

ARIMA모델 기반 생활 기상지수를 이용한 동·하계 최대 전력 수요 예측 알고리즘 개발

Development of ARIMA-based Forecasting Algorithms using Meteorological Indices for Seasonal Peak Load

정 현 철* · 정 재 성** · 강 병 오*
(Hyun Cheol Jeong · Jaesung Jung · Byung O Kang)

Abstract - This paper proposes Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)-based forecasting algorithms using meteorological indices to predict seasonal peak load. First of all, this paper observes a seasonal pattern of the peak load that appears intensively in winter and summer, and generates ARIMA models to predict the peak load of summer and winter. In addition, this paper also proposes hybrid ARIMA-based models (ARIMA-Hybrid) using a discomfort index and a sensible temperature to enhance the conventional ARIMA model. To verify the proposed algorithm, both ARIMA and ARIMA-Hybrid models are developed based on peak load data obtained from 2006 to 2015 and their forecasting results are compared by using the peak load in 2016. The simulation result indicates that the proposed ARIMA-Hybrid models shows the relatively improved performance than the conventional ARIMA model.

Key Words : Peak load, ARIMA model, Discomfort index, Sensible temperature

1. 서 론

전력 산업의 스마트그리드(ICT기반 지능형전력망) 환경 구축으로 발전에서 배전까지 많은 양의 실시간 데이터가 생성되고 있고, 이들을 효율적으로 분석하고 활용할 필요가 있다[1]. 4계절이 뚜렷한 우리나라의 최대 전력 수요는 기상 특성상 냉·난방부하가 집중되는 동·하계에 집중되어 나타난다. 이전에는 냉방기기의 보급 확대로 최대전력 수요는 주로 여름철에 나타났지만 2009년 이후로는 겨울철에도 최대 전력수요가 나타나고 있다. 2009년에 발생한 겨울철 최대전력 수요는 여름철 최대전력 수요 비해 5,000MW 이상 많았으며[2], 2010~2012년 및 2014~2015년에도 겨울철 최대전력 수요가 나타났다. 또한 제 7차 전력수급기본계획은 전력수급 안전성을 강조하며 경제성장률, 주요 국가들의 전력수요 변화 추세, 기온 변동성 등 다양한 예측전제를 활용 수요예측 모형을 대폭 개선하여 수요 예측 정밀성을 향상시키고 있다[3].

이처럼 최대 전력수요 예측은 점차 어려워지고 있어, 잘못된 예측으로 인해 발생하는 대규모 정전을 막기 위해서는 전력 산업에서 취득하고 있는 많은 양의 데이터와 기상정보를 활용한 동·하계 최대 전력 수요의 정확한 예측이 중요하다.

정확한 전력 수요예측을 위해 국내·외에서 다양한 모델들이

개발되었다. Qiao et al.[4]는 중국 지역(광저우, 쑤저우)의 12개월 전력 수요를 예측하기 위해 Cencus X12-SARIMA를 이용하였고, Juberias et al.[5]는 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) 모델을 이용하여 실시간 제어 시스템에 사용되는 시간별 전력 예측 모델을 제시하였다. Jung et al.[6]은 향후 4주 일간 최대 전력 예측을 위해 계절 ARIMA모델과 지역별 대표 기온을 설정하여 기온과 전력 사이의 변동을 반영한 지수평활 모델을 제안했다. Nam et al.[7]는 지역전력예측 알고리즘을 개선하여 다중회귀 분석을 이용한 알고리즘을 제시하였으며 입력 변수로는 지역경제, 지역인구, 과거의 판매 전력량을 사용하였다.

이상의 연구사례들을 보면 대부분의 전력 수요 예측은 시계열 방법을 사용한 모델 개발에 집중되어 있음을 알 수 있고, 입력변수로써 기온, 경제 요소 등이 주로 사용되었다.

본 논문에서는 예측에 많이 사용되는 시계열 방법 중 하나인 ARIMA 모델을 이용하여 동·하계 최대 전력 수요 예측을 수행하였다. 하계와 동계 전력 수요 예측 성능을 향상시키기 위해 외부 변수로 생활 기상지수인 불쾌지수와 체감온도를 사용하여 ARIMA-Hybrid 모델을 제안하였다. 또한, 제안된 모델의 성능확인을 위해 기존 ARIMA 모델과 함께 2006~2015년 최대 전력 수요 데이터를 기반으로 모델들을 생성하고, 2016년 동·하계 최대 전력 수요를 예측하여 비교하였다.

