

# 퍼지 엔트로피를 이용한 비선형신호의 해석

박인규\*, 황상문\*\*, 김남호\*

\* 중부대학교 정보공학부 전자계산공학과

\*\* 원광대학교 전기전자공학부 전자공학과

## The Analysis of Nonlinear Signal using Fuzzy Entropy

Park In Kue, Whang Sang Moon, Kim Nam Ho

\* Dept. of Computer Science Eng. Joongbu Univ.

\*\* Dept. of Electronic Eng. WonKwang Univ.

### 요 약

본 논문의 목적은 퍼지 엔트로피를 이용하여 비선형신호를 예측하는 것이다. 이 방법은 분할된 여러 부 공간(subspace)에 대해 입력 데이터로부터 퍼지 엔트로피를 이용하여 각각의 규칙에 등급을 정하여 불필요한 제어규칙을 제거하여 바람직한 규칙베이스를 구성하도록 한 것이다. 적용되는 퍼지 신경망의 기본적인 구조는 퍼지 제어기의 규칙베이스와 추론의 과정을 신경회로망을 이용하여 구현하며 퍼지 제어규칙의 매개변수들은 역전파 알고리즘에 의해 적용되어진다. 또한 매개변수의 수를 줄이기 위하여 제어규칙의 결론부의 출력값은 신경망의 가중치로 구성하였다. 결국 퍼지 신경망의 복잡도를 줄일 수 있다. Mackey-Glass 시계열의 예측에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 본 논문에서 제안한 방법의 효율성을 입증하고, 제안된 방법을 EEG 생리신호 분석에 이용될 수 있다.

## I. 서론

퍼지집합과 퍼지논리는 부 정확한 정보에 대한 인간 두뇌의 사고 방식의 원리를 모방하고 있고 신경회로망은 인간 두뇌의 물리적인 구조를 모방하고 있다. 퍼지집합과 퍼지논리는 불확실한 정보의 표현, 처리 및 응용을 함으로써 실세계에서 흔히 접할 수 있는 불확실하거나 부정확한 정보를 처리할 수 있는 토대를 제공해주는 방법인 반면에, 신경회로망은 대규모의 병렬분산처리 능력 및 학습능력을 제공해 주고 있다. 시스템의 상태와 제어사이의 비 선형 관계를 가지는 공정에 대해서는 기존의 제어이론보다는 학습기능을 가지는 퍼지추론이 보다 우수한 결과를 결과를 낳고 있다<sup>[1][2]</sup>.

본 논문에서는 퍼지 엔트로피를 이용하여 비선형 신호를 예측하는 것이다. 퍼지 신경망의 기본적인 구성은 퍼지 제어기의 규칙베이스와 추론의 과정을 신경망을 이용하여 구현하였으며, 이때 규칙베이스는 퍼지 엔트로피에 의해 분할된 부공간에 대해 퍼지 제어규칙을 구성하였다. 제어규칙의 간소화를 위하여 제어규칙들 사이의 중요도를 퍼지 엔트로피에 의해 평가하여 최종적인 제어규칙을 생성한다. 또한 제어규칙의 후건부의 제어량은 시스템의 복잡도를 낮추기 위하여 신경회로망의 가중치로 표현된다. 제안한 구조에서 규칙베이스는 오차 역전파(error back propagation) 학습 알고리즘에 의해 자동 생성된다. 제안된 퍼지 신경망의 성능 평가를 위해 일반적으로 많이 사용하는 시계열의 예측에 대해 제안한 방법의 유용성을 확인한다.

## II 특정공간의 분할

### 1. 퍼지 엔트로피

샤논(shannon)에 의해 소개된 정보의 엔트로피는 정보의 값을 수치적으로 표현하는 척도이다. 이러한 샤논의 정보 엔트로피를 확장하여 어떤 결과의 애매한 발생 여부를 퍼지집합의 애매성(fuzziness)으로 취급할 수 있다. 따라서 N개의 원소를 갖는 퍼지집합  $\bar{A}$ 에 대해 De Luca 와 Termini가 제안한 퍼지 엔트로피는 식(1)과 같다.

$$H(\bar{A}) = \frac{1}{N \ln 2} \sum_{x \in \bar{A}} \{-\mu_{\bar{A}}(x) \ln \mu_{\bar{A}}(x) - (1 - \mu_{\bar{A}}(x)) \ln(1 - \mu_{\bar{A}}(x))\} \quad (1)$$

