

시간대별 기온을 이용한 전력수요예측 알고리즘 개발

Development of Short-Term Load Forecasting Algorithm Using Hourly Temperature

송 경 빈*
(Kyung-Bin Song)

Abstract - Short-term load forecasting(STLF) for electric power demand is essential for stable power system operation and efficient power market operation. We improved STLF method by using hourly temperature as an input data. In order to using hourly temperature to STLF algorithm, we calculated temperature-electric power demand sensitivity through past actual data and combined this sensitivity to exponential smoothing method which is one of the STLF method. The proposed method is verified by case study for a week. The result of case study shows 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, Hourly temperature, Temperature-electric power demand sensitivity, Exponential smoothing method, Power system operation

1. 서 론

단기 전력수요예측은 전력시장의 가격결정 및 전력계통운영의 필수적이며, 정확한 전력 수요의 예측은 전력시장의 경제성과 효율성을 개선시키고 전력계통 운영에 대해 안정성을 높인다. 전력수요는 단기적으로 기상의 변화, 사회적 경제적 급격한 변동에 영향을 받으며, 불확실성을 내포한 비선형적 특징을 갖는다. 단기 전력수요예측을 위한 대표적인 통계적인 방법으로 회귀분석 모델과 시계열분석 모델이 있다. 전력수요예측의 회귀분석 모델은 독립변수로 기상 요소나 요일과 같은 요소를 사용하여 종속변수인 전력수요의 관계를 분석한 회귀모델을 사용한다[1-2]. 시계열분석 모델은 자기 회귀, 이동평균, 자기 회귀와 이동 평균의 혼합 모형(ARMA), 지수 평활법 등이 있다. 시계열 분석과 회귀분석을 이용한 예측은 특정 이벤트 발생 시 매우 취약한 예측 정확성을 보인다는 단점이 있다[3]. 비선형적 모델 구성에 강점을 가지고 있는 인공지능형기법으로 신경회로망기법이 전력수요예측에 적용되고 있다[4-5]. 최근에는 전력수요예측을 정확성을 높이기 위해 유사일의 자료를 입력 자료로 추출하는 데이터마이닝 기반의 하이브리드 방법에 대한 연구가 관심을 받고 있다. 단기 전력수요에 대해 기상요소는 매우 영향이 크고 기상요소는 최고기온, 최저기온, 평균기온, 불쾌지수, 체감온도, 조도(운량), 일조시간, 상대습도 등이 있다. 현재까지 기상 예보의 신뢰성이 높은 기온을 중요 인자로 취급하고 최대 전력수요 및 최소 전력수요와 기상요소의 상관분석 결과를 통해 가장 높은 상관계수를 갖는 기상요소를 선택하여 단기 전력수요예측 기법에 사용하였다[6]. 더운 기간에 최대 전력수요를 예측하기 위해 상관관계가 높은 일

최저기온을 적용하고, 추운기간에 최대 전력수요를 예측하기 위해 상관관계가 높은 일 최고기온을 적용한다[6]. 본 논문에서는 최대기온과 최저기온을 반영한 지수평활화법 기반의 단기전력 수요예측 알고리즘을[6] 개선하여 시간대별 기온을 이용한 단기 전력수요예측 알고리즘을 제시한다. 기존에는 새벽에 춥다가 낮에 기온이 상승하는 경우와 새벽에 따듯했다가 낮에 기온이 하강하는 경우 최고기온과 최저기온은 동일하고 기온 패턴은 상이함에도 구별할 수 없어 전력수요예측 오차를 유발하는 원인 중 하나였다. 따라서 시간대별 기온을 이용할 경우, 하루 중 최고 및 최저기온 이외에 24시간 기온을 이용하여 다양한 기온변화에 대해 수요패턴의 변화를 반영할 수 있다. 제안한 알고리즘을 적용하여 최대 전력수요예측 오차 및 평균오차를 개선한 사례연구 결과를 제시한다.

