

# 카오스 퍼지 제어를 이용한 전력소요량의 단기예측에 관한 연구

추 연 규\* · 정 대 균\*\*

## A Study on Short-Term Prediction of Supplied Electrical Power using Chaos Fuzzy Controller

Yeon-Gyu Choo\* · Dae-Gyun Jung\*\*

〈 목 차 〉	
Abstract	3.1 카오스 퍼지 제어기
1. 서론	3.2 제안된 방법
2. 전력소요량의 카오스적 성질	4. 시뮬레이션 및 고찰
2.1 전력 소요량의 시계열 모델	5. 결론
2.2 전력 소요량의 카오스 성질 분석	참고문헌
3. 카오스 퍼지 제어기와 예측 모델	

### Abstract

In this paper, we propose the Chaos Fuzzy controller to analyze the chaotic character of time series obtained from the specific plant and to predict the short-term for power consumption of the plant using the Fuzzy controller. We compared the predicted data with the active ones and checked the error generated by them after we time series of supplied power to the proposed controller. As a result of the simulation, we obtained a admirable consequence that the proposed controller can be advanced through various and accurate data acquisition, and continuous analysis of the resident and industrial environment.

### 1. 서론

현대 산업 사회의 발전과 국민 생활의 향상을 통해서 전력은 생산, 소비활동의 중요한 요소로 인식되고 있다. 이에 전력의 안정적인 공급, 계통

의 안전한 운용 그리고 운용 비용의 절감과 같은 실리적 측면에서부터 자원이나 환경 보존에 이르는 다양한 것까지 전력의 수요 예측의 중요성 또한 증대되고 있다.

일반적으로 전력수요 예측의 필요성은 몇가지

\* 진주산업대학교 전자공학과 조교수

\*\* 한국전력, 진주산업대학교 석사과정

로 요약될 수 있다. 전력은 생산과 소비가 동시에 이루어지는 특성을 가지고 있기 때문에 다양한 발전소를 통해서 생산된 전기는 시시각각 변화하는 전력의 수요에 맞춰 계속적으로 공급이 이루어지도록 수급운용 차원에서 업무가 진행되어야 한다. 시간대별로 사용자의 수요에 따른 전력설비 운용 계획, 발전 계획 등은 단기적인 예측 방법을 필요로 하며 설비계획과 같은 경우에는 장기적인 예측 방법을 필요로 한다. 따라서 예측의 정밀도의 정도에 따라서 효율적인 공급에 따른 경제적 효과를 기대할 수 있다.<sup>[2][3][4]</sup>

최대수요 전력은 기후변화와 같은 자연현상에 가장 큰 영향을 받으며, 일반적으로 고려하는 연말연시 등과 같이 사회 전체가 쉬는 기간이나 산업활동이 멈추는 경축일, 토요일, 일요일 등도 고려대상이 된다. 이와 같이 자연현상이나 예측하지 못하는 여러 요인들에 의해서 발생하는 비선형 시스템들은 직선적 예측이 불가능하여 정확한 수요예측이 불가능하다. 그러나 비선형적 특성 가운데 카오스적 성질을 파악하여 카오스 시스템인 경우에는 이를 적극적으로 제어대상으로 활용하면 단기적인 예측에 있어서는 만족스러운 결과를 얻을 수 있다.<sup>[5]</sup>

본 논문에서는 최대수요 전력 시계열 데이터를 수집하여 카오스적인 성질을 분석하고 이를 바탕으로 카오스 퍼지 제어를 구성하고 이 시스템을 통하여 얻어진 결과와 실제 데이터를 비교함으로써 제어기의 성능을 평가한다.

## 2. 전력소요량의 카오스적 성질

### 2.1 전력소요량의 시계열 모델

일반적으로 시계열 분석 방법은 시간의 경과에 따른 과거의 전력 수요 경향이 미래에도 계속된다는 전제하에 과거의 전력 수요 경향에 가장 잘 맞는 모형식을 찾아내어 미래의 전력 수요를 예측하는 방법이다. 부가가 주기성을 갖는다고 보고 전력 수요예측 오차를 stochastic process로 간주하고 이의 해석을 통해 정확한 예측을 얻으려 한다. 따라서 시간의 경과가 가장 중요한 변수가 되며 시간

에 따른 전력 수요 형태의 체계적이며 순환적 형태를 분석한다.