2. 최대 전력 수요 분석

연도별 최대 전력 수요 패턴과 발생 시기를 파악하기 위해 한

† Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Dong-A University, Korea.
E-mail: bokang@dau.ac.kr

* Dept. of Electrical Engineering, Dong-A University, Korea.

** Dept. of Energy Systems Research, Ajou University, Korea.

Received : May 9, 2018; Accepted : September 4, 2018

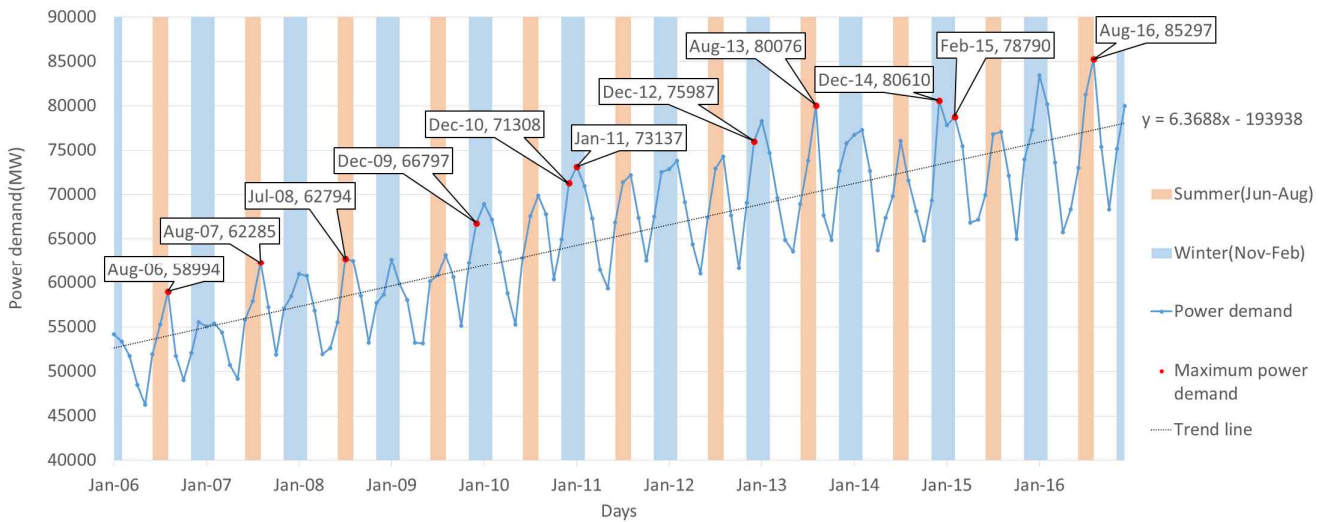


그림 1 연도별 월별 최대 전력 수요 시계열 그래프와 추세선 (2006-2016)

Fig. 1 Monthly peak power demand and trend line for 11 years (2006-2016)

국전력공사에서 제공하는 2006년부터 2016년까지의 최대 전력 수요량 데이터를 이용하여 분석을 수행하였다. 2006년부터 2016년의 연도별 월별 최대 전력 수요 시계열 그래프는 그림 1과 같다.

그림 1을 분석한 결과 연도별 월별 최대 전력 수요 패턴은 봄과 가을에는 최대 전력 수요가 감소하고, 여름과 겨울에는 최대 전력 수요가 증가하는 W자 형태를 보인다.

표 1 계절별·시간대별 구분표[8]

Table 1 Rate schedule of season & time[8]

구분	봄-가을철 (3.1-5.31), (9.1-10.31)	여름철 (6.1-8.31)	겨울철 (11.1-2.28)
경부하 시간대	23:00-09:00	23:00-09:00	23:00-09:00
중간부하 시간대	09:00-10:00	09:00-10:00	09:00-10:00
	12:00-13:00	12:00-13:00	12:00-17:00
최대부하 시간대	17:00-23:00	17:00-23:00	20:00-22:00
	10:00-12:00	10:00-12:00	10:00-12:00
시간대	13:00-17:00	13:00-17:00	17:00-20:00
			22:00-23:00

