



국내 일별 최대전력 수요예측에 관한 연구

Forecasting Daily Peak Load of Domestic Electricity Demand

저자 (Authors)	이근철, 한정희 Geun-Cheol Lee, Junghee Han
출처 (Source)	산업경제연구 30(4) , 2017.8, 1205-1218 (14 pages) Journal of Industrial Economics and Business 30(4) , 2017.8, 1205-1218 (14 pages)
발행처 (Publisher)	한국산업경제학회 Korean Industrial Economic Association
URL	http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07236259
APA Style	이근철, 한정희 (2017). 국내 일별 최대전력 수요예측에 관한 연구. 산업경제연구, 30(4), 1205-1218.
이용정보 (Accessed)	서울대학교 147.47.207.*** 2018/08/20 13:17 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

국내 일별 최대전력 수요예측에 관한 연구*

이근철

건국대학교 교수, 제1저자

(gcleee@konkuk.ac.kr)

한정희

강원대학교 교수, 교신저자

(jhhan@kangwon.ac.kr)

본 연구에서는 국내 일별 최대전력 수요예측의 문제를 고려한다. 수요예측을 위하여 본 연구에서는 다중 회귀모형에 기반한 예측 방법을 제안한다. 제안 모형은 직전기간 수요, 계절요인, 기상 정보 등 일별 최대전력 수요의 특성을 적절히 반영할 수 있는 독립변수들을 포함한다. 특히, 계절요인을 고려하기 위하여, 2개월 단위로 계절을 구분하고, 계절에 따른 기상 정보를 반영하기 위하여 계절 변수와 기상 정보 변수의 곱으로 이루어진 2차항을 독립변수로 포함시킨 모형을 제안한다. 제안 모형의 성능을 검증하기 위하여 기존 연구 결과와 비교 실험을 수행하였고, 평균절대백분율오차(MAPE)를 측정하였다. 비교 실험 결과, 제안 예측 방법이 모든 경우에 더 개선된 예측 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

핵심주제어 : 수요예측, 일별 최대전력, 회귀분석, 평균절대백분율오차

▷ 논문접수(2017. 6. 29), ▷ 심사완료(2017. 8. 3), ▷ 게재확정(2017. 8. 23)

* 이 논문은 2015년도 건국대학교 KU학술연구비 지원에 의한 논문임.

I. 서론

전력수요의 예측은 전력계통 및 전력시장의 안정적인 운영을 위한 필수적인 활동이다(송경빈 외, 2013; 이현재, 2013). 부정확한 전력수요 예측은 발전/송배전 설비의 갑작스러운 가동, 전력 추가 구매로 인한 비용 증가, 불필요한 전력 생산 등의 문제점을 초래할 수 있다(박정도·송경빈, 2015). 특히, 2011년 9월 15일 발생한 순환정전 사태는 잘못된 전력수요 예측이 막대한 경제적 피해로 이어질 수 있다는 사실을 확인한 사례로, 전력수요 예측의 중요성을 더욱 강조하게 되는 계기가 되었다.

국내 전력수요에 대한 예측 업무는 한국전력거래소(www.kpx.or.kr)에서 담당하고 있는데, 시간대별, 일별, 주간, 월간 전력수요 등 다양한 예측 기간에 따른 수요예측을 수행하고 있다. 예측의 정확도 향상을 위하여 그 동안 수많은 연구가 수행되어 왔다. 이 중 많은 연구가 일별 전력 수요 예측에 관한 연구이며, 본 연구도 일별 전력수요를 예측하는 새로운 방법을 제안하고자 한다. 여기서, 예측대상이 되는 일별 전력수요는 실제로는 하루 동안 매시간 평균전력 중에서 최대 전력수요 값인 일별 최대부하(peak load)를 말한다.

일별 전력수요 예측에 관한 연구는 몇 가지 기준으로 분류할 수 있는데 가장 일반적인 방법은 수요예측 기법에 따라 분류하는 것이다(Alfares and Nazeeruddin, 2002). 본 연구에서는 국내 일별 전력수요 예측에 관한 선행 연구 중 최근 연구를 중심으로 다음과 같이 네 가지 기법으로 분류하여 소개하고자 한다. 먼저, 지수평활법에 기반한 방법을 제안한 연구로는 송경빈 외(2013)과 임종훈 외(2013)의 연구가 있다. 지수평활법 자체는 비교적 간단하지만, 요일 특성 등을 고려한다면 자기상관성이 높은 일일 전력수요의 예측에 나쁘지 않은 성능을 보인다. 두 번째는 ARIMA모형(박성주·전태준, 1984)을 기반으로 한 시계열 모형을 활용한 연구가 있다. 이정순 외(2013)과 정상욱·김삼용(2014)은 SARIMA모형, Reg-ARIMA모형, Reg-AR-SGARCH모형 등 여러 가지 시계열 모형을 일일 전력수요 예측에 적용하고 그 결과를 비교하였다. 그리고 권세혁·오현승(2016)이 SARMA모형을 활용하여 일일 최대전력 수요를 예측하는 등 최근까지 시계열 모형을 기반으로 한 방법이 꾸준히 제안되고 있다. 세 번째로는 회귀분석 모형에 기반한 방법을 제안한 연구가 있다. 한정희·백종관(2010)은 요일 요인을 고려한 회귀모형을 제안하여 하절기 수요에 대해 우수한 성능을 보이는 예측 방법을 고안하였다. 동일 저자들은 특수일 보정 등을 추가로 반영하여 자신들의 회귀 모형을 개선 시켜오고 있다(한정희·백종관, 2011; 백종관·한정희, 2015). 마지막으로 기계학습(machine learning)에 기반한 방법을 활용한 연구를 최근 들어 자주 찾아볼 수 있다(지평식 외, 2013; 지평식·임재윤, 2014; 탁혜성 외, 2016). 본 연구에서는 위와 같은 네 가지 수요예측 방법 중에서 회귀 모형에 기반한 새로운 일일 최대전력 예측 방법을 제안하고자 한다. 본 연구에서

