

전력계통 유지보수 및 운영을 위한 향후 4주의 일 최대 전력수요예측

Daily Maximum Electric Load Forecasting for the Next 4 Weeks for Power System Maintenance and Operation

정 현 우[†] · 송 경 빈^{*}
(Hyun-Woo Jung · Kyung-Bin Song)

Abstract - Electric load forecasting is essential for stable electric power supply, efficient operation and management of power systems, and safe operation of power generation systems. The results are utilized in generator preventive maintenance planning and the systemization of power reserve management. Development and improvement of electric load forecasting model is necessary for power system maintenance and operation. This paper proposes daily maximum electric load forecasting methods for the next 4 weeks with a seasonal autoregressive integrated moving average model and an exponential smoothing model. According to the results of forecasting of daily maximum electric load forecasting for the next 4 weeks of March, April, November 2010~2012 using the constructed forecasting models, the seasonal autoregressive integrated moving average model showed an average error rate of 6.66%, 5.26%, 3.61% respectively and the exponential smoothing model showed an average error rate of 3.82%, 4.07%, 3.59% respectively.

Key Words : Maximum electric load, SARIMA model, Exponential smoothing model

1. 서 론

전력수요예측은 안정적 전력공급, 전력계통의 효율적 운영 관리, 발전 시스템의 안전 운영 등을 위해 필수적인 분야이며, 전력수요예측의 결과는 주간 발전기 예방정비 계획과 예비력 운용의 체계화에 활용되기 때문에 매우 중요한 자료이다. 체계적인 전력계통 유지보수 및 운영을 위해서는 전력수요예측 모형 개발 및 개선에 관한 연구가 필요하다. 주간 단위의 전력수요를 예측한 해외 연구로는 자기회귀(Autoregressive; AR) 모형과 자기회귀누적이동평균(Autoregressive Integrated Moving Average Model; ARIMA) 모형을 이용한 예측 방법이 있다[1],[2]. 전력수요는 지역마다 서로 다른 특성을 가지고 있기 때문에 이러한 모형들을 우리나라의 전력수요를 예측하는데 적용하기 위해서는 우리나라의 전력수요 특성을 반영해야 할 필요가 있다.

본 논문에서 4주 일 최대 전력수요예측이란 예측 시점으로부터 향후 4주의 일 최대 전력수요 예측을 의미한다. 전력수요를 예측하기 위해서 전력수요예측에 사용되는 입력데이터를 선정하고, 예측 모형에 적용할 수 있도록 입력데이터를 보정하였다. 전력수요의 평균과 분산을 일정하게 하기 위해 지수평활 모형을 사용하여 특수일의 전력수요를 평일의 전력수요 특성에 맞게 평활화하였고, 지역별 기온 가중치를 실제 지역별 기온에 적용하여 전국 대표 기온을 산정하

였다. 전력수요가 주마다 다른 패턴이 나타나는 특성에 착안하여 동일 주간의 과거 전력수요를 입력데이터로 사용하여 주간 주기성과 패턴을 반영한 SARIMA 모형과 회귀분석을 통해 계산된 기온과 전력수요사이의 변동량을 예측에 반영한 지수평활 모형을 제안한다.

2. 시계열 모형 이론

최근 시계열(Time Series)이란 전력수요와 같이 시간의 흐름에 따라 관측된 자료를 의미하며, 시계열분석(Time Series Analysis)은 과거 시계열의 형태가 미래에도 같은 형태로 반복되리라는 기본 가정 하에서 시계열 데이터의 각 관측치의 상호관계를 밝히는 한편, 이를 바탕으로 모형을 구축하여 미래에 대한 예측을 하는 것이다[3]. 시계열 분석 방법을 이용한 통계적 예측 모형인 SARIMA 모형과 지수평활 모형을 이용하여 4주 일 최대 전력수요예측 방법을 제안한다.

