

An Improved Algorithm of the Daily Peak Load Forecasting for the Holidays

宋 敬 彬* · 具 本 皙** · 白 榮 植***
(Kyung-Bin Song · Bon-Suk Ku · Young-Sik Baek)

Abstract - High accuracy of the load forecasting for power systems improves the security of the power system and generation cost. However, the forecasting problem is difficult to handle due to the nonlinear and the random-like behavior of system loads as well as weather conditions and variation of economical environments. So far, many studies on the problem have been made to improve the prediction accuracy using deterministic, stochastic, knowledge based and artificial neural net(ANN) method. In the conventional load forecasting method, the load forecasting maximum error occurred for the holidays on Saturday and Monday. In order to reduce the load forecasting error of the daily peak load for the holidays on Saturday and Monday, fuzzy concept and linear regression theory have been adopted into the load forecasting problem. The proposed algorithm shows its good accuracy that the average percentage errors are 2.11% in 1996 and 2.84% in 1997.

Key Words : load forecasting, fuzzy linear regression.

1. 서 론

전력시스템의 경제적 최적운용을 위해 전력수요의 중·단기 예측기법에 의한 전력수요가 사용되며 효율적인 전원 및 송전망의 계획을 위해 중·장기 예측기법에 의한 전력수요가 필수적이다. 1999년 한국전력의 전력연구원에서는 연간 수요예측을 하향전개방식의 분석 모형으로 연 8760시간을 예측하는 총수요예측 시스템을 개발하여 한국전력에서 실용화하고 있으며 1997년에 대한 평일의 총수요예측오차는 2.45%이며 주말은 4.02% 특수일은 7.66%를 나타내고 있다.[1] 전력회사에서 실용화되어 사용하는 방법이 주로 시계열 해석법과 회귀분석법 등의 응용기법이라면 전력수요에 대한 연구자의 최근 관심은 신경회로망, 퍼지이론등과 같은 인공지능기법을 적용한 예측 모델이 가장 활발히 연구되고 있다. 신경회로망 기법은 예측모델의 구성이 용이하고 예측 성능 또한 기존의 통계적 기법보다 우수하여 연구자들은 다양한 모델을 제시하고 있다.[2, 3] 또한 퍼지전문가 시스템의 응용연구로 가장오차가 큰 특수일에 대해 특수일의 수요곡선을 정규화하고 예측수요패턴모형 및 퍼지 룰베이스를 사용하여 특수일의 예측 정확도를 향상 시켰다.[4] 최근의 우

수한 결과로 주간 수요예측에 대해 예측구간 이전의 수요패턴에 대한 상대 값 계열을 모형으로 구성하는 상대계수모형을 이용하여 수행하였으며, 1994년부터 1997년까지의 평상 주간 평균오차는 1.93%를 보이며 특수일은 약 3%의 예측오차를 보이고 있다.[5] 최근 5년간의 국내 연구는 대부분 퍼지 및 신경회로망의 응용연구와 전문가의 경험을 틀베이스하여 전력수요예측오차를 개선하여 왔으며 지속적인 활발한 연구가 예상되며 사용 소프트웨어의 개발로 발전될 것이다.

전력 수요예측 기술에 대한 해외의 동향을 보면, 전력수요 예측 문제에 내재된 비선형성과 불확실성을 반영하기 위하여 인공지능형 접근 방법인 신경회로망과 퍼지이론의 도입으로 활발한 연구를 수행하고 있다. [6, 7, 8, 9, 10] 신경회로망의 응용연구분야에서는 전문가의 경험, 지식과 같은 정성적인 정보를 처리하는데 어려움이 많아 코호넨의 자기조직화 신경회로망(Kohonen's Self Organizing Map)과 다층신경회로망을 결합하여 전력수요예측오차를 개선하였다.[9] 퍼지모듈과 신경회로망 모듈을 직렬로 연결한 구조의 예측 모델은 온도, 요일, 계절의 변화 등을 퍼지화하여 24시간의 전력수요를 예측하는 등 첨단기법을 개발하고 있다.[11] 전력수요예측기술의 수준을 나타내는 예측평균오차는 약 1%이며, 최대오차는 약 8%를 나타낸다.[12] 예측기술의 수준이 국내수준보다 우위에 있으며, 사회·경제적으로 안정적인 요인이 예측기술의 발전에 기여하고 있다.

전력 수요예측은 안정적인 경제적인 전력계통의 운용을 위해서 필수적이다. 발전기의 예방 정비계획과 발전계획 및 신뢰도 평가 등과 같은 계통운용 업무뿐 아니라 전력회사의 경영과도 밀접한 관련이 있다. 또한 경쟁적인 전력시장에서

* 正 會 員 : 啓明大學 工學部 專任講師 · 工博
 ** 準 會 員 : 慶北大學 電氣工學科 · 碩士
 *** 正 會 員 : 慶北大學 電子電氣工學部 正教授 · 工博
 接受日字 : 2001年 6月 7日
 最終完了 : 2002年 1月 18日

는 현물 가격의 예측을 위해 반드시 필요한 기본 자료이다. 최근 수요 예측은 특수일의 예측이 평일과 주말의 예측에 비해 큰 오차를 보이고 있다[1]. 따라서 오차를 개선하기 위해 퍼지 선형회귀분석법을 이용하여 보다 정확한 수요 예측에 접근한 바 있다[2]. 그러나 기존의 예측기법은 특수일이 토요일과 월요일인 경우 평일, 특수일의 경우에 비해 예측 오차가 높게 나타난다. 특수일이 토요일과 월요일인 경우를 고찰하고 개선점을 도출하기 위해 퍼지 선형회귀분석법과 상대계수법을 도입한다. 도입된 방법은 수요예측의 오차를 개선하여 예측의 정확도를 높였다.