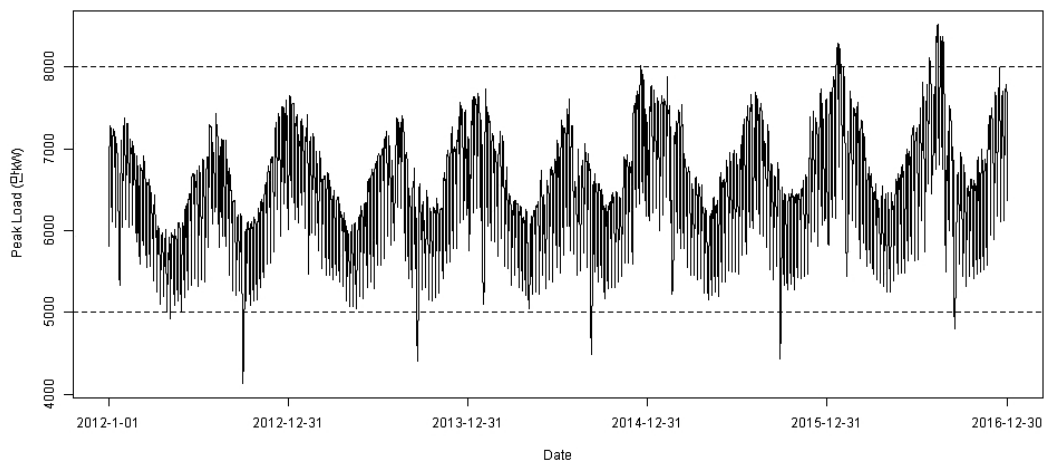
회귀 모형을 사용하게 된 주요한 이유는 모형에 포함되는 독립변수에 따라, 그리고 샘플링 방법에 따라, 우수한 예측력을 나타낼 수 있다는 점이다. 그리고, 근래의 시계열 모형이나 기계학습 방법 등은 적용 절차의 복잡도에 비해 그 성능이 회귀 모형에 기반한 방법보다 그다지 우수하지 않다는 점도 고려되었다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 다음 장에서는 국내 일일 최대전력 데이터가 어떠한 특성을 갖는지 몇 가지 분석을 통해 파악한다. 3장에서는 앞 장에서 파악된 주요 특성을 반영하여 일일 최대전력을 예측할 수 있는 회귀 모형을 제안한다. 제안된 모형은 벤치마킹과의 비교 실험 등을 통해 성능을 검증하는데, 그 과정과 결과가 4장에 소개된다. 제안 모형의 우수성을 분석하기 위한 추가적인 실험 결과가 5장에 소개되고, 마지막 장에서는 결론과 향후 연구 방향을 소개하면서 논문을 끝맺는다.

II. 전력수요 분석

전력수요의 특성에 적합한 예측 모형을 고안하기 위하여, 본 장에서는 몇 가지 분석을 통해 전력수요의 특성을 파악한다. 먼저, 최근 5년간의 일일 최대전력의 추이를 그래프를 통해 확인하여 전체적인 전력수요의 개괄적인 특성을 직관적으로 파악하고자 한다. <그림 1>에는 2012년 1월 1일부터 2016년 12월 31일까지 5년간의 일별 최대전력 값이 시간 순으로 나타나 있다. 해당 자료는 한국전력거래소에서 운영하는 전력통계정보시스템(epsis.kpx.or.kr)으로부터 수집할 수 있다.