이러한 속성을 이용하여 입력 패턴들의 클러스터링을 수행한다. 먼저 그림 1의 샤논 함수의 중심점인 b가 클러스터간의 경계라고 가정한다. 여기서 경계는 인접 클러스터에 속할 가능성이 가장 애매한 상태 즉 임의의 클러스터에 속할 가능성이 가장 불확실한 상태이다. 따라서 임의의 b점에서의 샤논함수는 하나의 퍼지집합으로 이 집합에 대한 모든 패턴들의 퍼지 엔트로피를 구하여 패턴들의 인접 클러스터간의 속하는 정도를 측정한다. 같은 방법으로 b점을 계속 이동하면서 모든 x축에 대해 경계에 해당할 가능성에 해당하는 퍼지 엔트로피를 구한다. 결국 패턴들의 클러스터간의 경계는 엔트로피 값이 큰 값을 갖는 x가 클러스터간의 경계에 해당한다<sup>[14][15]</sup>.

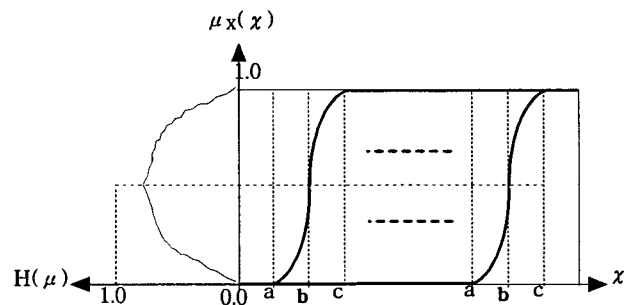


그림 1 샤논 함수와 퍼지 엔트로피 함수  
Fig. 1 Shannon and fuzzy entropy function

이러한 퍼지 엔트로피를 이용하여 각 변수에 할당되는 입력변수의 입력데이터의 공간을 분할하는 알고리즘은 다음과 같다.

[단계1] 사논함수에 의해 입력 데이터의 애매함을 측정하는 멤버쉽 함수를 정의한다.

$$\text{for}(x=0; x<\text{max}; x++)$$

$$\text{for}(y=0+(c-a)/2; y<\text{max}-(c-a)/2; y++)$$

$$\mu(x; a, y, c) = S(x; a, y, c)$$

[단계2] 입력 데이터의 빈도수(h)를 계산한다.

[단계3] 각각의 입력 변수에 대한 위의 식에 의해 퍼지 엔트로피를 계산한다.

$$\text{for}(y=0+(c-a)/2; y<\text{max}-(c-a)/2; y++)$$

$$H(y) = \frac{1}{n \log 2} \sum_{x=0}^{\text{max}} S_n(\mu(x; a, y, c)) h(x)$$

[단계4]  $[0+(c-a)/2, \text{max}-(c-a)/2]$ 의 구간에서 다음을 만족하는 x를 검출한다.

$$\text{for}(y=0+(c-a)/2; y<\text{max}-(c-a)/2; y=)$$

$$H(y_{n-1}) > H(y_n) < H(y_{n+1}) : \text{center of clusters}$$

$$H(y_{n-1}) < H(y_n) > H(y_{n+1}) : \text{boundary of clusters}$$

2. 퍼지 엔트로피에 의한 제어규칙의 결정  
 위에서 언급한 퍼지 엔트로피에 의한 특징공간의 분할을 그림 2과 같이 두 개의 특징공간에 대하여 고려해 보자. 먼저 각각의 부 공간에 할당되어 있는 멤버쉽 함수를 그림 2과 같이 사논함수로 구성한다. 이 경우에 사논함수의 중심인 b는 멤버쉽 함수의 중심으로 입력패턴이 함수의 속성을 만족하는 정도를 나타낸다. 그림 2에서 보면 임의의 멤버쉽 함수 A를 사논함수로 구성하여 학습패턴이 각각의 부 공간의 언어적 속성을 만족하는 정도를 식(1)의 퍼지 엔트로피에 의하여 평가하고 정규화과정을 통하여 해당공간에 대한 밀집도의 척도로서 이용한다. 이와 같은 방법으로 모든 부 공간에 대하여 정규화된 퍼지 엔

