

단기수요예측 알고리즘

論 文

53A-10-1

An Algorithm of Short-Term Load Forecasting

宋敬彬[†] · 河成瑄^{*}

(Kyung-Bin Song · Seong-Kwan Ha)

Abstract - Load forecasting is essential in the electricity market for the participants to manage the market efficiently and stably. A wide variety of techniques/algorithms for load forecasting has been reported in many literatures. These techniques are as follows: multiple linear regression, stochastic time series, general exponential smoothing, state space and Kalman filter, knowledge-based expert system approach (fuzzy method and artificial neural network). These techniques have improved the accuracy of the load forecasting. In recent 10 years, many researchers have focused on artificial neural network and fuzzy method for the load forecasting. In this paper, we propose an algorithm of a hybrid load forecasting method using fuzzy linear regression and general exponential smoothing and considering the sensitivities of the temperature. In order to consider the lower load of weekends and Monday than weekdays, fuzzy linear regression method is proposed. The temperature sensitivity is used to improve the accuracy of the load forecasting through the relation of the daily load and temperature. And the normal load of weekdays is easily forecasted by general exponential smoothing method. Test results show that the proposed algorithm improves the accuracy of the load forecasting in 1996.

Key Words : Load Forecasting, Fuzzy Linear Regression, General Exponential Smoothing, Temperature Sensitivity

1. 서 론

전력계통의 운용목표는 고품질의 전력을 경제적이고 안전하게 소비자에게 공급하는 것이다. 체계적인 전력 수급계획은 효율적인 전력계통 운용을 가능케 하며 정확한 전력수요 예측이 기본적인 필수 사항이다. 전력수요의 비선형 특성이 사회, 경제적 요소와 연계되어 있으며, 기후 등의 영향으로 정확한 전력 수요예측은 세심한 노력이 요구된다. 수요예측 분야의 연구 동향을 살펴보면, 수요예측의 정확성을 개선하기 위하여 시계열법, 회귀분석법 등과 같은 고전적 방법들과 지식기반의 인공지능기법과 퍼지 방법을 통하여 예측하여 왔다. 기존의 수요예측 기법을 적용한 수요예측 결과를 분석하여 보면, 하절기의 냉방부하 사용으로 인한 요일과 주말인 토요일과 월요일의 부하패턴의 비선형적인 요인들이 전력수요예측의 정확도를 떨어뜨리고 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위하여 요일 수요패턴을 고려하고 온도의 변화에 따른 수요의 변화를 고려한 새로운 단기수요예측 방법을 제안한다. 제안된 방법은 평일의 부하변동이 거의 없는 날의 경우 쉽고 정확한 지수평활화법을 적용한다. 주말과 월요일과 같이 일요일의 영향으로 생활패턴의 변화가 수요에 영향을 끼치는 경우 퍼지 선형회귀분석법을 이용하여 예측한다.

그리고 하절기의 경우 온도를 고려하기 위하여 온도와 부하 사이에 관계를 온도민감도로 나타내고 온도민감도를 이용한 수요예측방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 각각의 수요에 변동을 끼칠 수 있는 요소들을 고려함으로써 최대수요의 오차와 하루 24시간의 평균오차의 정확성을 크게 개선하였다.

2. 단기수요예측 알고리즘

일주간의 수요패턴을 살펴보면, 평일(화~금)의 수요패턴은 거의 동일하며, 토요일부터 감소하기 시작하여 일요일에 최대 감소량을 보이며 다시 월요일은 평일 수요량을 회복하려는 모습을 보이고 있다. 주말과 월요일의 경우, 평일과 다른 수요패턴을 보이며, 산업체의 생산 활동이 중단되는 주말은 전력수요가 감소된 패턴을 보이고, 월요일은 생산 활동의 가동으로 평일의 수요패턴으로 상승하는 수요패턴을 보인다. 또한 여름과 같이 온도에 많은 영향을 받는 시기나 계절이 바뀌는 시점의 수요는 온도에 따른 변화된 패턴을 보이기도 한다[1]. 수요예측에서 높은 정확성을 갖기 위해서는 각 변동 요인들을 고려한 예측 방법이 필요하다. 제안된 새로운 단기수요예측 방법은 각 변동 요인들을 고려한다. 수요변동이 거의 없는 평일의 경우는 쉽고 편리한 지수평활화법을 이용하여 예측하였다. 주말과 월요일과 같이 산업체의 생산 활동의 중단에 영향을 받는 날은 퍼지 선형회귀분석법을 이용하여 예측하였다. 그리고 여름의 평일의 경우 온도에 의해 수요패턴의 변화가 발생하므로 온도와 수요와의 민감도를 고려한 예측방법을 사용하였다. 그림 1은 새로운 단기수요예측 알고리즘의 흐름도이다.

