

특정 시간대 전력수요예측 시계열모형[†]

신이레¹ · 윤상후²

¹한국의국어대학교 차세대도시농림융합기상사업단 · ²대구대학교 전산통계학과

접수 2016년 2월 25일, 수정 2016년 3월 25일, 게재확정 2016년 3월 25일

요약

정확한 전력수요 예측은 에너지 소비를 줄이고 전력수급의 불균형을 방지한다. 본 연구는 외부요인의 영향을 가장 적게 받는 특정 시간대의 일 단위 전력 수요량을 참조선(reference line)으로 한 시계열모형을 세우고자 한다. 고려된 시계열모형은 슬라이딩 창을 이용한 이중 계절성 Holt-Winters 모형과 TBATS 모형이다. 시계열모형의 모수는 2009년 1월 4일부터 2011년 12월 31일까지 자료를 이용하여 추정되었으며, 2012년 1월 1일부터 2012년 12월 29일까지의 각 모형의 전력수요량을 예측하여 성능을 비교하였다. RMSE와 MAPE를 통해 예측 성능을 비교한 결과 TBATS 모형의 성능이 우수하였다.

주요용어: 다중 계절성 지수 평활법, 슬라이딩 창, 전력수요예측, 참조선.

1. 서론

국내 전력 사용량은 국내 산업의 고도성장과 기후 변화로 인하여 과거에 비해 크게 증가하였으며, 현재는 폭염, 열대야, 한파와 같은 외부요인으로 인해 하루 또는 시간 단위로 크게 변하고 있다. 정확한 전력수요 예측을 위해서는 추세 및 단순 계절성분 뿐만 아니라 일간, 주간, 연간 등 복수의 주기성이 고려되어진 단기 전력수요 예측 연구들이 필요시 되고 있다.

단기 전력수요 예측을 위한 다중 계절성 지수평활법의 최근 동향을 살펴보면 다음과 같다. Taylor (2003)는 Holt-Winters 모형을 일중 주기성과 주간 주기성으로 고려한 이중 계절성 Holt-Winters 모형(이하 DSHW)으로 발전시켰으며, 이후 연간 주기성까지 고려할 수 있는 삼중 계절성 Holt-Winters 모형을 제안하였다(Taylor, 2010). De Livera 등 (2011)은 기존 모형에서 다루지 못하였던 여러 한계점들을 보완하여 삼중 계절성 BATS(exponential smoothing state space model with Box-Cox transformation, ARMA errors, trend and seasonal components)모형과 TBATS(Trigonometric exponential smoothing state space model with Box-Cox transformation, ARMA errors, trend and seasonal components)모형을 제안하였다. 국내에서는 Kim (2013b)이 TBATS 모형을 이용하여 시간단위 전력수요 예측모형 적정성을 검토하였고 다중 계절성 지수평활법의 활용 가능성을 보여주었다. 하지만 이 외에는 국내 전력수요예측을 위한 최신 다중 계절성 지수평활법의 활용은 거의 이뤄지지 않는 실정이다.

[†] 이 연구는 기상청 차세대도시농림융합스마트기상서비스개발(WISE) 사업(KMIPA-2012-0001-1)의 지원으로 수행되었습니다.

¹ (449-791) 경기도 용인시 처인구 모현면 외대로 81, 한국의국어대학교 차세대 도시농림 융합기상사업단, 연구원.

² 교신저자: (38453) 경상북도 경산시 진량읍 대구대로 201, 대구대학교 전산통계학과, 조교수.
E-mail: statstar@daegu.ac.kr

따라서 위에 소개한 다중 계절성 지수평활모형 중에 계산시간이 우수한 DSHW 모형과 TBATS 모형을 특정시간대 국내 전력데이터에 적용하고 전력수요예측성능을 비교하고자 한다.

본 연구는 외부요인의 영향을 가장 적게 받는 특정시간대의 전력 부하량을 일 단위 참조 선 (reference line)으로 간주하여 시계열 모형을 세우고자 한다. 외부요인이 전력수요량에 시간단위로 개입 (intervention)되어 오차를 발생시킨다고 보았을 때, 외부요인의 개입이 적은 특정시간대의 추정결과는 다른 시간대에 비해 예측성능이 강건 (robust)하며, 보다 해석이 직관적이기 때문이다. 또한, 함수적 군집분석을 이용하여 일 단위 전력수요패턴을 제안한 Yoon과 Choi (2015)의 연구에 본 연구결과가 참조 선으로 활용될 수 있는 장점을 가지고 있으며, 시간단위 전력수요예측 정확도를 높이는데 크게 기여할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 본 연구의 시계열 모형에서 고려되는 다중 계절성 지수평활법에 대해 살펴보았으며, 3절에서 특정 시간대의 전력 부하량을 참조 선으로 고려하여 다중 계절성 지수평활법의 예측성능을 비교 하였다. 마지막으로 4절에서 연구 결과를 정리 하였다.