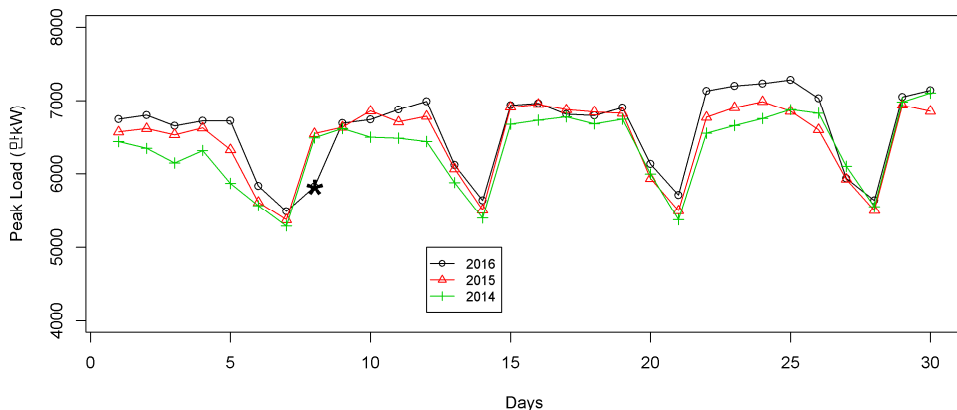
<그림 1> 2012년부터 2016년까지 일일 최대전력 추이 그래프



<그림 1>을 통해 파악할 수 있는 전력수요의 특성은 다음과 같다. 먼저, 해마다 전력수요가 꾸준히 증가하고 있는 추이를 확인할 수 있다. 2016년 이전에는 일일 최대전력이 8,000만 kW를 초과하는 날이 단 하루였지만, 2016년에는 총 24차례나 8,000만kW를 초과하였다. 두 번째로는 계절요인으로 인한 수요변화가 뚜렷하게 나타나고 있는 모습을 볼 수 있다. 그래프를 전체적으로 보면 5개의 ‘W’가 연결된 형태를 갖고 있다. 한 해 동안에는 ‘W’ 형태의 수요 패턴을 보이는데, 연초에 피크였던 수요가 봄철로 가면서 감소하다가, 여름철로 가면서 다시 증가하여 피크를 찍고, 가을철이 되면 감소한 수요는 연말로 가면서 다시 증가하는 모양이다. 하절기와 동절기에 냉난방 수요가 최대전력에 큰 영향을 주고 있다는 것을 알 수 있다. 그리고 최근에는 냉방기 보급의 확산으로 과거에는 연간 최대전력 최고치 발생일이 겨울철이었으나, 2016년에는 최대전력의 한 해 최고치가 처음으로 하절기에 나타났다(8월12일). 이러한 수요증가 추세와 계절 요인을 반영할 수 있는 전력수요의 예측이 요구된다.

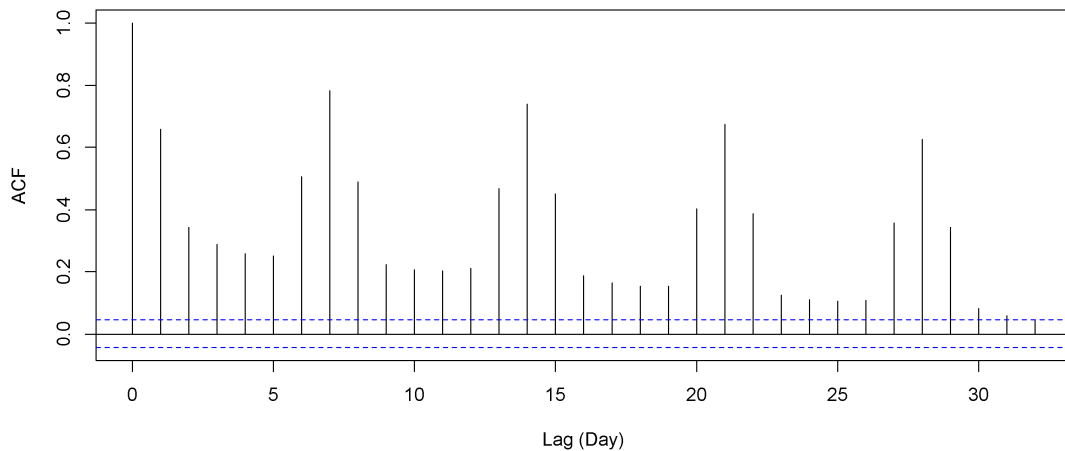
다음으로, 또 다른 일일 전력 수요 특성을 파악하기 위하여, 상대적으로 짧은 기간의 수요 패턴을 확인해보도록 한다. <그림 2>는 2014년부터 2016년까지 3개년도의 6월경 30일 동안의 일별 최대전력 추이를 나타내는 그래프이다. 그래프에서 시작 날짜는 연도마다 다르지만, 시작 요일은 월요일로 맞추어져 있다. 그림에서 보듯이 일일 전력 수요는 평일에는 높고 주말에는 낮은 패턴을 연도에 상관없이 보여주고 있다. 월/화/수/목/금요일은 대체적으로 유사한 수요수준을 보이고 있고, 토요일은 평일보다 상대적으로 낮은 수준, 그리고 일요일은 가장 낮은 수준의 전력수요를 나타내고 있다. 특이하게 2016년도 수요값에서 두 번째 월요일의 경우(그림에서 ★ 표시 지점)에는 평일임에도 불구하고 주말처럼 수요가 낮게 나타났는데, 이날은 공휴일(현충일)이었기 때문이다. 결국, 전력수요는 많은 사람들의 생활 패턴에 따라, 공통적인 휴일에 해당하는 주말, 공휴일, 명절 등의 기간에는 낮게 나타나는 것을 알 수 있다. 이와 같은 요일 요인과 특수일 요인도 일일 전력수요 예측에 반영되어야 하는 주요한 사항이다.