시계열의 현재 상태가 자기 자신의 과거 상태와 과거의 연속적인 오차항에 영향을 받는다면 현재의 관측값은 과거의 관측값과 오차항의 함수형태로 나타낼 수 있다. 이러한 모형을 자기회귀이동평균 모형(Autoregressive Moving Average Model; ARMA)이라 하며, 자기회귀모형(Autoregressive Model; AR)과 이동평균 모형(Moving Average Model; MA)이 혼합된 모형이다[4].

[†] Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea.

E-mail: jhsfor20@naver.com

^{*} Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea.

Received : January 28, 2014; Accepted : October 01, 2014

$$\phi_p(B)y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (2)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (3)$$

여기서, y_t 는 시계열 데이터, ϕ_p 는 자기회귀계수, p 는 자기회귀 시차, θ_q 는 이동평균계수, q 는 이동평균 시차, ε_t 는 서로 독립적이고 평균이 0, 분산이 일정한 정규분포를 따르는 백색잡음 계열 또는 오차항, B 는 후방전위연산자(Backward Shift Operator)를 의미한다.

평균과 분산이 일정하지 않은 비정상 시계열의 비정상성을 제거하는 가장 간편한 방안 중 하나가 차분(Differencing)이다. 차분이란 각 원시계열 관측치 간의 변화분 또는 차이를 의미하며, 차분을 적용한 시계열을 ARMA 과정으로 설명한 모형을 자기회귀누적이동평균 모형(Autoregressive Integrated Moving Average Model; ARIMA)이라 한다[5].

$$\phi_p(B)(1-B)^d y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (4)$$

여기서, d 는 차분 횟수 의미한다.

시계열이 계절적 변동을 가지면 계절이나 절기 등 같은 시간적 구분에서 정의되는 변수나 관측값 사이에서 높은 상관성이 존재하게 된다. ARIMA 모형에서 계절성이란 절기나 분기 또는 년, 월, 주 등과 같이 동일한 시간적 구분 사이에서 존재하는 상관에 의하여 발생하는 변동을 계절성 변동이라 한다. 따라서 ARIMA 모형은 계절변동의 제거를 위한 새로운 계절차분(Seasonal Differencing)을 적용하여 표현할 수 있으며, 계절 자기회귀누적이동평균 모형(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model; SARIMA)이라 한다[5].

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B^s)^D(1-B)^d y_t = \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\varepsilon_t \quad (5)$$

$$\Phi_p(B^s) = 1 - \phi_1 B^{1s} - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps} \quad (6)$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 - \theta_1 B^{1s} - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_Q B^{Qs} \quad (7)$$

여기서, B^s 는 계절적 후방전위연산자(Backward Shift Operator)를 의미하며, s 는 계절적 차분 시차, Φ_p 는 계절적 자기회귀계수, Θ_Q 는 계절적 이동평균계수를 의미한다. SARIMA 모형은 $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_n$ 으로 표현된다. (p, d, q) 는 ARIMA 모형의 차수 및 차분효과를 나타내고, (P, D, Q) 는 계절성 변동의 차수 및 차분효과를 나타내고, n 은 주기를 나타낸다.

전력수요는 시간의 변화에 따라 증가 또는 감소 추세를 나타낸다. 이러한 전력수요의 증가와 감소 추세는 기온과 밀접한 관련이 있다. 3, 4주를 기점으로 기온이 증가함에 따라 전력수요는 감소하는 추세를 나타내고, 19, 20주를 기점으로 기온이 증가함에 따라 전력수요는 증가하는 추세를 나타내고, 34, 35주를 기점으로 기온이 감소함에 따라 전력수요는 감소하고, 40, 41주를 기점으로 기온이 감소함에 따라 전력수요는 증가하는 추세를 나타낸다. 그림 1을 통하여 기온에 따른 전력수요의 증가와 감소 추세를 확인할 수 있다. 이러한 기온에 따른 전력수요의 변동량은 기온과 전력수요의 회귀분석을 통해 계산할 수 있다.

