

## 수요경향과 온도를 고려한 1일 최대전력 수요예측

(Daily peak load forecasting considering the load trend and temperature)

최낙훈\* · 손광명\*\* · 이태기\*\*\*

(Nak-Hoon Choi · Kwang-Myung Son · Tae-Gee Lee)

### 요 약

1일 최대전력 부하 예측 자료는 계통의 경제적 운용과 전력 감시에 필수적이므로 정확한 예측기법이 요구된다. 신경회로망이나 퍼지이론을 한 예측방법의 장점은 정도(精度)가 높고 운용하기가 편리한 점은 있으나 학습시간이 길고, 부하가 급변할 때는 예측오차가 크게 발생한다. 본 연구에서는 이러한 단점을 개선하기 위하여 새로운 예측 기법을 제시하였으며 예측결과에서 타당성이 입증되었다.

### Abstract

Since daily peak load forecasted data are essential to economic operation and power monitor, the technique of accurate forecasting is needed.

The chief advantage of forecasting technique using neural network and fuzzy theory is high accuracy and operative implicity. but the learning time is long, and it makes large forecasting error when the load changes rapidly.

This paper has presented a new forecasting technique to improve those faults, and the forecasting technique prove to be valid by forecasted results.

key words : daily peak load, monitorial power, forecasting technique.

### 1. 서 론

전력은 대부분 생산과 소비가 동시에 일어나고 잉여전력의 경제적인 저장이 곤란하고, 전력소비에 따

라 시시각각으로 변하므로 전력설비의 이용률은 매우 낮다. 또한 경제성장에 따라 전력설비의 증가는 필수적이거나 전력설비의 건설은 다른 생산설비의 건설보다 공사기간이 길고, 공사비가 많으므로 적절하

\* 정회원 : 동의대학교 전기공학과 석사과정  
Fax : 051-890-1664

\*\* 정회원 : 동의대학교 전지·전자·정보통신공학부 조교수

\*\*\* 정회원 : 동의대학교 전지·전자·정보통신공학부 교수

접수일자 : 2001년 8월 16일

1차심사일 : 2001년 8월 22일

심사완료일 : 2001년 10월 4일

## 수요경향과 온도를 고려한 1일 최대전력 수요예측

고 정확한 전력설비 건설계획이 요구된다.

1일 최대전력 수요예측은 적절한 예비전력 확보 면에서 중요한 자료이므로 예측기법 중에서 가장 중요한 지침이 되기 때문에 최대전력수요를 예측하는 예측기법의 평가에 큰 관심을 두고 있으며, 대체로 매일의 최대전력 수요시간에서 예측오차가 최대가 되었다[1]-[3].

본 연구에서는 신경회로망을 이용한 수요예측에서 나타나는 복잡성을 간략화하고, 학습과정에서 계산시간을 적게 하여 예측정도를 개선하기 위하여 수요경향 성분과 온도영향 성분으로 유클리드 거리함수와 엔트로피로 유사성 평가기준을 고려하여 신경회로망을 이용한 1일의 최대수요를 예측하는 예측기법을 제시하였다[4].

## 2. 수요경향과 온도와의 관계

### 2.1 자료분석

자료분석에 사용된 자료는 최근 5년간(1995~1999년) 우리나라의 시간별 전력수요 자료와 중앙기상청의 3시간 간격의 전국 평균 온도자료이다.

자료분석의 목적은 수요경향 성분과 온도영향 성분을 신경회로망 예측기법의 입력자료로 사용하는 데 있다.

1주일의 전력 수요패턴을 알기 위해서 그림 2.1에 1개월 간의 주간 전력수요를 표시하였다.

