

평일 단기전력수요 예측을 위한 최적의 지수평활화 모델 계수 선정

Optimal Coefficient Selection of Exponential Smoothing Model in Short Term Load Forecasting on Weekdays

송 경 빈* · 권 오 성** · 박 정 도†

(Kyung-Bin Song · Oh-Sung Kwon · Jeong-Do Park)

Abstract - Short term load forecasting for electric power demand is essential for stable power system operation and efficient power market operation. High accuracy of the short term load forecasting can keep the power system more stable and save the power market operation cost. We propose an optimal coefficient selection method for exponential smoothing model in short term load forecasting on weekdays. In order to find the optimal coefficient of exponential smoothing model, load forecasting errors are minimized for actual electric load demand data of last three years. The proposed method are verified by case studies for last three years from 2009 to 2011. The results of case studies show that the average percentage errors of the proposed load forecasting method are improved comparing with errors of the previous methods.

Key Words : Short term load forecasting, Exponential smoothing method, Time series, Power system operation, Power system analysis

1. 서 론

전력수요예측은 전력계통 및 전력시장 운영을 위한 필수적인 기본 도구이며 정확성이 요구된다. 예측의 불확실성이 과도하게 발생하면 확보한 예비력의 부족현상이 발생되며 전력계통의 전력품질 저하로 이어진다. 특히 예비력이 100만kW 이하일 경우 2011년 9월 15일과 같은 부하조정으로 순환단전을 실시하게 되어 수용가 및 관련 시설에 심각한 불편함을 초래한다. 본 논문에서는 평일로 정의되는 월요일부터 금요일까지의 전력수요예측의 정확도를 개선하기 위해 지수평활화법의 개선된 계수 선정기법을 제시한다.

평일일의 평일 수요예측분야의 연구 동향을 살펴보면, 통계적 기반의 방법과 인공지능형 기반의 방법으로 구분된다. 통계적인 방법에는 관찰된 변수들 간에 독립변수와 종속변수 사이의 관계식을 추정하며, 추정된 관계식을 이용하여 독립변수가 주어졌을 때 종속변수를 예측하는 분석방법인 회귀분석법과 계절, 주간, 일간 주기와 같이 시계열에 따라 특정 주기성을 갖는 특성을 통해 전력수요를 예측하는 기법인 시계열분석법등이 있다[1-3]. 인공지능 기법은 비선형적 현상을 연산 처리의 속도가 빠른 컴퓨터를 이용하여 학습 후 예측하게 되며, 인공지능기법의 대표적인 방법으로는 신경회

로망기법이 있다.[4-5].

본 논문에서는 평일일의 평일(월-금) 전력수요예측 기법 중 하나인 지수평활화법의 지수평활화계수를 선정하는 새로운 방안을 제안한다. 선행연구된 지수평활화계수[6]에서 과거의 가중치를 크게 부여시키는 항을 제거하고, 지수평활화법의 정의에 맞게 지수평활화계수의 합이 1이 되게 함으로써 지수함수 형태로 최근 데이터의 가중치를 높이는 방안을 제안한다. 또한 지수평활화계수를 미지수로 설정하여 예측일 이전 시점의 전력수요예측 오차를 가장 최소화하는 지수평활화계수를 추정하여 지수평활화계수를 선정하는 방안을 제안한다. 최대전력예측, 최소전력예측, 24시간 전력수요예측을 위한 지수평활화 모형에 제안한 지수평활화계수를 적용하여 과거 3개년(2009년, 2010년, 2011년)의 사례연구를 수행함으로써 선행연구된 평일 전력수요예측[6]보다 예측의 정확도가 향상됨을 입증하였다.

2. 본 론

2.1 평일의 전력수요 특성

기온의 영향을 제외한 평일(월-금)의 전력수요 특성을 분석하기 위해 기온이 전력수요에 민감하지 않은 10월 전력수요를 나타내면 그림 1과 같다. 그림 1은 2011년 10월 8일(토) - 10월 24일(월)까지의 전력수요와 최고기온, 최저기온에 대한 정보가 제시되어있다. 그래프에서 나타난 바와 같이 10월달은 기온이 변화함에도 전력수요의 변동성은 거의 나타나지 않아서 전력수요가 기온에 대해 민감하지 않음을 알 수 있다. 평일 화,수,목,금은 요일에 상관없이 매우 유사한 패턴을 보이며, 월요일의 최소전력수요는 주말의 영향을

* Department of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea. (kbsong@ssu.ac.kr)

** Department of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea (kos0902@ssu.ac.kr)

† Corresponding Author : Division of Energy & Electrical Engineering, Uiduk University, Korea.