회귀분석이란 관심 있는 변수를 설명하는데 있어 이에 영향을 주는 다른 변수들과의 관계를 함수식 형태로 나타내고, 각 변수의 영향력을 조사하며 영향변수들의 변화에 따른 관

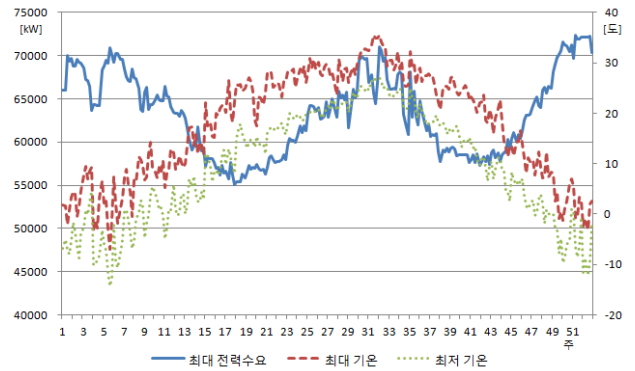


그림 1 2012년 평일의 최대전력수요 및 최대기온, 최저기온
Fig. 1 Maximum electric load and maximum temperature, minimum temperature of 2012 weekdays

심변수의 변화를 예측하는데 사용된다.

$$y_{t,i} = \beta_0 + \beta_1 T_{r,i} + \varepsilon_{t,i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

여기서, $y_{t,i}$ 는 전력수요, $T_{r,i}$ 는 실측 기온, $\varepsilon_{t,i}$ 은 오차항을 의미하며, 기온의 증감에 따른 전력수요의 변동량을 계산하기 위해 $\hat{\beta}_1$ 을 최소자승법으로 산출하면 다음과 같다.

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (T_{r,i} - \bar{T}_r)(y_{t,i} - \bar{y}_t)}{\sum_{i=1}^n (T_{r,i} - \bar{T}_r)^2} \quad (9)$$

예측일의 기온을 $T_{e,t}$ 라 하였을 때, 예측일 n 일 전의 기온은 $T_{e,t-n}$ 이다. 즉, 예측일과 예측일 n 일 전의 기온 변동에 따른 전력수요 변동량은 $\hat{\beta}_1(T_{e,t} - T_{e,t-n})$ 와 같이 계산되며, 실제 전력수요에 이러한 변동량을 더하면 예측일 시점의 기온 효과가 반영된 전력수요로 보정된다.

$$y'_{t-n} = y_{t-n} + \hat{\beta}_1(T_{e,t} - T_{e,t-n}) \quad (10)$$

여기서, y'_{t-n} 은 기온 효과가 반영된 전력수요이다.

지수평활법은 과거의 전력수요를 평활화하여 예측하는 통계적 기법으로 최근의 전력수요에 높은 가중치를 적용하여 전력수요를 예측한다[6]. 지수평활법을 이용한 전력수요 예측의 정확성을 높이기 위하여 과거 전력수요에 기온 변동에 따른 전력수요 변동량을 합산하여 전력수요를 보정하였다. 식 (10)의 방법으로 보정된 과거 3일의 전력수요를 지수평활 모형에 적용하여 예측하는 수식은 다음과 같다.

$$y_t = A y'_{t-1} + B y'_{t-2} + C y'_{t-3} \quad (11)$$

여기서, y_t 는 예측일의 전력수요, y'_{t-n} 은 예측일 n 일 전의 보정 전력수요, A, B, C 는 지수평활 가중치를 의미한다.