시계열 분석방법은 전력 수요에 급격한 변화가 없으면 비교적 적절하지만 전력 소비, 온도, 습도, 풍속 등의 기후 변수와 같은 변수가 있는 경우에는 유용하지 못하다. 또 전력 수요예측 결과를 출력하기 위한 중간 계산과정이 복잡하며, 계산 결과가 불안정해지는 경우도 있다. 특히 이러한 현상은 주거 밀집지역에서 발생하는데 이러한 이유로 인하여 선형적인 성질보다는 카오스적인 성질을 가지는 비선형 시스템으로 해석하는 것이 일반적인 것이다.

본 논문에서 사용한 시계열 데이터는 진주에 공급되는 전력량을 측정된 것으로 1997년 10월 1일부터 1999년 5월 30일까지의 측정치를 가지고 시계열 데이터가 가지는 카오스적인 성질을 정량 및 정성적인 방법으로 분석하고 차후 제어기 설계시 기본적인 자료로서 활용한다. Fig. 1에 나타난 시계열 데이터는 1시간 단위로 측정된 데이터로서 시간의 변화에 대한 상태변화가 다소 있으나 1주일의 주기성을 관찰할 수 있다.

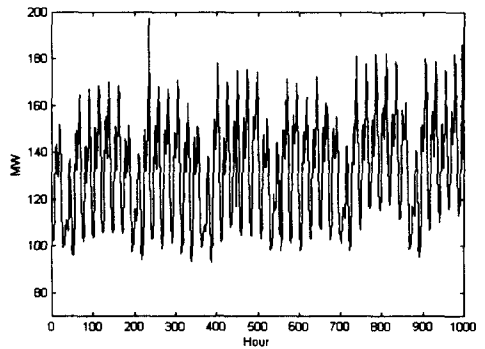


Fig.1 Time Series of supplied Electrical Power

### 2.2 전력소요량의 카오스 성질 분석

카오스 이론은 자연계에 존재하는 시스템 중에서 각각의 요소나 변수들의 상호 연관 및 자체적인 궤환으로 인하여 발생하는 비선형적 현상을 연구하는 학문이다. 특히 공학적으로 카오스를 응용하기 위해서는 먼저 선형되어야 하는 작업이 대상 시스템

이 카오스 시스템인지 아니면 비선형 시스템인지를 먼저 규명하는 것이다. 주로 출력신호를 모니터링하여 시계열(time series) 형태로 취하여 카오스 성질 유무를 판단하는 것이 일반적인 방법인데 크게 수치 중심의 정량적 방법과 형태 중심의 정성적 방법으로 나누어진다. 전자는 주로 시계열 신호의 상관차원(correlation dimension)과 리아푸노프 지수(Liapunov exponents)를 획득하여 판단하는 방법이고, 후자는 주파수 특성을 이용한 파워 스펙트럼(power spectrum)과 자기상관함수(autocorrelation function)를 통하여 판별하는 방법이다. 주기신호에 잡음이 첨가된 신호와 카오스 신호를 구분하기 어려운 경우에는 상태공간에 어트랙터를 재구성하여 판단하기도 한다<sup>[1][6][9]</sup>.

2.2.1. 정량적 분석

정량적 분석도구로서 보편적으로 사용하는 상관차원에 대해서 고려한다. 상관차원은 프랙탈의 차원을 측정하는 방법중의 하나로 1983년 Grassberger와 Procaccia에 의해 제안되었다.<sup>[4][8]</sup> 이 개념은 궤적상의 임의 두점이 반경  $r$  이내에 근접해 있을 확률을 나타내는 상관적분(Correlation Integral)  $C(r)$  과 반경 간의 기울기로서 나타내는 곳이다. 상관차원은 식 (1)과 같다.

$$\nu = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log C(r)}{\log r} \dots\dots\dots (1)$$

여기서  $r$  은 어트랙터 궤적의 임의의 공간에 있어서 반경을 의미하고 상관적분  $C(r)$  은 다시 식 (2)와 같이 주어진다.

$$C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N H(r - |x_i - x_j|) \dots\dots\dots (2)$$

여기서  $H(t)$  는 임계함수(heavyside function)로서 식 (3)과 같은 성질을 가진다.