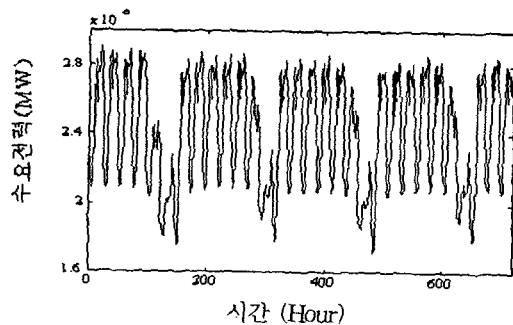


그림 2.1 1997년 4월 전력수요 추이  
Fig. 2.1 Power load transition for 1997 April

그림 2.1은 1997년 4월의 전력수요 패턴으로 1주일을 주기로 반복되는 특성을 가지고 있으며, 특수일을 제외하고는 계절에 관계없이 거의 비슷한 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다. 1997년 4월의 주간 평균 수요 증가율은 0.419[%]로 매우 작은 값으로 나타나

주간 평균전력은 일정한 것으로 하였다.

### 2.2 수요경향

유사성에 기초를 둔 1일 최대전력 수요예측은 수요비를 이용하여 예측치를 구하는 것이다. 이 때 수요비는 8시를 전, 후로 한 오전 전력수요와 같은 날의 최대전력 수요와의 비를 가리킨다. 1일 최대전력 수요예측은 수요비를 선택된 과거 유사한 날의 최대 전력수요에 곱함으로써 구할 수 있다.

$$R_p = \frac{P_p}{P_{8p}} \quad (2.1)$$

$$P_{1m} = R_p \cdot P_s \quad (2.2)$$

$P_p$  : 유사일의 최대전력수요

$P_{8p}$  : 유사일의 오전 8시전력수요

$P_{1m}$  : 예측일의 1일 최대전력수요

$P_s$  : 예측일의 오전 8시전력수요

$R_p$  : 유사일의 수요비

식 (2.1)에 의해 계산된 유사일의 수요비를 예측일의 수요비로 하여 식 (2.2)의 1일 최대전력수요를 예측한다. 1일 최대전력 수요추이와 수요비의 추이를 그림 2.2와 그림 2.3으로 나타내었다.

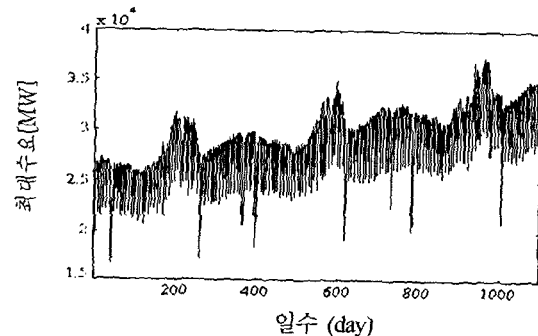


그림 2.2 최대전력 수요추이  
Fig. 2.2 Transition of maximum power load

그림 2.2와 그림 2.3에서 알 수 있듯이 수요비의 변동은 있긴 하지만 최대전력수요에 비해서 경년적 변화의 비는 적어서 거의 무시할 수가 있다. 그러므로 수요비를 이용하면 유사일의 검색범위로서 과거 데이터도 직접적으로 이용할 수 있고, 충분한 데이터를 확보할 수 있는 장점이 있다.

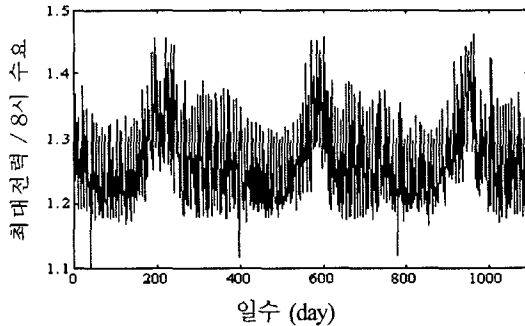


그림 2.3 수요비 추이  
Fig. 2.3 Transition of load ratio

### 2.3 유사성 평가기준

본 연구에서는 유사성 평가기준으로 유사성의 기본적인 검토에 유효하고, 이해하는데 용이한 유사성을 거리척도로 바꾸어 표현하는 유클리드 거리함수와 유사성에 대한 정보량으로서 엔트로피를 생각하여 유사성 평가기준으로 이용하였다[5]-[6].

#### 2.3.1 유클리드 거리함수

유클리드 거리함수의 기본식은 식 (2.3)과 식 (2.4)로 나타낸다.