3. 입력데이터

시계열 분석법은 전력수요예측에 사용되는 대표적인 통계적 방법이다. 전력수요예측을 위해 사용되는 입력데이터는 통계적 모형에 따라 다르지만, 대표적으로 사용되는 입력데이터는 과거 전력수요와 기온이다. 시계열 분석에서 이러한 변수들을 모형에 적용하기 위해서는 입력데이터의 평균과 분산이 일정해야한다. 따라서 전력수요 예측을 위해서는 입력데이터를 예측 모형에 맞게 보정할 필요가 있다. 예를 들어 SARIMA 모형은 7일의 전력수요를 한 주기로 하여 전력수요를 예측하기 때문에 특수일의 전력수요를 제외하게 되면 데이터의 순서가 바뀌어 주기성을 정확하게 반영할 수 없기 때문에 입력데이터를 평일의 전력수요 특성이 나타나지 않는 전력수요로 보정할 필요가 있다.

전력수요는 평일, 주말, 특수일의 구분에 따라 각기 다른 특성이 나타난다. 따라서 입력데이터의 요일 특성을 고려하지 않고 예측 모형을 구성하면, 평균과 분산이 일정하지 않아 예측의 정확도가 낮아진다. 그러므로 주간 평일 최대 전력수요 예측 모형을 구성하기 위해서 특수일의 전력수요를 평일의 전력수요 특성에 맞게 보정할 필요가 있다. 전력수요는 동일 주간 내에서는 그 크기와 패턴이 비슷하게 나타난다. 이러한 특성에 근거하여 특수일의 전력수요를 과거 3일의 전력수요를 지수평활하여 보정하였다[7].

$$y_t = Ay_{t-1} + By_{t-2} + Cy_{t-3} \quad (12)$$

여기서, y_t 는 보정 전력수요, y_{t-n} 은 예측일 n 일 전의 전력수요, A, B, C 는 지수평활 가중치를 의미한다.

기온은 전력수요와 상관관계가 가장 높은 기상변수이다. 전력수요와 기온은 나라별 또는 지역별로 특성이 다르기 때문에 그 지역적 특성을 고려해야 할 필요가 있다. 즉, 우리나라의 전력수요를 정확하게 예측하기 위해서는 우리나라의 기온 특성을 반영할 필요가 있다. 이러한 우리나라의 기온 특성을 분석한 연구로는 “8대 도시 대표 기온 산정에 관한 연구”가 있다. 지역별 전력판매량과 인구수 등 지역특성을 반영할 수 있는 요소들을 분석하고, 이를 바탕으로 지역별 가중치를 산정하였다[8].

전국 대표 기온은 각 지역별로 산정된 가중치를 실제 지역별 기온에 곱하여 계산할 수 있다.

$$T_{\text{전국}} = \alpha_1 T_{\text{서울}} + \alpha_2 T_{\text{인천}} + \alpha_3 T_{\text{수원}} + \alpha_4 T_{\text{원주}} + \alpha_5 T_{\text{대전}} + \alpha_6 T_{\text{대구}} + \alpha_7 T_{\text{광주}} + \alpha_8 T_{\text{부산}} \quad (13)$$

여기서, $T_{\text{전국}}$ 은 전국 대표기온, $T_{\text{도시}}$ 는 도시의 기온, α_i 는 계수이다.

4. 사례연구

본 논문은 한 주를 월요일부터 일요일까지로 정의하고, 각 월의 마지막 주 일요일을 예측시점으로 하여 2010~2012년 3, 4, 11월의 전력수요를 예측하였고, 그 결과를 정리하였다.

전력계통 유지보수 및 운영을 위한 향후 4주의 일 최대 전력수요예측

표 1 지역별 기온 가중치

Table 1 Regional weighted values of temperatures

i	city i (도시 이름)	α_i (가중치)
1	서울	0.4376
2	인천	0.0558
3	수원	0.0448
4	원주	0.0306
5	대전	0.0633
6	대구	0.0838
7	광주	0.0647
8	부산	0.2194

전력수요예측 오차는 절대평균 백분율 오차로 계산하였다.

$$\text{절대평균백분율오차} = \left| \frac{\text{실제 전력수요} - \text{예측 전력수요}}{\text{실제 전력수요}} \right| \quad (14)$$

