

전력수요예측을 위한 기상정보 활용성평가

신이레¹ · 윤상후²

¹한국의국어대학교 차세대도시농림융합기상사업단 · ²대구대학교 전산통계학과

접수 2016년 8월 16일, 수정 2016년 11월 25일, 게재확정 2016년 11월 28일

요약

오늘날 기상정보는 도로공학, 경제학, 환경공학 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 본 연구는 전력수요 예측을 위한 기상정보 활용성을 평가하고자 한다. 기상변수는 기상관측소에서 수집되는 기온, 풍속, 습도, 운량, 기압과 기온, 풍속, 상대습도의 합성지수인 체감온도와 불쾌지수가 고려되었다. 전력수요 예측을 위한 시계열모형으로 슬라이딩 창 방식의 TBATS 삼중지수평활모형이 고려되었다. 월 단위 기상변수와 전력수요 예측오차간 상관분석 결과를 보면 시간대별로 차이를 있으나 기온, 불쾌지수, 체감온도가 전력수요 예측오차와 상관성이 높았다. 이에 과거 3년의 월단위 전력수요 예측오차와 기상변수의 회귀모형식으로 전력수요 예측값의 편의를 보정하였다. 온도, 상대습도, 풍속으로 TBATS 모형의 전력수요 예측값을 보정한 결과 TBATS 모형에 비해 RMSE가 약 6.1% 줄었다.

주요용어: 삼중 계절지수 평활법, 전력수요예측오차, 편 의 보정 방법.

1. 서론

기상정보는 다양한 분야의 연구의 기초자료로 도로공학, 경제학, 환경공학 등에서 활용가치가 높다. 기상정보에 대한 니즈는 사용자 목적에 맞게 시간 및 공간단위로 점점 세분화 되고 있다 (Lee 등, 2013; Yoon과 Choi, 2015).

에너지를 효율적으로 소비하기 위한 전력수요량을 예측하기 위한 연구는 매우 다양하게 발전되어 왔다. 전력수요량은 시간의 흐름에 따라 변하는 시계열자료이므로 시계열 분석 방법이 많이 활용된다. Ramanathan 등 (1997)은 온도와 기간을 고려한 지수평활법을 제안하였으며 Taylor와 Buizza (2003)은 날씨변수를 이용한 전력수요모형을 제안하였다. Taylor (2010)은 삼중계절법이 이중계절법보다 전력수요 예측에 우수함을 보였고, De Livera 등 (2011)은 Taylor (2010)가 제안한 다중 계절성 모형의 단점들을 보완하여 일반화된 지수평활법인 BATS (Box-Cox transform, ARMA errors, Trends, and Seasonal components)모형과 TBATS (Trigonometric, Box-Cox transform, ARMA errors, Trends, and Seasonal components)모형을 제안하였다. Kim (2013b)은 한국 전력수요예측에 TBATS모형 활용 가능성을 제시하였다. 이외에도 전력수요예측을 위한 모형으로는 다중회귀분석 (Cha 등, 2015), 기온효과를 고려한 ARIMAX 모형 (Herui 등, 2015), 기온자료에 혼합주기모형을 고려한 모형 (Kim, 2014), TBATS 모형 (Shin 등, 2016) 등이 있다. 하지만 대부분의 연구는 일단위 전력수요예측로 시간단위 기상요인이 고려되지 않았다.

¹ (17035) 경기도 용인시 처인구 모현면 외대로 81, 한국의국어대학교 차세대도시농림융합기상사업단, 원급연구원.

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

본 연구는 시간단위 전력수요 예측성능을 향상시키기 위해 시간단위 기상정보를 이용하고자 한다. 연구를 위해 2007년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지 전력수요량 자료에 삼중 계절성 지수평활모형인 TBATS 모형을 적합시켜 예측오차를 생산하였다. 2010년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지 삼중 계절성 지수평활모형의 예측값에 추정된 회귀모형으로 편의 보정 (bias correction)하여 전력수요량 예측 향상도를 평가하였다.