E-mail : jdpark@uu.ac.kr

Received : July 3, 2012; Accepted : December 27, 2012

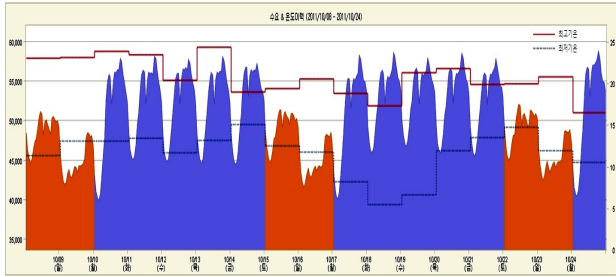


그림 1 2011년 10월 8일(토) - 10월 24일(월)의 전력수요[7]
 Fig. 1 Electric Load from Oct. 8, 2011(Sat.) to Oct. 24, 2011(Mon.)[7]

만약 평일(화-금)에 비해 더 낮은 수요를 띄고, 최대전력수요는 평일(월-금)과 유사하다. 전력수요는 기상요인과 상관관계가 있으며, 특히 기온과 상관관계가 높다. 전력수요의 조도에 대한 상관관계를 살펴보자. 조도(운량)는 하늘을 덮고 있는 구름양의 비율을 말하며, 하늘 전체(눈에 보이는 범위)의 몇 %가 구름으로 덮여 있는지에 따라 0부터 10으로 조도의 정도를 나타낼 수 있다. 예를 들어, 구름의 두께나 종류에 관계없이 하늘 전체의 30%가 덮여 있을 때를 운량 3으로 본다. 하지만, 기상청의 조도 예보는 동네예보를 통해 3시간 단위로 맑음, 구름조금, 구름많음, 흐림으로 예보를 하기 때문에 조도 예보값을 명확하게 수치화 시키는 것은 어렵다. 현재 한국전력거래소에서는 실제 조도는 0부터 10까지 수치화된 조도 데이터를 얻지만, 조도 예보에 대해서는 맑음, 구름조금, 구름많음, 흐림에 대해 운용자의 판단에 의해 수치화하여 관리하고 있다. 직관적으로 조도가 높으면 하늘전체에 구름이 가득 덮여 있어 전등부하로 인해 전력수요가 높아질 것이라 예상되어 과거 2008년, 2009년 평상일인 평일(화-금)의 조도와 전력수요와의 상관관계를 분석하였다. 2008년, 2009년 조도, 기온에 대한 최대 전력수요와의 상관계수를 표 1에 제시한다.

표 1 기상요인과 최대전력수요와의 상관계수
 Table 1 The Correlation coefficient of Weather factor and Maximum Electric Load

기간(월)	5, 6, 7, 8, 9	1, 2, 3, 4, 10, 11, 12
조도(운량)	0.1098	-0.0517
최고기온	0.5639	-0.8401
최저기온	0.7528	-0.7995
평균기온	0.7030	-0.8265

과거 2008년, 2009년 조도, 기온에 대한 최대 전력수요와의 상관계수를 보면 기온에 비해 조도는 상관계수가 매우 낮아 조도가 최대전력수요와의 관계가 거의 없다는 결론을 얻을 수 있다. 또한, 단기 전력수요예측에 조도라는 기상요인을 고려할 때는 실제조도 데이터뿐만 아니라 명확히 수치화된 조도 예보값이 필요하나, 현재로써는 명확히 수치화된 조도 예보값을 얻기 어렵다. 본 논문에서는 조도를 전력수요 예측하기 위한 변수로 사용 했을 시 오차를 더 크게 할 수 있는 요인이 될 수 있어 조도의 변수는 고려하지 않았다.

2.2 평일 전력수요예측을 위한 지수평활화법

지수평활화법은 부하의 변동특성이 비교적 적은 평상일(월-금)의 수요예측에 적합한 기법이다[6]. 그림 1에서 보듯이 월요일의 최대전력수요는 화, 수, 목, 금과 비슷하지만, 최소전력수요는 일요일의 영향으로 월요일의 새벽시간대의 수요가 평일(화-금)과 다르게 나타나므로 지수평활화법을 통해 최소전력수요 예측 시 입력데이터가 평일(화-금)과는 다르게 입력되며, 최대전력수요 예측에 필요한 입력데이터는 평일(월-금)이 동일하다.