트로피를 계산한다. 따라서 시스템의 제어동작을 가장 잘 기술 할 수 있는 부 공간을 선정하기 위하여 각각의 부 공간에 대하여 구해진 정규화된 퍼지 엔트로피에 대하여 임의의 임계값을 적용하여 임계값 이상의 값을 가지

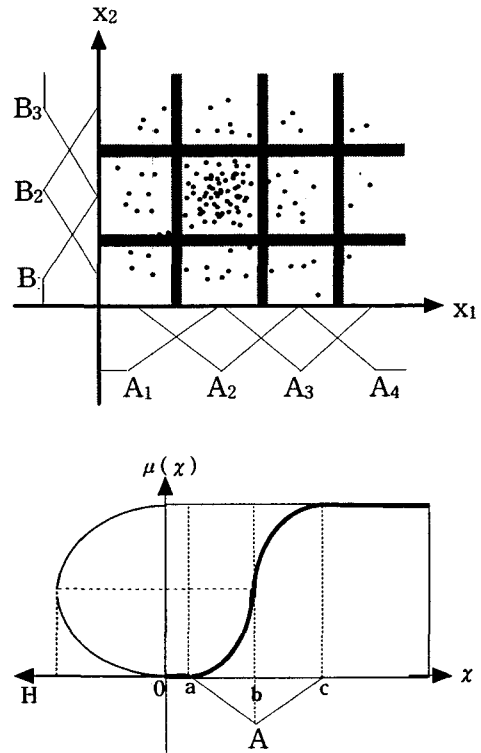


그림 2 입력공간의 분할과 멤버쉽 함수의 구성  
 Fig. 2 Partition of input space and membership function

는 부 공간을 가장 시스템을 잘 기술하는 부 공간으로 간주하여 퍼지 제어규칙을 구성하게 된다.

### III. 퍼지 신경망(Fuzzy Neural Network)

#### 1. 퍼지 신경망의 구조

퍼지논리 제어기의 설계는 인간의 경험과 지식에 기초한 추론과정을 모델링(modeling)하는 것으로 간주할 수 있다. 일반적으로 퍼지규칙의 후

건부는 하나의 퍼지집합이다. 여기서 k번째 규칙은 식(2)와 같이 표현된다.

IF  $x_1$  is  $A_1^k$  and  $x_2$  is  $A_2^k$  and ... and  $x_n$  is  $A_n^k$   
THEN  $y$  is  $\beta^k$  (2)

여기서  $A_i^k$  와  $\beta^k$ 는 각각  $R$ 에 속하는  $U_i$ 와  $V$ 의 퍼지집합이다.  $\underline{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in U_1 \times \dots \times U_n$ 와  $y \in V$ 는 퍼지추론 시스템의 각각 입력과 출력이다. 위의 식과 같은 퍼지 규칙에 대해 다음에 설명될 추론과정을 신경망으로 구현한 것이 그림 3에 나타나 있다.

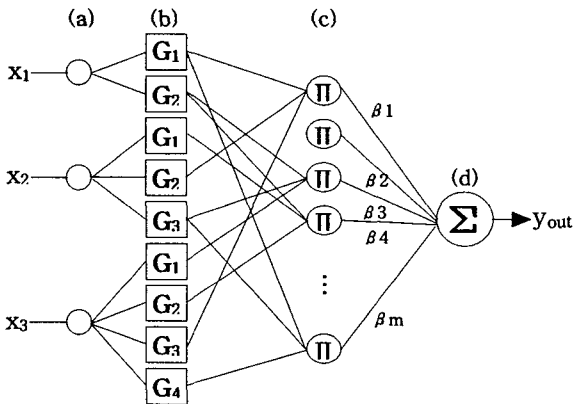


그림 3 퍼지 신경망의 구조  
Fig. 3 The structure of a fuzzy neural network

최종 제어값은 비퍼지화의 과정을 통하여 식(3)과 같이 최종 추론 값을 구할 수 있다.

$$y_{out} = \frac{\sum_{k=1}^m \beta^k \left[ \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i) \right]}{\sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)} \quad (3)$$