전력수요는 주간내의 전력 변동보다는 주마다의 전력 변동이 더 크게 나타난다. 즉, 요일과 요일 사이의 전력 변동보다 주와 주 사이의 전력 변동이 더 크게 나타나는 것을 의미한다[9]. 그림 2는 2012년 11월 12일부터 12월 8일까지의 전력수요를 나타낸다. 그림 2와 같이 전력수요는 같은 주내에서의 전력수요의 변화보다는 주와 주사이의 변화가 비교적 크게 나타나는 경향이 있기 때문에 전력수요예측 모형 추정시 동일 주간의 과거 전력수요를 이용하여 모형을 추정하고 예측을 진행하였다. 동일 주간이란 예측 시점의 주간과 동일한 시점의 주간을 의미하며, 국제표준 ISO 8601와 국가표준 KS A 5402의 규정에 따르면 한 주의 시작은 월요일로 정의하고 있다.

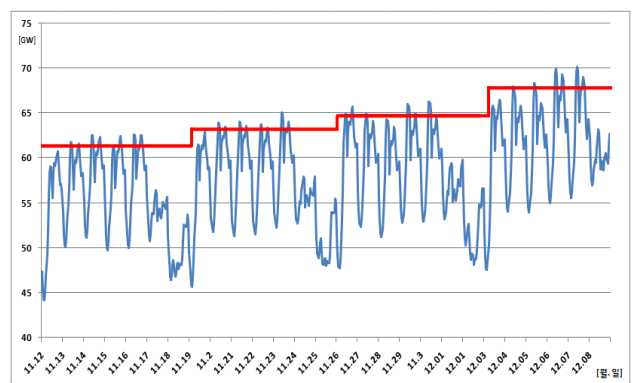


그림 2 주간 전력수요 변동 특성

Fig. 2 Weekly electric load variation characteristics

SARIMA 모형은 아카이케 정보판단기준(Akaike's Information Criteria: AIC)과 슈바르츠의 베이시안 정보판단기준(Schwartz's Bayesian Criterion: SBC) 값을 이용하여 최적 모형을 선정한다. 최적 모형 선정은 일반적으로 AIC,

표 2 AIC와 SBC를 이용한 SARIMA 최적 모형 선정 (2012년 3월 데이터)

Table 2 SARIMA optimum model selection using AIC and SBC (Data of March 2012)

모형	n	p	d	q	P	D	Q	SSE	AIC	SBC
ARIMA(1,1,0)(0,1,0) ₇	84	1	1	0	0	1	0	170718955	1224.076	1228.937
ARIMA(1,1,1)(0,1,0) ₇	84	1	1	1	0	1	0	169993410	1223.718	1228.580
ARIMA(1,1,1)(1,1,0) ₇	84	1	1	1	1	1	0	157480641	1219.296	1226.588
ARIMA(1,1,1)(1,1,1) ₇	84	1	1	1	1	1	1	118772821	1197.600	1207.323
ARIMA(2,1,0)(0,1,0) ₇	84	2	1	0	0	1	0	167653874	1224.554	1231.846
ARIMA(2,1,1)(0,1,0) ₇	84	2	1	1	0	1	0	167046677	1224.249	1231.542
ARIMA(2,1,2)(0,1,0) ₇	84	2	1	2	0	1	0	151642348	1216.122	1223.415
ARIMA(2,1,1)(1,1,0) ₇	84	2	1	1	1	1	0	156660341	1220.857	1230.580
ARIMA(2,1,2)(1,1,0) ₇	84	2	1	2	1	1	0	139003381	1210.812	1220.535
ARIMA(2,1,1)(1,1,1) ₇	84	2	1	1	1	1	1	118015635	1199.063	1211.217

SBC 등을 비교하여, 이 수치가 작은 모형을 최적 모형으로 해석한다.

$$AIC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2(p+q+P+Q) \quad (15)$$

$$SBC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + (p+q+P+Q) \ln(n) \quad (16)$$

여기서, n 은 시계열 자료의 수, SSE 는 잔차제곱합, p 는 자기회귀 차수, q 는 이동평균 차수, P 는 계절형 자기회귀 차수, Q 는 계절형 이동평균 차수를 나타낸다[9].