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^m \Delta di^2} \quad (2.3)$$

$$\Delta di = x_i - x_{pi} \quad (2.4)$$

$x_i$  : 변수  $i$ 의 예측일의 값

$x_{pi}$  : 변수  $i$ 의 과거일의 값

최고기온과 습도 등의 변수와 유사성과의 관계는 각 변수에 따라 다르기 때문에 식 (2.5)와 같이 가중치를 둔 유클리드를 거리함수를 나타낸다.

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^m w_i \cdot \Delta di^2} \quad (2.5)$$

$w_i$  : 각 변수에 있어서의 가중치

식 (2.5)에서 유사성 평가의 결과로서 나타나는 유

사비 차의 절대치가 거리  $D$ 에 해당한다고 생각하고 수요비 차를 목적변수로 하였을 때, 최소자승법에 의하여  $w_i$ 를 결정한다.

#### 2.3.2 엔트로피

유사일은 기상데이터를 기초로 단계적으로 선택되어진다.

분석상 기준일과 가까운  $n$ 일, 과거일의 같은 날에서 가까운  $m$ 일의 각 데이터에 대한 수요비 차와 각 기상데이터의 변화량은 식 (2.6)과 식 (2.7)로 계산된다.

$$\Delta R = R - R_p \quad (2.6)$$

$$\Delta x_i = x_i - x_{pi} \quad (2.7)$$

$R$  : 기준일의 수요비

$R_p$  : 과거일의 수요비

$x_i$  : 기준일의 기상데이터

$x_{pi}$  : 과거일의 기상데이터

어떤 정보를  $n$ 개로 분할했을 때의 엔트로피의 기본식은 식 (2.8)과 식 (2.9)로 나타낸다.

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (2.8)$$

$$p_i = \frac{N_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \quad (2.9)$$

$N_i$  : 분할된 각 데이터 수

$H$  : 분할했을 때의 엔트로피

엔트로피는 데이터를  $n$ 등분하였을 때 최대가 되고, 데이터 분할이 편중되면 감소한다.

그림 2.4에서  $|\Delta R|$ 을 지정값  $L$ 로 선정하기 위해서는 적절한 변수의 순위  $O$ 를 구한다. 순위  $O$ 의 분리에 의한 엔트로피는 식 (2.10), 식 (2.11), 식 (2.12)로 계산된다.

수요경향과 온도를 고려한 1일 최대전력 수요예측

$$E_1 = -\frac{N_1}{N_3+N_4} \cdot \log_2\left(\frac{N_1}{N_3+N_4}\right) - \frac{N_3}{N_3+N_4} \cdot \log_2\left(\frac{N_3}{N_3+N_4}\right) \quad (2.10)$$

$$E_2 = -\frac{N_2}{N_1+N_2} \cdot \log_2\left(\frac{N_2}{N_1+N_2}\right) - \frac{N_1}{N_1+N_2} \cdot \log_2\left(\frac{N_1}{N_1+N_2}\right) \quad (2.11)$$

$$E = -\frac{N_3+N_4}{N} \cdot E_1 - \frac{N_1+N_2}{N} \cdot E_2 \quad (2.12)$$

$N_1 \sim N_4$  : 각각의 범위에 있는 데이터 수

$N$  : 총 데이터 수

데이터를 분리하면 순위가 상위쪽에 있는  $N_4$ 에 속한 데이터가 유사성 확률이 높고, 또 순위가 하위쪽에 있어서 버리게 되는  $N_2$ 에 속한 데이터가 유사성 확률이 낮은 것이 좋은 평가기준이 된다. 순위가 상위쪽과 하위쪽에서  $|\Delta R|$ 의 중심값을 비교하여 상위측에  $|\Delta R|$ 의 값이 적은 데이터가 많이 포함 되도록 데이터의 분리점을 결정하면 그림 2.4와 같이 나타난다.