2. 분석방법 (시계열 모형)

본 논문에서 전력수요예측모형으로 고려된 시계열 모형은 주간, 연간 주기성을 고려하는 이중 계절성 Holt-Winter모형과 일간, 주간, 연간 주기성을 고려하는 삼중 계절성 TBATS 모형을 사용하였다.

2.1. 단순지수평활모형

Brown (1959, 1962)이 소개한 지수평활법은 시계열에서 시간에 따라 증가하거나 감소하는 추세와 계절성을 고려하지 않는 단순 지수평활모형이다. 단순 지수평활모형에서 주어진 시계열의 미래 예측치는 마지막 시점의 실측치와 예측치의 가중평균으로 계산된다. 예를 들어 $t + 1$ 시점의 예측치는 $\hat{y}_{t+1|t} = \alpha y_t + (1 - \alpha)\hat{y}_{t|t-1}$ 이며 여기서 y_t 는 t 시점의 실측치, $0 < \alpha < 1$ 는 가중치이다. 즉, $t + 1$ 시점 예측치는 과거의 모든 실측치의 가중평균으로 최근 관측치에 높은 가중치가 부여되고 과거로 갈수록 가중치가 지수적으로 감소하게 된다. 이를 수식으로 표현하면 식 (2.1)이다.

$$L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)L_{t-1} \quad (2.1)$$

여기서, L_t 는 $\hat{y}_{t+h|t}$ 이다. 단순 지수평활법은 과거 관측치에 동일한 가중치를 부과하는 이동평균법의 발전된 형태라고 볼 수 있다.

2.2. Holt (선형)모형

Holt (1957, 2004)는 시간이 경과함에 따라 증가하거나 감소하는 추세를 고려한 지수평활모형을 제안하였다. t 시점의 성장부문을 G_t 라고 하면 Holt 모형에서 G_t 는 전 시점 대비 수준 (L)의 변화분과 $t - 1$ 시점의 성장부문의 가중평균으로 정의되어지고 모형을 수식으로 표현하면 식 (2.2)이다.

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + G_{t-1}) \\ G_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \\ \hat{y}_{t+h|t} &= L_t + G_t h \end{aligned} \quad (2.2)$$

여기서 α 와 β 는 각각 수준과 성장부문의 가중치이고 h 는 계절평활 가중치로 0과 1사이의 값을 갖는다. 만약 $\beta = 0$ 이라면 매 시점의 성장부문이 동일하게 고정되어 예측치가 매 시점 그만큼 단조 증감함을 의미한다.

2.3. Holt-Winters 모형

Winters (1960)는 Holt 모형에 일정한 형태의 주기를 가지고 움직이는 계절성을 고려한 Holt-Winter 모형을 제안하였으며 계절성분 변화의 양상에 따라 가법의 경우와 승법의 경우로 나누어 볼 수 있다. 여기서 계절성분은 매 m 시점마다 반복되는 패턴으로 t 시점의 계절성 S_t 는 t 시점의 데이터 y_t 에서 전 시점의 수준과 성장부문을 제외한 나머지 부분과 m 시점 전 계절성의 가중평균으로 정의된다. 데이터가 추세 (수준+성장)와 계절성의 합으로 이루어진 가법 계절성 Holt-Winters 모형은 식 (2.3)이다.

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha(y_t - S_{t-m}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + G_{t-1}) \\ G_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \\ S_t &= \gamma(y_t - L_{t-1} - G_{t-1}) + (1 - \gamma)S_{t-m} \\ \hat{y}_{t+h|t} &= L_t + G_t h + S_{t-m+h_m^+} \end{aligned} \quad (2.3)$$

여기서 γ 는 α , β 와 마찬가지로 0과 1사이의 값을 갖는 가중치이며 $h_m^+ = [(h - 1) \bmod m] + 1$ 로 정의된다. mod는 modulo의 약자로서 나눗셈의 나머지를 계산하는 수학적 연산을 의미한다.

반면, 데이터가 추세와 계절성의 곱으로 이루어진 승법 계절성 Holt-Winters 모형은 식 (2.4)이다.