전방향의 신호의 전파와 각 계층의 각 노드들의

기능은 다음과 같다. 여기서  $net_j^i$ 와  $f_j^i$ 는 각각 j번째 노드의 입력 가중합과 활성화함수를 나타낸다. 또한  $x_j^i$ 와  $y_j^i$ 는 i번째 계층의 j번째 노드의 입력과 출력벡터를 나타낸다.

$$a\text{층} : net_j^1 = x_j^1 = x_j, y_j^1 = f_j^1(net_j^1) = net_j^1 \quad (4)$$

b층 :

$$(net_{ij}^2) = -\frac{(x_i^2 - c_{ij})^2}{(w_{ij})^2}, y_{ij}^2 = f_{ij}^2(net_{ij}^2) = \exp(net_{ij}^2) \quad (5)$$

$$c\text{층} : \begin{aligned} net_j^3 &= \prod_{i=0}^m x_i^3 \\ y_j^3 &= f_j^3(net_j^3) = net_j^3 \end{aligned} \quad (6)$$

$$d\text{층} : net^4 = \sum_{i=1}^m \beta_i^4 x_i^4, y^4 = \frac{f^4 net^4}{\sum_{i=1}^m x_i^4} = \frac{net^4}{\sum_{i=1}^m x_i^4} \quad (7)$$

## 2. 퍼지 신경망의 학습

일반적인 역전파신경망의 목적함수는 식(8)과 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^L (T_j - O_j)^2 \quad (8)$$

식E를  $y_j$ 에 대해 편미분하면 식(9)와 같이 출력노드의 활성화 값에 대한 오차의 편미분 값을 얻게 된다.

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = d_j - y_j \quad (9)$$

출력노드에 의해서 전달되어지는 오차항은 식E를  $net_j$ 에 대해 편미분하면 식(10)의 오차항을 얻을 수 있다.

$$\delta_j = \frac{-\partial E}{\partial net_j} = \frac{-\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_j} = \frac{t_j - y_j}{\sum_i x_i} \quad (10)$$

학습의 효율성을 위하여 다음과 같은 모멘텀항을 사용하였다.

$$c_{ij}(t+1) = c_{ij}(t) + \eta \delta_{ij} \left[ \frac{2(x_i - c_{ij})}{w_{ij}^2} \right] + \alpha \Delta c_{ij}(t) \quad (11)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{ij} \left[ \frac{2(x_i - c_{ij})^2}{w_{ij}^3} \right] + \alpha \Delta w_{ij}(t) \quad (12)$$

이상에서 언급한 전체적인 동정 개념도가 그림 5에서 보여진다. 결국 입력 데이터로부터 퍼지 엔트로피에 의한 입출력 공간의 분할을 통하여 얻어진 여러 부 공간에 대한 평가를 통하여 시스템의 동정에 가장 부합하는 퍼지 제어규칙의 구성을 하여 구조적인 동정이 이루어진다. 그 다음에 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 퍼지 제어규칙의 전건부를 구성하는 가

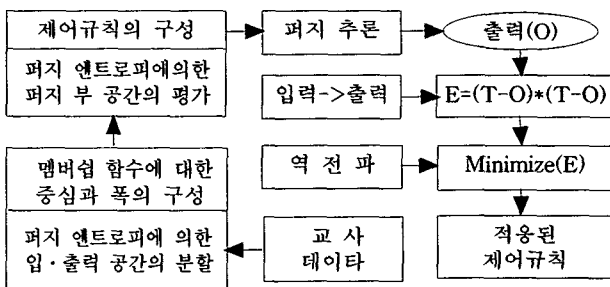


그림 4 전체 시스템의 순차  
Fig. 4 Sequence of total system

우시안 함수의 중심과 폭과 후건부를 구성하는 퍼지 단일값의 파라미터에 대한 파라미터의 동정이 이루어진다.