2. 퍼지선형회귀 분석

2.1. 퍼지선형회귀 모델의 정의

회귀 분석법은 변수들 상호간의 관련성을 분석하여 이들 변수를 설명하는 통계적인 방법이다. 이 분석 결과에 따라 변수간의 상호 연관 관계가 미래에도 지속된다는 가정 하에 변수를 예측하는 것을 회귀분석에 의한 예측 방법이다. 1차 선형회귀분석을 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$y_i = a + \beta x_i \quad (1)$$

여기서, a 와 β 는 계수이다.

식 (1)은 회귀 모형식의 기본 모형으로 주어진 (x_i, y_i) 의 자료로부터 선형회귀분석 모델의 계수인 a 와 β 의 값을 구하면 y_i 와 x_i 변수들간의 관계식을 구할 수 있다. 선형 회귀분석 모델에 퍼지 개념을 도입하면 입력변수 x_i 와 출력변수 y_i 는 퍼지화되며, 선형회귀모델의 계수도 퍼지화 될 수 있다. 따라서, 퍼지선형회귀 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$Y_i = A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i) \quad (2)$$

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

퍼지선형회귀 모델식에 제시된 퍼지 넘버는 삼각 퍼지 넘버로 정의 될 수 있으며 수학적으로 표시하면 다음과 같다.

$$\tilde{A}(t) = \begin{cases} 1 - \frac{|a-t|}{\alpha} & \text{if } a-\alpha \leq t \leq a, \\ 1 - \frac{|a-t|}{\beta} & \text{if } a \leq t \leq a+\beta, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, $a \in R$ 는 중심이고, $\alpha > 0$ 는 좌측 스프레드이고 $\beta > 0$ 는 우측 스프레드이다.

식 (3)의 퍼지 넘버(\tilde{A})를 그림으로 표현하면 다음의 그림과 같다.

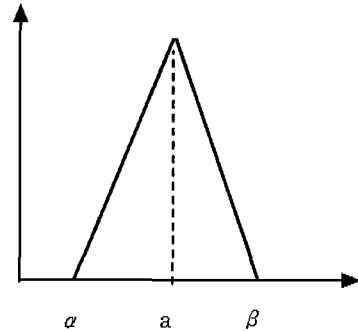


그림 1. 퍼지넘버 \tilde{A} 그래프

Fig. 1. The graph of a fuzzy number \tilde{A}

삼각 퍼지넘버인 \tilde{A} 는 (a, α, β) 로 표현되는데 수학적으로 식(3)과 같다. 여기서, a 는 \tilde{A} 의 중심을, α 와 β ($\alpha, \beta > 0$)는 각각 \tilde{A} 그래프의 좌·우측 스프레드를 나타낸다. 만일 $\alpha = \beta$ 일 때, 삼각 퍼지는 대칭형 삼각 퍼지넘버 (Symmetric triangular fuzzy number)라 하며, \tilde{A} 는 (a, α) 로 표시된다. 실수 축에서의 퍼지 넘버 \tilde{A}, \tilde{B} 의 산술 연산은 다음과 같이 요약된다.[14]

퍼지넘버의 덧셈 \oplus :

$$\begin{aligned} (\tilde{A} \oplus \tilde{B})(z) &= \sup_{x+y=z} T(\tilde{A}(x), \tilde{B}(y)) \\ &= (a, \alpha_A, \beta_A) \oplus (b, \alpha_B, \beta_B) \\ &= (a+b, \max(\alpha_A, \alpha_B), \max(\beta_A, \beta_B)) \end{aligned}$$

퍼지넘버의 곱셈 \otimes :

$$\begin{aligned} (\tilde{A} \otimes \tilde{B})(z) &= \sup_{x \cdot y = z} T(\tilde{A}(x), \tilde{B}(y)) \\ &= (ab, \max(\alpha_A b, \alpha_B a), \max(\beta_A b, \beta_B a)) \end{aligned}$$

2.2. 입력 데이터 구성과 선형회귀법 적용

퍼지선형회귀식 (2)에서 $A_0: (a_0, \alpha_0), A_1: (a_1, \alpha_1)$ 는 퍼지 넘버로서 회귀분석모델의 계수로 중심 a_i 이고, 스프레드는 α_i 이다. X_i 는 (x_i, γ_i) 이며, Y_i 는 (y_i, e_i) 이며, 이때 x_i 와 y_i 는 평균을 γ_i 와 e_i 는 표준편차로 대칭형 삼각 퍼지 넘버이다. 주어진 x_i 와 y_i 그리고 γ_i 와 e_i 를 통하여 $A_0: (a_0, \alpha_0), A_1: (a_1, \alpha_1)$ 를 결정하고 주어진 x_i 를 통하여 y_i 를 예측하게 된다. 삼각 퍼지넘버의 곱셈에 대한 모

양 보존과 주어진 데이터로 $A_0:(a_0, a_0), \dots, A_1:(a_1, a_1)$ 를 구하는 과정은 선형계획법을 이용하였는데 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Minimize } & J(a, a) \\ &= \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_1, a_1 |x_1|) \\ &+ \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_2, a_1 |x_2|) \quad (4) \\ &+ \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_i, a_1 |x_i|) \end{aligned}$$

