 실제 출력과 퍼지 모델의 예측출력 비교  
Fig. 7. Comparison between the real output and the fuzzy model output.

표 2. 다른 알고리즘과의 비교  
Table 2. Comparisons with other methods

Method	Non-dimensional error index
ANFIS[14]	0.007
AR model[14]	0.19
Cascaded-correlation NN[15]	0.06
Backpropagation MLP[15]	0.02
6th-order polynomial[15]	0.04
Linear predictive method[15]	0.55
Ours	0.005

NDEI는 0.005로 다른 알고리즘에 의한 모델 출력의 NDEI보다 우수하다는 것을 알 수 있다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 웨이브렛 변환과 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 규칙의 파라미터와 구조를 동시에 동정 가능한 퍼지 모델링 방법을 제안하였다. 퍼지 모델로는 여러개의 퍼지 규칙 기저를 갖고 후반부가 'Maxican Hat' 웨이브렛 함수의 일부분이 되도록 변형함으로써 웨이브렛 변환과 등가를 형성하도록 한 후 웨이브렛 변환의 파라미터 즉, 퍼지 모델의 소속함수와 후반부를 결정하기 위해 유전 알고리즘을 사용하였다. 웨이브렛 변환의 고유 특성 즉, 임의의 신호를 웨이브렛 함수의 선형함수로 나타낼 때 에너지가 작은 수의 계수에 집중하므로 작은 규칙수로도 혼돈 시계열 데이터의 우수한 퍼지 모델을 구할 수 있었다. 또한, 일반적으로 GA를 이용해 퍼지 모델링의 파라미터와 구조의 동정시에는 작은 수의 입력변수에 대해서는 우수한 퍼지 모델을 획득할 수 있었으나 많은 수의 입력 변수에 대해서는 잘 동정되지 않는 문제점이 있었지만, 본 논문에서 제안한 웨이브렛 변환과 유

전 알고리즘을 이용하여 우수한 퍼지 모델을 획득할 수 있었다.

### 감사의 글

본 논문은 2000년도 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.

### 참고문헌

- [1] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets," *Information Control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [2] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Linguistic Model Identification for Fuzzy System," *Electronics Letters*, Vol. 31, No. 4, pp. 330-331, Feb., 1995.
- [3] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Fuzzy System Modeling by Fuzzy Partition and GA Hybrid Schemes," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 86, No. 3, pp. 279-288, 1997.
- [4] L. X. Wang and J. Mendel, "Fuzzy Basic Functions, "Universal Approximation, and Orthogonal Least Square Learning," *IEEE Trans. on Neural Networks* Vol. 3, pp. 807-874, 1992.
- [5] X. J. Zeng and M. G. Singh, "Approximation Accuracy Analysis of Fuzzy Systems with the Center-Average Defuzzifier," *Proc. FUZZ-IEEE/IFES'95*, pp. 109-116, 1995.
- [6] C. K. Lin and S. D. Wang, "Fuzzy Modelling Using Wavelet Transforms," *Electronics Letter*, Vol. 32, pp. 2255-2256, 1996.
- [7] I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis," *IEEE Trans. on Inform. Theory*, Vol. 36, pp. 961-1005, 1990.
- [8] A. Bruce, D. Donoho, H. Y. Gao, "Wavelet Analysis for Signal Processing," *IEEE Spectrum*, Vol. 33, pp. 26-35, 1996.
- [9] A. Benveniste, A. Judisky, B. Delyon, Q. Zhang, and P. Y. Glorennec, "Wavelets in Identification," *Proc. SYSIC'94, 10th IFAC Symp. Syst. Identification*, Copenhagen, 1994.
- [10] T. Kugarajah, Q. Zhang, "Multidimensional Wavelet Frames," *IEEE Trans. on Neural Network*, Vol. 6, pp. 1552-1556, 1995.
- [11] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.

- [12] 장 옥, 손유석, 주영훈, 박진배, "비선형 시스템의 퍼지 모델링에 관한 연구," 대한 전기학회 논문집, 47권, 6호, 1998년 6월.
- [13] M. C. Mackey and L. Glass, "Oscillation and Chaos in Physiological Control Systems," *Science*, Vol. 197, pp. 287-297, 1977.



**이 승 준 (Seung-Jun Lee)**

1999년 : 연세대 공대 전기공학과 졸업  
 1999년~현재 : 연세대 대학원 석사과정 재학중  
 관심분야 : 퍼지제어, 지능제어, 유전알고리즘, 신경회로망



**주 영 훈 (Young-Hoon Joo)**

1978년 : 연세대 전기공학과 졸업  
 1984년 : 연세대 대학원 전기공학과 졸업  
 1995년 : 동대학원 전기공학과 졸업(공박)  
 1986년~1995년 : 삼성전자(주) 자동화연구소(전임 연구원)  
 1998년~1999년 : 미국 휴스턴대학 전기 및 컴퓨터공학과 교환교수

1995년 9월~현재 : 군산대 공대 전자정보공학부 조교수  
 2000년~현재 : 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 이사 및 편집위원  
 관심분야 : 퍼지제어, 지능제어, 유전알고리즘, 신경회로망, 지능형 로봇



**박 진 배 (Jin-Bae Park)**

1977년 : 연세대 전기공학과 졸업  
 1990년 : Kansas State University 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(공박)  
 1990년~1991년 : Kansas State University 전기 및 컴퓨터 공학과 조교수  
 1998년~1999년 : 연세대 창업보육센터 (센터장)

1998년~1999년 : 연세대 연세공학원(부원장)  
 1994년~현재 : 연세대 공과대학 전기 및 컴퓨터공학과 (부교수)  
 1999년~현재 : 대한전기학회 평의원  
 관심분야 : 자동제어, 강인제어, 지능제어, 예측제어, 필터링 이론 및 시스템 동정