

## 자체조직화모호추론망을 리용한 카오스 시계렬예측모형의 설계

최명성, 리원영

예측모형에 대한 설계는 계획작성 및 제품수요예측, 원자재소비예측 등을 과학적으로 하는데서 없어서는 안되는 필수적인 문제로 나르고있다.[1, 2]

시계렬예측은 결심채택체계에서 중요한 역할을 한다. 즉 과거의 관측자료로부터 시계렬을 수학적으로 모형화하고 미래의 값을 구하기 위하여 체계에 대한 해석을 진행하는데 이때 시계렬발생과정에 리용되는 지식을 가지고 예측모형을 설계한다.

시계렬예측모형의 정확도는 예측모형의 구조와 시계렬자료에 크게 의존한다.

시계렬예측모형으로서는 선형회귀모형을 들수 있는데 이 모형은 구조가 간단하면서도 실천에서 많이 응용되는 우점이 있는 반면에 모형구조가 선형인것으로 하여 정상성을 만족시키는 시계렬자료에 대하여 유효하다.

실례로 선형회귀모형에서 제일 효과적인 모형은 ARMA모형[3]으로서 이 모형은 결수가 시간에 대하여 변하지 않는다는 정상성가정하에서 모형구축이 쉽고 동정효율이 높다는 우점이 있는 반면에 복잡하면서도 비정상성을 만족시키는 동특성자료에 대하여서는 동정효율이 크게 떨어지는 결함이 있다.

ARIMA모형[4]은 리해하기 쉽고 로바스트적인것으로 하여 많은 시계렬예측문제들에서 리용되고있는 모형이지만 미래의 값을 추정하는데 영향을 주는 불규칙적인 값들이 존재하고 통계학적모형이 일반적으로 높은 차수를 요구하는 결함이 있다.

한편 NARX모형 혹은 신경망을 리용한 예측모형은 리까렌트신경망의 한 형태로서 시계렬자료의 비선형성, 비정상성에 대하여 예측효과가 좋은것으로 알려져있다. NARX망은 정결합망과 비교해볼 때 시간주기를 예측하는 문제에서 보다 자유도가 높다고 할수 있다. 또한 외부변수의 개괄정보만이 아니라 보다 작은 잔차를 줄이면서도 추정하려는 파라미터의 수를 줄일수 있다.[5]

이로부터 논문에서는 실례학습기술을 리용하여 시계렬자료속에서 모호규칙을 획득한데 기초하여 모호규칙수를 결정하고 그로부터 개선된 모호c-평균무리화방법을 적용하여 모호규칙의 성원함수중심을 확정하고 인공신경망의 학습방법을 결합한 자체조직화모호추론망(SOFIN: Self Organizing Fuzzy Inference Network)을 리용하여 카오스시계렬을 예측하는 한가지 방법을 제안하였다.

### 1. 모형 설계

자체조직화모호추론망을 함수형식과 규칙으로 표시하면 다음과 같다.

$$y(k+T) = \text{SOFNN}(y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1))$$

$$\text{Rule } i: \text{ If } y(k) \text{ is } A_1^i \text{ and } \dots \text{ and } y(k-n+1) \text{ is } A_n^i \text{ and} \quad (1)$$

$$u(k) \text{ is } B_1^i \text{ and } \dots \text{ and } u(k-m+1) \text{ is } B_m^i \text{ Then } y(k+T) \text{ is } W_i$$

자체조직화모호추론망은 5층으로 된 망으로서 1층은 모호추론체계의 모호화층으로서 시계열자료를 언어변수로 표현된 모호시계열로 변화시키는 역할을 수행한다. 1층의 망세포수는 출력지연수  $n$  개와 입력지연수  $m$  개로서 총  $n+m$  개이다. 그리고 망세포의 출력은 들어온 입력을 그대로 출력하는 기능을 수행한다.