Subject to

$$|y_1 - (a_0 + a_1 x_1)| \leq \frac{1}{2} \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_1, a_1 |x_1|) - \frac{1}{2} e_1$$

$$|y_2 - (a_0 + a_1 x_2)| \leq \frac{1}{2} \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_2, a_1 |x_2|) - \frac{1}{2} e_2,$$

$$|y_i - (a_0 + a_1 x_i)| \leq \frac{1}{2} \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_i, a_1 |x_i|) - \frac{1}{2} e_i.$$

$$a_0, a_1 \geq 0$$

본 논문에서는 $i = 3$ 즉 과거 3개년에 대하여 데이터를 검색하고 이를 이용한다.

표 1에서 $X_i(x_i, \gamma_i)$ 와, $Y_i(y_i, e_i)$ 의 구성은 다음과 같다.

표 1. 퍼지 데이터 입력
Table 1. Fuzzy input data

i	$X_i(x_i, \gamma_i)$	$Y_i(y_i, e_i)$
1	(x_1, γ_1)	(y_1, e_1)
2	(x_2, γ_2)	(y_2, e_2)
⋮	⋮	⋮
3	(x_3, γ_3)	(y_3, e_3)

$X_i(x_i, \gamma_i)$ 는 특수일 전 평일 4일의 값을 토대로 만들어지며 다음과 같다. 직전 평일 4일의 최대 값이 각각 m_1, m_2, m_3, m_4 라 하면 이 4가지 값 중에 가장 큰 값(M)으로 정규화를 하게 된다. 이것이 바로 입력 변수의 퍼지화이며 식으로 나타내면 각각 $\frac{m_1}{M}, \frac{m_2}{M}, \frac{m_3}{M}, \frac{m_4}{M}$ 로 퍼지화

가 되며 이들의 평균은 다음과 같이 정의된다.

$$x_i = \frac{m_1 + m_2 + m_3 + m_4}{4M} \quad (5)$$

그리고 e_i 는 이들의 표준편차로 주어진다.

$$e_i = \sqrt{\frac{(\frac{m_1}{M} - x_i)^2 + (\frac{m_2}{M} - x_i)^2 + (\frac{m_3}{M} - x_i)^2 + (\frac{m_4}{M} - x_i)^2}{4}} \quad (6)$$

$Y_i(y_i, e_i)$ 의 구성은 특수일 당일에 대한 정보를 가지며 특수일 직전 평일 4일이 m_1, m_2, m_3, m_4 라고 하면 특수일 당일은 m_5 로 표현 가능하다.

$$y_i = \frac{m_5}{M} \quad (7)$$

이며 특수일 당일의 값이므로 표준편차 e_i 는 0이 된다. 이렇게 과거 3개년의 데이터를 검색하여 입력 데이터로 만들면 다음과 같다.

표 2. 과거 3개년에 대한 입력 데이터
Table 2. The input data for the previous 3 years

연도 데이터	$X_i(x_i, \gamma_i)$	$Y_i(y_i, e_i)$
1 (과거동일 특수일)	(x_1, γ_1)	(y_1, e_1)
2 (과거동일 특수일)	(x_2, γ_2)	(y_2, e_2)
3 (과거동일 특수일)	(x_3, γ_3)	(y_3, e_3)
4 (예측연도)	(x_4, γ_4)	(y_4, e_4) (예측 값)

따라서, 식 (4)는 다음과 같은 식으로 표현되며 위의 입력 데이터로 선형계획법을 수행하게 된다.

$$\begin{aligned} \text{Minimize } & J(a, a) \\ &= \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_1, a_1 |x_1|) \\ &+ \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_2, a_1 |x_2|) \\ &+ \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_3, a_1 |x_3|) \quad (8) \end{aligned}$$

Subject to

$$|y_1 - (a_0 + a_1 x_1)| \leq \frac{1}{2} \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_{1, a_1} |x_1|) - \frac{1}{2} e_1$$

$$|y_2 - (a_0 + a_1 x_2)| \leq \frac{1}{2} \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_{2, a_1} |x_2|) - \frac{1}{2} e_2.$$

$$|y_3 - (a_0 + a_1 x_3)| \leq \frac{1}{2} \text{Max}(a_0, |a_1| * \gamma_{3, a_1} |x_3|) - \frac{1}{2} e_3.$$

$$a_0, a_1 \geq 0$$

선형계획법을 바탕으로 식 (8)을 풀면 $A_0: (a_0, a_0)$, $A_1: (a_1, a_1)$ 가 구해진다.

식 (2)는 다음과 같이 바뀐다.

$$Y_i = A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i) \\ = (a_0 + a_1 |x_i|, 0) \quad (9)$$

x_4 는 예측하고자 하는 특수일의 직전 평일 4일의 데이터 값이므로 알고 있는 값이며 a_0 와 a_1 은 위의 선형계획법을 이용하여 풀면 구해지므로 Y_4 는 구해진다.