연도별 월별 최대 전력 수요에 대한 추세선은 최소 자승법을 통해 계산하였으며, 이에 따른 추세선의 식은 식 (1)과 같다.

$$y = 6.3688x - 193938 \quad (1)$$

최대 전력 수요 발생 시기는 주로 8월과 12월에 나타났으며, 이는 한국전력공사 전기공급약관에 명시된 계절별·시간대별 구분표(표 1)의 여름철(6.1~8.31)과 겨울철(11.1~다음해 2월 말일)에

포함된다는 것을 알 수 있다. 따라서 연간 최대 전력 수요 관리에 있어 동·하계의 최대 전력 수요를 관리하는 것이 매우 중요함을 알 수 있다.

3. ARIMA 모델 선정

시계열분석은 과거 일정기간 동안의 시계열데이터 분석을 통해 과거 시계열의 형태에서 법칙성을 발견하여 미래에도 같은 법칙으로 반복된다는 가정으로 모형을 추정하여 미래를 예측하는 방법이다[9]. 다양한 시계열 방법 중 ARIMA 모델은 자기회귀(Autoregressive, AR) 모델과 이동평균(Moving Average, MA) 모델을 혼합한 Autoregressive moving average (ARMA) 모델에 차분 절차를 추가하여 비정상시계열 자료를 정상화 시켜 분석한 모델이다. ARIMA 모델을 통해 시계열 관측치 별 예측 값을 도출하기 위하여 식 (2)을 활용한다[10].

$$\phi_p(B)(1-B)^d y_t = \theta_q(B) \varepsilon_t \quad (2)$$

여기에서 y_t 는 시계열 데이터, d 는 차분 횟수, ϕ_p 는 자기회귀 계수, θ_q 는 이동평균계수, ε_t 는 서로 독립적이고 평균이 0이고 분산이 일정한 정규분포를 따르는 백색잡음 계열 또는 오차항, B 는 후방전위연산자(Backward Shift Operator)를 의미한다.

시계열 자료가 계절 변동을 가질 경우 시간적 구분(계절, 절기)에서 반복되는 패턴으로 인해 시계열자료들이 왜곡 될 수가 있다[11]. 이러한 계절 변동을 제거하기 위해 계절 차분을 적용하면 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다[10].

$$\Phi_p(B^*)\phi_p(B)(1-B^*)^D(1-B)^d y_t = \Theta_q(B^*)\theta_q(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

여기에서 B^* 는 계절적 후방전위연산자, D 는 계절적 차분 횟

수, ϕ_p 는 계절적 자기회귀계수, θ_q 는 계절적 이동평균계수, S는 계절 주기(월별 자료 S=12, 분기별 자료 S=4)를 의미한다. 최종적으로 계절 ARIMA 모델은 비계절적 AR 차수(p), MA 차수(q), 차분횟수(d)와 계절적 AR 차수(P), MA 차수(Q), 차분횟수(D)를 이용하여 ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)로 나타낼 수 있다.

3.1 ARIMA-Monthly 모델

본 논문에서는 ARIMA 모델을 활용한 월간 최대 전력 수요 예측을 위해 한국전력공사에서 제공하는 2006년 1월~2016년 12월까지의 최대 전력 수요 데이터를 이용하였다.

2006년부터 2015년까지의 최대 전력 수요 데이터 중에서 하계(6월~8월)와 동계(11월~익년 2월)의 최대 전력 수요 데이터를 추출하여 2016년의 하계와 동계 월별 최대 전력 수요를 예측하는 총 2개의 ARIMA-Monthly 모델을 생성하였다.

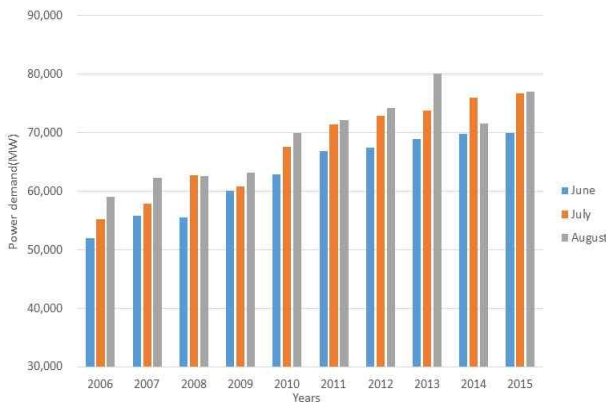


그림 2 하계 월별 최대 전력 수요 그래프 (2006~2015)
 Fig. 2 Monthly peak loads in summer (2006~2015)