$$H(t) = \begin{cases} 1 & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases} \dots\dots\dots (3)$$

즉,  $C(r)$  는 서로 다른  $x_i$  와  $x_j$  의 차이의 절대

치가  $r$  보다 작은 경우 수의 합이다. 만일  $r$  의 값이 너무 크면  $C(r)$  가 1이 되어  $\nu=0$  이 되나 적은  $r$  에 대해서는 식 (4)와 같은 식이 성립한다.

$$C(r) = \text{상수} \times r^\nu \dots\dots\dots (4)$$

한편 어트랙터의 재구성과 관련된 Takens 이론에 의해서 아주 적은  $r$  에 대해서는 매입차원과 같은 값을 가진다. Takens 이론은 어떤 주어진 시스템에서 한 개의 변수로부터 다른 변수들에 대한 정보를 얻어 낼 수 있다는 것을 의미하며 여기서 매입차원은 재구성시 사용하는 벡터의 차원이다<sup>[7]</sup>.

본 논문에서 정량적 분석방법으로 사용된 상관차원은 일차원적 벡터 형태의 데이터로 구성된 시계열 신호를 다시 사용자가 원하는 매입차원으로 재구성한 뒤에 설정한 범위내의 반경을 변화시키면서 반경 내의 궤적들간의 간섭정도를 계산하는 알고리즘을 적용하고 있다. 상관차원을 정밀하게 계산하기 위해서 장기간에 걸쳐 수집된 시계열 신호를 사용하였고 매입차원을 1부터 6까지 변경하면서 시뮬레이션을 수행하였다.

Table 1. Correlation Dimension by change of Embedding Dimension

구분	1	2	3	4	5	6
Power	0.9526	1.8437	1.9655	1.5393	1.1781	0.8771

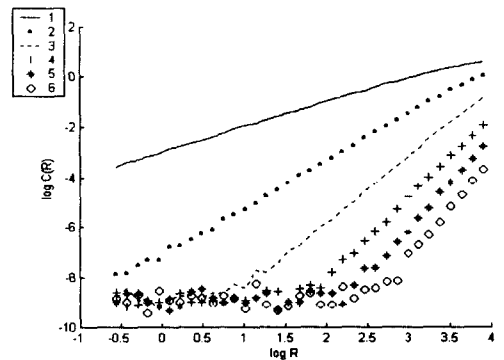


Fig. 2 Correlation Integral for supplied Electrical Power

시뮬레이션 결과, 상관적분의 정상상태(final state)에 도달하는 반경이 매입차원에 따라서 현격한 차이가 있음을 알 수 있으며, 일반적인 잡음 신호에서 관찰할 수 있는 급격한 상관차원 변화는 관찰할 수 없었다. 따라서 본 논문에서 사용하는 시계열 데이터는 잡음적인 성질보다는 카오스적인 성질을 강하게 나타냄을 알 수 있다.

2.2.2. 정성적 분석

정성적 분석의 대표적 방법으로는 주파수 평면상의 에너지 분포를 통해서 카오스적인 성질을 분석하는 파워 스펙트럼과 자기상관함수가 있다. 파워 스펙트럼의 경우, 시계열 데이터에 대해 후리에 변환을 적용한 후 실험수 형태로 표현하는 방법을 취한다. 주기적인 신호는 파워 스펙트럼 관찰시 특정 주파수에 집중되고 순수한 잡음신호는 주파수 전구간에 걸쳐 에너지가 분포되는 반면 카오스 신호는 에너지 밀집형태가 주기적인 신호와 순수한 잡음의 중간으로 비교적 좁은 영역에서 에너지 분포를 관찰할 수 있다<sup>[8]</sup>. 본 논문에서 사용한 시계열 데이터 역시 특정 구간에 에너지가 집중되어 있음을 관찰할 수 있었다.