2. 시간대별 기온을 이용한 전력수요예측 알고리즘

일일 전력수요는 계절과 요일특성 및 기상의 영향을 받는다. 현재 사용 중인 전력수요예측기법 중 하나인 지수평활화법은 계절에 따라 하루 중 최고기온 또는 최저기온만을 활용하여 예측을 하고 있기 때문에 하루 중 발생하는 기온변화에 대해서는 적절하게 반응하지 못하고 있다[7-8]. 그림 1은 일반적인 겨울철의 시간대별 기온과 함께 특수한 경우가 발생한 날의 기온을 나타내고 있다. 이와 같이 겨울철 최대기온이 주간에 발생하지 않고 새벽시간에 발생하게 된다면 전력수요예측 알고리즘은 발생 시간대를 고려하고 있지 않기 때문에 새벽시간대의 기온을 이용하여 전력수요예측을 시행하게 될 것이다.

기온패턴 A는 겨울철 일반적인 24시간 기온변화패턴이다. 0시부터 06시 사이에 하루 중 최저기온이 나타나고, 12시부터 18시 사이에 하루 중 최고기온이 나타나지만 기온패턴 B의 경우 하루 중 최고기온은 1.8°C이며 발생시간은 새벽 01시 이다. 그러나 낮 최고기온은 -3.2°C이며 발생시간은 오후

* Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering at Soongsil University, Korea

E-mail : kbsong@ssu.ac.kr

Received : September 9, 2013; Accepted : March 4, 2014

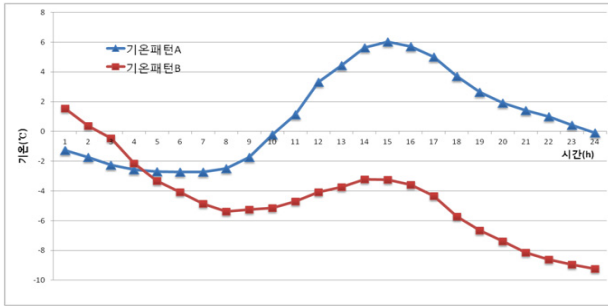


그림 1 겨울철 기온패턴

Fig. 1 Temperature patterns in Winter

표 1 기온패턴B 날짜의 입력기온 차이에 따른 수요예측오차

Table 1 Load Forecasting Results according to Difference of Input Temperature in 'Temperature Pattern B' day

예측일	최고기온[°C]	최대부하오차[%]	평균오차[%]
기온패턴B	1.80	3.03	3.00
	-3.20	1.15	2.07

15시이다. 해당요일의 기온입력데이터 중 최고기온을 1.8°C로 사용한 경우와 -3.2°C로 사용한 경우에 대한 수요예측 결과는 표 1과 같다.

표 1을 통하여 겨울철 최대 전력수요 발생시간대의 기온을 사용하게 된다면 전력수요예측오차가 더욱 줄어들을 확인할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 하루 중 최고 및 최저기온이외에 24시간 기온을 이용하는 방안을 제안하여, 일일 전력수요예측 정확도를 개선하는 방안을 제시한다.

전력수요와 기온과의 민감도는 시간별로 다르게 나타나기 때문에 시간대별 기온-전력수요민감도는 구별되어야 한다. 그리고 기온-전력수요민감도는 기온대역에 따라 그 변화량이 달라질 수 있기 때문에 기온대역에 따른 구분이 필요하다.

2.1 단기 전력수요예측 알고리즘

선형 전력수요예측 알고리즘은 시계열 예측방법 중 하나인 지수평활화법을 적용하여 예측일의 최대·최소전력수요와 예측일의 24시간 패턴을 예측을 수행한다[7]. 지수평활화법은 예측치 F_t 를 예측하기 위하여 사용되는 관측치 X_t 가 많아짐에 따라 각 관측치에 적용되는 가중치의 값이 지수적으로 감소하는 시계열 예측방법이다. 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다[9].

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

여기서 X_t 는 t시각의 관측치이고, X_{t-1} 은 t-1시각의 관측치이며 F_{t+1} 은 t번째 시각부터 t-N+1번째 시각까지 N개의

관측치를 통해 예측되는 t+1번째 시각의 예측치이다.

이 전개식을 통해 예측치에 가까운 관측치는 가중치가 더욱 크게 적용되어 최근자료가 예측치에 영향을 더욱 미친다는 것을 알 수 있다. 전력수요에 적용하였을 경우, 예측일에 가장 가까운 데이터를 사용하는 것이 효과적인 예측방안임에 틀림없으며, 많은 과거데이터를 사용하기보다 최근 3일의 과거데이터만 사용하여 예측하는 것이 효과적임을 선행연구를 통해 입증하였다[7]. 본 논문에서는 다양한 지수평활화법 중 다음 수식을 이용하여 최대·최소전력수요와 24시간의 예측일의 패턴을 예측한다[9].