평활화 시계열 모형(Smoothing time series model)은 과거의 데이터를 평활화시켜 예측하는 모형으로 단순하면서도 실용적이라는 점에서 수요예측에 널리 사용되고 있다. t번째 시각 현재 N개의 실적수요를 이용하여 t+1번째 시각의 전력수요를 예측하기 위한 가장 간편한 방법은 식(1)와 같이 관측된 실적수요를 이동평균하면 된다[8].

$$F_{t+1} = (X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-N+1})/N \quad (1)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{i=t-N+1}^t X_i$$

여기서, X_t 는 t시각의 실적수요, N은 관측된 실적수요의 수, F_{t+1} 은 t번째 시각부터 t-N+1번째 시각까지 N개의 실적수요를 통해 t+1번째 시각의 전력수요 예측값이다.

이동평균에 의한 예측모형 구성의 식(1)은 몇 가지 문제점을 가지고 있는데, 우선 이동평균을 구하기 위해 N개의 관측된 실적수요가 전부 필요하므로 많은 데이터가 필요하며 오래된 입력데이터 사용으로 최근추세를 반영하기 어려운 점과 예측시 N개의 관측치에 동일한 가중치가 부여된다는 점이다. 평활화 시계열법중 지수평활화 모형(Exponential smoothing model)은 위의 문제점을 보완한 예측모형이다.

$$F_t = (X_{t-1} + \dots + X_{t-N})/N \quad (2)$$

F_t 는 식(2)와 같이 표현되며, 식(2)를 식(1)에 대입하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_{t+1} = \frac{X_t}{N} - \frac{X_{t-N}}{N} + F_t \quad (3)$$

식(3)에서 시계열 관측치인 평일(월-금)의 전력수요가 일반적으로 유사한 전력수요 특성을 가진다고 가정하고, 식(3)에서 t-N시각의 실적수요 대신 F_t 를 대입하면

$$F_{t+1} = \frac{X_t}{N} - \frac{F_t}{N} + F_t \quad (4)$$

가 된다. 식(4)를 다시 쓰면

$$F_{t+1} = \left(\frac{1}{N}\right)X_t + \left(1 - \frac{1}{N}\right)F_t \quad (5)$$

로 표현되며, 최근의 관측치 X_t 에 $1/N$ 의 가중치가, 최근의 예측치 F_t 에 $1-(1/N)$ 의 가중치가 작용하고 있음을 알 수 있다. 식(5)에서 $1/N$ 대신에 α 를 대입하면

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1-\alpha)F_t \quad (6)$$

으로 표현되는데, 식 (6)을 단순 지수평활화 모형식이라 부르며, N개의 데이터 대신에 최근의 관측치와 예측치 및 α 값만을 가지고 예측을 할 수 있다. 지수평활화 모형의 특성과 의미를 검토하기 위하여 식(6)에 F_t 의 전개식을 대입해보면,

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1-\alpha)[\alpha X_{t-1} + (1-\alpha)F_{t-1}] = \alpha X_t + \alpha(1-\alpha)X_{t-1} + (1-\alpha)^2 F_{t-1} \quad (7)$$

이 된다. 같은 방법으로 F_{t-1} 도 전개하면,

$$F_{t-1} = \alpha X_{t-2} + \alpha(1-\alpha)X_{t-3} + (1-\alpha)^2 F_{t-3} \quad (8)$$

되고, 식(8)을 식(7)에 넣어 정리하여 이와 같은 과정을 반복하면,

$$F_{t+1} = \alpha X_t + \alpha(1-\alpha)X_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 X_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^3 X_{t-3} + \alpha(1-\alpha)^4 X_{t-4} + \alpha(1-\alpha)^5 X_{t-5} + \dots + \alpha(1-\alpha)^{N-1} X_{t-(N-1)} + (1-\alpha)^N F_{t-(N-1)} \quad (9)$$

이 된다[8]. 이들 전개식에서 알 수 있는 바와 같이 과거 관측치에 적용된 가중치가 지수적으로 감소하여 작용하며, 가중치를 모두 합하면 1이 된다.