2. 연구모형 및 자료

2.1. 삼중지수모형 (TBATS)

De Livera 등 (2011)은 두 개 이상의 복잡한 계절성을 고려한 TBATS를 제안하였다. 기존의 지수평활법과는 다르게 종속변수의 비선형성 (nonlinearity)에 관련된 문제를 해결하기 위해 Box와 Cox (1964)의 지수변화를 고려하였다. 지수평활모형의 오차항 (ϵ_t)은 자기상관 (serially correlated)이 없는 백색잡음 (white noise)이 가정되었으나, TBATS 모형은 ARMA(p, q)를 따를 수 있다. 그 외의 TBATS 모형의 장점은 비정수 주기성의 표현과 모수 수의 감소이다. 계절성을 삼각함수의 합으로 표현된 TBATS 모형은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 y_t^\omega &= \begin{cases} \frac{y_{t-1}^\omega}{\omega}, & \omega \neq 0, \\ \log(y_t), & \omega = 0, \end{cases} \\
 y_t^\omega &= L_{t-1} + \phi G_{t-1} + \sum_{i=1}^T S_{t-1}^{(i)} + \epsilon_t, \\
 L_t &= L_{t-1} + \phi G_{t-1} + \alpha \epsilon_t, \\
 G_t &= (1 - \phi) \bar{G} + \phi G_{t-1} + \beta \epsilon_t, \\
 S_t^{(i)} &= \sum_{j=1}^{k_i} S_{j,t}^{(i)}, \\
 S_{j,t}^{(i)} &= S_{j,t-1}^{(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + S_{j,t-1}^{*(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + \gamma_1^{(i)} \epsilon_t, \\
 S_{j,t}^{*(i)} &= -S_{j,t-1}^{(i)} \sin \lambda_j^{(i)} + S_{j,t-1}^{*(i)} \cos \lambda_j^{(i)} + \gamma_2^{(i)} \epsilon_t, \\
 \epsilon_t &= \sum_{i=1}^p \psi_i \epsilon_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} + e_t,
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

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 모수이고 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 k_i 는 i 번째 계절성 ($S_t^{(i)}$)를 이루는 삼각함수의 개수이다. 여기서 $\lambda_j^{(i)} = 2\pi j/m_i$ 이며 $\gamma_1^{(i)}$ 와 $\gamma_2^{(i)}$ 는 평활모수이다. k_i 는 i 번째 계절성 ($S_t^{(i)}$)를 이루는 삼각함수의 개수이다. $S_{j,t}^{(i)}$ 는 $S_t^{(i)}$ 의 확률적 수준을 나타내며 $S_{j,t}^{*(i)}$ 는 $S_{j,t}^{(i)}$ 의 확률적 추세부분을 나타낸다. \bar{G} 는 G 의 평균으로 장기적인 추세성을 반영한다.

2.2. 연구자료

연구를 위한 시간단위 기상변수는 2010년 1월 1일 00시부터 2012년 12월 31일 까지 지상기상관측소 (automated synoptic observing system; ASOS)에서 관측된 5개 지점 (서울, 대전, 대구, 광주, 부산)의 5개의 기상자료 (기온, 풍속, 습도, 운량, 기압)이다. 각 기상변수에 대해 전국단위의 대표 기상자료를 산출하기 위해서 5대 도시에 가중치를 주어 최종적으로 대표 기상자료를 산출하였다. 각 지역에 대한 가중치는 이들 지역에 대한 전력판매량과 인구를 분석하여 지역별 수요분포비율을 산출한 후 분포비율로 정하였다 (Lim, 2013).

Table 2.1 Weights for temperatures of five cities

	Seoul	Daejeon	Daegu	Gwangju	Busan
weight (%)	50.0	10.0	12.0	8.0	20.0

전력 부하자료는 2007년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지 한국 전력거래소에서 수집된 시간단위 자료이며, 이를 이용하여 2010년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지 시간단위 전력수요예측자료를 생성하였다. 국내 전력수요 자료는 매 주기마다 동일한 패턴이 반복되지 않으므로 불안정한 패턴변화를 최소화하기 위해 슬라이딩 창 (sliding window) 방식을 이용하여 분석을 하였다 (Kim, 2013a). 슬라이딩 창 방식은 표본 내 샘플 기간의 크기를 일정하게 고정하여 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 슬라이딩 창의 다음 1일의 시간단위 전력수요량을 예측하였다.

TBATS 모형의 추정은 표본 내 샘플 기간을 1,092로 고정하여 2007년 1월 1일에서 순차적으로 1일 단위씩 이동하여 총 1,095개의 슬라이딩 창에 대해 모수를 추정하였다. 그리고 각각의 TBATS모형에서 추정된 모수를 토대로 다음 1일의 시간단위 전력수요 예측치를 2010년 1월 1일부터 2012년 12월 31일까지 예측하였다.