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

최대전력수요의 예측은 최근 3일의 최대수요를 식 (2)의 가중평균치를 이용하여 다음과 같은 방법을 통해 수행된다.

$$L_{f,\max} = \alpha L_{1,\max} + \alpha \times (1-\alpha) \times L_{2,\max} + \alpha \times (1-\alpha)^2 \times L_{3,\max} + (1-\alpha)^3 \times \frac{(L_{1,\max} + L_{2,\max} + L_{3,\max})}{3} \quad (3)$$

여기서 $L_{f,\max}$ 는 예측일의 최대전력수요를 나타내고, $L_{i,\max}$ 는 i일의 최대전력수요를 나타낸다. 최대전력수요대신 최소전력수요를 입력하면 예측일의 최소전력수요를 계산한다. α 는 지수평활상수이며, 0~1사이의 값을 갖는다.

예측일의 24시간 전력수요 패턴예측을 위해 과거 3일의 전력수요를 식 (3)을 이용하여 정규화하고 이를 식 (2)로 가중평균하여 예측일의 24시간 전력수요패턴을 도출한다. 패턴 선택을 위해 선택되는 요일은 스케일이 다르기 때문에 최대·최소 전력수요를 바탕으로 한 정규화 과정이 필요하며 정규화 방법은 식 (1)과 같다.

$$PU_L_{i,t} = \frac{L_{i,t} - L_i^{Min}}{L_i^{Max} - L_i^{Min}} \quad (4)$$

여기서, $PU_L_{i,t}$ 는 i번째 입력데이터의 t시간에서의 정규화된 전력수요를 나타내며 $L_{i,t}$ 는 i번째 입력데이터의 t시간에서의 전력수요, L_i^{Max}, L_i^{Min} 은 각각 i번째 입력데이터의 최대·최소 전력수요를 의미한다. 식 (4)의 정규화를 바탕으로 예측일의 패턴은 지수평활화법을 이용하여 아래의 식과 같이 생성된다.

$$PU_L_{f,t} = \alpha \times PU_L_{1,t} + \alpha \times (1-\alpha) \times PU_L_{2,t} + \alpha \times (1-\alpha)^2 \times PU_L_{3,t} + (1-\alpha)^3 \times \frac{(PU_L_{1,t} + PU_L_{2,t} + PU_L_{3,t})}{3} \quad (5)$$

여기서, $PU_L_{f,t}$ 는 예측일 f의 t시간 정규화된 전력수요 예측값을 나타낸다.

예측된 24시간 전력수요에 예측최대·최소수요를 이용하여 복원하면 24시간 전력수요예측이 완성된다. 기존의 일일 전

력수요예측 방안은 최대·최소전력수요를 예측할 때만 일별 최대기온 또는 최저기온을 반영하여 예측최대·최소전력수요를 보정하였으나, 본 논문에서는 이를 확장 및 개선하여 시간별 기온을 이용한 기온-전력민감도를 활용하여 일일 전력수요예측방안을 제시하였다.

2.2 시간대별 기온-전력수요민감도 알고리즘

시간대별 기온-전력수요민감도는 시간대별 전력수요와 기온과의 회귀분석을 통해 얻을 수 있다. 회귀분석은 최소자승법(Least Square Method)을 사용하여 기온과 전력수요의 집합을 통과하는 회귀식을 탐색한다. 선형회귀방정식은 $y=ax+b$ 의 1차 함수 형식으로 나타나며 계수 a와 b는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$a = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (6)$$

$$b = \frac{(\sum y)(\sum x^2) - (\sum x)(\sum xy)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (7)$$

n은 기온-전력수요민감도를 탐색하고자 하는 구간의 동일요일타입 날짜의 개수를 나타내며, x는 기온, y는 전력수요를 나타낸다. 이를 다시 나타내면 다음과 같다.

$$(a_i, b_i) = f_{LSM}(Temp_{p,t}, Load_{p,t}) \quad (8)$$

여기서, a_i 는 t시각에 대한 전력수요와 기온의 회귀계수이고, b_i 는 t시각에 대한 전력수요와 기온의 회귀상수이며, $Temp_{p,t}$ 는 t시간의 기온이고, $Load_{p,t}$ 는 t시각의 전력수요이다.