자체조직화모호추론망의 2층은 성원도를 계산하는 층으로서 신경세포수는  $L=5 \cdot (n+m)$  이고 활성화함수로는 비대칭형가우스성원함수를 리용하며 입력공간분할은 매 입력변수에 대하여 다음과 같은 5개의 성원함수로 이루어진다.

이때 1~5n 번까지의 신경세포는 식 (2)로, 5n+1~L 번까지의 신경세포는 식 (3)으로 표현된 활성화함수를 리용한다.

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp\left\{-\frac{(x_i - c_i^j)^2}{\sigma_{ij}^2}\right\}, \quad i=1, \dots, n, \quad j=1, \dots, 5 \quad (2)$$

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp\left\{-\frac{(x_i - b_i^j)^2}{\sigma_{ij}^2}\right\}, \quad i=1, \dots, m, \quad j=1, \dots, 5 \quad (3)$$

여기서  $x_i$ 는 망의  $i$  번째 입력변수로서  $\{y(k), \dots, u(k-m)\}$ 에서 취하게 된다. 그리고  $i$ 는 입력변수의 첨수번호,  $j$ 는 2층신경세포의 활성화함수번호를 나타내며 매 성원함수의 중심  $c_i^j$ 는 모호무리화기로부터 선택된다. 즉 매 입력변수는 5개의 입력모호모임  $\{NB, NM, ZO, PM, PB\}$ 로 공간분할되고 매 입력모호모임의 성원함수중심은  $c_i^j, b_i^j$ 이다.  $\sigma_{ij}$ 는 성원함수의 너비로서 모호무리화기로부터 무리의 중심 즉 활성화함수의 중심  $c_i^j$ 가 주어지면 린접한 활성화함수의 중심값들을 리용하여 다음의 식으로부터 계산한다.

$$\sigma_{ij} = \left\{ \frac{|c_i^j - c_i^{j-1}|}{r}, \frac{|c_i^j - c_i^{j+1}|}{r} \right\} \quad (4)$$

식 (4)에서 보는바와 같이  $\sigma_{ij}$ 는 2개의 값을 취하는데 성원함수의 왼쪽은 식 (4)에서 첫번째 값을, 성원함수의 오른쪽은 식 (4)에서 두번째 값을 선택한다. 그리고  $r$ 는 활성화함수들사이의 겹침정도를 반영한 파라메터로서 보통  $[1.0, 2.0]$ 근방에서 선택한다. 만일 린접한 활성화함수들중 어느 하나가 없다고 하면 실례로  $c_i^{j-1}$  혹은  $c_i^{j+1}$ 이 없다고 하면 린접한 활성화함수중심과의 거리만을 고려하여 활성화함수너비를 결정한다.

자체조직화모호추론망의 3층은 매 규칙의 적합도를 계산하기 위한 추론층으로서 추론연산자로는 대수적연산자를 리용한다. 그리고 3층의 신경세포수는 모호규칙수와 같은데 이것은 실례학습기로부터 획득된 모호규칙의 개수  $R$ 와 같게 정한다.

3층의 매 신경세포의 활성화함수는 다음과 같은 식으로 표시된다.

$$\mu_j(x) = \prod_{i=1}^{n+m} (V_{ji} \cdot o_i(x)), \quad j=1, \dots, R, \quad i=1, \dots, n+m \quad (5)$$

식 (5)에서 2층과 3층을 련결하는  $j$  번째 신경세포에 대한 신경망의 무게행렬  $V_{ji}$ 는 0 혹은 1로 이루어진  $R \times (n+m)$  행렬로서 실례학습기로부터 모호규칙이 추출된 다음에 주어진다.

자체조직화모호추론망의 5층은 출력층으로서 모호추론체계에서 보면 비모호화조작을 진행하는 층으로 볼수 있다.

$$y(k) = \sum_{k=1}^R W_k \cdot \psi_k(x) \quad (6)$$

여기서 출력층의 결합무게  $W_k$  ( $k=1, \dots, R$ )는 초기에 실험학습기로부터 추출된  $k$  번째 모호규칙의 후건부의 출력성원함수중심과 대응되는 값으로서 시계렬자료의 분포특성을 반영하고있다.