[†] 교신저자, 正會員: 崇實大學校 工科大學 電氣制御시스템工學部 助教授 · 工博

E-mail: kbsong@ssu.ac.kr

^{*} 學生會員: 崇實大學校 工科大學 電氣制御시스템工學部 碩上課履
接受日字: 2004年 4月 20日
最終完了: 2004年 6月 10日

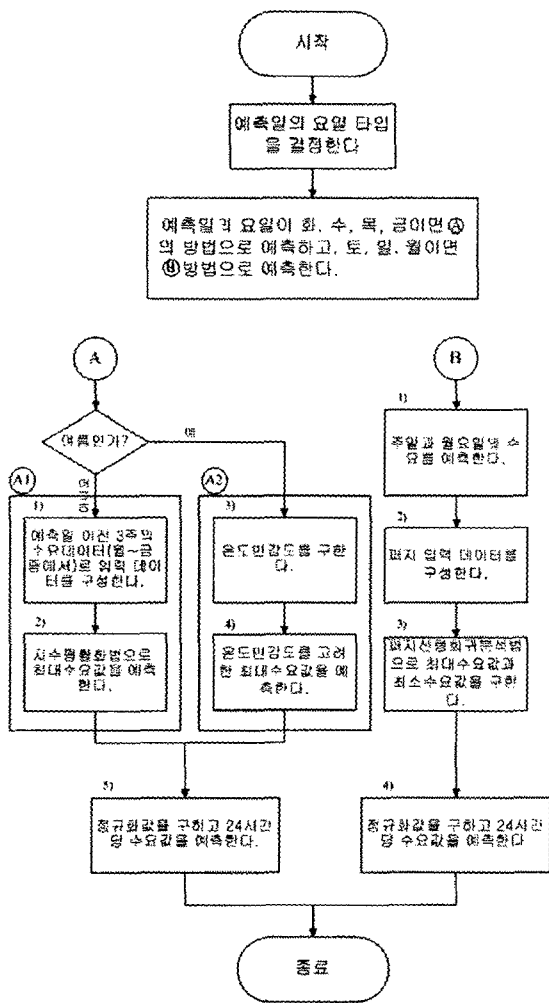


그림 1 제안된 단기수요예측 알고리즘 흐름도
Fig. 1 The flowchart of the proposed method

알고리즘을 살펴보면, 우선 예측하고자 하는 날의 요일을 조사하여 그 요일에 맞는 예측방법을 적용한다. 만약 화요일, 수요일, 목요일, 금요일이 평일일 경우 지수평활화법과 온도 민감도를 고려한 예측방법(A)의 방법으로 예측하게 된다. 토요일, 일요일, 월요일에 대한 예측은 퍼지 선형회귀분석법(B)의 방법을 통하여 예측한다.

화요일, 수요일, 목요일, 금요일에 대한 예측 (A)

화요일, 수요일, 목요일, 금요일에 대한 예측을 수행하면 그림 1의 블록 A에 해당한다. 요일을 선택한 후, 계절에 따른 예측방법을 선택한다. 예측되는 날이 봄, 가을, 겨울인 경우 블록 A1 알고리즘을 수행하고, 예측되는 날이 여름인 경우 블록 A2 알고리즘을 수행한다.

봄, 가을, 겨울의 평일 예측: 블록 A1 알고리즘

1) 예측일 이전 3일의 값으로 입력 데이터를 만든다. 단, 입력 데이터는 월요일부터 금요일까지의 수요값 중에서 예측일 직전의 3일의 부하를 사용한다.

2) 지수평활화법을 이용하여 예측일 이전 3일의 값을 통하여 최대 수요값을 예측한다. 5)로 이동한다.

여름의 평일 예측: 블록 A2 알고리즘

3) 예측되는 날이 여름인 경우 예측일과 예측 직전일 사이에 온도와 수요의 변화량을 산정하여 온도민감도를 구한다.
4) 온도와 수요와의 관계를 가지는 온도민감도를 고려하여 최대수요값을 구한다.
5) 예측일 이전 3주간의 데이터에서 24시간당 정규화값을 얻는다. 정규화값을 이용하여 예측일의 24시간의 수요를 예측한다.

토요일, 일요일, 월요일에 대한 예측 (B)

1) 주말과 월요일은 일요일의 영향으로 소비부하가 평일에 비해 적기 때문에 평일과 다른 수요패턴을 갖는다. 이를 고려하기 위하여 그림 1의 블록 B 알고리즘인 퍼지 선형회귀분석법을 이용한다.
2) 예측일의 이전 3주간의 평일 데이터와 예측일과 동일 요일을 갖는 데이터의 부하차를 이용하여 퍼지 선형회귀분석을 하기 위해 퍼지 입력데이터를 만든다.
3) 퍼지 선형회귀분석법을 이용하여 최대값과 최소값을 예측한다. 최소값까지 예측하는 이유는 최소값은 정규화값의 0값으로 보고 최대값은 정규화값의 1값으로 보아 더욱 정확한 예측을 하기 위함이다.
4) 예측일 이전 3주간의 데이터에서 24시간당 정규화값을 얻는다. 정규화값을 이용하여 예측일의 24시간의 수요를 예측한다.