#### IV. 실험 및 결과

본 절에서는 제안된 모델링 기법을 비선형성이 강한 카오스 시계열의 예측에 적용하여 기존의

퍼지추론 모델링 기법과 동정오차면에서 비교하였다.

$$x(t) = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (13)$$

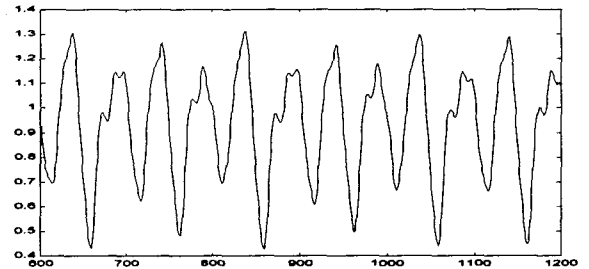


그림 5 Mackey-Glass 시계열  
Fig. 5 Mackey-Glass time series

식(13)에 의해 4차 Runge-Kuta법을 이용하여 1200개의 발생된 데이터를 나타내었으며  $t < 0$ 인 구간에서는  $x(t)=0$ 이며 초기값은 1.2로 하였다<sup>[13]</sup>. 그림 5에서 발생된 1200개의 데이터에서 500개는 학습에 사용하였고, 나머지 600개는 예측에 사용하였다. 입출력의 패턴은 그림 6과 같이 연속된 시계열에서  $t=0$ 을 기준으로 과거의 값에서 6단계마다 입력  $x(t-18)$ ,  $x(t-12)$ ,  $x(t-6)$ ,  $x(t)$ 을 구성하고 출력은  $t=0$ 에서 6단계의 앞선 값  $x(t+6)$ 으로 구성하였다.

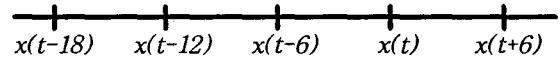


그림 6 입출력 패턴의 구성  
Fig 6 The structure of input/output pattern

표 1 퍼지규칙을 위한 퍼지 임플리케이션  
Table 1 Fuzzy implications for fuzzy rules

0.205468	0.205468	0.205468	0.250948
0.254351	0.254351	0.268317	0.400755
0.394015	0.394015	0.394015	0.598227
0.603511	0.603511	0.603511	0.618655
0.617477	0.617477	0.617477	0.761652
0.757142	0.757142	0.757142	0.870602

표 1에서 보여진 퍼지 규칙은 16개의 퍼지 임플리케이션으로 구성되며 4개의 입력변수는 각각 퍼지 엔트로피 클러스터링을 이용하여 군집화 순서에 따라 분류된 번호를 나타내었다.

표 2 조건부의 파라미터 값  
Table 2 Values of premise parameters

규칙	0.254351	0.236630	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 1	0.254351	0.236630	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 2	0.394015	0.362445	0.254351	0.236630	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 3	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.268317	0.236630	0.761652	0.522850
규칙 4	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.400755	0.359272
규칙 5	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.618655	0.457419
규칙 6	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 7	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.603511	0.370833	0.761652	0.522850
규칙 8	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.617477	0.454710	0.761652	0.522850
규칙 9	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.757142	0.454710	0.761652	0.522850
규칙 10	0.394015	0.362445	0.603511	0.370833	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 11	0.394015	0.362445	0.617477	0.454710	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 12	0.394015	0.362445	0.617477	0.454710	0.617477	0.454710	0.761652	0.522850
규칙 13	0.603511	0.370833	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 14	0.617477	0.454710	0.394015	0.362445	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850
규칙 15	0.617477	0.454710	0.394015	0.362445	0.617477	0.454710	0.761652	0.522850
규칙 16	0.617477	0.454710	0.617477	0.454710	0.394015	0.362445	0.761652	0.522850

표 3 시계열의 예측을 기술하는 퍼지 규칙  
Table 3 Fuzzy rules to describe the prediction time series

R1	if x(t-18) is 0 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.045108
R2	if x(t-18) is 1 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.161183
R3	if x(t-18) is 2 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.302269
R4	if x(t-18) is 3 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.438214
R5	if x(t-18) is 4 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 1 then y(t) is	1.029603
R6	if x(t-18) is 4 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.657667
R7	if x(t-18) is 4 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 4 and x(t) is 4 then y(t) is	0.416679
R8	if x(t-18) is 4 and x(t-12) is 4 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.113902
R9	if x(t-18) is 5 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 1 then y(t) is	0.941037
R10	if x(t-18) is 5 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.301278
R11	if x(t-18) is 5 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 3 and x(t) is 4 then y(t) is	0.063295
R12	if x(t-18) is 5 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 4 and x(t) is 4 then y(t) is	0.138985
R13	if x(t-18) is 5 and x(t-12) is 3 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.143846
R14	if x(t-18) is 5 and x(t-12) is 4 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.095584
R15	if x(t-18) is 6 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.507961
R16	if x(t-18) is 7 and x(t-12) is 2 and x(t-6) is 2 and x(t) is 4 then y(t) is	0.214142