<그림 2> 6월경 30일치 최대전력 추이 그래프 (2014년~2016년)



한 국가에서 에너지와 같은 공공재의 소비는 짧은 기간 동안에는 크게 변하지 않는 특성이 있다. 그렇기 때문에 특정일의 전력 수요 역시 그 이전일의 전력 수요와 유사하게 나타날 가능성이 많다. 이를 확인하기 위하여 2012년부터 2016년까지의 자료를 이용하여 자기상관함수(Auto Correlation Function) 그래프를 <그림 3>에 나타내었다. 예상대로 시차(lag)가 1일인 경우에 0.6이상의 높은 자기상관성을 보이는데, 특히 시차가 7일인 경우엔 0.8에 가까운 매우 높은 자기상관성을 보인다. 이는 앞서 언급되었던 요일 요인이 자기상관성 측면에서도 다시 확인된다고 볼 수 있다.

<그림 3> 일일 최대전력 자기상관함수 그래프



마지막으로, 기상정보와 전력수요의 관계를 알아보려고 한다. 일반적으로, 기상정보 중에서 평균기온과 전력수요는 높은 상관관계가 존재한다는 사실이 알려져 있고, 많은 기존 연구에서도 예측 모형에 온도 요인을 고려하고 있다. 본 연구에서는 평균기온뿐 아니라 풍속, 습도 등과 같은 다른 기상정보도 함께 고려하고자 한다. 먼저, 2012년부터 2016년까지 일별 최대전력값과 동일 기간동안의 다양한 기상정보간의 상관계수 값이 <표 1>에 정리되어 있다. 본 연구에서는 서울 지역의 평균기온값, 평균지면온도, 일최고기온, 일최저기온, 평균풍속, 최대풍속, 평균습도, 최소습도 등의 정보를 사용했으며, 해당 자료는 국가기후데이터센터(sts.kma.go.kr)에서 수집하였다.

<표 1>로부터 평균기온뿐 아니라 다른 온도정보도 평균기온과 유사한 상관계수 값을 갖는다는 것을 확인할 수 있고, 온도 이외의 기상정보는 상관계수가 높지 않게 나타남을 확인할 수 있다. 하지만, 기온만 하더라도 여름철엔 전력 수요와 양의 상관관계를 갖고, 겨울철엔 음의 상관관계를 갖는다는 것을 알고 있기 때문에 기상정보와 전력수요의 관계 분석 시

계절별 접근이 필요함을 알 수 있다. 그래서, 본 연구에서는 월별로 전력수요와 기상정보간의 상관계수 값을 구분하여 산출하여, 그 결과를 <표 2>에 나타내었다. 먼저, 온도정보는 예상대로 여름철엔 양의 상관계수값, 겨울철엔 음의 상관계수값을 보이고 있다. 그 중 7, 8월에 가장 높은 양의 상관관계를 보이고 있으며, 겨울철보다는 오히려 11월과 3월에 더 높은 음의 상관관계를 보이고 있다. 음의 상관관계를 보일 때는 평균기온보다, 최저기온이 더 뚜렷한 값을 갖는다. 풍속의 경우에는 12월, 습도의 경우에는 2월, 8월, 11월에 상대적으로 높은 상관관계를 보이고 있다. 이러한 분석 결과를 고려할 때, 전력수요 예측 시 계절마다 적합한 기상정보 요인을 다르게 반영하는 것이 필요하다고 할 수 있다.

<표 1> 일별 최대전력 수요와 기상정보간 상관계수

평균기온	평균지면 온도	최고기온	최저기온	평균풍속	최대풍속	평균습도	최소습도
-0.234	-0.231	-0.255	-0.209	-0.018	-0.054	-0.015	-0.081

<표 2> 월별 일일 최대전력 수요와 기상정보간 상관계수

월	평균기온	평균지면 온도	최고기온	최저기온	평균풍속	최대풍속	평균습도	최소습도
1	-0.235	-0.175	-0.189	-0.242	-0.114	-0.075	-0.047	-0.028
2	-0.23	-0.223	-0.183	-0.236	0.09	0.073	-0.208	-0.143
3	-0.308	-0.356	-0.298	-0.335	-0.01	-0.05	-0.069	0.029
4	-0.15	-0.156	-0.114	-0.148	-0.065	-0.051	0.067	0.063
5	0.248	0.201	0.207	0.231	-0.043	-0.072	0.107	0.112
6	0.112	0.015	0.074	0.158	-0.044	-0.01	0.145	0.113
7	0.433	0.305	0.322	0.373	-0.06	-0.055	-0.089	-0.086
8	0.424	0.497	0.422	0.395	-0.167	-0.198	-0.219	-0.252
9	0.136	0.05	0.045	0.177	0.027	0.049	0.137	0.172
10	-0.108	-0.113	-0.108	-0.094	-0.001	0.061	0.106	0.152
11	-0.544	-0.532	-0.475	-0.549	-0.032	-0.008	-0.252	-0.184
12	-0.138	-0.124	-0.162	-0.145	0.234	0.183	-0.016	0.015

III. 제안 예측 방법

본 연구에서는 앞서 2장에서 분석한 전력 수요의 특성을 바탕으로 일일 최대전력을 예측하기 위한 회귀모형을 제안한다. 2장에서 살펴보았듯이 예측 모형은 전력수요의 계절적 요인, 요일 요인, 자기상관성, 계절에 적합한 기상정보 등을 포함할 필요가 있다. 이러한 사항을 종합적으로 고려하여 다음과 같은 모형을 제안한다.