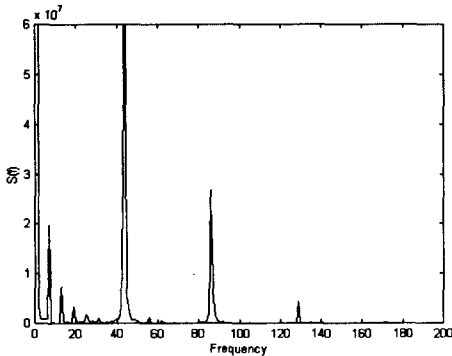


Fig. 3 Autocorrelation Function for supplied Electrical Power

Fig. 4는 주기적인 신호와 비주기적인 신호의 특징을 잘 보여주는 자기상관 함수에 의한 분석이다. 잡음 신호와 카오스 신호를 자기상관함수를 통해서 비교해볼 때 구분이 명확하지 않아서 신호를 구

별하는데 어려움이 있으나 자기상관함수의 평균값을 비교해보면 카오스 신호가 큰값을 가진다. 본 논문에서 사용한 시계열 데이터의 자기상관함수 역시 잡음신호에 비해 높은 평균값을 가짐을 확인할 수 있었다.

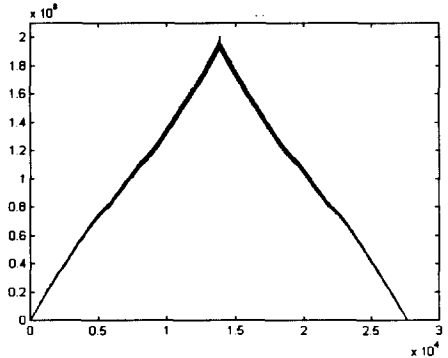


Fig. 4 Autocorrelation Function for supplied Electrical Power

3. 카오스 퍼지 제어기와 예측 모델

3.1 카오스 퍼지 제어기

퍼지 제어기는 숙련자의 지식을 규칙과 멤버십 함수로 표현하여 프로세스를 제어 목적에 맞도록 제어하는 것이다. 제어 방법으로는 제어 상태와 목표값을 비교하여 상태를 목표값에 가까워지도록 제어하는 피드백 제어와 제어 대상에 대한 외란을 받지 않도록 사전에 제어 출력을 변경하는 피드포워드(feed forward) 두가지 방식이 있다. 피드포워드 제어의 경우에는 외란이 예측된 경우와 외란의 변화를 예측하여 제어하는 방법으로 제어할 수 있으나, 플랜트의 모델링의 어려움과 파라미터 결정 및 환경변화에 대응하는 파라미터 적응이 곤란하다는 문제점을 가진다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 카오스의 단기 예측 가능성을 이용한 카오스 퍼지 제어를 고려한다. Fig. 5는 카오스 퍼지 제어기의 형태로서 결정론적 시계열 신호분석부, 예측값 연산부, 퍼지 추론에 의한 피드포워드 제어부로 구성되어 있다.

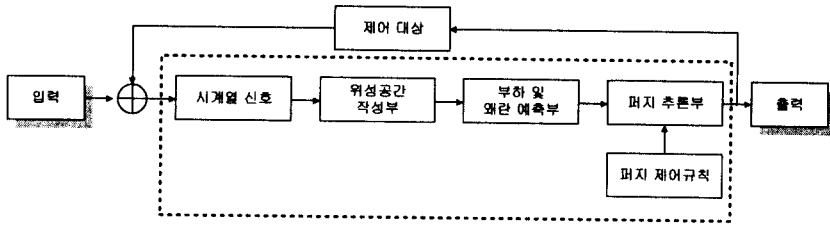


Fig. 5 Block Diagram of general Chaos-Fuzzy Controller

3.2 제안된 방법

본 논문에서 제시한 카오스 퍼지 제어기는 수집된 시계열 데이터의 카오스적인 성질을 분석한 후 유효한 경우 다양한 입력을 고려하여 제어기로부터 얻어진 추론결과를 바탕으로 최대전력 변화율을 산출한 뒤 이를 기초로 하여 현재 최대 소요전력에 대한 다음 시간의 최대 소요전력을 예측한다. 전력 소요량 예측 시스템의 전체적인 구조는 Fig. 6과 같다.