표 4 동정된 파라미터 값  
Table 4 Values of identified parameters

규칙	전건부 파라미터								후건부 파라미터
	x(t-18)		x(t-12)		x(t-6)		x(t)		
1	0.072987	0.002286	0.363259	0.304038	0.351981	0.313454	0.678250	0.449963	0.045108
2	0.106177	0.094258	0.272715	0.299086	0.434381	0.414285	0.737270	0.273922	0.161183
3	0.258890	0.129701	0.282315	0.372529	0.277193	0.223490	0.753373	0.412554	0.302269
4	0.273713	0.139507	0.283627	0.139755	0.604549	0.075190	0.637723	0.458530	0.438214
5	0.304981	0.252166	0.226010	0.172029	0.272358	0.296551	0.688653	0.156438	1.029603
6	0.429550	0.245082	0.347689	0.137953	0.379749	0.254588	0.499710	0.311143	0.657667
7	0.554555	0.060284	0.395628	0.284924	0.399503	0.169112	0.742891	0.442143	0.416679
8	0.548216	0.287282	0.698091	0.173270	0.427995	0.071081	0.686548	0.183989	0.113902
9	0.344549	0.290343	0.420625	0.081962	0.337738	0.299410	0.794824	0.247488	0.941037
10	0.415060	0.213651	0.193177	0.113183	0.593454	0.316004	0.661599	0.547599	0.301278
11	0.681567	0.012961	0.405136	0.349593	0.605066	0.234772	0.683749	0.454658	0.063295
12	0.665838	0.029441	0.356919	0.317315	0.600721	0.358383	0.718856	0.427942	0.138985
13	0.591069	0.056092	0.592231	0.128592	0.223584	0.247717	0.642699	0.491873	0.143846
14	0.498996	0.146681	0.647732	0.339463	0.074330	0.248767	0.687370	0.553779	0.095584
15	0.547156	0.266098	0.289300	0.221502	0.442739	0.374028	0.683324	0.356445	0.507961
16	0.690367	0.141849	0.338384	0.341514	0.268715	0.314453	0.739779	0.417413	0.214142

또한 출력변수의 제어량은 신경망의 연결강도로 구성되었다. 퍼지 규칙에서 사용된 전건부의 적용 파라미터는 30개이고, 후건부는 16개로 총 46개의 파라미터이다. 표 4에는 표 3의 퍼지 규칙을 이용하여 동정된 파라미터를 나타내었다. 그림 7과 그림 8에는 시계열의 예측결과와 예측오차를 각각 나타내었다.

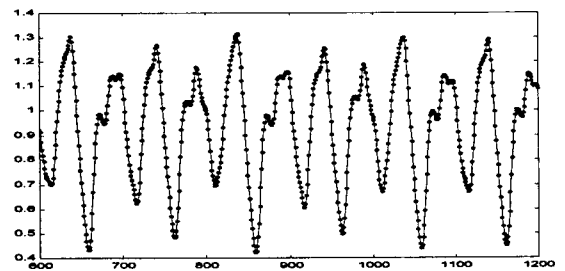


그림 7 Mackey-Glass 시계열의 예측결과  
Fig. 7 Prediction results of Mackey-Glass time series

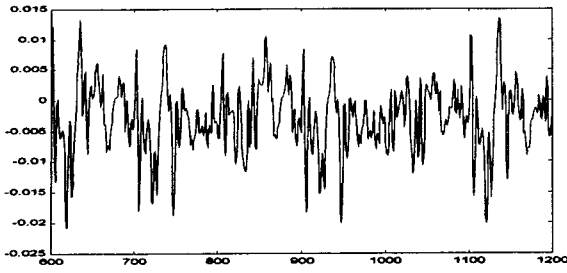


그림 8 예측 오차  
Fig. 8 Prediction errors

그림 8에는 동정용 데이터를 사용하여 식(13)에 의해 계산된 학습 오차곡선이 보여진다. 이 그림에서 학습 초기에 상당히 오차가 적은 상태에서 시작하는 것을 알 수 있는데 이는 퍼지 엔트로피 클러스터링을 통하여 시스템을 기술하는 제어규칙을 구조적으로 비교적 잘 동정한 것임을 보여주고 있다.