$$y_d = \beta_1 y_{(d-1)} + \beta_2 y_{(d-2)} + \beta_3 y_{(d-7)} + \beta_4 x_d + \beta_5 s_d + \beta_6 w_d + \beta_7 s_d w_d + \beta_0 + \epsilon \quad (1)$$

위 모형에서 사용되는 기호에 대한 설명은 다음과 같다.

y_d	예측일(d 일)의 최대전력 예측값
$y_{(d-1)}$	예측일 직전일의 최대전력 실측값
$y_{(d-2)}$	예측일 2일전 일의 최대전력 실측값
$y_{(d-7)}$	예측일 일주일전 일의 최대전력 실측값
x_d	예측일의 요일 (범주형 변수)
s_d	예측일이 속해있는 계절 (범주형 변수)
w_d	예측일의 평균기온
β_i	i 번째 독립변수의 회귀계수, $i=1, 2, \dots, 7$
β_0	회귀모형의 상수
ϵ	회귀모형의 오차

모형의 각 변수를 순서대로 설명한다. 먼저, 종속변수 y_d 는 특정 일자(d 일)의 국내 일일 최대전력 값으로 예측하고자 하는 대상이다. 독립변수들은 앞장에서 파악한 전력수요의 특성을 반영하기 위해 도입되었다. 자기상관성을 반영하기 위하여, 직전일과 2일전의 최대전력 실측값을 포함시킨다($y_{(d-1)}$, $y_{(d-2)}$). 요일 요인을 반영하기 위하여 일주일전의 실측값($y_{(d-7)}$)뿐 아니라 요일 변수(x_d)를 포함시킨다. 요일 변수는 예측일의 요일을 나타내고 범주형 변수의 특성을 갖는다. 다음으로 계절적 요인을 반영하기 위해 s_d 라는 범주형 변수를 도입하였다. 일반적으로 계절은 봄/여름/가을/겨울, 1월/2월/.../12월, 등으로 구분할 수 있는

데, 본 논문에서는 그 중간 정도인 여섯 계절로 구분하여 사용한다. 계절1은 1월과 2월, 계절2는 3월과 4월, 계절3은 5월과 6월, 계절4는 7월과 8월, 계절5는 9월과 10월, 계절6은 11월과 12월을 나타낸다. 예를 들어, 예측일이 2월 5일이라면, s_d 는 ‘계절1’이라는 값을 갖고, 9월 15일이라면 ‘계절5’라는 값을 갖게 된다. 그 다음으로 기상정보로는 예측일의 평균기온을 반영하여 w_d 를 도입한다. 이 때 계절에 따른 적절한 기상정보를 활용하기 위하여 2차항 변수인 $s_d \cdot w_d$ 를 마지막으로 포함시킨다.

제안된 회귀모형의 검증을 위하여 ANOVA분석을 실시하였다. 마찬가지로 2012년부터 2016년까지의 데이터를 사용하였고, 그 결과를 <표 3>에 정리하였다. 표에서 보듯이, 모든 변수들이 유의확률 0.0001미만의 매우 낮은 p-value를 보이고 있다. 평균기온과 계절요인의 곱으로 이루어진 2차항 변수도 매우 낮은 유의확률을 보이고 있다는 점에서 계절에 따른 평균기온이 모형에 반영될 필요가 있음을 확인할 수 있다. ANOVA분석 결과로부터 제안된 회귀모형이 적절하다고 판단할 수 있다.

<표 3> ANOVA 결과

	자유도	제곱합	평균제곱	F값	p-value
$y_{(d-1)}$	1	393725375.6	393725375.6	7763.2	<0.0001
$y_{(d-2)}$	1	13355295.7	13355295.7	263.3	<0.0001
$y_{(d-7)}$	1	242179367.4	242179367.4	4775.1	<0.0001
x_d	6	156435089.5	26072514.9	514.1	<0.0001
s_d	5	2543903.2	508780.6	10.0	<0.0001
w_d	1	772261.2	772261.2	15.2	<0.0001
$s_d \cdot w_d$	5	7886033.3	1577206.7	31.1	<0.0001
잔차	1806	91594838.7	50717		

본 연구에서 제안된 회귀모형을 예측에 적용하기 위해서는 다음과 같은 가정이 필요하다. 예측시점은 예측일 직전 자정이며 예측일 직전일을 포함하여 필요한 과거의 일별 최대전력 값을 알고 있다고 가정한다. 또한, 예측일의 평균기온 값은 예측 정보를 반영할 수밖에 없기 때문에, 기상정보의 예측 오차로 인한 최대전력의 예측 오차가 발생할 소지가 있다. 마지막으로 회귀계수값을 추정하기 위하여 최근 과거데이터를 이용하여야 하는데, 모형에 반영된 변수들 중 계절 요인을 고려하는 변수(s_d)로 인해 최소한 1년치 이상의 샘플을 수집할 필요가 있다.