수요예측 시 예측일의 가장 가까운 데이터를 사용하는 것이 예측 시 효과적인 것은 자명한 사실이나, 예측 입력데이터를 많이 사용하면 할수록 예측일의 가장 가까운 데이터에 가중치가 작아지게 되어 문제가 있다. 전력수요는 같은 한 주간의 변화보다 주단위로 변화하는 특성이 있으므로 전력수요 예측 시, 예측일 최근 입력데이터에 가중치를 더 부여하며 주단위로 변화하는 전력수요 특성을 고려하기 위해 예측일전 과거 3일의 데이터를 사용하여 예측하였다. 지수평활화법을 이용한 평일(월-금)의 최대전력수요와 최소전력수요 예측에 입력되는 데이터는 표 2와 같다.

전력시장운영규칙에 의거하여 한국전력거래소에서는 전력수요예측 시 15시 이전에 예측이 가능해야 하므로 예측일 하루 전의 데이터는 사용하지 않고, 예측일 전전일을 최초 데이터로 사용하며 다음의 수식에 의해 평일의 최대전력수요와 최소전력수요가 예측된다[9].

$$F_d = \alpha X_{d-2} + \alpha(1-\alpha)X_{d-3} + \alpha(1-\alpha)^2 X_{d-4} + (1-\alpha)^3 F_{d-4} \quad (10)$$

식 (10)에서 α 값은 $1/N$ 로서, 관측일 3일을 사용하므로 $\alpha = 0.33$ 이 되고, F_{d-4} 은 예측일(d) 전 d-4의 예측전력수요로써 d-4일 전의 N개의 과거 실적수요로부터 식 (8)에 의해 전력수요를 예측하게 된다. 하지만 예측일(d)의 시점에는 d-4일의 전력수요를 알고 있으므로 실수요를 사용할 수 있다. 그

표 2 평일(월-금)의 최대/최소 전력수요 예측 입력데이터 구성

Table 2 Input Data Set for Maximum/Minimum Electric Load Forecasting on Weekdays(From Monday To Friday)

요일	최대전력수요 예측 입력데이터	최소전력수요 예측 입력데이터
평일 (화-금)	예측일 전 평일(월-금) 3일의 최대전력수요 실적값	예측일 전 평일(화-금) 3일의 최소전력수요 실적값
월요일	예측일 전 평일(월-금) 3일의 최대전력수요 실적값	예측일 전 3주의 동일요일(월요일) 3일의 최소전력수요 실적값

리하여 계수를 대입하여 정리하면 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다[8].

$$F_d = 0.330X_{d-2} + 0.330(1-0.330)X_{d-3} + 0.330(1-0.330)^2 X_{d-4} + (1-0.330)^3 X_{d-4} \quad (11)$$

식(11)의 계수를 정리하면 다음과 같은 수식이 된다.

$$F_d = 0.330X_{d-2} + 0.2211X_{d-3} + 0.4480X_{d-4} \quad (12)$$

식(12)를 분석해 보면 d-4요일의 가중치가 d-2요일 보다 높아 최근 데이터 보다 오래된 데이터를 더욱 중요하게 취급하고 있다. 본 논문에서는 지수평활화법의 가중치에 대한 분석을 통하여 평일(월-금)의 24시간 전력수요예측 오차율을 개선하기 위한 지수평활화계수를 재설정하는 방안을 제시하였다.

2.3 지수평활화계수 선정기법

선행 연구된 지수평활화계수 $\alpha=0.33$ 사용 시, 식(12)에서 보듯이 나중 데이터인 d-4요일의 데이터에 가중치가 크게 부여됨을 볼 수 있다. 지수평활화법을 통한 평일 전력수요 예측 시, 최신 수요실적에 가중치를 더 부여하는 Case1과 예측일 전 과거 직전 일년에 대한 평일의 실적자료를 이용하여 학습을 통한 지수평활화계수를 선정하는 방안을 Case2로 제시하였다.