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha y_t / S_{t-m} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + G_{t-1}) \\ G_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \\ S_t &= \gamma y_t / (L_{t-1} - G_{t-1}) + (1 - \gamma)S_{t-m} \\ \hat{y}_{t+h|t} &= (L_t + G_t h) S_{t-m+h_m^+} \end{aligned} \quad (2.4)$$

가법 계절성 Holt-Winters 모형은 데이터의 계절성의 변동의 폭, 즉 분산이 시간의 흐름에 관계없이 일정한 경우에 적합하며 분산이 시간의 흐름에 따라 점차로 커지는 경우에는 승법 계절성 Holt-Winters 모형이 적합하다.

2.4. 이중 계절성 Holt-Winters 모형

Taylor (2003)은 단일 계절성에서 하나의 계절성을 더 추가하여 이중 계절성을 고려하는 모형으로 발전시켰다. 이를 식으로 나타내면 식 (2.5)이다.

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha(y_t - S_{t-m_1} - D_{t-m_2}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + G_{t-1}) \\ G_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \\ S_t &= \gamma(y_t - L_t - D_{t-m_2}) + (1 - \gamma)S_{t-m_1} \\ D_t &= \delta(y_t - L_t - S_{t-m_1}) + (1 - \delta)D_{t-m_2} \\ \hat{y}_{t+h|t} &= (L_t + G_t h) + S_{t-m_1+h} + D_{t-m_2+h} \end{aligned} \quad (2.5)$$

여기서 m_1 과 m_2 는 각각 첫 번째와 두 번째 계절성의 반복 주기이며 γ 과 δ 는 각각의 계절성에 해당하는 평활모수 (smoothing parameter)이다.

2.5. TBATS 모형

De Livera 등 (2011)은 기존 모형에서 다루지 못하였던 여러 한계점들을 보완한 삼중 계절성모형 TBATS (Trigonometric, Box-Cox transform, ARMA errors, Trends, and Seasonal components)을

제시하였다. 한계점들을 보완한 부분은 먼저, 종속변수의 비선형성 (nonlinearity)에 관련된 문제를 해결하기 위해 Box와 Cox (1964)의 지수변환을 고려하였다. 그리고 지수평활모형의 오차항 (ϵ_t)은 자기상관 (serially correlated)이 없는 백색잡음 (white noise)이 가정되었으나, TBATS 모형은 오차항이 백색잡음을 따르지 않는 기존 실증 연구결과를 반영하여 ARMA(p, q)를 따를 수 있다고 가정하였다. 기존 모형에서는 다룰 수 없었던 비정수 주기의 주기성을 고려할 수 있어, 연간 주기성을 고려할 때 정확한 양력주기인 365.25일을 가정할 수 있다. 기존 모형에서 추정해야할 파라미터의 수가 많아 추정에 시간이 많이 소요되었던 한계점을 TBATS 모형은 몇 개의 삼각함수로 주기성을 표현하여 모형의 추정에 걸리는 시간을 단축시켰다. 계절성을 소수의 삼각함수의 합으로 표현한 TBATS 모형은 식 (2.6)이다.

$$\begin{aligned}
 y_t^\omega &= \begin{cases} \frac{y_t^\omega - 1}{\omega}, & \omega \neq 0, \\ \log(y_t), & \omega = 0, \end{cases} \\
 L_t &= \alpha(y_t^\omega - S_t^{(i)}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + \phi G_{t-1}) \\
 G_t &= \beta(L_t - L_{t-1} + \bar{G}) + (1 - \beta)G_{t-1} \\
 S_t^{(i)} &= \sum_{j=1}^{k_i} S_{j,t}^{(i)} \\
 S_{j,t}^{(i)} &= \gamma^{(i)}(y_t^\omega - L_t - S_t^{(i)}) + (1 - \gamma^{(i)})(S_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + S_{j,t-1}^{*(i)} \sin \lambda_j^{(i)}) \\
 S_{j,t}^{*(i)} &= \psi^{(i)}(y_t^\omega - L_t - S_t^{(i)}) + (1 - \psi^{(i)})(-S_{j,t-1}^{(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + S_{j,t-1}^{*(i)} \cos \lambda_j^{(i)}) \\
 \hat{y}_{t+h|t}^\omega &= (L_{t-1} + \phi h G_{t-1}) + \sum_{i=1}^T S_{t-1}^{(i)}
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

T 개의 주기성을 가정한 TBATS모형은 $TBATS(\omega, \phi, p, q, m_1, k_1, m_2, k_2, \dots, m_T, k_T)$ 로 표시한다. 여기서 ω 는 Box와 Cox 변환의 파라미터이고 ϕ 는 Holt모형에서의 평활 모수, p 와 q 는 ARMA의 차수, m_i 는 각 주기성 ($S_t^{(i)}$)의 반복주기, $\gamma^{(i)}$ 와 $\psi^{(i)}$ 는 평활모수이며 $\lambda_j^{(i)} = 2\pi j/m_i$, k_i 는 i 번째 계절성 ($S_t^{(i)}$)를 이루는 삼각함수의 개수이다. \bar{G} 는 G 의 평균으로 장기적인 추세성을 반영하고 $S_{j,t}^{(i)}$ 는 $S_t^{(i)}$ 의 확률적 수준을 나타내며 $S_{j,t}^{*(i)}$ 는 $S_{j,t}^{(i)}$ 의 확률적 추세부분을 나타낸다.