IV. 제안 방법 성능 평가

본 연구에서 제안한 예측방법의 성능을 측정하기 위하여 기존에 알려진 예측 결과와 비교 실험을 수행한다. 먼저, 한국전력거래소에서 매일 제공하고 있는 일일 최대전력 예측값과 비교한다. 해당 예측값은 계절 지수평활법에 기반한 방법으로 구해지는 것으로 알려져 있다 (권세혁·오현승, 2016). 한국전력거래소의 최대전력 예측값은 한국전력거래소 홈페이지 (www.kpx.or.kr)에서 확인할 수 있다. 2012년부터 2016년까지 5년간, 즉 1,827개의 일일 최대전력값에 대해서 예측치를 구하였고, 예측값에 대한 오차율을 측정하기 위한 지표로는 예측 연구에서 가장 보편적으로 사용되는 평균절대백분율오차(MAPE, mean absolute percentage error)를 사용하였다. 제안 방법의 경우에 회귀모형의 계수 값을 구하기 위해서는 몇 개의 과거 데이터를 샘플링할 지를 미리 결정할 필요가 있다. 본 연구에서는 1년치, 즉 365개의 직전 과거데이터를 이용한다. 예를 들어, 2012년 1월 1일의 일일 최대전력을 예측하기 위해서는 2011년 1월 1일부터 2011년 12월 31일까지 365개의 과거데이터를 이용하여 회귀모형의 계수를 구한다. 그 후 회귀계수값이 구해진 회귀모형에 2012년 1월 1일자 독립 변수 값들을 입력하여 예측값을 얻게 된다. <표 4>에는 연도별로 한국전력거래소(KPX) 예측값과 제안방법의 예측값에 대한 MAPE가 정리되어 있다. 표에서 보듯이, 제안 방법의 오차율은 KPX의 오차율과 비교했을 때 절반 이하의 수준으로, 매우 우수한 예측력을 보인다고 할 수 있다.

<표 4> KPX 예측치와 MAPE 비교

	2012	2013	2014	2015	2016	Overall
KPX	4.68%	4.59%	4.55%	4.58%	4.80%	4.64%
제안 방법	2.09%	2.02%	2.27%	2.27%	2.47%	2.22%

다음으로는 일일 최대전력을 예측한 기존 연구의 결과와 비교한다. 기존 연구들은 다른 예측의 기간과 범위를 갖고 있기 때문에, 기존 연구별로 각각 별도의 표로 성능 비교 결과를 정리한다. 기존 연구의 예측 결과는 해당 논문에 제시된 MAPE값을 그대로 사용한다. 먼저, 최근에 기계학습 기법의 일종인 ELM(Extreme Learning Machine)을 사용하여 일일 최대전력 수요를 예측한 두 연구(지평식 외, 2013; 지평식·임재윤, 2014)의 결과와 비교한다. 두 연구는 모두 2006년부터 2009년까지의 자료를 이용하여 학습을 한 후, 2010년도에 대하여 예측을 수행하였다. 해당 연도의 MAPE가 제안방법의 결과와 함께 <표 5>에 정리되어 있다. 표에서 보듯이, AR를 사용하여 ELM방법을 보완한 결과보다도 제안방법의 결과가 더

좋게 나온 것을 확인할 수 있다.

<표 5> 기계학습법 기반 기존 연구와 MAPE 비교 (2010년)

ELM (지평식 외, 2013)	AR+ELM (지평식·임재윤, 2014)	제안 방법
2.89%	2.50%	2.35%

다음은 일일 최대전력 연구 중 가장 최근에 게재된 SARMA기반의 방법과의 비교이다. 이 연구에서는 2011년부터 2013년까지 3년동안의 기간에 대해 일별 최대전력을 예측하고 MAPE를 제시하였다. 다만, 연도별 구분 없이 전체 기간 동안의 MAPE만을 제시하고 있다. 제안방법과의 비교 결과가 <표 6>에 정리되어 있다. 표에서 보듯이, 3개년도 전체 기간 동안 MAPE에서 큰 차이를 보이고 있다. 제안 방법은 2011년, 2012년, 2013년 각각의 개별 연도에서도 2% 초반의 매우 낮은 오차율을 보이고 있다.

<표 6> SARMA 기반 기존 연구와 MAPE 비교

	2011	2012	2013	Overall
SARMA+intervention (권세혁·오현승, 2016)	N/A	N/A	N/A	2.44%
제안 방법	2.09%	2.09%	2.02%	2.07%

V. 추가 성능 분석 실험

앞 장에서 보듯이 제안방법은 기존 방법에 비해 우수한 성능을 보이고 있다. 이러한 우수한 성능의 요인을 조금 더 파악하기 위하여 추가적인 실험을 수행하고자 한다. 본 실험에서는 제안 회귀모형에서 몇 가지 독립변수를 제거하거나 수정한 모형의 성능을 비교하여 해당 독립 변수의 효과를 측정해보고자 한다. 예를 들어, 모형 (1)에서 x_d 를 제거한 모형을 이용해 성능을 측정한 후 모형 (1)과의 성능 차이로부터 x_d 의 공헌도를 추정해본다. 특정 독립 변수가 제거된 모형은 다음과 같다.