따라서 실제 예측 수요량은 다음과 같다.

$$\text{예측 전력수요량} = \text{예측된 특수일 정규화 값}(y_4) \times \text{예측 연도 직전 평일 4일간 전력의 최대 값} \quad (10)$$

3. 상대 계수법

한전에서 실시되고 있는 부하 예측의 기법은 탑-다운 방식이며 이 기법은 연, 월, 주간, 일, 시간으로 즉 상위에서 하위로 예측 해나가는 방법이다.[1] 이 때 예측에 필요한 모형들을 만들게 되는데 주간 모형(상대계수), 요일 모형(상대계수), 특수일 모형(상대계수)등이다. 이 상대계수는 기준 수요에 따른 비로 나타나게 된다.

예로써 해당시각의 상대 계수는 다음과 같다.

$$\text{상대계수} = \frac{\text{해당시각의 총수요}}{\text{일 최대 총수요}}$$

본 논문에서는 퍼지 선형회귀분석과 상대계수법을 적용하여 새로운 알고리즘을 제시한다.

4. 토요일과 월요일에 해당하는 특수일 예측

4.1 토요일과 월요일에 해당하는 특수일 예측의 문제점 분석

토요일과 월요일에 해당하는 특수일의 예측오차는 평일 또는 일요일에 해당하는 특수일에 비하여 정확도가 떨어진 다. 선행된 연구에서는 이들의 예측오차가 10%를 상회하는 경우가 발생하며 보통 5%정도의 예측오차를 갖는다. 기존의 예측 기법들을 이용한 경우의 문제점은 두 가지 정도로 생각해 볼수 있다.

첫 번째 이유는 토요일 특수일의 경우 다음 날이 일요일인 관계로 2일의 연휴가 되며 월요일 특수일의 경우도 마찬가지로 전날 일요일이므로 2일 연휴이며, 특히 사회·경제적 변화에 따른 연휴의 전력소비형태 변화로 예측의 어려움이 있다. 참고로 토요일과 월요일 특수일의 부하는 화, 수, 목, 금요일의 동일 특수일 부하보다 전반적으로 낮다.

두 번째 이유로는 미래 예측 시 과거 데이터에 의존하게 되는데 특수일이 토요일과 월요일인 경우에는 과거 동일 특수일이 각 각 토요일과 월요일인 경우의 데이터를 이용해야 한다.

즉 통상적으로 수요예측에서 요일 유형을 화, 수, 목, 금인 경우, 일요일인 경우, 토요일인 경우 그리고 마지막으로 월요일인 경우로 4가지로 나누며 화, 수, 목, 금의 부하의 크기와 패턴은 거의 같다. 따라서 예측 특수일이 화, 수, 목, 금 중의 하나이면 과거 3개년의 데이터도 화, 수, 목, 금 특수일의 데이터를 선택하여 쓴다.

그러나 예측 특수일이 토요일의 경우는 반드시 과거 데이터 검색 시 토요일인 동일 특수일만 이용해야 하고 월요일인 경우도 마찬가지이다. 예를 들어 97년 토요일 삼일절의 예측을 위하여 과거 데이터를 검색하면 토요일인 삼일절 86년과 80년, 75년이 이용되는데 문제는 여기에 있다. 어떤 경우는 60년대의 데이터가 분석 자료로 쓰이기도 하는데 이렇게 되면 과거 30년 전과의 부하 패턴이 예측연도와는 크게 다르므로 예측이 힘들다.

퍼지 선형회귀분석법에서도 과거 동일 특수일 3개년을 쓰는데 특수일이 토요일과 월요일인 경우 60년대, 70년대의 데이터가 쓰였다.[13] 퍼지 선형회귀분석법에서는 입력 데이터가 앞에서 밝힌 바와 같이 특수일과 직전평일 4일과의 관계를 이용하여 예측하는 방법으로 90년대 동일 특수일에 대한 관계가 그림 2에 표현되어 있다. 즉 직전 평일과 특수일의 부하차이(Load Difference)를 나타낸 그림으로 94년, 95년, 96년 식목일의 부하차이가 거의 같음을 알 수 있으며 이러한 비슷한 부하차이를 이용하여 회귀분석을 하게된다.

그러나 그림 3은 68년, 74년, 89년 그리고 96년 식목일에 대하여 부하차이를 나타낸 그림이다. 그림에서도 부하차이가 크게 차이가 남을 알 수 있다. 회귀 분석법은 변수들 상호간의 관련성을 분석하여 이들 변수를 설명하는 통계적인 방법으로 변수들 사이에 상관관계가 크게 없다면 회귀분석법의 오차율은 커지게 된다. 그리고 변수간의 상호 연관 관계가 미래에도 지속된다는 가정 하에 변수를 예측하는 것을 회귀분석에 의한 예측 방법이다.

다라서 이러한 데이터로 과거 특수일을 예측한다는 것은 감직하지 않다.

4.2 토요일과 월요일 특수일 예측의 알고리즘 제시

토요일과 월요일 특수일 예측을 위한 전체 알고리즘은 그림 4와 같다.