2.1 지수평활화법을 이용한 수요예측

지수평활화법은 특수한 변동특성이 없는 정상일의 수요예측에 적합한 기법이다[2]. 본 논문에서 여름에는 온도에 영향을 받으므로 이 기간을 제외한 봄, 가을, 겨울 중 평일의 수요를 예측하기 위하여 지수평활화법을 사용한다. N 개의 관측데이터를 d 요일에서 예측하면 관측데이터의 이동 평균식으로 표현할 수 있다.

$$F_d = \frac{X_{d-1}}{N} - \frac{X_{d-N-1}}{N} + F_{d-1} \quad (1)$$

여기서, F 는 예측치, d 는 요일, X 는 실적치, N 은 관측데이터의 수이다.

(1)을 시계열 관측치가 시간에 따라 천천히 변화하는 특성을 가진다고 가정한다. d 요일의 실적치 대신 F_{d-1} 를 대입하면

$$F_d = \frac{X_{d-1}}{N} - \frac{F_{d-1}}{N} + F_{d-1} \quad (2)$$

가 된다.

$$F_d = \left(\frac{1}{N}\right)X_{d-1} + \left(1 - \frac{1}{N}\right)F_{d-1} \quad (3)$$

로 표현되며, 최근의 관측치 X_{d-1} 에 $1/N$ 의 가중치가, 최근의 예측치 F_{d-1} 에 $1 - (1/N)$ 의 가중치가 작용하고 있음을 알 수 있다. $1/N$ 대신에 α 를 대입하면

$$F_d = \alpha X_{d-1} + (1 - \alpha)F_{d-1} \quad (4)$$

가 된다.

예측에 사용되는 데이터는 월요일 ~ 금요일 중 예측일 이전 3일의 최대 수요값들을 사용하여 최대수요를 예측한다. 최종 예측식은 다음과 같다.

$$F_d = \alpha X_{d-1} + \alpha(1 - \alpha)X_{d-2} + \alpha(1 - \alpha)^2 X_{d-3} + (1 - \alpha)^3 F_{d-3} \quad (5)$$

예를들어, 1996년 3월 26일(화)를 예측할 경우 예측일 이전 3일 25(월), 22(금), 21(목)의 최대 수요값들을 사용하여 예측하게 되며 관측일이 3일이므로 $\alpha=0.33$ 이 된다. 최대값은 다음의 식으로 구하여진다.

$$F_{Thu} = 0.33X_{Mon} + 0.33(1 - 0.33)X_{Fri} + 0.33(1 - 0.33)^2 X_{Thu} + (1 - 0.33)^3 F_{Thu} \quad (6)$$

예측일 이전 3주중 예측일과 동일한 요일을 갖는 24시간의 수요를 통해 정규화값을 구한다음 평균하여 예측일의 24시간 정규화값을 구한다.

$$AvgPU_t^{WD} = \frac{MW_t^{WD}}{MW_{max}^{WD}} \quad (7)$$

식에서 $AvgPU_t^{WD}$ 는 예측일의 24시간 정규화값이며, MW_{max}^{WD} 와 MW_t^{WD} 는 예측일 이전 동일요일의 최대값과 시간당 수요값을 나타낸다. 따라서 예측일의 시간당 수요는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$Y_t^{WD} = F_d \times AvgPU_t^{WD} \quad (8)$$

여기서, Y_t^{WD} 는 예측일의 시간당 수요값이며, $AvgPU_t^{WD}$ 는 24시간 정규화값, F_d 는 예측일의 최대값이다.

이를 통해 예측일의 24시간의 모든 수요값을 예측한다.

2.2 여름기간의 온도민감도를 고려한 수요예측

봄, 가을, 겨울은 온도의 증감이 수요에 거의 영향을 주지 않는다. 하지만 여름기간은 냉방부하의 사용이 급증하기 때문에 일간 최고온도가 최대수요에 큰 영향을 미친다. 그림은 2000년 7월과 8월의 평일만의 온도와 수요와의 관계를 보여준다. 특이한 경우를 제외하고 온도가 증가함에 따라

수요도 증가하고 온도가 감소함에 따라 수요도 감소함을 볼 수 있다. 여름은 온도 증감에 따라 수요 변화가 클 뿐만 아니라 7월과 8월의 최고온도와 최대수요관계 사이의 민감도 역시 차이가 있다[3].