$$y_d = \beta_1 y_{(d-1)} + \beta_3 y_{(d-7)} + \beta_4 x_d + \beta_5 s_d + \beta_6 w_d + \beta_7 s_d w_d + \beta_0 + \epsilon \quad (2)$$

$$y_d = \beta_1 y_{(d-1)} + \beta_2 y_{(d-2)} + \beta_4 x_d + \beta_5 s_d + \beta_6 w_d + \beta_7 s_d w_d + \beta_0 + \epsilon \quad (3)$$

$$y_d = \beta_1 y_{(d-1)} + \beta_2 y_{(d-2)} + \beta_3 y_{(d-7)} + \beta_5 s_d + \beta_6 w_d + \beta_7 s_d w_d + \beta_0 + \epsilon \quad (4)$$

$$y_d = \beta_1 y_{(d-1)} + \beta_2 y_{(d-2)} + \beta_3 y_{(d-7)} + \beta_4 x_d + \beta_5 s_d + \beta_6 w_d + \beta_0 + \epsilon \quad (5)$$

$$y_d = \beta_1 y_{(d-1)} + \beta_2 y_{(d-2)} + \beta_3 y_{(d-7)} + \beta_4 x_d + \beta_5 m_d + \beta_6 w_d + \beta_7 m_d w_d + \beta_0 + \epsilon \quad (6)$$

모형 (2)에서는 $y_{(d-2)}$ 항, 즉 2일전 수요를 반영하는 항이 제거되었고, 모형 (3)에서는 $y_{(d-7)}$ 항, 즉 7일전 수요를 반영하는 항이 제거되었다. 요일 요인인 x_d 항이 모형 (4)에서 제거되었고, 계절에 따른 온도 요인을 반영하고 있는 $s_d \cdot w_d$ 항이 모형 (5)에서 제거되었다. 모형 (6)은 계절을 고려할 때 제안된 여섯 계절이 아닌 일반적인 12개월을 사용한 경우이다. 모형 (6)에서 m_d 항은 예측일이 속한 월을 나타내는 범주형 변수이다.

제안 모형과 모형 (2)~(6)을 이용하여 동일한 예측 절차를 2010년부터 2016년까지 적용하였고 연도별 예측결과를 <표 7>에 정리하였다. 제안 모형과 가장 큰 차이를 보이는 것은 요일 요인(x_d)이 제거된 모형이다. 이 결과로부터 요일 요인은 전력수요 예측에서 필수적인 사항이라는 것을 다시 한번 확인할 수 있다. 그 다음으로는 2차항인 $s_d \cdot w_d$ 항이 제거된 모형과는 평균적으로 0.1%정도의 오차율 차이를 나타내고 있다. 적지 않은 오차율 차이로 보이며, 2015년과 2016년, 최근에는 0.2%정도의 오차율을 개선시키는 역할을 하고 있다. 계절에 따른 온도 요인의 반영도 중요한 요소임을 알 수 있다. 여섯 계절을 고려하고 있는 s_d 항도 약 0.1%정도의 오차율 개선에 공헌을 하고 있다. 마지막으로 모형 (2)와 (3)은 매우 근소한 차이만을 보이고 있는데, 비록 오차율 개선 효과는 크지 않지만, 미비하더라도 개선이 이루어진다면 예측 모형에 포함시키지 않을 이유는 없다고 판단된다.

<표 7> 단축 모형의 예측치와 MAPE 비교

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Overall
모형 (1)	2.35%	2.09%	2.09%	2.02%	2.27%	2.27%	2.47%	2.22%
모형 (2): $y_{(d-2)}$	2.35%	2.10%	2.07%	2.01%	2.30%	2.26%	2.50%	2.23%
모형 (3): $y_{(d-7)}$	2.45%	2.12%	2.10%	2.04%	2.29%	2.29%	2.48%	2.25%
모형 (4): x_d	3.56%	3.71%	3.69%	3.67%	4.17%	4.16%	4.43%	3.91%
모형 (5): $s_d \cdot w_d$	2.35%	2.14%	2.24%	2.15%	2.33%	2.46%	2.68%	2.33%
모형 (6): s_d	2.51%	2.27%	2.06%	2.09%	2.22%	2.36%	2.58%	2.30%