3. 분석결과

3.1. 상관분석

전력수요 예측오차와 기상 변수 간 연관성을 살펴보기 위해 상관분석을 실시하였다. 월별 기상요인과 전력수요 예측오차 사이의 상관계수는 Figure 3.1이다. 기온, 일 최대기온, 일 최저기온은 겨울철 (추운 기간)과 여름철 (더운 기간)에 다른 기상변수에 비해 상관성이 가장 높게 나타났으며, 시간대에 따라 서로 큰 변동성이 있는 것으로 나타났다. 풍속, 습도, 기압, 운량은 모든 계절에 뚜렷하게 큰 상관성을 보이지 않았다. 체감온도와 불쾌지수는 기온, 일 최대기온, 일 최저기온과 비슷한 패턴으로 상관성이 높게 나타났다.

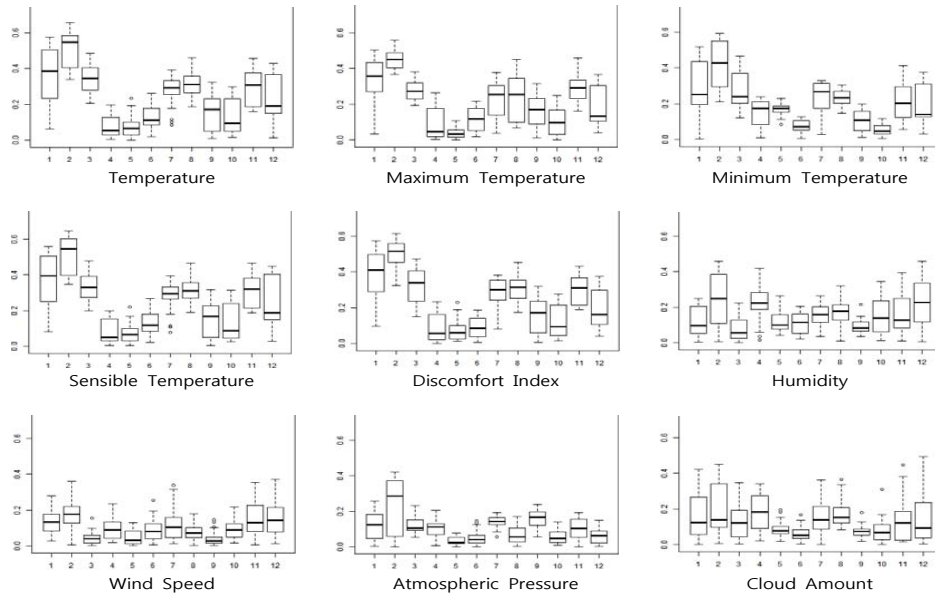


Figure 3.1 Box-plot for correlation coefficient between weather variable and electricity demand predict error

기상요인에 영향을 많이 받는 겨울철 (2월)과 여름철 (8월)에 대해 상관계수를 자세히 살펴보자. 겨울철 상관계수는 Table 3.1이고 여름철 상관계수는 Table 3.2이다. 전력수요 예측오차와 기상변수는 시간대에 따라 중요 정도가 다르게 나타났다. 기온은 겨울철 음의 상관성을 보였고 여름철 양의 상관성을 보였다. 겨울철은 기온이 떨어질수록 난방기구 사용이 증가하고 여름철은 기온이 높을수록 냉방기구 사용이 증가하기 때문이다. 체감온도는 겨울철 새벽 및 저녁시간에 상관성이 높았고, 오전에는 일 최대기온, 오후에는 불쾌지수가 높았다. 그 외의 기상변수인 풍속, 습도, 기압, 운량은 상관성이 낮게 나왔다. 새벽시간대와 저녁시간대에 기압과 풍속은 전력수요 예측오차와 양의 상관관계를 보였으며, 습도와 운량은 음의 상관관계를 보였다. 전력수요예측오차의 여름철 시간대별 상관성은 체감온도(새벽 및 저녁시간), 불쾌지수(정오, 11시~12시), 일 최대기온(저녁시간, 17시~20시) 순이다. 그 외의 기상변수인 풍속, 습도, 기압, 운량은 상관성이 낮았다.