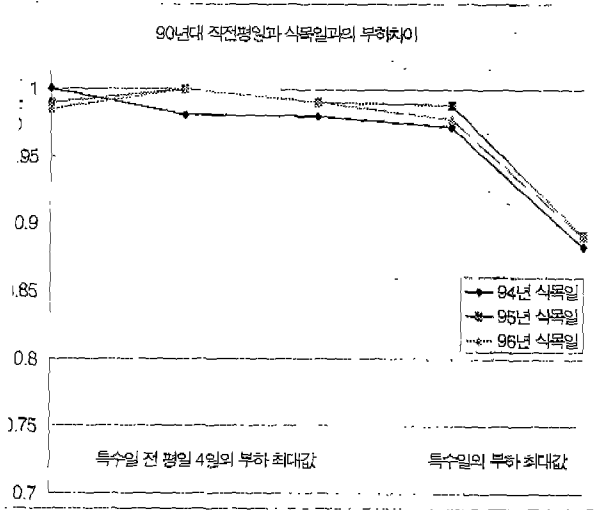


그림 2. 90년대 동일 특수일 부하차이

Fig. 2. The load difference of the same type of the holiday in 1990s

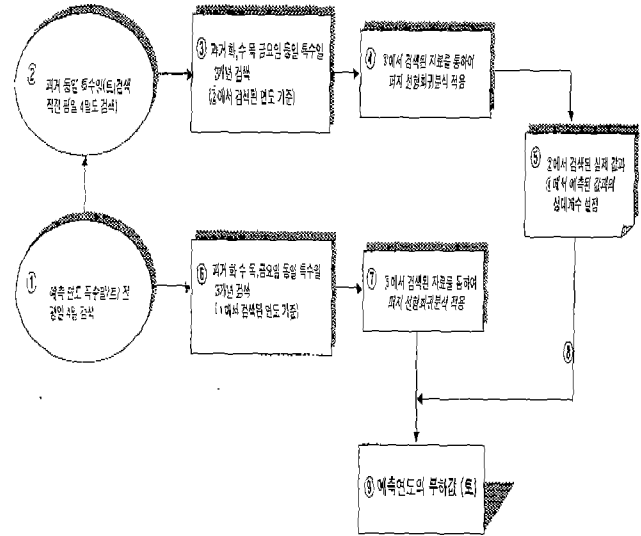


그림 4. 퍼지 선형회귀분석법과 상대계수법을 이용한 알고리즘

Fig. 4. The algorithm using the fuzzy linear regression method and the relative coefficients method

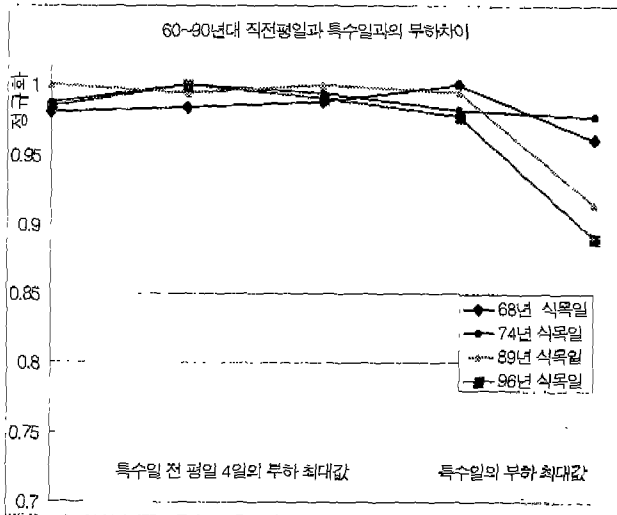


그림 3. 60~90년대 동일 특수일 부하차이

Fig. 3. The load difference of the same type of the holiday from 1960s to 1990s

위에서 밝힌 예측도를 낮게 하는 원인들을 정리를 해보면 먼저 토요일과 월요일 부하일 때의 부하 크기와 패턴이 화, 수, 목, 금일 때 특수일과 크게 다르다는 점이며 두 번째는 과거 데이터 분석 시 60년대, 70년대의 데이터를 활용함으로써 30년간의 시차에서 오는 부하 패턴의 차이로 인하여 부하차이가 크게 달라졌기 때문이다. 따라서 이런 문제를 해결할 만한 새로운 알고리즘이 필요하게 되었다.

예측 연도의 특수일이 토요일이나 월요일일 경우 예측 연도의 직전 평일 4일의 데이터를 찾는 과정이 ①이다. 과거 특수일이 토요일이나 월요일인 경우를 찾는다. 예로써 94년 월요일 현충일을 예측하고자 하는 경우 94년과 가장 가까운 과거 월요일 현충일을 찾으면 88년이 검색이 된다. 이 과정이 ②의 과정이다. 과정 ③, ④ 그리고 ⑥, ⑦은 퍼지 선형회귀분석법의 데이터 선별과 실제 그 적용을 하는 단계이다. 그리고 ⑤는 88년의 실제 값과 퍼지 선형회귀분석으로 예측한 값과의 상대 계수를 구하는 과정이다.

이 과정을 ⑦에서 구해진 예측 값에 적용하면 부하를 예측할 수 있다.

자세한 과정은 다음 두 절에서 설명하도록 하겠다.

4.2.1 퍼지 선형회귀분석법 적용

그림 4에서 퍼지 선형회귀분석법 적용을 위한 데이터 선별이 ③와 ⑥에서 이루어진다. 예를 들어 94년 전 월요일 현충일이 88년인데 ③의 과정은 표 3과 같다.

데이터를 보면 88년 현충일 직전 평일 4일의 부하 값과 과거 3개년 즉 84년, 85년과 86년을 이용하게 되는데 84년 현충일은 수요일이며 85년 현충일은 목요일, 그리고 86년 현충일은 금요일이다. 따라서 88년의 예측 값은 화, 수, 목, 금요일에 대한 예측이다.