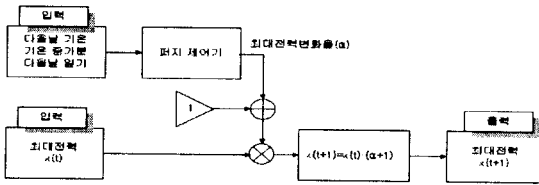


Fig. 6 Prediction system of supplied Electrical Power using Chaos-Fuzzy Controller

카오스 퍼지 제어기의 입력으로 사용되는 데이터는 최대 소요전력 측정치와 일기, 기온, 기온 증가분과 같은 기후 관련 데이터들이다. 카오스 퍼지 제어를 통해서 얻어진 최대전력 변화율은 예측된 다음 시계열 데이터에 항상 영향을 미친다. 입력으로 사용된 최대 소요전력은 매시간 측정된 데이터이며 기후 관련 데이터들은 일반적인 기후 성향을 고려하였으며, 다음과 같은 퍼지규칙을 통해서 얻어진다.

- 규칙 1 : If 날씨가 약간 덥고 날씨 변화가 거의 없으면, then 전력 변화는 작다
- 규칙 2 : If 날씨가 덥고 날씨 변화가 약간 있으면, then 전력 변화는 작다

규칙 3 : If 날씨가 매우 덥고 날씨 변화가 매우 심하면, then 전력 변화는 크다

Fig. 7은 날씨와 날씨 변화분을 이용하여 카오스 퍼지 제어기의 소속함수 형태를 나타낸 것이며, 퍼

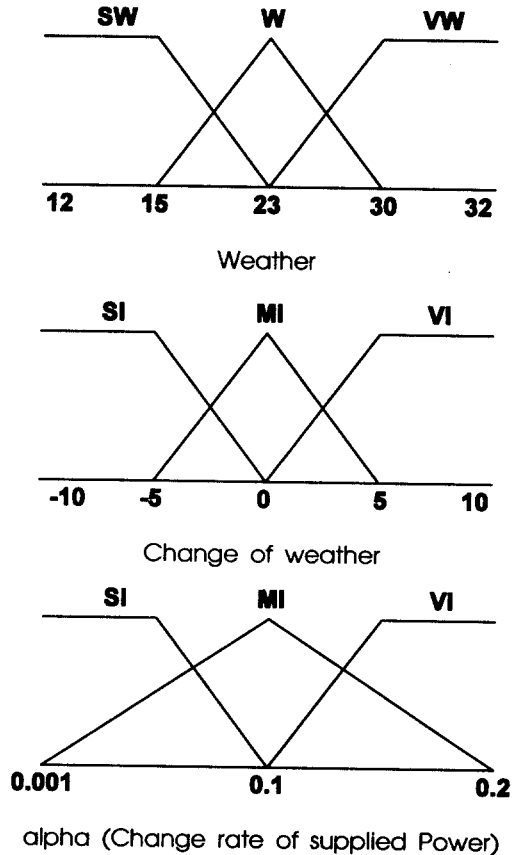


Fig. 7 Membership Function of Chaos-Fuzzy Controller

지규칙은 Table 2와 같이 설계하였다. Fig. 8은 퍼지규칙을 도식화한 것이다. 퍼지추론 방법은 MAX-MIN 연산을 통해서 구해내고 싱글톤의 비퍼지화 방법을 이용하여 최대전력 변화율을 구했다.

Table 2. Rule table of Chaos-Fuzzy Controller

Weather ΔWeather	SW	W	VW
SI	S	S	M
MI	S	M	L
VI	M	L	L

SW : Small Warm	W : Warm
VW : Very Warm	SI : Small Increase
MI : Medium Increase	VI : Very Increase
S : Small	M : Medium
	L : Large

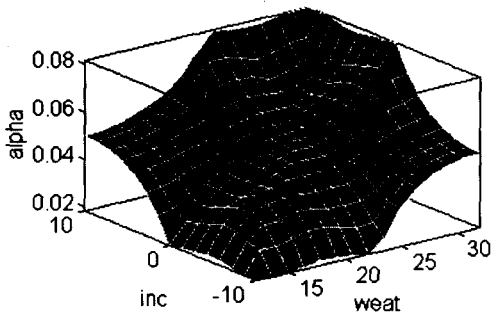


Fig. 8 Surface Viewing of Fuzzy Rule

#### 4. 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서는 카오스 퍼지 제어를 이용한 응용으로 전력소요량의 단기예측을 제시하였다. 수집된 전력소요량의 시계열 데이터의 카오스 성질 분석을 통하여 카오스 퍼지 제어기 응용의 적절성을 먼저 판단하고 시뮬레이션을 통하여 실제 데이터와의 오차 검토를 통하여 카오스 퍼지 제어기의 강인성을 검증한다.