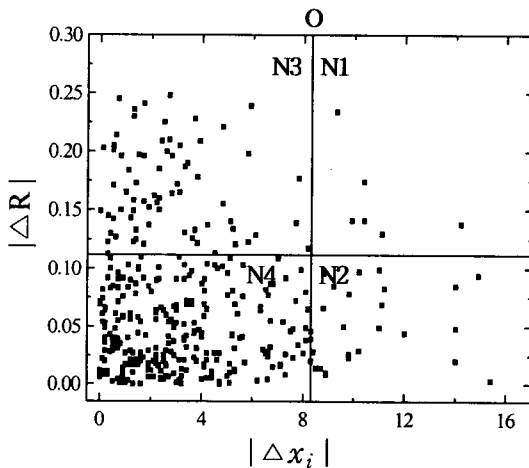


그림 2.4  $|\Delta x_i|$ 와  $|\Delta R|$ 의 관계

Fig. 2.4 Relation of  $|\Delta x_i|$  and  $|\Delta R|$

그림 2.4에서 알 수 있듯이, 기상데이터의 변화량 즉,  $|\Delta x_i|$ 가 적을수록  $|\Delta R|$ 도 작아지는 경향

을 알 수 있다.

이와 같이 엔트로피가 최소가 되는 기상데이터와 수요비의 데이터 순위를 구하여 유사일을 결정하였다.

### 3. 신경회로망

#### 3.1 신경회로망의 구조

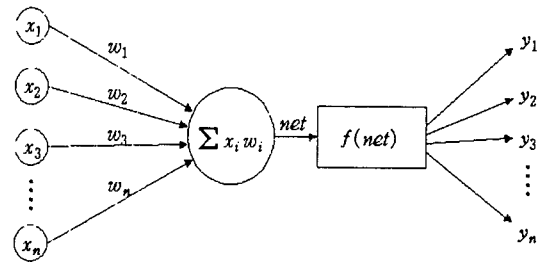


그림 3.1 신경회로망의 수학적 모델

Fig. 3.1 Mathematic model of neural network

신경회로망은 뉴런의 전달함수, 회로망의 구조인 층수, 뉴런간의 연결상태, 연결강도로 주어지고 문제 해결을 위하여 적절하게 조정하고 학습규칙에 따라 여러 가지 형태로 나누어진다.

그림 3.1은 신경회로망의 생물학적 뉴런의 일차특성을 수학적으로 나타내도록 모델링되어 있다.

#### 3.2 역전파 학습법

역전파 학습법은 Rumelhart에 의해 개발되었으며, 이 학습 알고리즘은 최소 평균 자승법(Least mean square)에서 유도된 일반화된 델타 학습법에 의하여 입력치와 출력치 간의 오차의 총합이 최소가 되도록 연결강도를 조절하는 알고리즘이다.

본 연구에서 사용한 역전파 학습 알고리즘의 학습 과정은 다음과 같다.

입력층에 입력패턴  $\hat{x}^p = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 의 데이터가 입력되면 은닉층의 출력은 식 (3.1)과 같다.

$$O_{pj} = f_j(net_{pj}) = f_j\left(\sum_{i=1}^n w_{ji}x_i + \theta_j\right) \quad (3.1)$$

$x_i$  : 신경망의 입력값(입력층의  $i$ 번째 뉴런 입력)

$net_{pj}$  :  $i$ 번째 입력층 뉴런에서  $j$ 번째 은닉층 뉴런으로 연결되는 연결강도  $w_{ji}$ 에 대한 각 입력의 가

중치 총합

$\theta_j$  : 은닉층 뉴런으로 연결되는 바이어스 항

$f(\cdot)$  : 미분가능한 sigmoid 함수

$n$  : 입력데이터의 수

출력층의 출력에 대해서도 같은 방법으로 표시하면 식 (3.2)와 같다.

$$O_{pk} = f_k(\text{net}_{pk}) = f_k\left(\sum_{j=1}^l w_{kj} O_{pj} + \theta_k\right) \quad (3.2)$$

$\text{net}_{pk}$  :  $j$ 번째 은닉층 뉴런에서  $k$ 번째 출력층 뉴런으로 연결되는 연결강도  $w_{kj}$ 에 대한 각 입력의 가중치 총합

$\theta_k$  : 출력층 뉴런으로 연결되는 바이어스 항

$l$  : 은닉층 뉴런의 수

출력층의 목표출력을  $y_{pk}$ 라 하면 자승오차의 합  $E_p$ 는 식 (3.3)와 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_{pk} - O_{pk})^2 \quad (3.3)$$

출력층의 연결강도 조정식은 식 (3.5), 식 (3.6)과 같다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} \quad (3.5)$$

$$\Delta w_{kj} = \eta (y_{pk} - O_{pk}) f'_k(\text{net}_{pk}) O_{pj} = \eta \delta_{pk} O_{pj} \quad (3.6)$$

은닉층의 연결강도 조정식은 식 (3.7), 식 (3.8)과 같다.