그림 2는 하계(6월~8월) 월별 최대 전력 수요 그래프이다. 그림을 살펴보면 매년 전력 수요량이 증가하는 추세(Trend)와 6월부터 8월까지 총 3개월 동안의 전력 수요량이 점점 증가하는 패턴을 매년 나타나고 있기 때문에 계절주기 S=3인 계절성(Seasonal)을 가지고 있음을 확인 할 수 있다. 따라서 하계 최대 전력 수요는 계절성이 있는 비정상(Non-stationary) 시계열로 판단할 수 있기 때문에 비계절적 1차 차분(d=1)과 계절적 1차 차분(D=1)을 통해 정상(Stationary) 시계열로 만들었다.

그림 3은 비계절적, 계절적 1차 차분을 거친 정상 시계열의 Autocorrelation function (ACF)와 Partial Autocorrelation function (PACF)이다. 그림 3의 ACF는 시차 3, 6, 9 등에서 지수적으로 감소하고, 시차 1 이후 감소사인곡선을 나타낸다. 또한, 시차 9 이후에는 절단 형태를 보여준다. PACF는 시차 2 이후 절단 형태를 나타내며, 시차 3, 6, 9 등에서 감소사인곡선을 나타낸다. 따라서 ACF는 전체적으로 감소사인곡선을 나타내고 PACF는 시차 2 이후 절단 형태를 나타내기 때문에 AR의 비계절적 차수 p는 2로 결정되었고, 계절주기에 따라 ACF는 시차 9 이후 절단

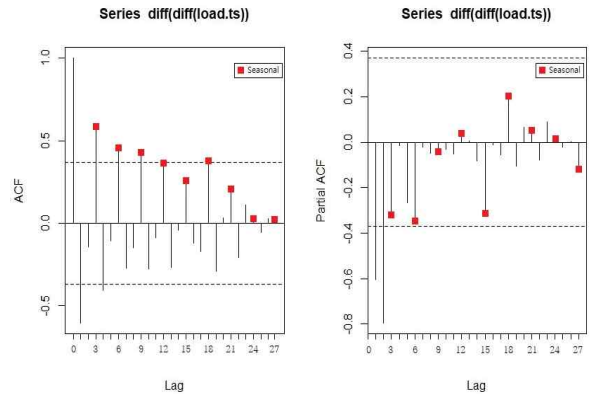


그림 3 비계절적, 계절적 1차 차분을 거친 하계 시계열 데이터의 ACF 및 PACF

Fig. 3 Non-seasonal and seasonal first differencing of ACF and PACF in summer

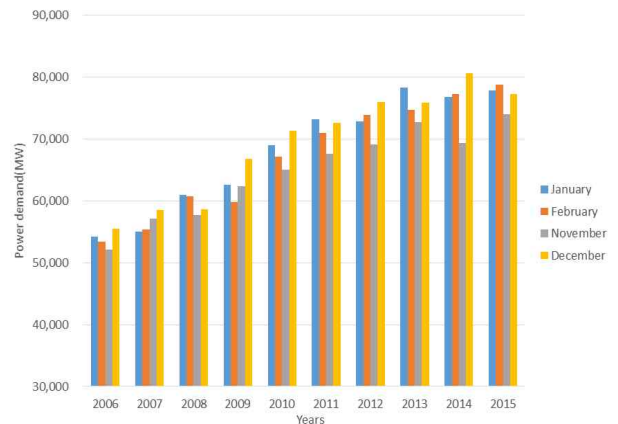


그림 4 동계 월별 최대 전력 수요 그래프 (2006~2015)
 Fig. 4 Monthly peak loads in winter (2006~2015)

형태를 보이고 PACF는 감소사인곡선을 나타내기 때문에 MA의 계절적 차수 Q는 3으로 결정되었다. ACF와 PACF의 분석 결과 비계절적 차수는 p=2, d=1, q=0 이며 계절적 차수는 P=0, D=1, Q=3이기 때문에 하계 최대 전력 수요 예측모델은 ARIMA (2,1,0)(0,1,3)로 표현 할 수 있으며 아래 식 (4)에 나타냈다.