## 2. 모의실험 및 결과분석

제안된 모호시계렬예측모형의 정확도를 다른 시계렬예측방법과 비교하기 위하여 시계렬예측문제에서 기준으로 되고있는 Mackey-Glass카오스시계렬을 리용하여 모의실험을 진행하였다.

Mackey-Glass카오스시계렬은 다음과 같은 미분방정식에 따라 발생된다.

$$\dot{x}(t) = a \cdot \frac{x(t-\tau)}{1+x(t-\tau)^c} - b \cdot x(t) \quad (7)$$

모형의 파라미터와 초기값을 다음과 같이 선택하였다.

$$a=0.2, b=0.1, c=10, \tau=17, x(0)=1.2$$

카오스시계렬자료에 대하여 각이한 시계렬예측모형들의 예측정확도를 비교평가하기 위해 다음과 같은 4개의 평가함수 즉 평균두제곱오차, 평균두제곱오차뿌리, 평균절대값편차, 평균절대값퍼센트오차를 리용하기로 한다.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - d_i)^2 \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - d_i)^2} \quad (9)$$

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_i - d_i| \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{p_i - d_i}{p_i} \right| \quad (11)$$

식 (8)–(11)에서  $p_i$ 는  $i$  번째 예측값,  $d_i$ 는  $i$  번째 목표값,  $N=500$ 은 전체적인 학습자료수를 나타낸다.

각이한 시계렬예측방법들에 대하여 잡음이 없는 카오스시계렬자료에 대한 예측정확도분석결과는 표와 같다.

표. 잡음이 없는 카오스시계렬자료에 대한 예측정확도분석결과

평가지표방법	순환수	MSE	RMSE	MAD	MAPE
제안한 방법	300	$1.34 \times 10^{-5}$	0.003 7	0.002 3	0.002 8
ANFIS	1 500	$6.26 \times 10^{-6}$	0.002 5	0.001 7	0.001 9
FCM+FIS	150	0.006 5	0.080 4	0.065	0.074 9

표계속

평가지표방법	순환수	MSE	RMSE	MAD	MAPE
RBF NN	450	$5.03 \times 10^{-5}$	$7.09 \times 10^{-4}$	$5.19 \times 10^{-4}$	$5.93 \times 10^{-4}$
ARMA	630	0.002 6	0.051 3	0.042 8	0.050 2
NARX	700	$4.1 \times 10^{-4}$	0.020 2	0.015 5	0.017 8

표에서 보는바와 같이 4개의 평가함수지표에 대하여 제안한 모형이 ANFIS모형을 제외한 기타 예측모형에 비하여 예측오차가 작다는것을 알수 있으며 ANFIS모형보다는 예측오차가 약간 크지만 계산시간을 크게 줄일수 있다는것을 알수 있다.

### 맺 는 말

자체조직화모호추론망에 의한 시계열예측모형을 제안하고 모의실험을 통하여 그 효과성을 검증하였다.

### 참 고 문 헌

- [1] 신영철 등; 지능조종체계, 김일성종합대학출판사, 250~302, 주체101(2012).
- [2] Erasmo Cadenas et al.; Energy, 41, 1, 2016.
- [3] E. Cadenas; Energy, 34, 274, 2009.
- [4] E. Cadenas; Energy, 35, 925, 2010.
- [5] G. Li; Energy, 35, 2313, 2010.

주체110(2021)년 5월 5일 원고접수

### Design of Fuzzy Time Series Prediction Model by Using a Self-Organizing Fuzzy Inference Network

*Choe Myong Song, Ri Won Yong*

We have designed a self-organizing fuzzy inference network(SOFIN) and demonstrated that the SOFNN is superior to the previous time series prediction models by successfully applying for prediction of Mackey-Glass chaotic time series.

Keywords: time series prediction model, self-organizing fuzzy Inference network