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji} \quad (3.7)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta f'_j(\text{net}_{pj}) \sum_{k=1}^m \delta_{pk} w_{kj} x_i = \eta \delta_{pj} x_i \quad (3.8)$$

따라서 연결강도의 변화량은 식 (3.9)와 같다.

$$\Delta w_{ji}(m+1) = \eta \delta_{pj} x_i + \alpha \Delta w_{ji}(m) \quad (3.9)$$

$m$ 은 학습회수이고,  $\alpha$ 는 모멘텀 항이다.

## 4. 예측 시뮬레이션

### 4.1 1일 최대전력 수요예측

예측 시뮬레이션에서는 본 연구에서 제안한 수요 경향 성분과 온도영향 성분으로 유클리드 거리함수와 엔트로피로 수요의 유사일을 구하여 3년간(1996~1998년)을 학습일로 하였고, 1999년 1년간의 1일 최대전력 수요예측을 하였다.

한편 토요일과 일요일의 최대전력수요는 평일의 최대 전력수요의 50[%]이하이므로 예측대상에서 제외하였다.

수요예측시 기상데이터는 기준일의 최고온도와 과거일의 최고온도를 사용하여 온도영향 성분을 구하였다. 1998년의 전력량을 교차신호로 사용하여 학습하였고, 1999년 전력수요자료를 학습결과에 사용하였다.

그림 2.4에서 유사성이 많은 일은  $|\Delta R|$ 가 적은 영역  $N_4$ 이며, 이 영역의 범주 내에 있는 일을 표 4.1에 나타냈으며, 이를 학습일로 사용하였다.

그림 2.2에서 매일의 최대전력 수요량은 전일의 최대전력 수요량과 거의 비슷한 값이며, 또한 최대전력 수요량의 변화 모양도 비슷하다. 따라서 매일의 최대전력 수요량은 자기상관 함수를 갖고 있으므로 최대전력 수요패턴을 학습하기 위한 알고리즘은 식 (4.1)과 같다.

$$P_n(i)_{\max} = [P_{n-3}(i)_{\max}, x_{n2}, P_{n-2}(i)_{\max}, x_{n1}, P_{n-1}(i)_{\max}]^T \quad (4.1)$$

$n$  : 연도(1996~1999년; 1~4)

$i$  : 요일(1~5)

$$x_{n2} = [P_{n-3}(i)_{\max} - P_{n-2}(i)_{\max}] \times \left(\frac{1}{2} + \frac{\Delta R}{\Delta T}\right) + P_{n-3}(i)_{\max}$$

$$x_{n1} = [P_{n-2}(i)_{\max} - P_{n-1}(i)_{\max}] \times \left(\frac{1}{2} + \frac{\Delta R}{\Delta T}\right) + P_{n-2}(i)_{\max}$$

엔트로피가 최소가 되는 기상 데이터와 수요비 순위에서 구한 4년간 (1995~1998)계절별 일주일 유사일은 표4-1과 같으며 이를 학습일자로 이용하였다.