입력변수의 비정상성을 제거하기 위해 차분을 실시하고, 주간 주기성과 패턴을 반영하기 위해서 7일을 주기로 계절 차분을 실시하였다. 차분이 적용된 입력데이터의 정상성을 판별하기 위해서 자기상관함수(Autocorrelation Coefficient Function: ACF)와 편자기상관함수(Partial Autocorrelation Coefficient Function: PACF) 분석을 실시하였고, 시차가 진행됨에 따라 자기상관함수와 편자기상관함수 모두 신뢰한계선 안으로 수렴하는 것을 확인하였다. SARIMA 모형은 ‘모수절약의 원칙(Principle of Parsimony)’에 따라 모수의 수가 절약된 모형일수록 더 좋은 예측값을 얻기 때문에 모수의 수를 절약한 10가지의 ARIMA 모형을 구성하였고[10], 2012년 전력수요 데이터를 이용하여 AIC와 SBC를 계산한 결과, ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₇ 모형이 최적 모형으로 선정되었다. 표 2는 최적 모형 선정을 위해 2012년 3월의 전력수요를 이용하여 AIC와 SBC를 계산한 결과이다.

모형 구성을 하기 위해 동일 주간의 과거 전력수요를 입력변수로 고려하였다. 최적의 데이수를 결정하기 위해 과거 3년부터 과거 10년까지의 전력수요를 이용하여 예측을 진행한 결과, 예측시점으로부터 과거 8년의 전력수요를 이용하는 것이 가장 좋은 예측 결과를 나타내었다. SARIMA 모형을 이용한 향후 4주의 일 최대 전력수요예측 결과는 다음과 같다.

평일 전력수요의 경우 그림 1을 확인하면, 기온과 전력수요는 주간 내에서 수시로 변동함과 동시에, 일정한 증가와 감소 추세를 나타낸다. 따라서 기온과 전력수요사이의 관계

표 3 SARIMA 모형을 이용한 전력수요예측 결과

Table 3 Electric Load forecasting results using SARIMA model

예측 기간	평균오차	최대오차
2010년 3월	8.09%	13.05%
2010년 4월	9.52%	12.99%
2010년 11월	2.38%	5.59%
2011년 3월	5.22%	10.81%
2011년 4월	3.42%	7.50%
2011년 11월	7.13%	12.40%
2012년 3월	3.33%	9.53%
2012년 4월	3.81%	10.78%
2012년 11월	3.68%	7.58%

를 분석할 때 입력데이터의 수를 결정하는 문제는 매우 중요하다. 모형 구성을 위해 과거 1주 또는 2주의 데이터를 사용하면, 이벤트로 인한 순간적인 전력변동에 반응하여 추세를 정확하게 예측하지 못한다. 또한 5주 이상의 데이터를 사용하면, 추세선의 증가와 감소가 바뀌는 변곡점 부분의 추세를 정확하게 예측하지 못한다. 따라서 기온에 따른 전력수요의 변동량을 가장 정확하게 계산하기 위해서는 과거 4주의 평일 전력수요(20개)와 실측 기온(20개)을 사용하는 것이 알맞다. 기온에 따른 전력수요의 변동량을 분석에는 실제 기온이 사용되지만, 전력수요예측을 위해 사용된 예측 기온으로는 한국의 과거 30년 평년기온을 사용하였다. 따라서 예측일과 예측에 사용되는 날의 평년기온의 차에 β_1 을 곱하여 기온의 따른 전력수요의 변동량을 계산하였고, 실제 전력수요에 변동량을 더하여 전력수요를 보정함으로써 기온 효과를 반영하였다. 그리고 보정한 전력수요를 지수평활 모형에 적용하여 예측을 진행하였다.