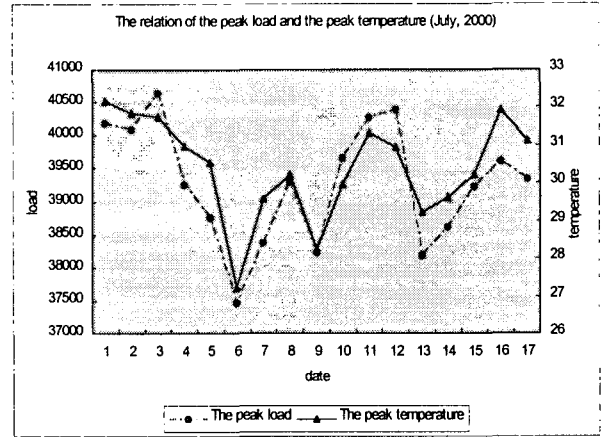


그림 2 2000년 7월의 온도와 수요와의 관계
Fig. 2 The relationship of the peak load and the peak temperature (July, 2000)

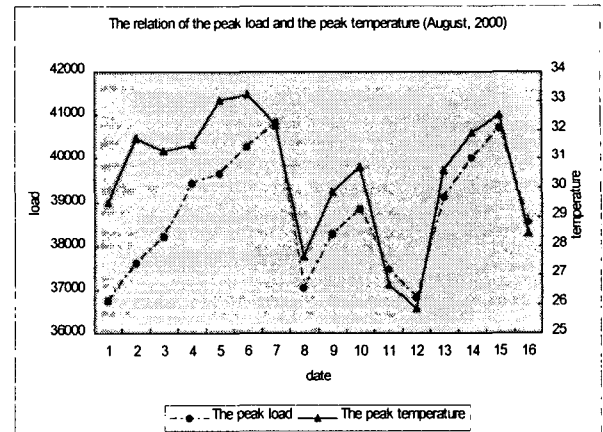


그림 3 2000년 8월의 온도와 수요와의 관계
Fig. 3 The relationship of the peak load and the peak temperature (August, 2000)

여름기간동안에 수요예측의 정확성을 증가시키기 위하여 온도의 민감도를 도입하였다. 온도민감도를 고려한 상세한 예측과정은 다음과 같다.

온도 민감도를 고려한 수요예측 알고리즘

- 1) 예측년도에 이전 5개년 가운데 온도와 부하의 상관계수 (R)의 값이 가장 큰 3개년을 선택하여 계수를 만들 입력데이터로 사용한다.
- 2) 예측기간을 7월과 8월로 나누어 온도민감도를 따로 만든다. 이는 7월과 8월이 온도에 대한 민감도가 다르기 때문이다. 그리고 휴가철의 경우 국민 생활 패턴의 변화로

예측오차가 크게 발생할 수 있으므로 본 논문에서는 고려하지 않았다.

3) 예측일과 직전일의 온도변화량을 구한다.

$$\Delta T = T_{\max}^{WD} - T_{\max}^{before} \quad (9)$$

여기서, ΔT 는 온도변화량, T_{\max}^{WD} 는 예측일의 최대온도, T_{\max}^{before} 는 직전일의 최대온도이다.

4) 예측일과 직전일의 수요변화량을 구한다.

$$\Delta d = d_{\max}^{WD} - d_{\max}^{before} \quad (10)$$

여기서, Δd 는 수요변화량, d_{\max}^{WD} 는 예측일의 최대수요, d_{\max}^{before} 는 직전일의 최대수요이다.

5) ΔT 와 Δd 를 사용하여 온도민감도를 계산한다.

$$\Delta D = \frac{\Delta d}{\Delta T \times d_{\max}^{before}} \quad (11)$$

여기서, ΔD 는 온도 민감도이다.

6) 7월과 8월 각각의 ΔD 의 값 중 양의 값과 음의 값을 갖는 것을 조사하고 양과 음 각각의 값들을 모두 합한 뒤 평균한다. 온도 민감도의 불량정보는 제거한다.

$$S_+ = \frac{1}{N} \sum_i \Delta D_+, \text{ 단 } \Delta T \geq 0$$

$$S_- = \frac{1}{N} \sum_i \Delta D_-, \text{ 단 } \Delta T < 0 \quad (12)$$

여기서, S_+ 와 S_- 는 온도민감도 ΔD 의 양의 값과 음의 값의 각각의 총합을 평균한 값이다. N 은 온도민감도 ΔD 의 양과 음의 관찰된 개수이다.

7) S_+ 와 S_- 를 이용하여 최대값을 예측한다.

$$F_{\max}^{WD} = F_{\max}^{before} + S_+ \times \Delta T \times F_{\max}^{before}, \text{ 단 } \Delta T \geq 0$$

$$F_{\max}^{WD} = F_{\max}^{before} + S_- \times \Delta T \times F_{\max}^{before}, \text{ 단 } \Delta T < 0 \quad (13)$$

여기서, F_{\max}^{WD} 는 예측일의 최대수요 예측값이고, F_{\max}^{before} 는 예측일 직전일의 최대수요 실제값이다.