수요경향과 온도를 고려한 1일 최대전력 수요예측

표 4.1 학습데이터로 사용한 일  
Table 4.1 The day of using learning data

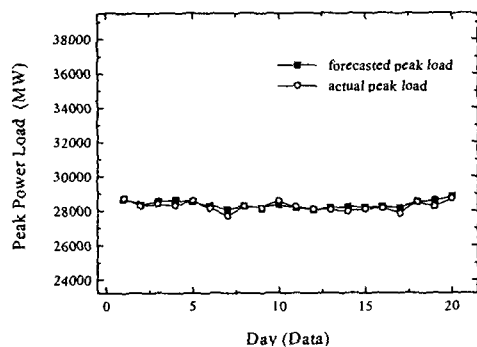
학 습 일 자			
1995	1996	1997	1998
1.9~1.20	1.8~1.19	1.6~1.17	1.5~1.16
2.13~2.24	2.5~2.16	2.17~2.28	2.9~2.20
3.20~3.31	3.18~3.29	3.17~3.28	3.16~3.27
4.10~4.28	4.8~4.26	4.7~4.25	4.6~4.24
5.15~5.26	5.13~5.31	5.19~5.30	5.18~5.29
6.12~6.23	6.10~6.21	6.9~6.20	6.8~6.19
7.3~7.28	7.1~7.26	6.30~7.25	7.6~7.31
8.7~8.24	8.5~8.23	8.18~8.29	8.17~8.28
9.18~9.29	9.9~9.20	9.8~9.26	9.7~9.25
10.9~10.27	10.7~10.25	10.13~10.31	10.12~10.30
10.30~11.24	11.4~11.29	11.3~11.28	11.2~11.27
12.4~12.22	12.2~12.20	12.1~12.19	11.30~12.18

#### 4.1 수요예측 결과 및 검토

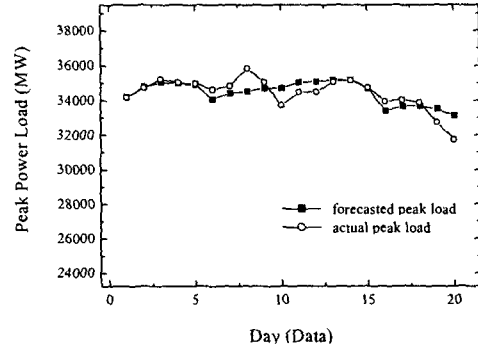
1일 최대전력 수요예측은 식 (4.1)에 따라서 계절별로 4주일간 1일 최대전력 수요예측을 하였다.

본 연구에서 제안한 예측기법을 이용한 수요예측 모델의 입력층에는 3년간(1996~1998년) 매일의 최대 전력수요와 유사성에 의한 증분전력량, 즉  $\left[ \Delta P \times \left( \frac{1}{2} + \frac{\Delta R}{\Delta T} \right) \right]$ 로 된 5개의 입력데이터로 하여 멤버쉽함수를 구하였다.

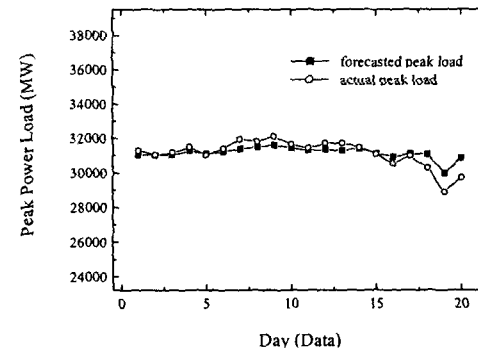
제안한 예측기법을 이용하여 1999년 계절별 4주일간 최대전력수요를 예측을 하였을 때, 실적치와 예측치를 비교한 결과를 그림 4.1와 표 4.2로 나타내었다.



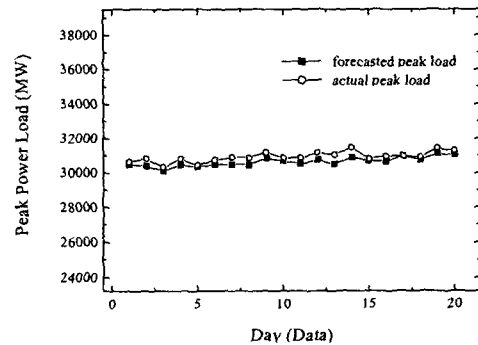
(a) Spring



(b) Summer



(c) Autumn



(d) Winter

그림 4.1 1999년 실적치와 예측치의 비교  
Fig. 4.1 The comparison of actual load and forecasted load of 1999

그림 4.1과 표 4.2에서 제안한 예측기법을 이용하여 계절별 최대전력수요를 예측하였을 때, 계절별(봄, 여름, 가을, 겨울) 오차율은 각각 0.57[%], 1.28[%], 0.96[%], 1.15[%]로 비교적 예측정도가 높게 나타났다.