표 3. 입력 데이터 형식

Table 3. Input data type

	년	월	일	요일	부하
첫 번째 해	84	5	30	수	24시간부하
	84	5	31	목	24시간부하
	84	6	1	금	24시간부하
	84	6	5	화	24시간부하
	84	6	6	수	24시간부하
두 번째 해	85	5	28	목	24시간부하
	85	5	29	금	24시간부하
	85	6	4	화	24시간부하
	85	6	5	수	24시간부하
	85	6	6	목	24시간부하
세 번째 해	86	5	30	금	24시간부하
	86	6	3	화	24시간부하
	86	6	4	수	24시간부하
	86	6	5	목	24시간부하
	86	6	6	금	24시간부하
예측 연도	88	5	31	화	24시간부하
	88	6	1	수	24시간부하
	88	6	2	목	24시간부하
	88	6	3	금	24시간부하

그리고 88년의 현충일 전 평일 4일의 데이터는 식 9에서 x_4 의 값에 쓰이며 과거 3개년 데이터 84년, 85년, 86년은

$A_0:(a_0, a_0), A_1:(a_1, a_1)$ 를 찾는데 이용된다.

⑥은 예측연도의 과거 3개년 데이터를 검색하는 과정이며 ⑦은 이렇게 검색된 데이터를 사용하여 예측하는 과정인데 위의 경우와 마찬가지로 이렇게 예측된 값은 화, 수, 목, 금 요일에 대한 예측 값이다.

4.2.2 상대 계수법 적용

위의 퍼지 선형회귀분석에 의해 예측된 값과 실제 값 사이의 비율을 구할 수 있다. 즉 앞선 94년 현충일 예측의 예에서 94년 전 88년 현충일에 대한 상대 계수를 구할 수 있다. 즉 88년 월요일 부하의 실제 값(②)과 88년 현충일이 화, 수, 목, 금요일일 때의 예측 값(④) 사이의 관계를 설정한다. 그림의 블록 ⑤에서 표현되었다.

$$\text{상대계수} = \frac{\text{토요일과 월요일 특수일의 부하의 실제값}}{\text{퍼지 선형회귀분석법을 기반으로 특수일을 예측한값}} \quad (11)$$

(단, 퍼지 선형회귀분석법을 기반으로 특수일을 예측 값은 요일 유형이 화, 수, 목, 금 일 때의 값이다.)

이렇게 설정된 상대계수는 예측 연도인 94년 현충일을 화, 수, 목, 금의 요일 유형으로 예측한 값(⑦)에 적용된다.(⑧)

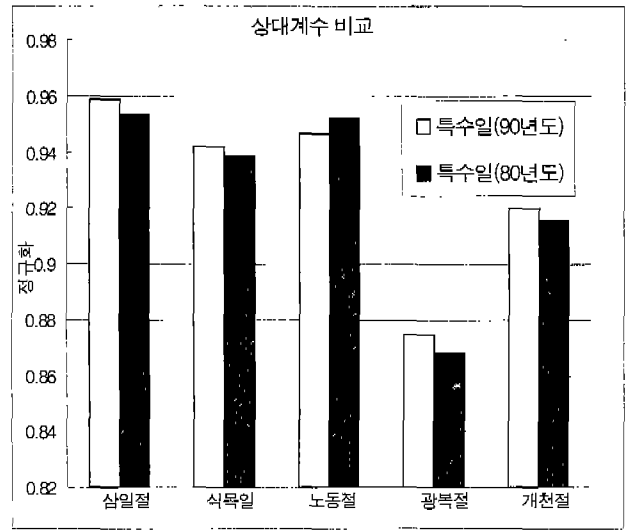


그림 5. 특수일의 상대계수 비교

Fig. 5. The comparison of the relative coefficients for the holidays

80년의 상대계수를 90년대에 적용한 것으로 상대 계수 관계를 그림 5에 나타내었다. 왼쪽의 막대 그래프는 90년대의 상대 계수를 나타내는 그림이고 오른쪽의 막대 그래프가 80년대의 상대 계수를 나타낸 그림이다. 이 그림으로 90년대와 80년대의 상대계수는 거의 일치하는 것을 알 수 있으며 따라서 80년의 상대계수가 90년대에 적용이 될 수 있음을 보여주는 경우라 하겠다. 지금까지의 알고리즘 살펴보았는데 평일로 예측한 부하와 실제부하와의 상대계수를 이용하므로 앞에서 오차를 높이는 요인 두 가지를 모두 해결할 수 있었다.

4.3 사례연구

94년 현충일의 예측

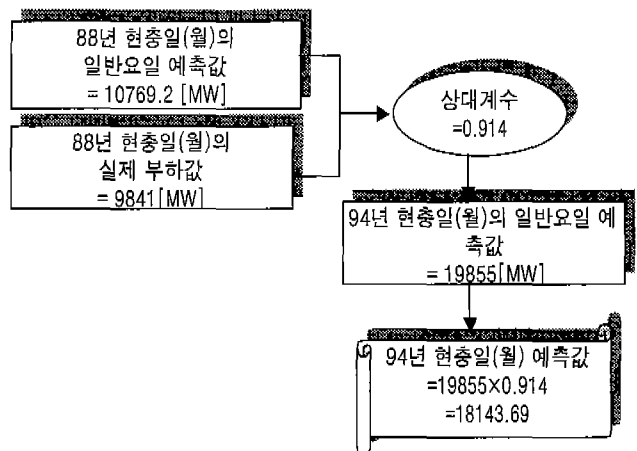


그림 6. 94년 월요일 현충일 예측

Fig. 6. The forecasting of Memorial Day on Monday in 1994.