8) 예측일 이전 3주중 예측일과 동일한 요일을 갖는 24시간의 수요를 통해 정규화값을 구한다음 평균하여 예측일의 24시간 정규화값을 구한다.

$$AvgPU_t^{WD} = \frac{MW_t^{WD}}{MW_{\max}^{WD}} \quad (14)$$

여기서, $AvgPU_t^{WD}$ 는 예측일의 24시간 정규화값이며, MW_{\max}^{WD} 와 MW_t^{WD} 는 예측일 이전 동일요일의 최대값과 시간당 수요값을 나타낸다.

따라서 예측일의 시간당 수요는 다음 식으로 계산한다.

$$Y_t^{WD} = F_{\max}^{WD} \times AvgPU_t^{WD} \quad (15)$$

여기서, Y_t^{WD} 는 예측일의 시간당 수요값이며, $AvgPU_t^{WD}$ 는 24시간 정규화값이다.

2.3 퍼지 선형회귀분석법을 이용한 수요예측

회귀분석법은 변수들 상호간의 관련성을 분석하여 이들 변수를 설명하는 통계적인 방법이다. 퍼지 선형회귀분석법은 선형회귀분석 모델에 퍼지개념을 도입하여 입출력을 퍼지화하고 이를 예측을 위해 사용하였다. 퍼지 선형회귀 모델은 다음과 같이 표현된다[4].

$$Y_i = A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i) \quad (16)$$

여기서, Y_i, X_i, A_0, A_1 는 퍼지 넘버이며, \oplus 는 퍼지합이고, \otimes 는 퍼지 곱이다.

퍼지선형회귀식에서 $A_0: (a_0, \alpha_0)$ 와 $A_1: (a_1, \alpha_1)$ 는 퍼지 넘버로서 회귀분석모델의 계수로 중심 a_i 이고, 스프레드는 α_i 이다. 삼각퍼지넘버는 일반적으로 다음 그림과 같이 표현된다.

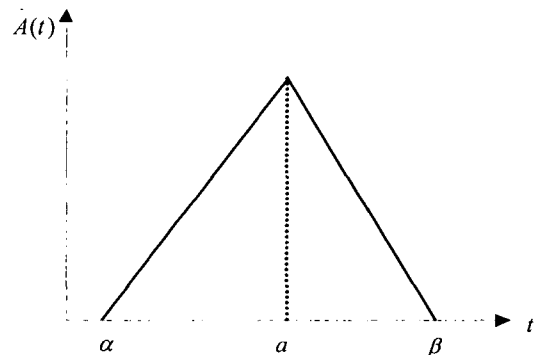


그림 4 삼각퍼지 넘버 그래프

Fig. 4 The graph of a fuzzy number A

여기서, a 는 퍼지 넘버 α 와 β 의 중심이고, 계수이다.

본 논문에서 퍼지입력데이터는, X_i 는 (x_i, γ_i) 이며, Y_i 는 (y_i, e_i) 이며 예측일 이전 3주의 예측일과 같은 요일을 갖는 날과 이전 평일 4일의 수요데이터로부터 얻어진다. 이때 x_i 와 y_i 는 평균을, γ_i 와 e_i 는 표준편차로 대칭형 삼각퍼지넘버이다. 주어진 x_i 와 y_i 그리고 γ_i 와 e_i 를 통하여 $A_0: (a_0, \alpha_0)$ 와 $A_1: (a_1, \alpha_1)$ 를 결정하고 주어진 x_i 를 통하여 y_i 를 예측하게 된다. 삼각 퍼지넘버의 곱셈에 대한 모양 보존과 주어진 데이터로 $A_0: (a_0, \alpha_0), A_1: (a_1, \alpha_1)$ 를 구하는 과정은 선형회귀법을 이용하였는데 식은 다음과 같다. [8]

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimize } J(a, \alpha) \\
 & = \text{Max}(\alpha_0, |a_1| \gamma_1, \alpha_1 |x_1|) \\
 & + \text{Max}(\alpha_0, |a_1| \gamma_2, \alpha_1 |x_2|) \\
 & \quad \vdots \\
 & + \text{Max}(\alpha_0, |a_1| \gamma_i, \alpha_1 |x_i|)
 \end{aligned} \tag{17}$$

subject to

$$\begin{aligned}
 |y_1 - (a_0 + a_1 x_1)| & \leq \frac{1}{2} \text{Max}(\alpha_0, |a_1| \gamma_1, \alpha_1 |x_1|) - \frac{1}{2} e_1, \\
 |y_2 - (a_0 + a_1 x_2)| & \leq \frac{1}{2} \text{Max}(\alpha_0, |a_1| \gamma_2, \alpha_1 |x_2|) - \frac{1}{2} e_2, \\
 & \quad \vdots \\
 |y_i - (a_0 + a_1 x_i)| & \leq \frac{1}{2} \text{Max}(\alpha_0, |a_1| \gamma_i, \alpha_1 |x_i|) - \frac{1}{2} e_i, \\
 \alpha_0, \alpha_i & \geq 0.
 \end{aligned} \tag{18}$$