본 논문에서 제안한 카오스 퍼지 제어를 시뮬

레이션하기 위해 수집한 시계열 데이터는 1999년 8월 1일부터 2000년 3월 31일까지 진주시에 공급되는 전력량을 측정한 것으로 Fig. 9는 그중 일부를 나타낸 것이다.

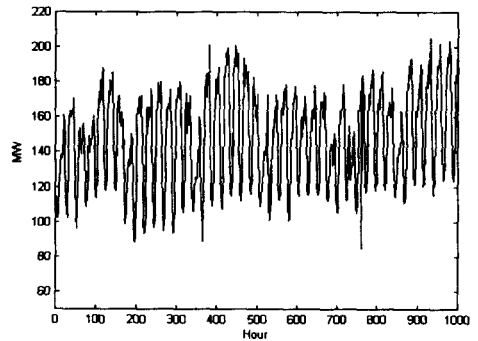


Fig. 9 Time series for Simulation

본 논문에서 제안한 카오스 퍼지 제어기로부터 생성된 최대 소요전력 변화율을 도식화하면 Fig. 10과 같다.

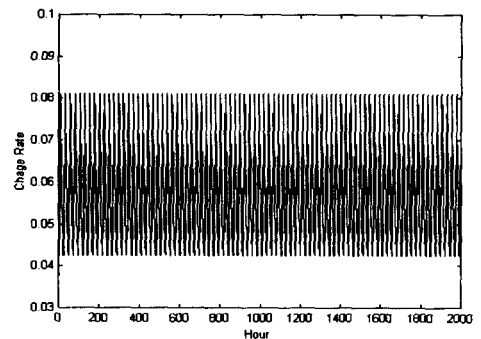


Fig. 10 Change rate of maximum supplied power

최대 전력 변화율은 입력변수를 다양화하고 정확한 자료를 입력하여 처리하는 경우 보다 단기예측에 부합되는 정밀한 값을 얻을 수 있다. 본 시뮬레이션에서 사용한 입력 데이터중 기후 관련 데이터는 통상적으로 적용되는 데이터를 기준으로 작성된 것이므로 실제 데이터와 예측 데이터 비교시 발생하는 오차는 기후 관련 데이터에 기인한다고

말할 수 있다.

본 논문에서 수행된 시뮬레이션은 카오스 퍼지 제어기에서 생성된 최대 소요전력 변화율을 현재 시계열 데이터를 고려하여 다음 시계열 데이터를 예측하는 방식이다. 시뮬레이션을 실시한 후 여름에 해당하는 8월, 가을에 해당하는 10월, 겨울에 해당하는 1월, 봄에 해당하는 3월과 같이 계절별로 세분화하여 그 결과를 분석하였다.

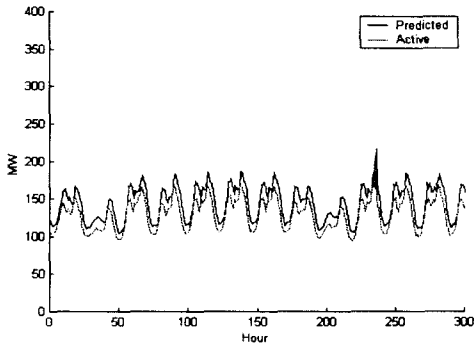


Fig. 11 Predicted and active data plotting on Aug. 1999

예측 데이터와 실제 데이터를 나타낸 그림에서 계절별 최대 소요전력량을 관찰해보면 여름에 해당하는 8월의 평균 전력량이 다른 비교 대상의 계절보다 현격하게 높은 결과를 나타내는데 이는 산업용 전력 공급 이외에 냉방용 장치의 사용이 급증하는 계절적인 요인에 영향을 받기 때문이다. 그리고 예측 데이터와 실제 데이터 간의 오차도 여름에 해당하는 8월이 가장 큰 결과를 나타냈는데 이것 역시 기후에 민감한 전력소요량에 의한 것이라 판단할 수 있다.