실제 부하량 : 18552 [MW]

$$\text{예측오차율} = \frac{|\text{예측수요값} - \text{실제수요값}|}{\text{실제수요값}} \times 100(\%) \quad (12)$$

따라서 오차율은 2.2%로 예측된다.

표 4. 예측 결과의 정확도 비교

Table 4. The comparison of the forecasting accuracy

월·토요일에 해당하는 특수일	퍼지 전문가 시스템		제안된 기법 (97. 3. 1) 일 중 최대 부하예측의 오차율
	24시간 부하예측의 평균 오차율	24시간 부하예측의 최대 오차율	
1997년 삼일절(토)	2.43	10.17	0.53

본 연구에서 개발된 알고리즘의 정확도를 비교하기 위해 참고문헌[16], [17]을 이용하였다. 기존의 제안 기법은 퍼지 전문가 시스템을 적용하였으며 사례연구로 1996년 3월 1일부터 1997년 3월 2일까지의 총 45일의 특수일을 대상으로 하였다. [17]은 [16]의 알고리즘을 체계화 시키고 완성도를 높인 논문으로 [16]과 [17]은 72시간의 부하예측을 시간대 별로 수행하고 그 중 최대 오차와 72시간의 평균 오차를 산출하였다. 72시간은 삼일절 당일 뿐 아니라 전 휴일을 특수일 기간에 포함하여 예측되었기 때문이며 본 논문에서의 예측도는 특수일 당일의 결과 값이며 [16], [17]과의 비교를 위하여 표 4를 제시하였다.

갱신되지 않은 1995년 이전의 퍼지 룰 구성에 따른 1997년의 예측에 다소 오차율이 증대할 수는 있으나 1996년에는 토요일 혹은 월요일 특수일이 없는 관계로 1997년 삼일절의 값을 비교하게 되었다.

기존 기법의 사례연구에 대한 해당 연도에 월·토요일에 해당하는 특수일이 많지 않아 보다 많은 경우에 대한 비교가 필요하지만 1997년에 해당하는 특수일인 삼일절(토), 식목일(토), 어린이날(월)에 대한 사례연구 결과를 보면, 예측 오차율이 5% 미만으로 알고리즘의 타당성을 검증 가능하다. 1997년의 월·토요일인 특수일에 대한 예측오차는 표 5에 제시한다.

표 5. 1997년의 월·토요일인 특수일에 대한 예측 오차
Table 5. Errors of the forecasting for the holidays on Monday and Saturday in 1997.

해당 특수일	오차율 (%)
1997년 삼일절(토)	0.53
1997년 식목일(토)	1.67
1997년 어린이날(월)	4.46

수요예측에서 평일과 특수일로 나누어 예측하는 방법이 일반적이며 특수일 역시 화, 수, 목, 금요일의 특수일과 토요일과 월요일의 특수일 그리고 구정과 추석과 같은 연휴로 나뉘며 이 세 경우를 하나의 알고리즘에 입각하여 예측한다는 것은 불가능하다. 그 이유는 세 특수일 각각 부하의 패턴이나 직전 평일에 대한 특수일의 부하차이 등 그 특성이 크게 다르게 규정되기 때문이다. 특히 토요일과 월요일 특수일은 과거 데이터의 활용을 보면 1960년과 1970년 데이터가 다수 사용되어 예측의 정확성을 저해하는 원인으로 작용하므로 새로운 알고리즘 도입이 불가피하게 되었다.

특수일이 화, 수, 목, 금요일인 경우의 예측은 퍼지 선형 회귀분석법을 통하여 우수한 결과를 도출하였으며 [13]에 오차율에 대한 비교가 제시되었다. 본 논문에서는 구정과 추석을 제외한 모든 특수일의 예측 오차율을 표 6 및 표 7에 제시한다. 1996년과 1997년 평균 오차율은 각각 2.11%와 2.84%로 우수한 결과를 얻었다.

표 6. 96년 특수일 예측 결과

Table 6. The results of the forecasting for the holidays in 1996.

	예측 값	오차(%)
신정	17289.2	0.4
삼일절	23530.4	1.21
식목일	23386.8	0.30
노동절	21869.8	2.05
어린이날	25442.9	4.46
석탄일	22752.6	1.47
현충일	25322.8	3.33
제헌절	24722.4	5.55
광복절	27998.3	2.06
개천절	24444.6	2.34
성탄절	24864.5	0.04
평균 오차율		2.11

표 7. 97년 특수일 예측 결과

Table 7. The results of the forecasting for the holidays in 1997.

	예측 값	오차(%)
신정	18318.1	4.76
삼일절(토)	26147.1	0.53
식목일(토)	27812.2	1.67
노동절	24765.2	2.85
어린이날(월)	25442.9	4.46
석탄일	25285.2	2.21
현충일	25777.9	0.70
제헌절	28970.9	1.14
광복절	30052.5	5.06
개천절	27073.8	3.88
성탄절	24818.4	3.93
평균 오차율(%)		2.84

5. 결 론

일 최대 수요예측에 대한 기존의 수요 예측 기법의 최대 오차는 특수일이 토요일과 월요일인 경우와 연휴인 경우에 발생한다. 본 논문은 특수일이 토요일과 월요일인 경우 오차를 개선하기 위해 퍼지 선형회귀분석법과 상대계수법을 적용하였다. 또한 오래된 정보, 즉 20년 이전의 전력수요실적은 수요 패턴의 변화로 예측 오차를 증가시키는 경향이 있어 가능한 최근 10년의 실적을 이용하는 것이 전력수요예측의 정확도를 개선하는 방법으로 생각된다. 제안한 알고리즘은 기존의 기법보다 우수함을 사례 연구를 통하여 입증하였다. 향후 퍼지 최소 자승법을 도입하여 정확도를 개선하고 24시간 부하예측과 주간 부하 예측 등으로 제안한 알고리즘을 확장하여 구조개편 된 전력산업 하에서 응용 가능한 효율적인 예측기법의 개발에 연구를 지속할 것이다.