Case1 : 과거의 자료에 대한 가중치가 큰 식(10)의 F_{d-4} 항을 제거하여, 지수평활화법의 정의에 맞게 평활화계수의 합은 1로서 지수함수 형태로 최근 데이터에 가중치를 높이는 방안으로 제시한다[10].

$$F_d = 0.4720X_{d-2} + 0.3163X_{d-3} + 0.2117X_{d-4} \quad (13)$$

Case2 : 식(10)의 F_{d-4} 항을 제거하여, 지수평활화법의 정의에 맞게 평활화계수의 합은 1로서 지수함수 형태로 지수평활화계수를 A, B, C로 설정하여 예측일 과거 년도에서 오차가 가장 적게 나오는 지수평활화계수를 선정하는 방법을 제시한다.

$$\begin{aligned}
 F_d &= \frac{\alpha}{\alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2} X_{d-2} \\
 &+ \frac{\alpha(1-\alpha)}{\alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2} X_{d-3} \\
 &+ \frac{\alpha(1-\alpha)^2}{\alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2} X_{d-4} \\
 &= AX_{d-2} + BX_{d-3} + CX_{d-4}
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

식(14)의 A, B, C 계수는 새로운 지수평활화계수로, 예측 일 직전 년도에서 평일(월-금)의 최대전력수요 예측 오차를 최소로 하는 지수평활화계수와 평일(화-금)과 월요일로 구분하여 최소전력수요 예측 오차를 최소로 하는 지수평활화계수를 추정하였다. 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 &= \text{Min} \sum_{i=1}^n [X_{i,d} - F_{i,d}]^2 \\
 &= \text{Min} \sum_{i=1}^n \left[X_{i,d} - \left(\frac{\alpha}{\alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2} X_{i,d-2} \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. + \frac{\alpha(1-\alpha)}{\alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2} X_{i,d-3} \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. + \frac{\alpha(1-\alpha)^2}{\alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2} X_{i,d-4} \right) \right]^2 \\
 \text{subject to} \quad &0 < \alpha < 1
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

여기서, n은 지수평활화계수를 추정하기 위한 예측일 직전 년도의 분석 기간의 일수, α는 가중치, $X_{i,d}$ 는 과거 i일의 실적 전력수요, $F_{i,d}$ 는 i일의 예측 전력수요, ε_i 는 과거 i일의 실적 전력수요 데이터와 예측 전력수요의 차, $X_{i,d-2}$, $X_{i,d-3}$, $X_{i,d-4}$ 는 과거 i일을 예측일(d)을 예측하기 위한 입력데이터로 예측일 전 d-2일, d-3일, d-4일의 실적 전력수요이다.

다음의 표 3은 2008년, 2009년, 2010년의 3개년에 대한 평일의 전력수요 예측 오차를 최소로 하는 지수평활화계수 추정값이다.

표 3 연도별 지수평활화 계수 추정값

Table 3 Estimates for Coefficients of Exponential Smoothing Model by Year

년도	요일	A		B		C	
		최대전 력수요	최소전 력수요	최대전 력수요	최소전 력수요	최대전 력수요	최소전 력수요
2008년	평일 (화-금)	0.80645	0.82481	0.16129	0.14847	0.03226	0.02672
	월요일	0.80645	0.87192	0.16129	0.11335	0.03226	0.01474
2009년	평일 (화-금)	0.85288	0.81559	0.12793	0.15496	0.01919	0.02944
	월요일	0.85288	0.76191	0.12793	0.19048	0.01919	0.04762
2010년	평일 (화-금)	0.83410	0.95012	0.14180	0.04751	0.02411	0.00238
	월요일	0.83410	0.81559	0.14180	0.15496	0.02411	0.02944

2.4 예측일의 24시간 전력수요 예측을 위한 정규화 패턴 모형 구성

선행 연구의 24시간 전력수요 예측을 위한 정규화 방법은 예측일 전 3일의 정규화 값을 평균한 것으로 다음과 같다 [10].

$$\begin{aligned}
 PU_t^{WD} &= \left(\frac{MW_t^{d-2} - MW_{\min}^{d-2}}{MW_{\max}^{d-2} - MW_{\min}^{d-2}} + \frac{MW_t^{d-3} - MW_{\min}^{d-3}}{MW_{\max}^{d-3} - MW_{\min}^{d-3}} \right. \\
 &\quad \left. + \frac{MW_t^{d-4} - MW_{\min}^{d-4}}{MW_{\max}^{d-4} - MW_{\min}^{d-4}} \right) \div 3 \\
 &, t = 1, 2, \dots, 24
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

여기서, PU_t^{WD} 는 예측일 이전 3일에 대한 동시간대 전력수요 데이터를 이용하여 정규화한 값의 평균값으로 예측일 t시간의 전력수요 정규화값이다. MW_{\max}^{WD} , MW_{\min}^{WD} , MW_t^{WD} 는 예측일 전 최대전력수요, 최소전력수요, 시간 t의 전력수요 값을 나타내며, d-2, d-3, d-4는 예측일 전 평일의 예측일 d-2일, 예측일 d-3일, 예측일 d-4일을 의미한다.