주말 전력수요의 경우 그림 2를 확인하면, 평일 전력수요와 마찬가지로 일정한 크기와 패턴을 유지하고 있으며, 그 크기는 평일의 전력수요에서 일정한 비율을 유지하며 감소하는 것을 확인할 수 있다. 이러한 특성에 착안하여 주말

최대 전력수요는 과거 평일과 주말 전력수요사이의 변동률을 적용하여 예측을 진행하였다. 즉, 입력데이터를 이용한 과거 4주의 전력수요에서 평일과 주말의 전력수요를 이용하여 변동률을 계산하였고, 예측된 평일 전력수요에 그 변동률을 적용하여 예측을 진행하였다. 지수평활 모형을 이용한 향후 4주의 일 최대 전력수요예측 결과는 다음과 같다.

표 4 지수평활 모형을 이용한 전력수요예측 결과
Table 4 Electric Load forecasting results using exponential smoothing model

예측 기간	평균오차	최대오차
2010년 3월	5.84%	12.49%
2010년 4월	1.79%	5.16%
2010년 11월	3.83%	10.69%
2011년 3월	5.69%	12.99%
2011년 4월	3.89%	9.98%
2011년 11월	2.64%	7.98%
2012년 3월	2.61%	6.13%
2012년 4월	2.04%	7.52%
2012년 11월	6.11%	10.95%

SARIMA 모형은 전력수요에서 나타나는 주기성과 패턴을 예측에 반영한 모형이고, 지수평활 모형은 기온과 전력수요사이의 변동성을 예측한 반영한 모형이다. 각각의 특성을 반영한 SARIMA 모형과 지수평활 모형을 이용하여 2010~2012년 3, 4, 11월의 향후 4주의 일 최대 전력수요를 예측한 결과, SARIMA 모형은 6.66%, 5.26%, 3.61%의 평균오차를 나타내고, 지수평활 모형은 3.82%, 4.07%, 3.59%의 평균오차를 나타낸다.

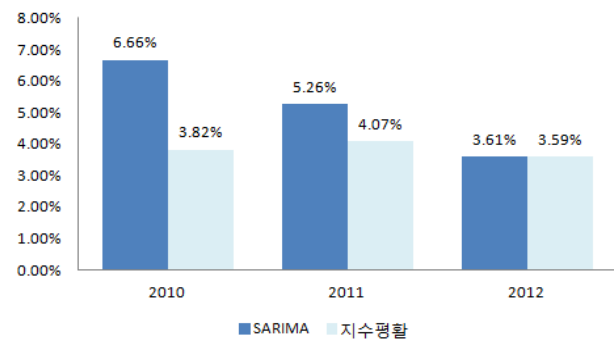


그림 3 전력수요예측 결과 비교
Fig. 3 The comparison of electric Load forecasting results

표 3과 4, 그림 3을 보면 지수평활 모형이 SARIMA 모형보다 우수한 예측 정확성을 나타낸다. 이를 통해 향후 4주의 일 최대 전력수요예측에서 기온을 반영하는 지수평활 모형이 전력수요를 예측하는데 더 효과적임을 확인할 수 있다. 그러나 두 가지 모형 모두 불규칙하게 발생하는 이벤트에 기인한 변동을 정확하게 예측하지 못하는 단점이 있기 때문에 알고리즘의 개선이 요구된다.