본 논문에서는 $i=3$ 즉 과거 3개주에 대하여 데이터를 검색하고 이를 이용한다. 예를 들면, 1996년 3월 30일 (토)을 예측한다고 하면, 예측일 이전 3주간의 수요 데이터 중 토요일과 평일을 사용하여 예측한다. 이 때, 사용되는 데이터는 특수일이 없는 것으로 선택하며, 특수일이 포함되었을 경우 다른 주간을 선택하여 3주 데이터를 만든다. 선형계획법을 통하여 최대값과 최소값을 예측한다.

시간별 수요예측을 위해 이전 3주의 24시간 당 수요의 평균정규화값을 표현하면 다음과 같다[5].

$$\text{Avg}PU_t^{WD} = \frac{MW_t^{WD} - MW_{\min}^{WD}}{MW_{\max}^{WD} - MW_{\min}^{WD}} \tag{19}$$

여기서, $\text{Avg}PU_t^{WD}$ 는 예측일의 24시간 정규화값이며, MW_{\max}^{WD} , MW_{\min}^{WD} , MW_t^{WD} 는 예측일 이전 동일요일의 최대값, 최소값, 시간당 수요값을 나타낸다.

따라서 예측일의 시간당 수요는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$Y_t^{WD} = (Y_{\max} - Y_{\min}) \times \text{Avg}PU_t^{WD} + Y_{\min} \tag{20}$$

여기서, Y_t^{WD} 는 예측일의 시간당 수요값이며, Y_{\max} 는 예측일 최대값, Y_{\min} 는 예측일 최소값이고, $\text{Avg}PU_t^{WD}$ 는 24시간 정규화값이다.

3. 사례 연구

일반적으로 평일 평균 수요예측 오차는 평일의 수요 패턴이 거의 일정하기 때문에 주말과 월요일 동안의 수요예측보다 더 낮다. 주말과 월요일의 예측 정확도를 향상시키기 위해 퍼지 선형회귀분석법을 사용하였다. 또한 여름기간 동안에는 평일이든 주말과 월요일이든 상관없이 온도의 영향으로 예측오차가 크게 나타난다. 7월과 8월 동안에 높은 온도가 에어컨 사용을 유발하여 다른 달보다 더 큰 전력소비를 발생시키기 때문이다. 이 문제를 해결하기 위해 우리는 온

도와 수요와의 상관관계를 고려한 알고리즘을 개발하였다. 그리고 여름을 제외한 평일의 경우는 지수평활화법을 이용하여 쉽고 편리하게 수요를 예측하였다. 이 모든 방법은 제안한 단기수요예측 알고리즘 안에 포함되며 일주일의 하루 하루를 예측함으로써 한주가 예측되는 방법이다. 수요예측 오차는 다음의 식으로 계산한다.

$$\text{Error}(\%) = \frac{P_t^{\text{Forecast}} - P_t^{\text{Actual}}}{P_t^{\text{Actual}}} \times 100 \tag{21}$$

여기서, P_t^{Forecast} 는 예측일의 시간당 예측값이고, P_t^{Actual} 는 예측일의 시간당 실측값이다.

제안한 단기수요예측 방법을 1996년 3월 일주일에 적용하고 예측정확도를 확인하기 위해 논문[6]에서 사용된 "답다운 방식"의 예측값과 비교하여 표1과 그림 5에 제시한다. 오차는 최대값의 오차와 각 날의 시간당 예측값의 평균오차를 계산하였다. 제안된 알고리즘은 지수평활화법으로 24시간 수요를 예측하였고, 여름의 경우는 온도와 수요의 관계를 고려한 알고리즘을 사용하여 예측하였다. 그리고 주말과 월요일의 예측은 퍼지 선형회귀분석법을 이용하였다.