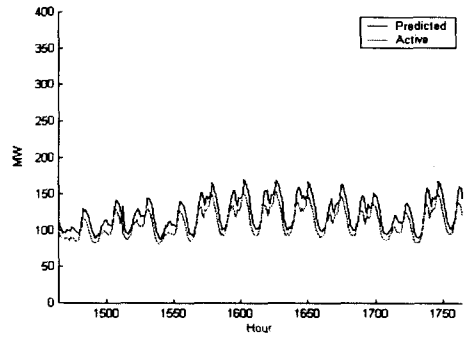


Fig. 13 Predicted and active data plotting on Oct. 1999

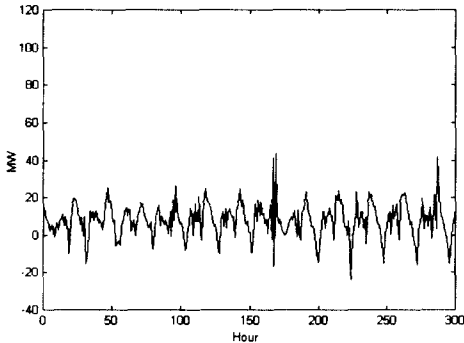


Fig. 12 Error between predicted and active data on Aug. 1999

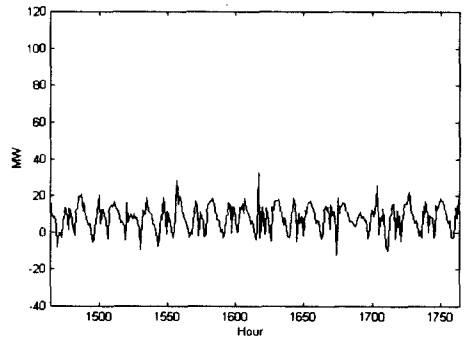


Fig. 14 Error between predicted and active data on Oct. 1999

Fig. 11, Fig. 13, Fig. 15, Fig. 17는 예측 데이터와 실제 데이터를 나타낸 것이고 Fig. 12, Fig. 14, Fig. 16, Fig. 18은 예측 데이터와 실제 데이터 간의 오차를 나타낸 것이다.