3. 자료 분석

3.1. 분석 자료

본 연구에 사용된 원 자료는 2009년 1월 1일 01시부터 2012년 12월 31일 24시까지 한국 전력거래소에서 수집된 시간단위 전력수요 자료이며, 총 데이터 개수는 35,064개 이다. 그 중에 외부요인의 영향을 가장 적게 받는 특정시간대의 전력 부하량 자료를 이용하여 일 단위 참조 선 (reference line)으로 선택하였다. 외부요인이 전력수요량에 시간단위로 개입 (intervention)되어 오차를 발생시킨다고 보았을 때, 외부요인의 개입이 적은 특정시간대의 추정결과는 다른 시간대에 비해 예측성능이 강건 (robust)하며, 보다 해석이 직관적이기 때문이다. SSE (sum of squared error) 값의 비교를 통해 외부요인의 영향을 가장 적게 받는 특정시간대를 선택하였으며 SSE의 식은 (3.1)이다. 시간대별 SSE를 계산하여 비교한 결과, 오전 5시부터 오전 6시의 시간대의 SSE가 가장 낮았으며 오전 9시부터 오전 10시의 시간대가

가장 높았다 (Table 3.1).

$$SSE = \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_{t|t-1})^2 \quad (3.1)$$

여기서 y_t 는 t 기의 실측치이며, $\hat{y}_{t|t-1}$ 는 $t-1$ 기에 예측한 t 기의 예측치이다.

Table 3.1 Hourly SSE during training periods

Hour	1	2	3	4	5	6	7	8
SSE	2457	2421	2399	2313	2211	2141	2388	3296
Hour	9	10	11	12	13	14	15	16
SSE	4946	5723	5645	5560	4462	5228	5595	5564
Hour	17	18	19	20	21	22	23	24
SSE	5658	5352	4756	4213	3578	3022	2608	2681

위의 결과를 바탕으로 오전 5시부터 오전 6시의 전력부하량을 선택하여 시계열로 나타낸 그림은 Figure 3.1이다.

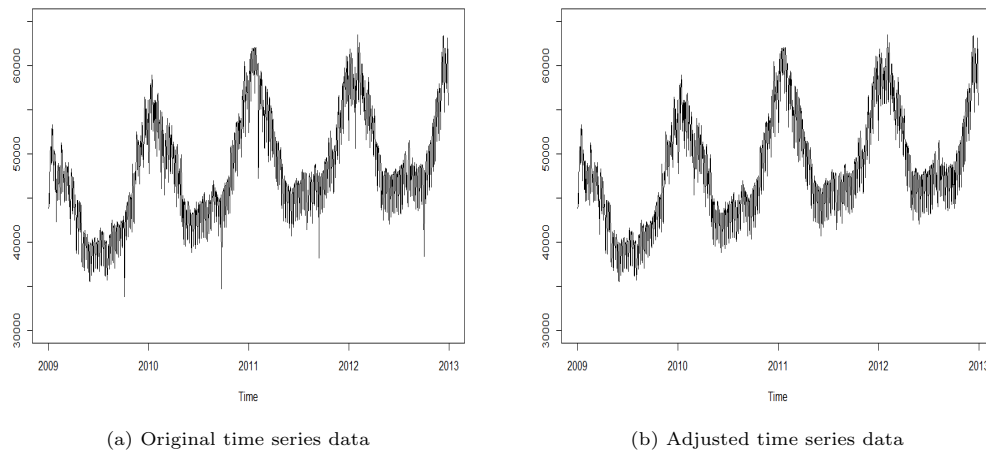


Figure 3.1 Time series data for electricity demand

Figure 3.1 (a)을 보면 전력 부하량이 시간의 흐름에 따라 추세성과 계절성을 보이고 있다. 그림의 중간 중간에 보이는 전력부하가 평소보다 낮은 기간은 설날과 추석기간으로 윤달에 따른 반복주기를 확인할 수 없어 설날과 추석의 전주와 차주의 같은 요일의 평균값으로 대체하여 그 효과를 제거한 데이터를 사용하였다 (Figure 3.1 (b)).