본 논문에서는 24시간 전력수요를 예측하기 위한 정규화 값의 입력데이터 구성을 선행연구보다 개선된 입력데이터 선정 및 Case1과 Case2의 지수평활화 가중치를 사용하여 24시간 전력수요를 예측하기 위한 예측일 24시간 패턴모형을 구성하였다.

지수평활화계수를 개선하여 최대전력수요와 최소전력수요 예측에서 기존의 지수평활화계수를 사용한 것 보다 전력수요 예측의 정확도를 개선하였다. 이는 전력수요 예측 시 예측일에 가장 가까운 데이터를 사용 할수록 개선되어 24시간 수요예측을 위한 정규화 방법에서도 기존의 3주전 동일요일에 평균을 내는 기법에서 최근의 데이터에 가중치를 더 부여하는 방법으로 Case1과 Case2의 지수평활화계수를 사용하여 24시간 예측을 위한 정규화 패턴 예측을 수행하였다.

예측일의 24시간 전력수요 패턴모형 구성 시, Case1 지수평활화계수를 사용하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 PU_t^{WD} &= 0.4720 \frac{MW_t^{d-2} - MW_{\min}^{d-2}}{MW_{\max}^{d-2} - MW_{\min}^{d-2}} + 0.3163 \frac{MW_t^{d-3} - MW_{\min}^{d-3}}{MW_{\max}^{d-3} - MW_{\min}^{d-3}} \\
 &+ 0.2117 \frac{MW_t^{d-4} - MW_{\min}^{d-4}}{MW_{\max}^{d-4} - MW_{\min}^{d-4}} \\
 &, t = 1, 2, \dots, 24
 \end{aligned}
 \tag{17}$$

여기서, PU_t^{WD} 는 예측일 이전 3일에 대한 동시간대 전력수요 데이터를 이용하여 정규화한 값에 Case1의 지수평활화계수를 사용하여 구한 예측일 t시간의 전력수요 정규화값이다. MW_{\max}^{WD} , MW_{\min}^{WD} , MW_t^{WD} 는 예측일 전 최대전력수요, 최소전력수요, 시간 t의 전력수요값을 나타내며, d-2, d-3, d-4는 예측일 전 평일의 예측일 d-2일, 예측일 d-3일, 예측일 d-4일을 의미한다.

예측일의 24시간 전력수요 패턴모형 구성 시, 예측일 전년도 24시간 전력수요예측 오차를 최소화하는 지수평활화계수 추정값을 사용하면 다음과 같다.

$$PU_t^{WD} = A \frac{MW_t^{d-2} - MW_{\min}^{d-2}}{MW_{\max}^{d-2} - MW_{\min}^{d-2}} + B \frac{MW_t^{d-3} - MW_{\min}^{d-3}}{MW_{\max}^{d-3} - MW_{\min}^{d-3}} + C \frac{MW_t^{d-4} - MW_{\min}^{d-4}}{MW_{\max}^{d-4} - MW_{\min}^{d-4}}, \quad t = 1, 2, \dots, 24 \quad (18)$$

여기서, PU_t^{WD} 는 예측일 이전 3일에 대한 동시간대 전력수요 데이터를 이용하여 정규화한 값에 예측일 전년도 24시간 전력수요예측 오차를 최소화하는 지수평활화계수 추정값을 사용하여 구한 예측일 t시간의 전력수요 정규화값이다. MW_{\max}^{WD} , MW_{\min}^{WD} , MW_t^{WD} 는 예측일 전 최대전력수요, 최소전력수요, 시간 t의 전력수요값을 나타내며, d-2, d-3, d-4는 예측일 전 평일의 예측일(d)-2일, 예측일(d)-3일, 예측일(d)-4일을 의미한다.

다음의 표 4는 Case2의 방법을 사용하여 24시간 정규화 전력수요 패턴을 예측하기 위해 과거 2008년, 2009년, 2010년 3개년에 대한 패턴 가중치를 추정한 값이다.