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B^3)(1 - B)y_t \\ & = (1 - \theta_1 B^3 - \theta_2 B^6 - \theta_3 B^9)\epsilon_t \end{aligned} \quad (4)$$

그림 4는 동계(11월~익년 2월) 월별 최대 전력 수요 그래프이다. 이 그래프 또한 하계와 마찬가지로 전력 수요량이 증가하는 추세를 보이고 있지만, 계절성은 나타나지 않기 때문에 비계절적 1차 차분(d=1)만 실시하여 정상 시계열 모델로 만들었다.

그림 5는 비계절적 1차 차분을 거친 동계 최대 전력 수요 그래프에 대한 ACF와 PACF이다. ACF는 시차 4, 8, 12 등에서 지수적으로 감소하는 경향을 보이고, 시차 4 이후 감소사인곡선을

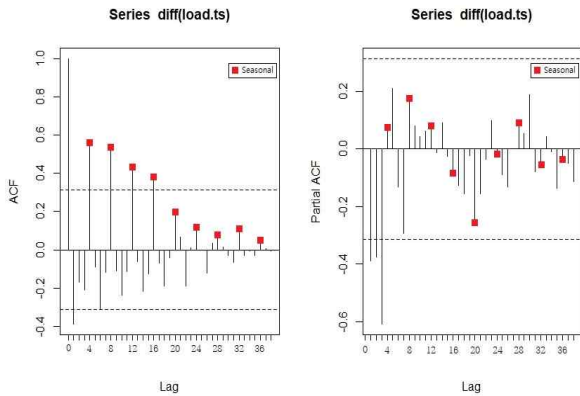


그림 5 비계절적 1차 차분을 거친 동계 시계열 데이터의 ACF 및 PACF

Fig. 5 Non-seasonal first differencing of ACF and PACF in winter

나타낸다. 또한, 시차 16 이후 절단 형태로 간주된다. PACF는 시차 3 이후 절단 형태를 나타내고, 시차 4, 8, 12 등에서 감소사인곡선을 나타낸다. 따라서 ACF는 감소사인곡선을 나타내고, PACF는 시차 3이후 절단 형태를 나타내기 때문에 AR의 비계절적 차수 p는 3으로 결정되었다. 계절주기(S=4)에 따라 ACF는 시차 16 이후 절단 형태를 보이고 PACF는 감소사인곡선을 나타내기 때문에 MA의 계절적 차수 Q는 4로 결정되었다. 비계절적 차수는 p=3, d=1, q=0이고 계절적 차수는 P=0, D=0, Q=4이기 때문에 동계 최대 전력 수요 예측모델은 ARIMA(3,1,0)(0,0,4)으로 표현되고 아래 식 (5)에 나타냈다.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B)y_t = (1 - \theta_1 B^4 - \theta_2 B^8 - \theta_3 B^{12} - \theta_4 B^{16})\epsilon_t \quad (5)$$

3.2 시계열 모델 분석 결과

2006년부터 2015년까지의 월간 최대 전력 수요 데이터 기반 생성된 ARIMA-Monthly 모델들을 사용하여 2016년 동·하계의 최대 전력 수요를 예측을 하였고, 그 결과를 표 2에 나타내었다. 예측 성능을 확인하기 위해 상대 오차율(Relative Error)[12]과 평균절대백분비오차(Mean absolute percentage error, MAPE)[13]를 사용하였다.

$$Relative\ Error = \left| \frac{M-F}{M} \right| \times 100[\%] \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{M-F}{M} \right| \times 100[\%] \quad (7)$$

여기서 M은 측정값, F는 예측값, n은 상대 오차율의 수이다. 표 2의 상대 오차율을 보면 하계의 경우 7, 8월, 동계의 경우 1월의 오차율이 크다는 것을 알 수 있다. 따라서 동·하계의 상대 오차율이 상대적으로 큰 1, 7, 8월의 상대 오차율을 줄이기 위해

표 2 ARIMA-Monthly 2016년 동·하계 예측 성능

Table 2 Performance of ARIMA-Monthly for summer and winter in 2016

구분	측정값 (MW)	예측값 (MW)	상대 오차율 (%)	MAPE (%)	
여름	6월	73,002	72,747	0.35	3.99
	7월	81,275	77,689	4.41	
	8월	85,297	79,155	7.20	
겨울	1월	83,453	76,700	8.09	3.90
	2월	80,218	77,864	2.93	
	11월	75,179	73,148	2.70	
	12월	79,988	78,477	1.89	

생활 기상지수인 불쾌지수와 체감온도를 외부변수로 사용하였다.