Figure 3.2를 보면 7일의 주간 주기성을 살펴볼 수 있다. 월요일부터 목요일까지는 전력 사용량이 높다가 금요일에 점차 감소하면서 토요일, 일요일에는 매우 크게 감소하는 경향을 보이고 있다. 주간 또는 요일별 주기성은 1주 간격으로 반복되는 패턴으로 특정요일 고유의 패턴을 나타낸다. 일반적으로 국내 시간별 전력수요의 요일별 패턴은 월요일 패턴, 화요일 패턴, 목요일 패턴, 토요일 패턴, 일요일 패턴으로 나눌 수 있다 (Kim, 2013a).

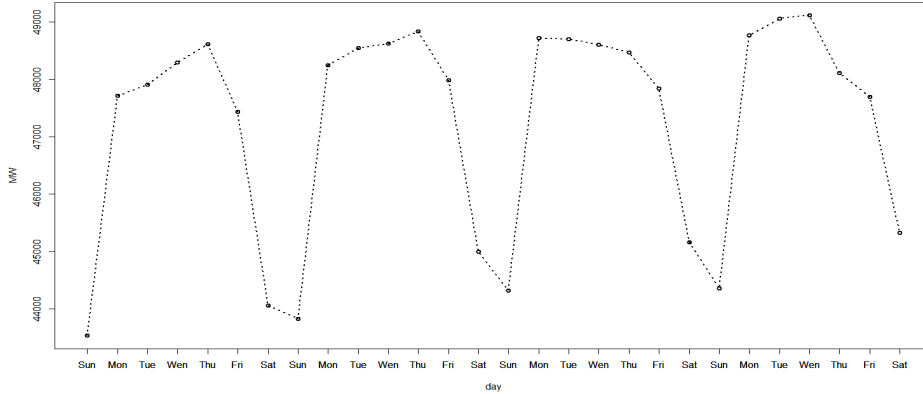


Figure 3.2 Time series data for electricity demand in 5 weeks

모형의 예측력 평가를 위한 측도로 제공된 평균제곱오차 RMSE (root mean squared error)와 MAPE (mean absolute percentage error)를 사용하였으며 식 (3.1)과 식 (3.2)이다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3.2)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (3.3)$$

여기서 n 은 자료 적합에 사용한 표본 수이고, y_t 는 t 시점에서 실제 값, \hat{y}_t 는 예측값이다.

3.2. 모형 성능비교 및 예측

국내 전력수요 자료는 매 주기마다 동일한 패턴이 반복된다는 모형의 기본 가정이 잘 지켜지지 않는다 (Kim, 2013b). 이러한 불안정한 패턴변화를 최소화하기 위해 본 연구에서는 슬라이딩 창 (sliding window) 방식을 이용하여 분석을 하였다. 슬라이딩 창 방식은 표본 내 샘플 기간의 크기를 일정하게 유지 (고정)한 채 시작점을 순차적으로 이동하면서 매 시점마다 모형의 계수를 새롭게 추정하는 방식이다. 슬라이딩 창의 크기는 주간 및 연간을 고려할 수 있는 1,092일 (7일×52주×3년 개의 일별 데이터)로 고정하고 매 슬라이딩창의 다음 1일의 일별 부하를 예측 한다.

모형의 추정에 사용된 표본 내 샘플 기간을 1,092일 (7일×52주×3년)로 일정하게 유지한 채 시작점 2009년 1월 4일을 순차적으로 1일 단위씩 이동하면서 총 364개의 슬라이딩 창에 대하여 모형계수를 추정하였다. 그리고 각각의 슬라이딩 창에서 추정된 모형 계수를 근거로 다음 1일의 예측치를 2012년 1월 1일부터 2012년 12월 29일까지 364일에 걸쳐 도출하였다.

일별 전력수요 자료는 주간, 연간의 주기성을 가지므로 두 가지 주기성을 동시에 고려할 수 있는 이중 계절성 Holt-Winters 모형, TBATS 모형을 고려한다. TBATS 모형은 일간 주기성까지 포함하여 삼중 주기성을 고려할 수 있으나 본 연구에서는 이중 계절성 Holt-Winters 모형과의 성능 비교를 위해 이중 주기성까지만 고려한다. 모형의 예측성능 비교는 RMSE (root mean square error)와 MAPE (mean absolute percentage error)를 구하여 비교하였으며, 매 1일 기준으로 나타내기 어려운 점이 있어서 계절과 월을 기준으로 비교하고 정리하였다 (Table 3.1) (Figure 3.4).