표 4 연도별 24시간 전력수요 예측을 위한 정규화 가중치 추정값

Table 4 Normalized Weight Estimates for 24 Hourly Load Forecasting by Year

년도	요일	A	B	C
2008년	평일 (화-금)	0.788395	0.173447	0.038158
	월요일	0.960061	0.038402	0.001536
2009년	평일 (화-금)	0.779484	0.179281	0.041235
	월요일	0.753239	0.195842	0.050919
2010년	평일 (화-금)	0.779484	0.179281	0.041235
	월요일	0.881523	0.105783	0.012694

따라서 예측일 t시간의 전력수요는 다음 식으로 나타낼 수 있다[10].

$$F_t^{WD} = (F_{\max} - F_{\min}) \times PU_t^{WD} + F_{\min}, \quad t = 1, 2, \dots, 24 \quad (19)$$

여기서, F_t^{WD} 는 예측일의 시간당 전력수요 예측값, F_{\max} 는 예측일의 최대전력수요 예측값, F_{\min} 는 예측일의 최소전력수요 예측값이고, PU_t^{WD} 는 예측일의 24시간 정규화 패턴 예측값이다.

3. 사례연구

제안한 단기수요예측 방법의 예측 정확도를 확인하기 위

해 2009, 2010, 2011년 3개년에 대해 수요예측을 수행하고 오차율을 제시하였다. 오차는 최대전력수요 오차와 최소전력수요 오차, 24시간 중 최대오차, 24시간 평균오차를 나타내었다. 시간 t에서의 수요예측 오차식은 다음과 같다.

$$Error_t(\%) = \frac{|F_t^{Forecast} - X_t^{Actual}|}{X_t^{Actual}} \times 100, \quad t = 1, 2, \dots, 24 \quad (20)$$

여기서, $F_t^{Forecast}$ 는 예측일 시간 t의 전력수요 예측값이고, X_t^{Actual} 는 예측일 시간 t의 전력수요 실적값이다.

아래의 표 5는 2009년, 2010년 2011년 3개년에 대해 특수 일기간 및 특수경부하기간을 제외하여 2009년에는 234일, 2010년에는 233일, 2011년은 229일의 각 년도의 평일(월-금)에 대한 전력수요 예측 오차를 나타낸다.

표 5 3개년(2009년, 2010년, 2011년)에 대한 평일(월-금) 전력수요 예측 오차율

Table 5 Percentage Errors of Load Forecasting on Weekdays for three years(From 2009 To 2011)

년도	방법	최대전력 오차(%)의 연평균	최소전력 오차(%)의 연평균	24시간 최대오차 (%)의 연평균	24시간 평균오차 (%)의 연평균
2009	지수 평활화법	2.5932	2.8215	4.5442	2.5744
	Case1	2.3938	2.6219	4.2946	2.3944
	Case2	2.3035	2.4971	4.2322	2.2930
2010	지수 평활화법	2.6540	2.6638	4.6832	2.5550
	Case1	2.4455	2.5050	4.4450	2.3896
	Case2	2.3030	2.3668	4.4056	2.2916
2011	지수 평활화법	2.5951	2.3644	4.2469	2.3701
	Case1	2.4072	2.1703	3.9822	2.1945
	Case2	2.2890	2.0432	3.9088	2.0926

변동특성이 비교적 적은 평상일(화-금)의 수요예측 시 적합한 새로운 계수를 찾는, 최근 데이터에 가중치가 더 부여 되는 계수 선정기법에서 기존 연구된 평활화계수 $\alpha=0.33$ 보다 Case1의 개선된 평활화계수 0.4720, 0.3163, 0.2117 사용시 3개년(2009년, 2010년, 2011년) 24시간 평균 오차율이 2.4998%에서 2.3262%로 0.1736% 개선되었고, 기존 연구된 평활화계수 $\alpha=0.33$ 보다 Case2의 개선된 평활화계수 사용시 3개년(2009년, 2010년, 2011년) 24시간 평균 오차율이 2.4998%에서 2.2257%로 0.2428% 개선되는 것을 확인하였다. 전체적으로 Case1보다 Case2의 지수평활화계수를 사용한 예측이 전력수요예측에 정확도가 높은 것으로 분석되었다.