Table 3.1 Correlation coefficient between weather variable and electricity demand predict error in February

Time	February								
	TA	T_MAX	T_MIN	STA	DI	HM	WS	AP	CA
1	-0.615	-0.488	-0.593	-0.623	-0.576	-0.341	0.230	0.339	-0.376
2	-0.602	-0.488	-0.577	-0.640	-0.568	-0.334	0.362	0.345	0.063
3	-0.604	-0.469	-0.567	-0.631	-0.563	-0.381	0.320	0.372	-0.047
4	-0.587	-0.462	-0.560	-0.609	-0.523	-0.435	0.223	0.384	-0.334
5	-0.583	-0.454	-0.557	-0.596	-0.531	-0.401	0.202	0.388	-0.403
6	-0.564	-0.445	-0.545	-0.597	-0.488	-0.460	0.232	0.396	-0.450
7	-0.568	-0.449	-0.556	-0.599	-0.519	-0.397	0.204	0.374	-0.428
8	-0.557	-0.407	-0.541	-0.551	-0.523	-0.398	-0.006	0.381	-0.401
9	-0.377	-0.391	-0.381	-0.364	-0.337	-0.386	-0.035	0.245	-0.102
10	-0.339	-0.383	-0.318	-0.347	-0.324	-0.232	0.099	0.145	-0.034
11	-0.376	-0.400	-0.322	-0.366	-0.374	-0.185	0.070	0.136	0.007
12	-0.377	-0.397	-0.274	-0.364	-0.400	-0.047	0.083	0.057	0.133
13	-0.418	-0.423	-0.290	-0.422	-0.453	-0.007	0.148	0.060	0.160
14	-0.356	-0.368	-0.212	-0.354	-0.391	0.059	0.137	0.002	0.174
15	-0.390	-0.390	-0.214	-0.385	-0.456	0.144	0.141	-0.011	0.267
16	-0.423	-0.412	-0.233	-0.415	-0.465	0.107	0.120	0.000	0.177
17	-0.450	-0.440	-0.252	-0.446	-0.497	0.106	0.177	0.034	0.147
18	-0.471	-0.455	-0.300	-0.477	-0.511	0.067	0.222	0.048	0.060
19	-0.533	-0.520	-0.420	-0.536	-0.530	-0.110	0.177	0.204	-0.113
20	-0.536	-0.502	-0.451	-0.545	-0.513	-0.226	0.220	0.241	-0.129
21	-0.599	-0.561	-0.468	-0.606	-0.579	-0.249	0.182	0.326	-0.095
22	-0.566	-0.497	-0.438	-0.572	-0.560	-0.251	0.279	0.331	-0.353
23	-0.658	-0.555	-0.507	-0.647	-0.615	-0.387	0.137	0.424	-0.127
24	-0.573	-0.477	-0.404	-0.576	-0.560	-0.278	0.156	0.366	-0.101

TA=Temperature, T_Max=Maximum Temperature, T_Min=Minimum Temperature, STA=Sensible Temperature, DI=Discomfort Index, HM=Humidity, WS=Wind Speed, AP=Atmospheric Pressure, CA=Cloud amount

Table 3.2 Correlation coefficient between weather variable and electricity demand predict error in August

Time	August								
	TA	T_MAX	T_MIN	STA	DI	HM	WS	AP	CA
1	0.329	0.102	0.214	0.331	0.315	-0.156	-0.100	0.123	-0.154
2	0.281	0.105	0.181	0.284	0.283	-0.084	-0.047	0.115	-0.085
3	0.236	0.092	0.146	0.245	0.215	-0.134	-0.103	0.058	-0.144
4	0.254	0.080	0.186	0.260	0.258	-0.057	-0.031	0.016	-0.084
5	0.251	0.070	0.178	0.257	0.237	-0.119	-0.065	-0.005	-0.119
6	0.309	0.153	0.224	0.308	0.291	-0.137	0.053	-0.016	-0.152
7	0.241	0.071	0.199	0.242	0.240	-0.047	0.043	-0.025	-0.095
8	0.188	0.099	0.212	0.191	0.205	0.011	-0.072	-0.031	-0.122
9	0.189	0.098	0.199	0.191	0.173	-0.109	-0.052	0.012	-0.136
10	0.285	0.194	0.228	0.283	0.245	-0.216	-0.006	0.008	-0.194
11	0.321	0.203	0.276	0.325	0.335	-0.144	-0.082	-0.045	-0.129
12	0.306	0.219	0.269	0.306	0.317	-0.157	-0.093	0.036	-0.119
13	0.411	0.343	0.286	0.412	0.393	-0.308	-0.165	0.113	-0.294
14	0.402	0.342	0.276	0.405	0.369	-0.321	-0.097	0.082	-0.230
15	0.315	0.289	0.241	0.316	0.321	-0.214	-0.127	0.062	-0.156
16	0.350	0.345	0.267	0.352	0.348	-0.256	-0.182	0.040	-0.116
17	0.281	0.298	0.236	0.283	0.288	-0.193	-0.070	0.053	-0.146
18	0.275	0.295	0.206	0.281	0.294	-0.180	-0.122	0.062	-0.175
19	0.328	0.348	0.272	0.332	0.350	-0.193	-0.002	0.048	-0.190
20	0.323	0.334	0.241	0.325	0.332	-0.185	0.046	0.067	-0.224
21	0.442	0.441	0.252	0.443	0.440	-0.253	-0.106	0.170	-0.335
22	0.461	0.429	0.292	0.465	0.455	-0.266	-0.137	0.165	-0.369
23	0.448	0.450	0.306	0.452	0.447	-0.213	-0.073	0.130	-0.248
24	0.363	0.346	0.230	0.365	0.358	-0.177	-0.014	0.097	-0.173