Table 3.2에서 각 모형에서 나온 월 별 기준 RMSE와 MAPE를 통해서 예측성능을 비교한 결과 모든 월에서 TBATS 모형이 이중 계절성 Holt-Winters 모형에 비하여 예측성능이 우수함을 보였다. 또한 전체 예측 기간 (364일)에 대해 모형 예측성능을 비교한 결과 TBATS 모형이 이중 계절성 Holt-Winters 모형에 비해 RMSE 및 MAPE 기준으로 약 160% 예측성능이 향상됨을 보였다.

Table 3.2 Monthly RMSE and MAPE during test periods

Month	DSHW		TBATS	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
Jan	1155.7	0.020	679.2	0.012
Feb	1752.3	0.030	758.3	0.013
Mar	1012.3	0.019	808.1	0.015
Apr	954.3	0.019	645.2	0.013
May	1236.8	0.027	573.9	0.012
Jun	722.4	0.016	275.9	0.006
Jul	946.5	0.020	552.9	0.012
Aug	990.9	0.021	772.6	0.016
Sep	757.3	0.016	408.8	0.009
Oct	785.4	0.016	642.7	0.013
Nov	847.6	0.016	603.2	0.011
Dec	1529.1	0.026	1101.8	0.019
Total	1053.8	0.021	652.8	0.013

Figure 3.3은 이중 계절성 Holt-Winters 모형과 TBATS 모형의 실제 값과 표본 외 예측 값의 편차를 분기별로 나누어 나타낸 시계열 그림이다.

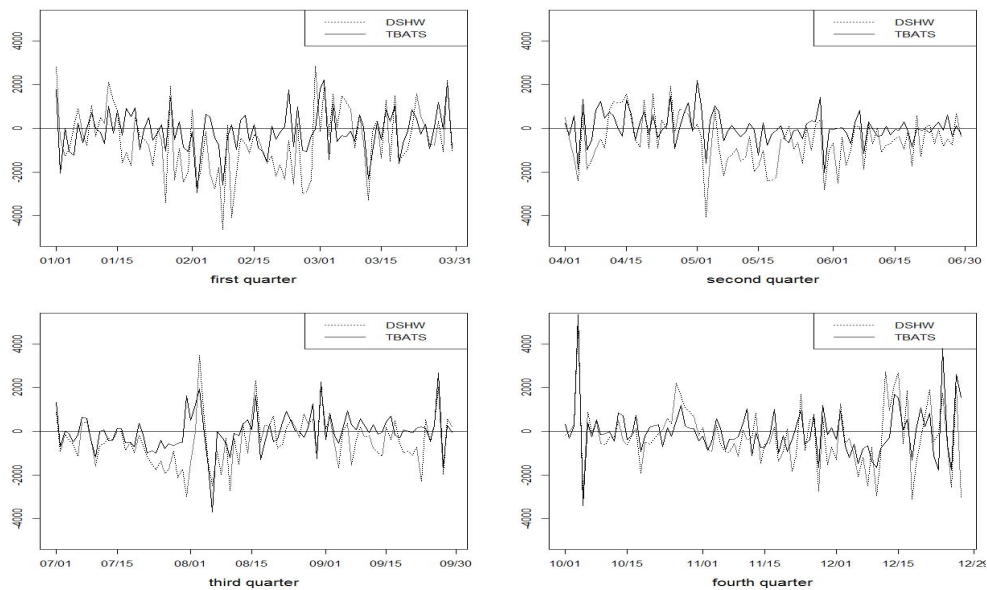


Figure 3.3 Quarterly Bias (first, second, third, fourth)

분석 결과 모든 분기에서 TBATS 모형이 이중 계절성 Holt-Winters 모형 (DSHW)에 비해 실제 값과의 편차가 작게 나타났다. 첫 번째 분기 (1월 1일부터 3월 31일)의 시계열 그림을 살펴보면 편차가 양의 값으로 치우치는 경향을 보이고 있다. 그 원인 중에 하나는 기온 (기상요인)의 값이 크게 떨어지면