일반적인 신경회로망이나 퍼지기법을 이용하여 단기수요를 예측하였을 때 예측정도가 낮게 되는 주원인을 감소시키기 위하여 수요변동에 큰 영향을 주는 수요경향 성분과 온도영향 성분을 추가하여 예측모델로 구성하였다.

이 예측모델로 수요예측을 하였을 때는 요일별 모델에서 발생하는 오차를 온도영향 성분모델의 계수 추정에 의해 보상되므로 표준오차, 오차율, 오차율 변동폭이 개선된다. 따라서 제안한 예측기법은 예측대상(시간별 부하, 1일 최대전력수요, 계절수요)에 관계없이 운전할 수 있는 장점이 있다.

제안한 예측기법을 사용하여 1일 최대 전력수요를 예측하였을 때, 예측정도가 제일 낮은 여름철의 수요예측에서도 상관계수가 0.96 이상인 높은 값으로 나타났으므로 제안한 예측기법의 타당성이 입증되었다.

표 4.2 1999년 실적치와 예측치의 비교  
Table 4.2 The comparison of actual load and forecasted load of 1999

분			
실적치[MW]	예측치[MW]	오차[MW]	오차율[%]
28303	28366.69	-63.69	-0.22503
28388	28547.45	-159.45	-0.56169
28317	28633.59	-316.59	-1.11803
28591	28537.83	53.17	0.18595
28156	28303.99	-147.99	0.52561
27711	28075.35	-364.35	-1.31482
28263	28281.26	-18.26	-0.06462
28167	28152.87	14.23	0.05017
28589	28353.37	235.63	0.82421
28216	28181.73	34.27	0.12147
28098	28061.96	36.05	0.12828
28055	28164.20	-109.20	-0.38923
27967	28219.77	-252.77	-0.90383
28090	28182.23	-92.23	-0.32892
28160	28229.89	-69.89	-0.24819
실적치[MW]	예측치[MW]	오차[MW]	오차율[%]
27865	28155.44	-290.44	-1.04229
28519	28524.01	-5.01	-0.01757
28226	28587.35	-361.35	-1.28021
28727	28831.10	-104.10	-0.36237
28625	29118.17	-493.17	-1.72285
평균		161.09	0.57074

여름			
실적치[MW]	예측치[MW]	오차[MW]	오차율[%]
34203	34199.66	3.34	0.00976
34716	34788.71	-72.71	-0.20945
35231	35030.80	200.21	0.56826
35041	34974.58	66.42	0.18955
34980	34895.07	84.93	0.24281
34629	34079.62	549.38	1.58648
34840	34413.21	426.79	1.22500
35851	34524.72	1326.28	3.69943
35070	34708.58	361.42	1.03056
33725	34713.89	-988.89	-2.93222
34487	35056.48	-569.48	-1.65129
34489	35078.17	-589.17	-1.70827
35074	35190.13	-116.13	-0.33111
35191	35184.52	7.48	0.02126
34760	34695.28	64.72	0.18619
33960	33417.51	543.49	1.60038
34064	33676.59	388.41	1.14025
33891	33689.89	201.11	0.59340
32732	33518.25	-786.25	-2.40208
31751	33127.29	-1376.29	-4.33463
평균		436.15	1.28312

가을			
실적치[MW]	예측치[MW]	오차[MW]	오차율[%]
30640	30479.87	160.93	0.52522
30827	30412.45	414.56	1.34478
30316	30107.44	208.56	0.68796
30811	30448.19	362.81	1.17754
30431	30355.68	75.32	0.24752
30732	30472.33	259.67	0.84495
30891	30476.83	414.18	1.34076
30877	30467.69	409.31	1.32561
31178	30839.25	338.75	1.0865
30869	30686.79	182.22	0.59028
30870	30526.27	343.73	1.11348
31162	30732.39	429.61	1.37864
31039	30491.18	547.82	1.76494
31463	30886.45	576.55	1.83247
30821	30701.00	120.00	0.38936
30962	30654.81	307.19	0.99214
30968	30980.63	-12.63	-0.04078