표 1 1996년 3월 26일(화)~4월 1일(월) 수요예측 결과
Table 1 The results of the load forecasting for 3.26~4.1, 1996

| 날짜 | [6]의 방법을 사용한 최대값의 예측오차(%) | 제안된 방법을 이용한 최대값의 예측오차(%) | 제안된 방법을 이용한 24시간 예측값의 평균오차(%) |
|---------|---------------------------|--------------------------|-------------------------------|
| 3.26(화) | 3.877 | 0.384 | 0.461 |
| 3.27(수) | 3.846 | 0.744 | 1.028 |
| 3.28(목) | 3.096 | 1.652 | 1.556 |
| 3.29(금) | 5.036 | 1.150 | 0.946 |
| 3.30(토) | 3.308 | 0.496 | 0.880 |
| 3.31(일) | 1.288 | 0.554 | 1.157 |
| 4.1(월) | 2.514 | 1.176 | 0.788 |
| 평균 | 3.281 | 0.879 | 0.974 |

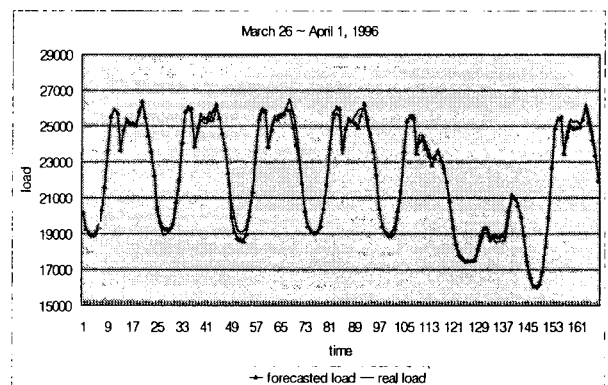


그림 5 일주일 각 날의 수요예측값과 수요실제값 비교
Fig. 5 Forecasted values and real values

1996년 가을 일주일의 전력수요예측 결과를 표2와 그림6에 제시한다.

표 2 1996년 10월 29일(화)~11월 4일(월) 수요예측 결과
Table 2 The results of the load forecasting for 10.29~11.4, 1996

| 날짜 | [6]의 방법을 사용한 최대값의 예측오차(%) | 제안된 방법을 이용한 최대값의 예측오차(%) | 제안된 방법을 이용한 24시간 예측값의 평균오차(%) |
|----------|---------------------------|--------------------------|-------------------------------|
| 10.29(화) | 3.043 | 0.582 | 0.522 |
| 10.30(수) | 3.404 | 0.010 | 0.962 |
| 10.31(목) | 5.264 | 1.016 | 1.041 |
| 11.1(금) | 5.446 | 1.875 | 1.611 |
| 11.2(토) | 6.469 | 1.697 | 1.710 |
| 11.3(일) | 0.242 | 3.995 | 3.021 |
| 11.4(월) | 2.539 | 1.516 | 1.586 |
| 평균 | 3.772 | 1.527 | 1.493 |

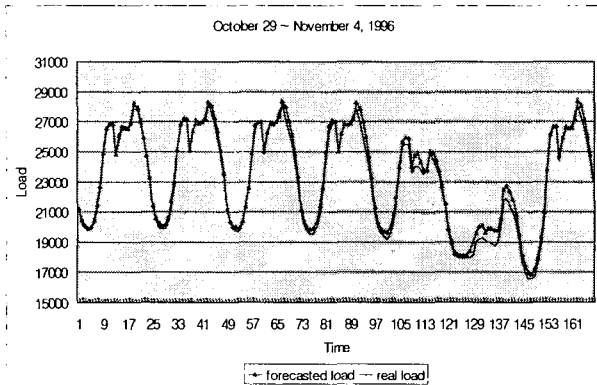


그림 6 일주일 각 날의 수요예측값과 수요실제값 비교
Fig. 6 Forecasted values and real values

제안된 알고리즘은 봄, 가을, 겨울의 경우 약 3.5%의 최대값 예측오차를 약 1.2%로 낮추었다. 그리고 24시간 평균 수요의 오차 평균 또한 약 1.2%로 상당히 정확했다. 다음은 여름의 수요예측오차를 표3와 그림7으로 나타내었다.

[6]의 “탑다운 방식”으로 예측할 경우 여름은 온도의 영향에 의해 최대수요의 오차가 거의 8.3%정도를 발생하였다. 그러나 제안된 알고리즘에서 여름기간에 사용되는 온도민감도를 고려한 예측방법을 이용할 경우 최대값의 오차는 1.2%, 24시간의 예측값의 평균은 1.3%으로 상당히 예측정확도가 향상되었다. 그러므로 제안된 알고리즘을 통하여 월요일부터 일요일까지 그리고 봄, 여름, 가을, 겨울, 어느 계절에 서나 24시간 단기수요예측을 정확하게 수행할 수 있다.