시뮬레이션 결과를 보면 실제 데이터가 약간 뒤진 형태로 실제 데이터를 추종하는 것을 알 수 있다. 실험 대상기간에 대한 평균 예측 오차를 계산

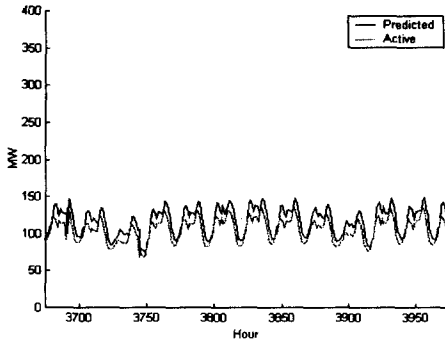


Fig. 15 Predicted and active data plotting on Jan. 2000

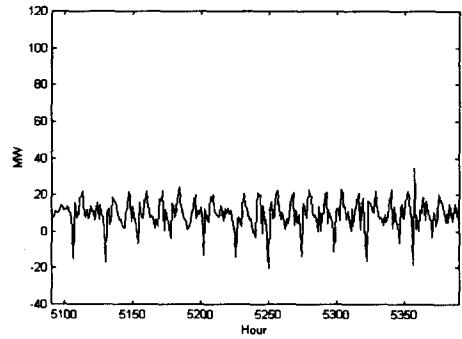


Fig. 18 Error between predicted and active data on Mar. 2000

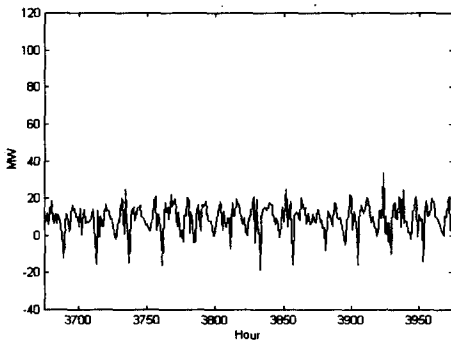


Fig. 16 Error between predicted and active data on Jan. 2000

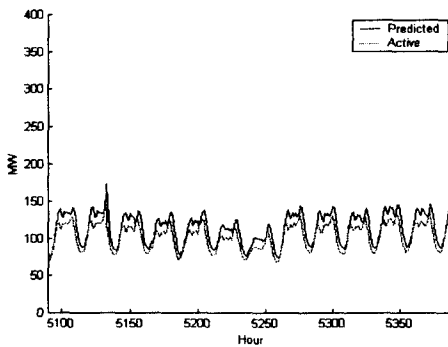


Fig. 19 Predicted and active data plotting on Mar. 2000

할 결과 5.64%로서 비교적 양호하였으나 이러한 오차는 카오스 퍼지 제어기의 입력으로 고려된 기후 관련 데이터의 정확성 문제에 기인한다. 오차를 최소화하고 정밀한 변화율을 제공하는 제어기를 구성하기 위해서는 다양한 기후 관련 데이터의 수집과 이를 적절하게 고려한 퍼지규칙의 적용이 필요한 것으로 판단된다.

### 5. 결론

본 논문에서는 시계열 데이터의 입력으로부터 카오스적인 성질을 분석하고 퍼지 제어기로부터 추론되어진 제어값으로 특정 플랜트의 단기예측을 수행하는 카오스 퍼지 제어기를 제안하였다. 계절별로 구분된 특정 지역의 단기 전력 소요량 시계열 데이터를 제안된 제어기에 적용하여 시뮬레이션을 수행하고 실제 데이터와 비교 평가한 결과, 예측된 데이터와 실제 데이터간의 전체 평균 예측오차가 5.64%로 비교적 양호하였다. 그리고 계절중 여름의 평균적 오차가 가장 크게 나타났는데 카오스적인 성질을 가지는 전력 소요량의 기후 및 온도 같은 주변환경에 민감한 의존성을 말해준다. 단기예측의 오차를 줄이기 위해서는 다양하고 정확한 기후 및 온도 데이터 수집, 주거 및 산업환경 변화 지속적인 파악이 이루어져야 하며, 다양한 파라미터를 근거로 작성된 퍼지규칙 등을 통해서 개선이



가능한 것으로 판단된다.

### 참고문헌

- [1] 김인택, "Pattern Recognition of Chaotic Signal", 인공지능 신경망 및 퍼지시스템 종합 학술대회 논문집, 한국 퍼지 및 지능시스템 학회, p.107-111, 1993
- [2] C.E. Asbury, "Weather load model for electric demand and energy forecasting", IEEE Trans. on Power Appr. and Sys., vol. PAS-94, p.1111-1116, 1975
- [3] N.J. Thadani, J.A. Findlay, M.N. Katz, B.D. Mackay, D.M. Frances, and C.T. Chan, "An intergrated, hierarchical forecasting, scheduling, monitoring and dispatching system for a large hydro-thermal power system", in Proc. IFAC Conf. on Power Systems and Power Plant Control, p.445-450, 1986.
- [4] M. T. Hagan and S.M. Behr, "The time series approach to shor term load forecasting", paper 87.WM 044-1, presented at the IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, New Orleans, LA, Feb. 1987
- [5] T.Parker and L.Chua, "Chaos: A Tutorial for Engineers", Proc. of the IEEE, Vol.175, No.8, p.982-1008, 1987
- [6] Heinz-otto Peitgen, Hartmut Jürgens, Dietmar Saupe, "Chaos and Fractals, New frontiers of science", Springer-Verlag, 1992
- [7] Jong Hyun Kim and John Stringer, "Applied Chaos", A Wiley-Interscience Publication, 1992
- [8] Edward Ott., "Chaos in Dynamical Systems", Cambridge University Press, 1993
- [9] Kazuyuki Aihara & Ryuuji Tokunaga, "Kaosu Ouyousenryaku", Ohmsha, Tokyo, 1993
- [10] T.Shinbrot, C.Grebogi, E.Ott & J.York, "Using Small perturbations to control chaos", Nature, Vol.1363, p.411-417, 1993
- [11] W.Ditto and L.Pecora, "Mastering Chaos", Scientific American, Vol.67, No.8, p.62-68, 1993
- [12] Steven H.Strogatz, "Nonlinear Dynamics and Chaos", Addison Wesley, Massachusetts, 1994
- [13] G.L.Baker and J.P.Gollub, "Chaotic Dynamics", Cambridge University Press, New York, 1996