수요경향과 온도를 고려한 1일 최대전력 수요예측

실적치[MW]	예측치[MW]	오차[MW]	오차율[%]
30916	30753.05	162.95	0.52707
31428	31104.46	323.54	1.02947
31272	31038.56	233.45	0.74650
평	균	294.19	0.94930

거			
실적치[MW]	예측치[MW]	오차[MW]	오차율[%]
31321	31056.26	264.74	0.84523
31060	31050.43	9.57	0.03080
31175	31034.59	140.41	0.45039
31507	31302.14	204.86	0.65019
31042	31121.57	-79.57	-0.25632
31409	31221.29	187.71	0.59764
31956	31394.38	561.62	1.75749
31833	31508.35	324.65	1.01985
32105	31609.87	495.13	1.54221
31665	31458.60	206.40	0.65182
31448	31320.65	127.35	0.40496
31710	31341.31	368.69	1.16269
31723	31302.22	420.78	1.32643
31495	31431.38	63.62	0.20199
31099	31142.09	-43.09	0.13855
30529	30922.99	-393.99	1.29055
30989	31117.10	-128.10	0.41339
30300	31084.78	-784.78	2.59002
28885	29980.51	-1095.51	3.79267
29720	30848.26	-1128.26	3.79629
평	균	351.44	1.14597

5. 결 론

비교적 예측정도가 높기 때문에 근래 와서는 신경 회로망이나 퍼지이론을 이용한 예측기법이 많이 사용되고 있다. 그러나 이들 기법은 학습시간이 길고 부하변동이 급격하게 변할 때는 예측오차가 크게 발생하는 단점이 있다.

본 연구에서는 이러한 단점을 개선하는 예측기법을 제안하였다. 4년간 우리나라의 전력 수요 자료와 온도자료를 이용하여 모델을 구성하였고 3년간(1996~1998년)의 수요자료로 시뮬레이션을 하였다.

오차율이 가장 높은 여름철의 수요예측에서도 상

관계수가 0.96 이상이므로 예측기법의 논리적 타당성이 입증 되었다.

참 고 문 헌

- (1) 이태기, 고희석, "지수평활에 의한 장기 최대전력 수요 예측에 관한 연구," 한국조명·전기설비학회논문지, Vol. 6, No. 3, pp. 43-48, 1992.
- (2) R. G. Brown, "Smoothing forecasting and prediction of discrete time series", Prentice-Hall Inc., 1963.
- (3) W. R. Christianse, "Short-term load forecasting using general exponential smoothing," IEEE Trans. Power App. Syst., Vol. PAS-90, No. 2, pp. 900-910, 1971.
- (4) D. C. Park, M. A. El-Sharkawi, R. J. Marks II, L. E. Atlas, and M. J. Damborg, "Electric load forecasting using an artificial neural network," IEEE Trans. Power Syst., Vol. 6, No. 2, pp. 442-449, 1991.
- (5) 小林宏至, 武藤昭一, 高橋芳雄, 粕川正克, 石井康貴, "類似性に基づく需要豫測方式," 電氣學會研究資料, PE-95-44, pp. 117-124, 1997.
- (6) 강중현, "신경회로망과 유사성을 이용한 단기 수요예측," 석사학위논문, 1998.

◇ 저자소개 ◇

최 낙 훈(崔洛薰)

1973년 5월 28일생. 1999년 동의대학교 전기공학과 졸업. 2001년 동의대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 1월 29일 CS 텔레텍 입사(연구원).

손 광 명(孫光明)

1966년 9월 6일생. 1989년 서울대학교 전기공학과 졸업. 1991년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1997년 3월~현재 동의대학교 전기·전자·정보통신공학부 조교수.

이 태 기(李泰基)

1938년 4월 19일생. 1963년 한양대학교 원자력공학과 졸업. 1980년 동의대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1994년 경남대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1978~현재 동의대학교 전기·전자·정보통신공학부 교수.