4. 결 론

본 논문에서는 평일(월-금)의 수요예측 시 주로 사용되는 시계열 기반의 지수평활화 모델에 대해 기존의 연구된 방법

에서의 지수평활화계수를 개선하기 위하여 두 가지 방안을 제시하였다. 연구결과 평상일(월-금) 최대전력수요예측의 경우 가장 최근일에 대한 지수평활화 계수의 추정값 A는 80% ~ 85%, 최소전력수요예측의 경우 76% ~ 95%로 나왔다. 이것은 주지하고 있는 바와 같이 최대 및 최소전력수요예측에는 최근일의 중요도가 매우 높다는 것을 의미하며 대략 85% 선에서 최근 경향을 반영하는 것이 적합하다는 것을 나타내는 것이다. 최대전력수요예측, 최소전력수요예측, 24시간 평균예측에 대한 지수평활화 계수의 추정값 A는 각각 서로 다른 범위로 나타났는데, 이것은 예측의 초점을 어디에 두느냐에 따라서 지수평활화 계수의 범위를 달리해야 한다는 것을 의미한다. 또한 24시간 수요예측을 위한 정규화 방식을 개선하고 최근 3개년의 사례연구를 통하여 제안한 방법이 수요예측 오차율의 개선에 기여함을 나타내었다. 본 연구에서 제안한 방법은 지수평활화 계열의 방법을 사용한 각종 예측 수행시 가중치 설정에 대한 가이드라인으로 사용될 수 있을 것이다. 한편, 향후 본 논문에서 제시한 개선된 알고리즘에 여름과 겨울에 대한 온도민감도를 반영한다면 전력수요예측 오차율을 보다 더 개선할 수 있을 것으로 기대한다.

감사의 글

본 연구는 2011년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구과제(No. 20114010203110)입니다.

References

[1] A.D. Papalexopoulos and T.C. Hesterberg, "A Regression-Based Approach to Short-Term System Load Forecasting," IEEE Trans. on Power Systems, vol.4, no.4, pp.1535-1547, Nov. 1990.

[2] Nima Amjady, "Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability," IEEE Trans. on Power Systems, vol.16, no.4, pp.798-805, Nov. 2001.

[3] D.J. Trudnowski, et al., "Real-Time Very Short-Term Load Prediction for Power-System Automatic Generation Control," IEEE Trans. on Control Systems Technology, vol. 9, no.2, pp.254-260, Mar. 2001.

[4] T. Senjyu, H. Takara, and T. Funabashi, "One-Hour-Ahead Load Forecasting Using Neural Network," IEEE Trans. on Power Systems, vol.17, no.1, pp.113-118, Feb. 2002.

[5] Ying Chen, et al, "Short-Term Load Forecasting: Similar Day-Based Wavelet Neural Networks," IEEE Trans. on Power Systems, vol.25, no.1, pp.322-330, Feb. 2010.

[6] Kyung-Bin Song, Seong-Kwan Ha, "An Algorithm of Short-Term Load Forecasting", Trans. KIEE, vol.

53A, no. 10, Oct. 2004.

[7] Korea Power Exchange, "Short-Term Load Forecaster(KSLF)", Version. 1.0.1.8.

[8] Korean Electric Power Research Institute, "Development of the Integrated System for Power System Operational Planning and Analysis", TR.94YJ15.J1998.89, pp. 20-21. December 1998.

[9] Korea Power Exchange, "Electricity Market Rules", pp. 207, Dec. 2011.

[10] Oh-Sung Kwon, Rae-Jun Park, Kyung-Bin Song, Sung-Kwan Joo, Jeong-Do Park, Burm-Sup Cho, Ki-Jun Shin, "Coefficient selection technique of exponential smoothing model for weekday load forecasting", KIEE Power Engineering Society, The proceeding of the Autumn Conference, pp. 295-296, Nov. 2010.

저 자 소 개



송 경 빈 (宋 敬 彬)

1963년 9월 15일생. 1986년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 텍사스 A&M 전기공학과 졸업(공학박). 현재 숭실대학교 전기공학부 부교수.

Tel : 02-820-0648
E-mail : kbsong@ssu.ac.kr



권 오 성 (權 五 成)

1984년 9월 2일생. 2010년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 현재 숭실대학교 전기공학과 석사과정.

Tel : 02-2296-6203
E-mail : kos0902@ssu.ac.kr



박 정 도 (朴 正 道)

1969년 10월 6일생. 1992년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기전자공학과 졸업(석사). 2000년 동 대학원 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(공학박). 현재 위덕대학교 에너지전기공학부 부교수.

Tel : 054-760-1663
E-mail : jdpark@uu.ac.kr