5. 결 론

전력수요가 주마다 다른 패턴이 나타나는 특성에 착안하여 동일 주간의 과거 전력수요를 입력데이터로 사용하여 주간 주기성과 패턴을 반영한 SARIMA 모형과 회귀분석을 통해 계산된 기온과 전력수요사이의 변동률을 예측에 반영한 지수평활 모형을 제안하였다. 그리고 평균과 분산을 일정하게 하기 위하여 특수일의 전력수요를 평일의 전력수요 특성에 맞게 평활화한 전력수요와 우리나라의 지역별 전력판매량과 인구수 등 지역특성을 반영한 전국 대표 기온을 입력데이터로 고려하였다. 구성된 예측 모형을 사용하여 2010~2012년 3, 4, 11월의 향후 4주의 일 최대 전력수요를 예측한 결과, SARIMA 모형은 6.66%, 5.26%, 3.61%의 평균오차를 나타내고, 지수평활 모형은 3.82%, 4.07%, 3.59%의 평균오차를 나타낸다. 기온효과를 반영한 지수평활 모형이 SARIMA 모형보다 우수한 예측 정확성을 나타내었다. 이러한 향후 4주의 일 최대 전력수요예측의 결과는 체계적인 전력계통 유지보수 및 운영에 활용할 수 있을 것이다. 향후 특수일의 전력수요예측 알고리즘 개발에 관한 연구가 필요하며, 전력수요예측에 적합한 유일한 접근법이 존재하는 것이 아니기 때문에 추가적인 예측 모형의 개발에 관한 연구가 지속되어야 한다.

감사의 글

본 연구는 전력거래소 및 2013년도 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20134010200570)

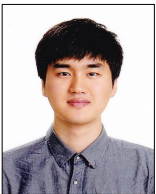
References

- [1] Luiz Felipe Amaral, Reinaldo Castro Souza, Maxwell Stevenson "A smooth transition periodic autoregressive (STPAR) model for short-term load forecasting", ELSEVIER International Journal of Forecasting, Vol. 24, Issue 4, pp. 603 - 615, 2008.
- [2] EI Desouky, EI Kateb, "Hybrid adaptive techniques for electric-load forecast using ANN and ARIMA" IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, Vol. 147, No. 4, July 2000.
- [3] Jae-Seok Kim, Eun-Ho Son, "Forecasting of Hotel Room Sales Using Seasonal ARIMA Models," Tourism Sciences Society of Korea, Tourism Studies Vol. 30, No. 2 , Serial No. 54, pp. 381-398, April 2006.
- [4] Fadhilah Razak, Mahendran Shitan, Amir Hashim, Izhah Abidin, "Load Forecasting Using Time Series Models," Jurnal Kejuruteraan, Vol. 21, pp. 53 - 62, August 2008.
- [5] M.Y Cho, J.C Hwang, C.S Chen, "Customer short term load forecasting by using ARIMA transfer function model," IEEE Conference on Energy

Management and Power Delivery, Vol. 1, pp. 317 - 322, November 1995.

- [6] Kyung-Bin Song, Oh-Sung Kwon, Jeong-Do Park, "Optimal Coefficient Selection of Exponential Smoothing Model in Short Term Load Forecasting on Weekdays", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 62, No. 2, pp. 149~154, February 2013.
- [7] "A Study on Short-term Load Forecasting Technique and its Application", Korea Power Exchange, November 2011.
- [8] "Development of Short-term Load Forecasting Software Applying Capacity Usage Ratio of Large Consumers and Representative 8 Cities' Temperature", Korea Power Exchange, November 2012.
- [9] Dennis Beal, "Information Criteria Method in SAS for Multiple Linear Regression Models", Science applications International Corporation, 2007.
- [10] Hyun-Woo Jung, Si-Yeon Kim, Kyung-Bin Song, Jeong-Do Park, Seung-Mook Baek, Woo-Seon kim, Kyung-Hee Chon, "Weekly electric load forecasting using ARIMA models", Korea Institute of Electrical Engineers, Autumn Symposium paper collection, pp. 91 - 92, October 2013.

저 자 소 개



정 현 우(Hyun-Woo Jung)

1989년 2월 17일생. 2013년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 현재 숭실대학교 전기공학과 석사과정.

Tel : 02-820-0640

E-mail : jhsfor20@naver.com



송 경 빈(Kyung-Bin Song)

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

Tel : 02-820-0648

E-mail : kbsong@ssu.ac.kr