서 전력소비가 평소에 비해 급증함에 따라 전력수요 예측 값이 과소 예측함으로써 발생한 것으로 판단된다. 한 예로 2월 2일을 살펴보면 55년 만에 가장 추운 한파로 인하여 전력 소비가 역대 최고치를 경신하였다. 반대로 편차가 음의 값으로 크게 치우치는 경우도 보이는 데 그 원인 중에 하나는 양력 공휴일에 전력소비가 평소에 비해 감소함에 따라 전력예측 값이 과대 예측함으로써 발생한 것으로 판단된다. 음력 공휴일 효과를 제거하여 설날에 대한 영향은 크게 나타나지 않았지만 1월 1일 양력 공휴일과 3월 1일에 전력 소비가 매우 감소한 것으로 나타났다. 두 번째 분기(4월 1일부터 6월 31일)의 시계열 그림을 살펴보면 어느 한 쪽으로 크게 치우치는 경향은 보이고 있지 않지만 5월 1일과 5월 28일에 공휴일 효과로 인하여 전력 수요량이 감소하게 되었고 예측 값이 실제 값 보다 높게 예측하면서 편차가 크게 발생했다. 세 번째 분기(7월 1일부터 9월 30일)의 시계열 그림을 살펴보면, 어느 한 쪽으로 치우치는 경향은 보이지 않았지만 기온(기상요인)의 영향과 휴가철, 명절 효과에 따라 편차가 크게 발생했다. 8월 6일에는 사상 최악의 폭염으로 인한 전력소비가 급증하여 예측 모형 값이 실제 값 보다 과소예측 하였으며 7월 말과 8월 초에는 휴가 기간, 9월 27일에는 추석으로 인하여 전력소비가 감소하면서 과대 예측하여 편차가 크게 발생했다.

네 번째 분기(10월 1일부터 12월 29일)의 시계열 그림을 살펴보면, 기온(기상요인)으로 편차가 양의 값으로 조금 치우치는 경향을 보이고 있으며, 공휴일에는 편차가 음의 값으로 크게 치우쳤다. 10월 초에는 추석 연휴 이후 개천절로 인하여 징검다리 연휴가 발생하면서 전력 수요량이 크게 감소하였고 예측 값이 실제 값 보다 높게 예측하면서 편차가 크게 발생했다. 12월 25일에 크리스마스로 전력 소비가 감소하였지만, 전후로 한파가 발생하면서 전력소비의 변동성이 크게 나타나 편차가 발생했다

Figure 3.4는 TBATS 모형을 이용하여 도출한 1일의 표본 외 예측치를 총 364일에 대해 실측치와 함께 나타낸 시계열 그림이다. 분석결과 양력 공휴일 효과와 외부요인 효과(기온)의 경우를 제외하고 실측치에 가까운 예측치를 도출하였다.

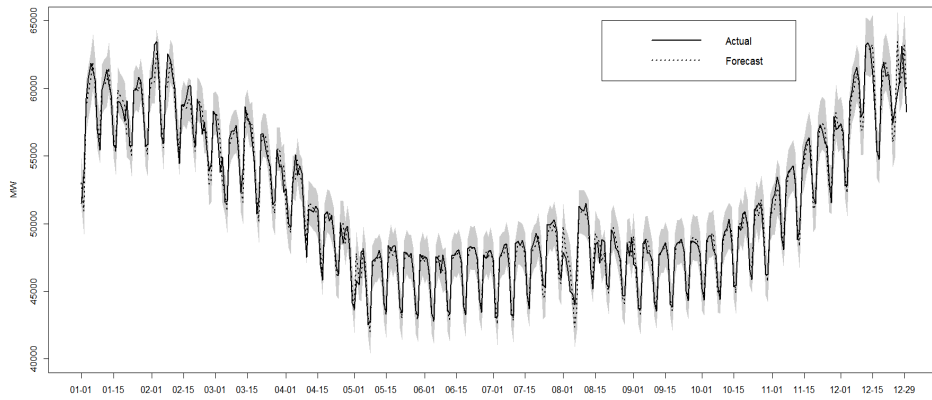


Figure 3.4 Electricity demand forecasting by TBATS method

4. 결론

본 연구는 기존의 여러 연구에서 수행되었던 일 단위 최고 및 평균 전력수요예측과는 다르게 외부영향을 가장 적게 받는 특정시간대(오전5시부터 오전 6시)를 참조 선(reference line)으로 고려하여 전력수요를 예측하였다. 분석 모형은 주간(7일), 연간(7일×52주)의 두 가지 주기성을 고려할 수 있는 이중계절성 Holt-Winters 모형과 TBATS 모형을 이용하였으며, 일 단위 전력 수요량 예측은 슬라이딩 창

방식을 사용하였다. 슬라이딩 창 크기는 1,092일 (7일×52주×3년)로 고정하여 다음 364일 (7일×52주)을 예측하였으며, RMSE와 MAPE를 이용하여 모형의 예측성능을 비교하였다.