본 연구는 한국과학기술원 목적기초연구
(과제번호:R01-2000-00011)지원으로 수행되었음.

참 고 문 헌

[1] 윤용범의 3인, “전력수급계획 및 운용해석 종합시스템 개발에 관한 연구”, 한국전력공사 전력연구원, Technical Report, TR. 94YJ15.J1998.89, 1998년 12월.
 [2] K.H. Kim, J.K. Park, J. Hwang and S.H. Kim, “Implementation of Hybrid Short-term Load Forecasting System Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Expert Systems” IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 3, pp. 1534-1539, August 1995.
 [3] 조승우, 황갑주, 김성학, “코호넨 신경망을 이용한 단기 전력수요 예측”, 전기학회 논문지 46권, 3호, 1997년 3월.
 [4] 김광호, 황갑주, 박종근, 김성학, “단기전력 수요예측전문가 시스템의 개발”, 전기학회 논문지 47권, 3호, 1998년 3월.
 [5] 황갑주, 김광호, 김성학, “주간수요예측 전문가 시스템개발”, 전기학회 논문지 48권, 4호, 1998년 4월.
 [6] S. Rahman, and R. Bhatnagar, “An Expert System Based Algorithm for Short-Term Load Forecast”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 50-55, 1987.

[7] T. M. Peng, N. F. Hubele and G. G. Karady, “An Adaptive Neural Network approach to One-Week Ahead Forecasting,” IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, pp. 1195-1203, 1993.
 [8] A. G. Bakirtzis, V. Petridis, S. J. Kiartzis, M. C. Alexiadis, and A. H. Maissis, “A Neural Network Short Term Load Forecasting Model for the Greek Power System”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 2, pp. 858-863, May 1996.
 [9] R. Lamedica, A. Prudenzi, M. S, M. Caciotta, and V. Orsolini Cencelli, “A Neural Network GBased Technique For Short-Term Forecasting of Anomalous Load Periods”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 4, pp. 1749-1756, November 1996.
 [10] D. Srinivasan, C. S. Chang, and A. C. Liew, “Demand forecasting Using fuzzy Neural Computation, With Special Emphasis On Weekend And Public Holiday Forecasting ”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 4, pp. 1897-1903, November 1995.
 [11] R. Campo and P. Ruiz, “Adaptive Weather-Sensitive Short-Term Load Forecast”, IEEE Transactions on Power System, Vol. 2, No. 3, pp. 592-600, August 1987.
 [12] Hiroyuki Mori, Hidenori Kobayashi, “Optimal Fuzzy Inference for Short-Term Load Forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996.
 [13] 조현호, 백영식, 송경빈, 홍덕현, “퍼지 선형회귀분석 알고리즘을 이용한 특수일 전력수요예측”, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 298-300, 2000년 7월.
 [14] Dug Hun Hong, Sungho Lee and Hae Young Do, “Fuzzy linear regression Regression analysis for fuzzyinput-output data using shape-preserving operations”, Fuzzy Sets and Systems 122, pp513-526, 2001.
 [15] D. H. Hong and H. Y. Do, “Fuzzy systems reliability analysis by the use of Tw(the weakest t-norm) on fuzzy number arithmetic operations”, Fuzzy Sets and Systems 90, pp. 307-316, 1997.
 [16] 김광호, “특수일 전력수요예측을 위한 퍼지 전문가시스템의 개발”, 전기학회 논문지 47권, 제7호, pp. 886-891, 1998년 7월.
 [17] K.H. Kim, “Short-Term Load Forecasting for Special Days in Anomalous Load Conditions Using Neural Networks and Fuzzy Inference Method”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 2, pp. 559-565, May 2000

저 자 소 개



송 경 빈 (宋 敬 彬)

1963년 9월 15일생. 1986년 연세대 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 텍사스A&M전기공학과 졸업(공학박). 1995년 LG-EDS 시스템 전문과장. 1996년 한전전력연구원 선임연구원. 1998년 대구효성가톨릭대학교 전임강사. 현재 계명대학교 공학부 전임강사.

Tel : (053) 580 - 5926

E-mail : kbsong@kmu.ac.kr



백 영 식 (白 榮 植)

1950년 7월 8일생. 1974년 서울대 전기공학과 졸업. 1977년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1977년 명지대 전기공학과 조교수. 현재 경북대 전자전기공학부 교수.

Tel : (053)950-5602

E-mail : ysbaek@bh.kyungpook.ac.kr



구 본 식 (具 本 皙)

1976년 1월4일생. 2000년 경북대 전기공학과 졸업. 2000년~현재 동 대학원 전기공학과 석사과정

Tel : (053) 940 - 8802

Fax : (053) 950 - 6600

E-mail : kbs1994@palgong.knu.ac.kr