4. 생활 기상 지수를 활용한 ARIMA-Hybrid 모델

4.1 생활 기상지수 활용

동·하계 최대 전력 수요 예측 성능을 향상시키기 위해 생활 기상지수인 불쾌지수(Discomfort index)와 체감온도(Sensible temperature)를 외부변수로써 사용하였으며, 생활 기상지수를 산출하기 위해 기상청에서 제공되는 불쾌지수와 체감온도 계산식을 식 (8)과 (9)에 나타내었다[14-15].

$$Discomfort\ index = 1.8 \times T - 0.55 \times (1 - RH) \times (1.8 \times T - 26) + 32 \quad (8)$$

$$Sensible\ Temperature = 13.12 + 0.6215 \times T - 11.37 \times V^{0.16} + 0.3965 \times V^{0.16} \times T \quad (9)$$

여기서 T는 기온(°C), RH는 상대습도(%), V는 풍속(km/h)이다. 에너지경제연구원의 2017년도 지역에너지 통계연보[16]를 통해 2000~2016년의 지역별 전력 소비를 확인해보면 서울, 경기 지역의 전력 소비가 다른 지역에 비해 높다는 것을 알 수 있고, 이에 대한 지역별 평균 전력 소비 비율을 표 3에 나타내었다.

표 3에서 보는 바와 같이 서울, 경기 지역의 평균 전력 소비 비율은 각각 11.24%와 20.74%로 다른 지역보다 상대적으로 높

표 3 지역별 평균 전력 소비 비율

Table 3 Regional power consumption rate

지역	비율(%)	지역	비율(%)
서울	11.24	강원	3.62
경기	20.74	충북	4.53
부산	4.72	충남	7.80
대구	3.53	전북	4.37
인천	5.24	전남	6.00
광주	1.79	경북	9.76
대전	2.08	경남	7.17
울산	6.42	제주	0.83

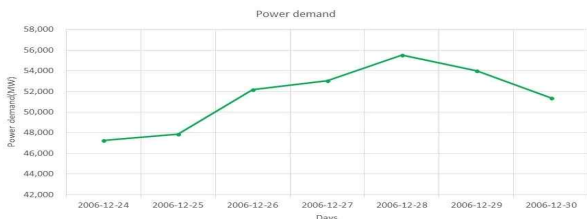
다. 그러므로 본 논문은 평균 전력 소비 비율이 높은 서울과 경기지역의 기온, 습도, 풍속을 사용하여 2006년부터 2015년까지의 불쾌지수와 체감온도를 계산하였다. 2016년 불쾌지수와 체감온도는 ARIMA 모델을 사용하여 예측하였다.

4.2 최대 전력 수요와 생활 기상지수 상관분석

본 논문에서는 4.1절에서 언급된 바와 같이 서울 경기지역의 기상 지수를 활용하고 있으며, 그림 6을 통해 전력 수요와 생활 기상지수 사이의 연관성을 확인하였다. 그림 6(a)는 하계 일간 전



(a) Daily power demand and related meteorological factors in August, 2006



(b) Daily power demand and related meteorological factors in December, 2006

※ 2006년 8월 12일(토), 13일(일), 15일(공휴일) / 12월 24일(일), 25일(공휴일), 30일(토)

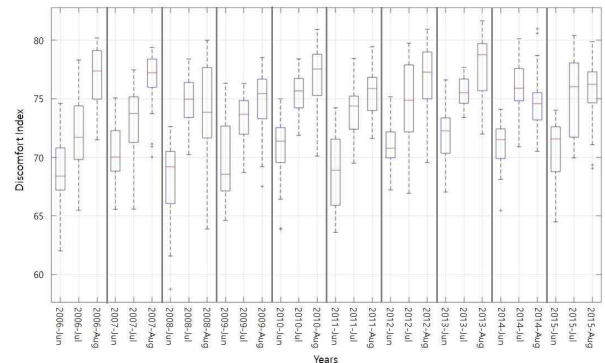
그림 6 2006년 계절별 전력 수요와 기상지수: (a) 하계 전력 수요, 불쾌지수, 온도, 습도 (b) 동계 전력 수요, 체감온도, 온도, 풍속