$$R.M.S.E = \sqrt{1/N \sum_{k=1}^N (T(k) - O(k))^2} \quad (14)$$

여기에서 N은 사용된 데이터 수, T(k)는 실제 데이터의 출력 값이고 O(k)는 동정된 모델로부터 추론된 값이다. 표 5에 보여진 nondimensional error index(NDEI)는 기존의 모델링 기법과의 비교를 위하여 예측한 결과의 root mean square error를 원 시계열의 표준편차로 나눈 것이다. 여기에 제시된 모든 방법들은 공히 500개의 동일한 데이터를 사용하였다. 또한 파라미터의 수가 기존의 방법에 비해 상당히 적기 때문에 계산상의 복잡도(complexity)를 줄일 수 있었다. 결국 이 표에 의하면 본 논문에서 제시된 기법에 의해 동정된 퍼지 모델이 다른 모델링 기법에 비해 비교적 정확하게 동정되었음을 알 수 있다.

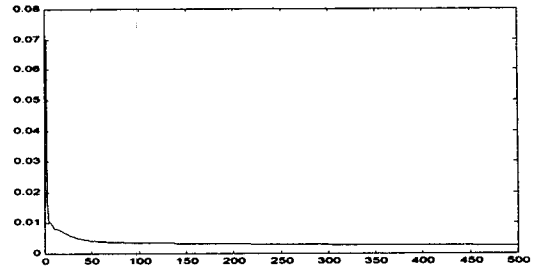


그림 9 학습시의 RMSE  
Fig. 9 RMSE of training

표 5 시계열의 입출력 데이터를 사용한 퍼지 모델링 기법의 비교  
Table 5 Comparison of modeling techniques using time series data

방 법	학습패턴 수	파라미터 수	Non-Dimensional Error Index
제안된 방법	500	46	0.038
AR model	500	104	0.39
Cascaded-Correlation NN	500	693	0.32
Back-Prop NN	500	540	0.05

## V. 결론

본 논문에서는 비선형 신호인 시계열을 예측하기 위한 퍼지 신경망을 제안하였다. 이를 위해 퍼지 엔트로피에 의한 클러스터링을 이용하여 입력 데이터의 구조를 동정하여 시스템을 기술하는 퍼지 규칙을 자동으로 생성하는 방법이 제시되었다. 또한 기존의 방법들의 단점으로 지적되어온 시스템의 적응 파라미터의 수를 줄이므로써 효율성을 기하였다. 시계열 데이터를 사용하여 제안된 방법의 타당성 및 정확성이 기존의 다른 방법들과 비교 검토되었고, 그 결과 제안된 기법이 간단하면서도 정확성이 입증되었다.

## 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. 15, pp. 116-132, 1985.

[2] Li-Xin Wang and Jerry M. Mendal, "Generating fuzzy rules by learning from examples", IEEE Trans. SMC, vol. 22, no. 6, pp. 1414-1427, 1992.

[3] H. Ichihashi, "Iterative fuzzy modeling and a hierarchical network", Proc. of the 4th IFSA Congress, vol. Eng., Brussels, 49-52, 1991.

[4] M. Sugeno and G. T. Kng, "Structure identification of fuzzy model", Fuzzy sets and systems, vol. 28, pp. 15-23, 1988.

[5] H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami, "A learning method of fuzzy inference rules by descent method", IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems(San Diego, 1992) 203, 210.

[6] Yan Shi, M. Mizumoto and Peng Shi, "Tuning fuzzy rules based on fuzzy clustering and neuro-fuzzy Methods", Proc. of the 1991 IEEE Int. Symposium on Intelligent Control, arlington on, Virginia, U.S.A.

[7] 박인규, 황상문, 진달복, "영상복원을 위한 유전자 기반 시스템 모델링: 러프-퍼지 엔트로피", 한국감성과학회, 제1권 제2호, pp. 93-103, 1998.

[8] 박인규, 진달복, "확장된 퍼지 엔트로피를 이용한 영상 분할 알고리즘", 한국통신학회, 제21권, 제6호, 1995.