4. 결 론

제안한 단기수요예측 알고리즘은 온도와 요일에 의해 발생하는 수요패턴의 변화를 탄력성 있게 취급하여 전력수요

표 3 1996년 7월 9일(화)~7월 15일(월) 수요예측 결과
Table 3 The results of the load forecasting for 7.9~7.15, 1996

| 날짜 | [6]의 방법을 사용한 최대값의 예측오차(%) | 제안된 방법을 이용한 최대값의 예측오차(%) | 제안된 방법을 이용한 24시간 예측값의 평균오차(%) |
|---------|---------------------------|--------------------------|-------------------------------|
| 7.9(화) | 10.782 | 0.669 | 1.420 |
| 7.10(수) | 7.357 | 1.307 | 1.361 |
| 7.11(목) | 9.459 | 0.688 | 0.612 |
| 7.12(금) | 10.114 | 1.050 | 0.693 |
| 7.13(토) | 5.457 | 0.286 | 0.992 |
| 7.14(일) | 9.061 | 1.283 | 0.924 |
| 7.15(월) | 5.366 | 3.405 | 3.102 |
| 평균 | 8.228 | 1.241 | 1.301 |

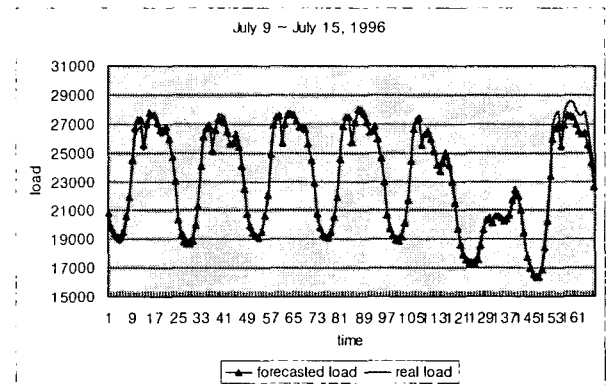


그림 7 일주일 각 날의 수요예측값과 수요실제값 비교
Fig. 7 Forecasted values and real values

를 예측하는 방법이다. 단기수요예측은 평일의 경우 수요 패턴이 거의 일정하기 때문에 지수평활화법을 사용하여 간단히 예측하고 주말과 월요일은 퍼지 선형회귀분석법을 적용하여 예측한다. 하절기는 온도민감도를 고려하여 예측의 정확도를 개선하였다. 제안한 알고리즘은 기존의 기법보다 예측의 정확도가 개선됨을 사례연구를 통하여 입증하였다. 향후, 사회적인 사건의 영향과 생활패턴의 변동지수 등을 개발하고, 수요관리 정책의 수요패턴에 미치는 영향 등을 고려한 전력수요예측기법의 개발이 기대된다[7].

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력공학 공동연구원 (EESRI-02-전-01) 주관으로 수행된 과제임.

참 고 문 헌

- [1] 박후식, 문경준, 김형수, 황기현, 이화석, 박준호, “전력 부하의 유형별 단기부하예측에 신경회로망의 적용”, 대한 전기학회논문지, 제48A권, 제1호, pp. 8-14, 1999년 1월.

- [2] 전력수급계획 및 운용해석 종합시스템 개발에 관한 연구 (최종보고서), 전력연구원, TR.94YJ15.J1998.89, 1998.
- [3] 공성일, 백영식, 송경빈, 박지호 “온도에 대한 민감도를 고려한 하절기 일 최대전력수요예측”, 대한전기학회논문지, 제53A권, 제6호, pp.358-363, 2004년 6월.
- [4] K. B. Song, Y. S. Baek, D. H. Hong, G. S. Jang, “Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method”, 게재예정, IEEE Trans. on Power Systems.
- [5] K. H. Kim, H. S. Youn, Y. C. Kang, “Short-term load forecasting for special days in anomalous load conditions using neural networks and fuzzy inference method”, IEEE Trans. on Power Systems, vol. 15, no. 2, pp.559-565, 2000.
- [6] 전력수급계획 및 운용해석 종합시스템 개발에 관한 연구 (중간보고서), 전력연구원, TM94YJ15.9705, 1996.
- [7] 하성관, 송경빈, 김재철, “전력 수요예측의 동향과 미래의 연구방향”, 2003년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp.584-586, 2003년 7월.
- [8] D.H. Hong, S.H. Lee, and H.Y. Do, “Fuzzy Linear Regression Analysis for Fuzzy Input-output Data Using Shape Preserving Operations,” Fuzzy Sets and Systems 122, pp.513-526, September 2001.

저 자 소 개



송 경 빈 (宋 敬 彬)

1963년 9월 15일생. 1986년 연세대전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 텍사스 A&M전기공학과 졸업(공학박사). 1996년 한전전력연구원 선임연구원. 1998년 대구효성가톨릭대학교 전임강사. 2000년 계명대학교 전임강사. 2002년 숭실대학교 전기제어시스템공학부 전임강사. 2004년~현재 숭실대학교 전기제어시스템공학부 조교수.

Tel : (02)820-0648

E-mail : kbsong@ssu.ac.kr



하 성 관 (河 成 琯)

1980년 4월 14일생. 2003년 숭실대 전기공학과 졸업. 2003년~현재 동 대학원 전기공학과 석사과정

Tel : (02)817-7966

E-mail : hlj4ever@hanmail.net