VI. 결론

본 연구에서는 국내 일일 최대전력을 예측하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 회귀분석 모형에 이용하고 있고, 제안된 회귀 모형에는 전력수요 자료 분석을 통하여 계절요인, 요일 요인, 자기상관성, 기상정보 등이 독립변수로 반영되었다. 이 중에 계절요인의 경우에는 일반적인 계절이 아닌 1년을 여섯개의 계절로 구분하고, 기상 정보를 계절에 따라 다르게 반영될 수 있도록 기상정보와 계절변수로 이루어진 2차항을 반영하고 있다는 점에서 기존연구와 차별성을 갖는다. 제안된 예측 방법의 성능을 검증하기 위하여 기존 방법들과의 다양한 비교 실험을 수행하였다. 모든 비교 결과에서 제안 방법이 더 낮은 오차율을 보이는 것을 확인하여 그 성능의 우수성을 입증하였다. 우수한 성능을 갖는 본 연구의 예측 방법을 국내 단기 전력 수요 예측에 활용한다면 안정적인 전력 수급에 도움이 될 것으로 기대한다. 국내뿐 아니라, 우리나라와 기후가 유사한 지역의 단기 전력 수요 예측에도 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구에서 제안된 예측 방법은 다음과 같은 측면에서 개선의 여지가 있기 때문에 향후 연구에서 반영될 필요가 있다. 첫째, 본 연구에서 제안된 여섯 계절에 대한 개념에 대해 추가적인 연구가 요구된다. 1년을 몇 개의 계절로 구분하는 것이 일일 최대전력 수요 분석에 적합한지, 각 계절 집합 안에 어느 달이 포함되어야 할 지, 더 나아가 예측일에 따라 동적인 계절 집합을 구성하는 방법 등 다양한 측면에서의 추가적인 분석이 필요하다. 둘째, 제안 회귀모형에서 온도 정보의 경우 서울지역의 정보를 대표 자료로 사용하였지만, 전국적인 기온 정보를 적절히 조합하는 방안을 살펴볼 필요가 있다. 셋째, 제안 모형은 연중 사용될 수 있는 범용적인 예측 모형이지만, 명절, 공휴일 등 특수일의 예측에 적합한 전용 방법을 고안하거나 하절기/동절기 등 특정기간에 적합한 방법을 고안하여, 제안 모형과 함께 적용하는 경우 오차율의 개선을 기대할 수 있겠다. 마지막으로, 예측일의 기상정보가 모형에 반영되고 있으나, 실제로는 예측일의 예측 기상정보를 사용할 수밖에 없고, 그에 따른 오차가 발생하게 된다. 본 연구에서는 완전한 기상정보를 가정하고 예측을 수행하지만, 실제로는 완전한 기상정보를 이용하는 것은 쉽지 않기 때문에, 이를 보완하기 위한 추가 연구가 필요해 보인다.

참 고 문 헌

권세혁·오현승(2016), “AREA 활용 전력수요 단기 예측”, 산업경영시스템학회지, 39권, 1호,

25-30.

박성주·전태준(1984), “Box-Jenkins 상측기법소개”, *경영과학의 응용*, 1권, 68-80.

박정도·송경빈(2015), “실시간 수요예측 기법 개발 및 온라인 수요예측 방안 연구”, *한국전력거래소*

백종관·한정희(2015), “특수일의 전력수요 예측치 보정 방안에 관한 연구”, *산업경제연구*, 28권, 1호, 191-203.

송경빈·권오성·박정도(2013), “평일 단기전력수요 예측을 위한 최적 지수평활화 모델 계수 선정”, *전기학회논문지*, 62권, 2호, 149-154.

이정순·손홍구·김삼용(2013), “시계열 모형을 이용한 일별 최대전력 수요 예측 연구”, *응용통계연구*, 26권, 2호, 349-360.

이현재(2013), “우리나라 전력수요와 경제성장간의 장단기 영향에 관한 실증분석 : 공적분추정법을 중심으로”, *산업경제연구*, 26권, 6호, 2605-2619.

임중훈·김시연·박정도·송경빈(2013), “단기 전력수요예측 정확도 개선을 위한 대표기온 산정방안”, *조명전기설비학회논문지*, 27권, 6호, 39-43.

정상욱·김삼용(2014), “계절성과 온도를 고려한 일별 최대 전력 수요 예측 연구”, *응용통계연구*, 27권, 5호, 843-853.

지평식·김상규·임재윤(2013), “ELM을 이용한 일별 최대 전력 수요 예측 알고리즘 개발”, *전기학회논문지*, 62권, 4호, 169-174.

지평식·임재윤(2014), “요일 특성을 고려한 일별 최대 전력 수요예측 알고리즘 개발”, *전기학회논문지*, 63권, 4호, 307-311.

탁혜성·김태용·조환규·김희제(2016), “지역 기상 정보를 활용한 단기 전력 수요 예측 모델”, *한국콘텐츠학회논문지*, 16권, 11호, 488-498.

한정희·백종관(2010), “요일 요인을 고려한 하절기 전력수요 예측”, *한국산학기술학회지*, 11권, 8호, 2793-2800.

한정희·백종관(2011), “하절기 일일 전력수요 총량 예측을 위한 회귀모형 개발”, *상품학연구*, 29권, 5호, 69-75.

Alfares, H.K. and Nazeeruddin, M.(2002), “Electric Load Forecasting: Literature Survey and Classification of Methods”, *International Journal of Systems Science*, Vol.33, No.1, 23-34.

국가기후데이터센터 <http://sts.kma.go.kr>

전력통계정보시스템 <http://epsis.kpx.or.kr/>

한국전력거래소 <http://www.kpx.or.kr/>

Forecasting Daily Peak Load of Domestic Electricity Demand*

Geun-Cheol Lee**

Junghee Han***

Abstract

In this study, we consider a problem of forecasting daily peak load of Korea, and propose a multiple regression model to solve the problem. Based on data analysis of daily peak load, various factors such as previous demands, seasonality, weather information, and so on, are selected as independent variables of the model. To evaluate the performance, we compared the MAPEs (mean absolute percentage errors) of the proposed forecasting method with those of several existing methods in the literature. Computational tests show that the proposed method outperforms all the benchmarks in terms of MAPE.

Keywords : forecasting, daily peak load, regression, mean absolute percentage error

* This paper was supported by Konkuk University in 2015

** Professor, College of Business Administration, Konkuk University

*** Professor, Department of Business Administration, Kangwon National University