3.2. 기상정보 활용성 평가 (회귀모형)

겨울철과 여름철에 불쾌지수와 체감온도가 기온보다 전력수요 예측오차와 상관성이 높았다. 이는 단순히 기온을 전력수요 예측모형에 반영한 것보다 기온, 풍속, 습도 등을 반영한 모형의 예측성능이 우수할 수 있음을 의미한다. 이에 본 연구에서는 전력수요 예측오차와 풍속, 습도, 기압, 운량 등의 기상변수와의 회귀모형을 통해 전력수요 예측치를 편의보정하여 전력수요 향상도를 평가하였다.

2010년부터 2012년까지 3년간 전력수요 예측오차와 기상변수의 회귀모형의 추정식을 통해 2013년 1월부터 12월까지 편의를 보정한 예측성능은 Table 3.3이다. 슬라이딩 창 방식의 시계열 모형을 기반으로 전력수요 예측오차가 생성되므로, 일단위로 회귀모형의 편의보정식이 추정되게 된다. 일반화된 회귀모형식을 제시하는데 어려움이 있어 회귀모형의 회귀모수에 대한 추정 결과는 본 연구에서 생략한다.

기온, 풍속, 상대습도를 고려한 모형으로 TBATS 전력수요 예측치를 편의 보정 했을 때 TBATS 모형으로 전력수요를 예측했을 때보다 약 6.1% 예측성능을 향상시킬 수 있다 (Table 3.3). 하지만 단계적 변수선택법을 통해 얻어진 회귀모형보다 체감지수 (겨울철), 불쾌지수 (여름철)의 전력수요 예측이 더 우수함을 보여준다 (Table 3.4).

Table 3.3 The efficiency of weather variable for electricity forecasting

Method	RMSE	MAPE	Efficiency (%)
TBATS	1,449	0.0166	0%
TBATS+TA	1,371	0.0154	5.3
TBATS+WS	1,431	0.0164	1.2
TBATS+HM	1,427	0.0164	1.5
TBATS+STA	1,367	0.0154	5.6
TBATS+DI	1,365	0.0153	5.8
TBATS+TA+WS+HM (STEPWISE)	1,360	0.0153	6.1

Table 3.4 The result of efficiency in selected months (Feb, Aug)

Method	February			August		
	RMSE	MAPE	EF (%)	RMSE	MAPE	EF (%)
TBATS	1,547	0.0187	0.0	2,160	0.0276	0.0
TBATS+TA	1,378	0.0168	10.9	2,062	0.0262	4.5
TBATS+WS	1,531	0.0183	1.0	2,131	0.0273	1.3
TBATS+HM	1,549	0.0187	-0.1	2,145	0.0277	0.7
TBATS+STA	1,362	0.0164	12.0	2,059	0.0262	4.7
TBATS+DI	1,383	0.0169	10.6	1,998	0.0253	7.5
TBATS+TA+WS+HM (STEPWISE)	1,372	0.0165	11.3	2,025	0.0256	6.2