이 식을 통해 계산된 a_i 를 t시각의 기온-전력수요민감도를 구하기 위한 회귀계수로 사용한다. 이 회귀계수는 요일타입과 탐색하고자 하는 구간에 따라 다르게 나타난다.

식 (3)을 통해 예측된 최대전력수요 $L_{f,max}$ 와 최소전력수요 $L_{f,min}$ 과 a_i 를 이용하여 t시각의 기온에 대한 전력민감도 $S_{temp,t,f}$ 를 계산하며, 그 과정은 다음의 식과 같다.

$$S_{temp,t,f} = \frac{a_i}{(L_{f,max} - L_{f,min})} \quad (9)$$

여기서 $S_{temp,t,f}$ 는 예측일 t시각의 기온에 대한 전력민감도이다.

식 (9)를 통해 계산된 기온-전력민감도 $S_{temp,t,f}$ 는 시간별 기온을 이용한 예측을 위해 이미 생성된 24시간 전력수요패턴인 $PU_{L_{i,t}}$ 에 반영하여 새로운 24시간 수요패턴인 $ADPU_{L_{i,t}}$ 를 생성하며 다음의 수식으로 표현할 수 있다.

$$ADPU_{L_{i,t}} = (Temp_{f,t} - Temp_{wp,t}) \times S_{temp,t} + PU_{L_{i,t}} \quad (10)$$

여기서 $ADPU_{L_{i,t}}$ 는 조정된 t시각의 전력수요패턴 정규화 값이고, $PU_{L_{i,t}}$ 는 예측된 t시각의 전력수요패턴 정규화 값이며, $Temp_{f,t}$ 는 예측일 t시각의 예측기온이고, $Temp_{wp,t}$ 는

t시각의 과거3일 가중평균기온이다.

새롭게 생성된 24시간 전력수요패턴과 지수평활화법으로 예측한 최대·최소수요를 사용하여 예측일의 24시간 전력수요를 복원하는 수식은 다음과 같다.

$$L_{f,t} = (L_{i,max} - L_{i,min}) \times ADPU_{L_{i,t}} + L_{i,min} \quad (11)$$

여기서 $L_{f,t}$ 는 예측대상일의 t시각의 수요를 나타낸다.

3. 사례연구

제한한 단기 전력수요예측방안의 예측정확도를 확인하기 위하여 2013년 2월 18일(월) ~ 2월 24일(일)에 대해 수요예측을 수행하고 오차율을 제시하였다. 오차는 최대전력수요 오차와 최소전력수요 오차, 24시간 중 최대오차, 24시간 평균오차를 나타내었다. t시각에서의 수요예측 오차식은 다음과 같다.

$$Error_t(\%) = \frac{|F_t^{Forecast} - X_t^{Actual}|}{X_t^{Actual}} \times 100, \quad t = 1, 2, \dots, 24 \quad (12)$$

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

아래의 그림 2는 사례연구 대상일 중 2013년 2월 19일(화)에 대한 단기 전력수요예측 결과를 나타내고 있다. 해당일의 최대수요는 오전 10시에 발생하였으며 해당 시간의 수요는 68,490MW이다. 기존알고리즘을 이용한 예측결과 오전 10시의 예측값은 67,773MW이며, 개선 알고리즘을 이용한 예측값은 68,378MW이다. 예측일의 최고기온은 2.2°C이며 오후 3시에 발생하였고, 최대수요 발생시각인 오전 10시의 기온은 -0.4°C, 오전 9시의 기온은 -1.1°C였다. 최고기온이 최대수요시각의 기온이 아니기 때문에 기온 민감도가 적절히 반영되지 않은 결과라 할 수 있을 것이다. 따라서 최대수요시각과 최대기온이 같은 시간이 아니라면 언제든지 해당 사례연구결과와 같은 기온차에 의한 최대수요예측 실패를 가져올 수 있을 것이다.