전체 예측 기간 (364일)에 대해 모형의 예측성능을 비교한 결과 TBATS 모형이 이중 계절성 Holt-Winters 모형에 비해 약 160% 예측성능이 향상됨을 보였다. 분기별 시계열 그림을 통해서 예측성능을 확인한 결과 모든 분기에서 양력 공휴일 효과로 인하여 예측치가 실측치보다 높게 추정하는 경향을 보였으며, 기온 (기상요인)의 효과로 인하여 예측치가 실측치보다 낮게 추정하는 경향을 보였다. 전체 예측 기간에서 양력 공휴일 효과와 기상 요인의 효과를 제외하고 실측치에 가까운 예측치를 도출 하였다.

향후 전력수요예측의 정확도를 높이기 위해서는 외부요인 (기상, 공휴일)의 효과도 함께 고려할 수 있는 전력수요예측모형이 필요하다. 이를 위한 방안으로 본 연구에서 고려한 외부 요인의 효과를 가장 적게 받는 특정시간대의 참조 선을 Yoon과 Choi (2015) 연구의 참조 선으로 활용 하는 방법을 생각 할 수 있다. Yoon과 Choi (2015)의 연구에서는 함수적 군집분석을 이용하여 일 단위 전력수요패턴을 제안하였으며 전력수요패턴에는 계절, 평일, 휴일별 등으로 구분되어 있다. 본 연구에서 고려한 특정시간대의 참조 선에 계절, 평일, 휴일별 일 단위 패턴이 적용된다면 시간단위 전력수요예측과 더불어 정확도를 높 이는데 크게 기여할 수 있을 것이다. 또한 Lee 등 (2013)의 연구와 같이 에너지 예측에 시계열모형 뿐만 아니라 신경망 모형을 활용하여 예측성능을 비교한다면 전력수요예측의 정확도 및 신뢰도를 높 이는데 도움이 될 것으로 기대한다.

References

- Box, G. E. P. and Cox, D. R. (1964). An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society B*, **26**, 211- 252.
- Brown, R. G. (1959). *Statistical forecasting for inventory control*, McGraw-Hill, New York.
- Brown, R. G. (1962). *Smoothing, forecasting and prediction of discrete Time Series*, Prentice-Hall, New Jersey.
- De Livera, A. M., Hyndman, R. J. and Snyder, R. D. (2011). Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing. *Journal of the American Statistical Association*, **106**, 1513-1527.
- Holt, C. C. (1957). *Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages*, Office of Naval Research memorandum, No.52, Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh.
- Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, **20**, 5-10
- Kim, C. H. (2013a). *Electricity demand patterns analysis by daily and timely time series*, Korea Development Institute, Korea Energy Economics Institute, Uiwang.
- Kim, C. H. (2013b). *Short-term electricity demand forecasting using complex seasonal exponential smoothing*, Korea Development Institute, Korea Energy Economics Institute, Uiwang.
- Lee, Y. S., Kim, J., Jang, M. S. and Kim, H. G. (2013). A study on comparing short-term wind power prediction models in Gunsan wind farm: A case study. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **24**, 585-592.
- Taylor, J. W. (2003). Short-term electricity demand forecasting using double seasonal exponential smoothing. *Journal of the Operational Research Society*, **54**, 799-805
- Taylor, J. W. (2010). Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, **204**, 139-152.
- Winters, P. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, **6**, 324-342.
- Yoon, S. H. and Choi, Y. J. (2015). Functional clustering for electricity demand data: A case study. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **26**, 885-894.

Electricity forecasting model using specific time zone[†]

YiRe Shin¹ · Sanghoo Yoon²

¹Wise institute, Hankuk University of Foreign Studies

²Department of Computer Science and Statistics, Daegu University

Received 25 February 2016, revised 25 March 2016, accepted 25 March 2016

Abstract

Accurate electricity demand forecasts is essential in reducing energy spend and preventing imbalance of the power supply. In forecasting electricity demand, we considered double seasonal Holt-Winters model and TBATS model with sliding window. We selected a specific time zone as the reference line of daily electric demand because it is least likely to be influenced by external factors. The forecasting performance have been evaluated in terms of RMSE and MAPE criteria. We used the observations ranging January 4, 2009 to December 31 for testing data. For validation data, the records has been used between January 1, 2012 and December 29, 2012.

Keywords: Electricity demand forecasting, multiple seasonal exponential smoothing, reference line, sliding window.

[†] This work was funded by the Weather Information Service Engine Program of the Korea Meteorological Administration under Grant KMIPA-2012-0001-1.

¹ Researcher, WISE institute, Hankuk University of Foreign Studies, Yongin 449-791, Korea.

² Corresponding author: Assistant professor, Department of Computer Science and Statistics, Daegu University, Gyeongsan 38453, Korea. E-mail: statstar@daegu.ac.kr