4. 결론 및 고찰

시계열 모형을 기반으로 전력수요를 예측한 선행연구에서 고려한 기상요인은 기온이다. 그러나 시간대별 전력수요 예측오차와 기상요인간 상관성을 살펴보면 새벽, 오전, 오후, 저녁에 따라 영향을 미치는 중요 기상요인이 달랐다. 특히 기온, 풍속, 습도가 고려된 불쾌지수와 체감온도가 기온보다 전력수요 예측오차와 상관성이 높았다. 이는 전력수요 예측모형에서 고려해야 할 중요 기상요인은 기온 외에도 풍속, 습도 등 다양한 기상변수임을 의미한다. 이에 연구에서는 삼중지수계절모형인 TBATS 모형을 토대로 TBATS 예측오차와 기상변수 간 회귀모형으로 편의를 보정하였다. 기온, 풍속, 습도를 고려한 회귀모형으로 편의 보정한 결과 TBATS 모형에 비해 RMSE를 약 6.1% 줄였다. 하지만 여름철 불쾌지수와 겨울철 체감온도로 보정한 모형의 RMSE가 온도, 풍속, 습도를 모두 고려한 모형보다 RMSE가 낮으므로 온도, 풍속, 습도 등의 다양한 기상변수들을 합성한 에너지 기상지수가 개발된다면 전력수요 예측의 정확성을 높아질 것으로 기대한다.

References

- Box, G. E. P. and Cox, D. R. (1964). An analysis of transformation. *Journal of the Royal Statistical Society B*, **26**, 211-252.
- Cha, J., Lee, D., Kim, H. and Joo, S. K. (2015). The relationship between daily peak load and weather conditions using stepwise multiple regression. *The proceedings of Korean Institute of Electrical Engineers*, 475-476.
- 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.
- Cui, H. and Peng, X. (2015). Short-term city electric load forecasting with considering temperature effects : An improved ARIMAX model. *Mathematical Problems in Engineering*, Available from <http://dx.doi.org/10.1155/2015/589374>.
- 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. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **24**, 585-592.
- Lim, J. H., Kim, S. Y., Park, J. D. and Song, K. B. (2013). Representative temperature assessment for improvement of short-term load forecasting accuracy. *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers*, **27**, 39-43.
- Kim, C. H. (2013a). Electricity demand patterns analysis by daily and timely time series. *Korea Development Institute*, 13-03, Sejong, Korea.
- Kim, C. H. (2013b). Short-term electricity demand forecasting using complex seasonal exponential smoothing. *Korea Development Institute*, 13-06, Sejong, Korea.
- Kim, C. H. (2014). Electricity demand forecasting using mixed data sampling model. *Korea Development Institute*, 13-06, Sejong, Korea.
- Ramanathan, R., Engle, R., Granger, C. W., Vahid-Araghi, F. and Brace, C. (1997). Short-run forecasts of electricity loads and peaks. *International Journal of Forecasting*, **13**, 161-174.
- Shin, D. and Jo, H. (2014). A empirical study on the climate factor sensitivity and threshold temperature of daily maximum electricity consumption in Korea. *Korea Economic and Business Association*, **32**, 175-212.
- Shin, Y. and Yoon, S. (2016). Electricity forecasting model using specific time zone. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 275-284.
- Taylor, J. W. and Buizza, R. (2003). Using weather ensemble predictions in electricity demand forecasting. *International Journal of Forecasting*, **19**, 57-70.
- Taylor, J. W. (2010). Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, **204**, 139-152.
- Yoon, S. and Choi, Y. (2015). Functional clustering for electricity demand data: A case study. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **26**, 885-894.

Evaluation of weather information for electricity demand forecasting

YiRe Shin¹ · Sanghoo Yoon²

¹WISE institute, Hankuk University of Foreign Studies

²Department of Computer Science and Statistics, Daegu University

Received 16 August 2016, revised 25 November 2016, accepted 28 November 2016

Abstract

Recently, weather information has been increasingly used in various area. This study presents the necessity of hourly weather information for electricity demand forecasting through correlation analysis and multivariate regression model. Hourly weather data were collected by Meteorological Administration. Using electricity demand data, we considered TBATS exponential smoothing model with a sliding window method in order to forecast electricity demand. In this paper, we have shown that the incorporation of weather information into electricity demand models can significantly enhance a forecasting capability.

Keywords: Bias correction, forecasted electricity demand error, TBATS.

¹ Researcher, WISE institute, Hankuk University of Foreign Studies, Yongin 17035, Korea.

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