표 2는 2013년 2월 18일(월) ~ 2월 24일(일) 일주일에 대한 기존알고리즘과 개선알고리즘의 전력수요 예측 오차를

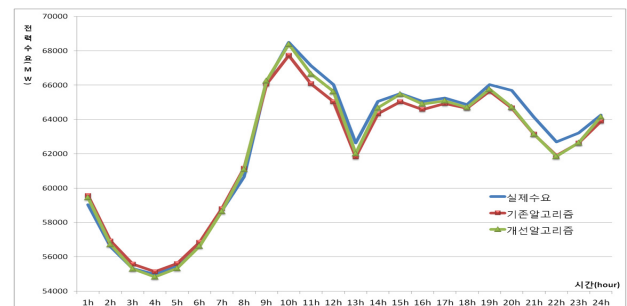


그림 2 사례연구기간 중 하루에 대한 전력수요예측 패턴 비교
Fig. 2 Comparison Load Forecasting Patterns of Case Study Period

나타낸다. 개선알고리즘은 일일 최대수요 발생시간인 10시의 예측정확도가 기존 알고리즘보다 높아졌음을 알 수 있다. 20시부터 24시까지의 예측오차가 크게 발생하는 이유는 기온에 의한 영향을 받지 않는 예측당일의 특이사항이 발생한 것으로 판단된다.

표 2 사례연구기간에 대한 전력수요예측 오차율

Table 2 Percentage Errors of Load Forecasting on Case Study Period

날짜	기존알고리즘		개선알고리즘	
	최대전력 오차[%]	평균오차 [%]	최대전력 오차[%]	평균오차 [%]
2013-02-18(월)	2.25	1.56	0.09	1.51
2013-02-19(화)	1.11	0.80	0.16	0.51
2013-02-20(수)	1.03	1.11	1.08	1.33
2013-02-21(목)	0.79	1.18	0.08	1.11
2013-02-22(금)	1.27	1.24	1.41	0.64
2013-02-23(토)	2.90	1.73	2.40	1.38
2013-02-24(일)	2.31	2.21	2.27	2.63
평균	1.67	1.40	1.07	1.30

기존알고리즘을 이용한 예측보다 개선된 알고리즘을 사용하였을 경우, 최대전력오차는 1.67%에서 1.07%로 개선되었고, 평균오차는 1.40%에서 1.30%로 개선됨을 알 수 있다. 전체적으로 개선알고리즘의 수요예측 정확도가 높은 것으로 분석되었다.

4. 결 론

시간대별 기온을 반영한 단기 전력수요예측 알고리즘을 제안하여 단기 전력수요예측의 정확도를 개선하였다. 제안한 알고리즘은 각 시간대별 전력수요에 대한 기온의 민감도를 계산하여 지수평활화법에 기반을 둔 전력수요에 기온의 민감도를 반영하여 수요를 예측한다. 기존의 지수평활화법에 최대기온과 최저기온을 고려하여 최대수요와 최저수요를 예측하고 과거의 입력 자료로부터 구성된 일 전력수요패턴으로 전력수요를 예측했을 때 보다 예측의 정확도가 개선된다. 사례연구에서 기존의 기온을 고려한 지수평활화법과 비교하여 최대전력오차는 1.67%에 1.07%로 0.5%를 개선하였으며, 평균오차는 1.40%에서 1.30%로 0.1%를 개선하였다. 향후, 전력수요에 대한 기온의 민감도를 기온 구간별로 보다 정밀하게 계산하고 유사일에 대한 데이터마이닝 기법 등을 적용한 전력수요예측기법의 개발이 기대된다.

감사의 글

본 연구는 2013년도 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구과제입니다.(No. 201319081946)

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, 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, 2002
- [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, 2001
- [4] Tomonobu Senjyu, et al, "One-Hour-Ahead Load Forecasting Using Neural Network," IEEE Trans. on Power Systems, vol.17, no.1, pp.113-118, 2002
- [5] Lalit Mohan Saini, and Mahender Kumar Soni, "Artificial neural network-based peak load forecasting using conjugate gradient methods," IEEE Trans. on Power Systems, vol.17, no.3, pp.907-912, 2002
- [6] Korea Power Exchange, "A Study on Short-term Load Forecasting Technique and its Application", 2011.
- [7] Kyung-Bin Song, Seong-Kwan Ha, "An Algorithm of Short-Term Load Forecasting", Trans. KIEE, vol. 53A, no. 10, Oct. 2004.
- [8] Sung-ill Kong, Kyung-Bin Song, Young-Sik Baek "The Daily Peak Load Forecasting in Summer with the Sensitivity of Temperature", Trans. KIEE, vol.53A, no.6, pp 358-363, Jun. 2004
- [9] 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.

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 대학교 전기공학과 졸업(공학). 현재 송실대학교 전기공학부 부교수.

Tel : 02-820-0648

E-mail : kbsong@ssu.ac.kr