Fig. 6 Daily power demand and meteorological indices in 2006: (a) daily power demand, discomfort index, temperature, and humidity in summer and (b) daily power demand, sensible temperature, temperature and wind speed in winter

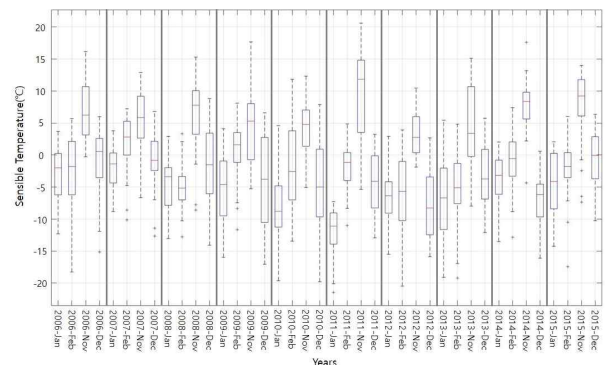
력 수요와 기상지수(불쾌지수, 온도, 습도)를 나타낸 것으로, 최대 전력 수요 발생일인 8월 16일 전날부터 온도는 떨어졌지만 습도가 평소보다 높게 유지되면서 불쾌지수가 높게 나타났고, 이로 인해 8월 16일에 계절 최대 전력 수요가 발생하였다. 그림 6(b)는 동계 일간 전력 수요와 기상지수(체감온도, 온도, 풍속)를 나타낸 것으로, 계절 최대 전력 수요 발생일인 12월 28일 이전부터 온도는 떨어지고 풍속은 증가하면서 체감온도가 평소보다 낮게 나타났으며, 이로 인해 12월 28일에 최대 전력 수요가 발생했다. 또한 29일의 온도는 28일과 비슷하지만 풍속이 크게 떨어지면서 체감온도가 상승하였고 이로 인해 전력 수요 또한 떨어졌음을 확인할 수 있었다.

그림 7은 계절구분에 따른 월별 생활 기상지수에 대한 Box-plot을 나타내는 그림이다. 그림 7(a)는 하계 불쾌지수를 나타내고 대체로 6월보다는 계절별 피크가 발생하는 7-8월의 불쾌지수가 더 높음을 확인할 수 있다. 그림 7(b)는 동계 체감온도를 나타내고 대체로 해당계절별(11월부터 이 다음해 2월까지) 계절피크가 발생하는 12월 또는 1월의 체감온도가 상대적으로 낮음을 확인할 수 있다.

이러한 결과들을 바탕으로, 본 논문에서는 동·하계 최대 전력



(a) Monthly Discomfort Index in summer(2006~2015)



(b) Monthly Sensible Temperature in winter(2006~2015)

그림 7 계절구분에 따른 월별 생활 기상지수 Box-plot (2006~2015): (a) 하계 불쾌지수 (b) 동계 체감온도

Fig. 7 Box-plot of monthly meteorological indices (2006~2015): (a) Discomfort index in summer and (b) Sensible temperature in winter

표 4 피어슨 상관계수의 관계 강도

Table 4 Strength of Pearson correlation coefficient

관계 강도	상관 계수, r	
	양의 상관관계	음의 상관관계
약함	0 ~ 0.3	0 ~ -0.3
중간	0.3 ~ 0.7	-0.3 ~ -0.7
강함	0.7 ~ 1.0	-0.7 ~ -1.0

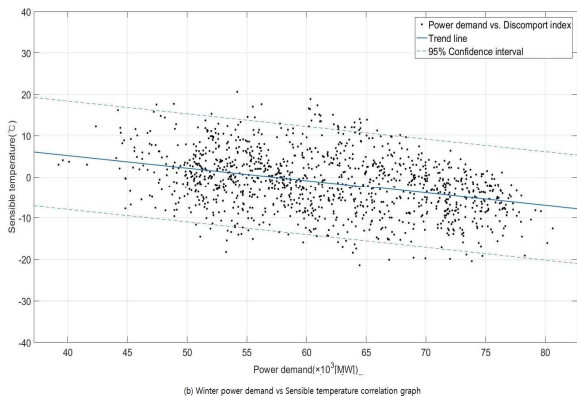
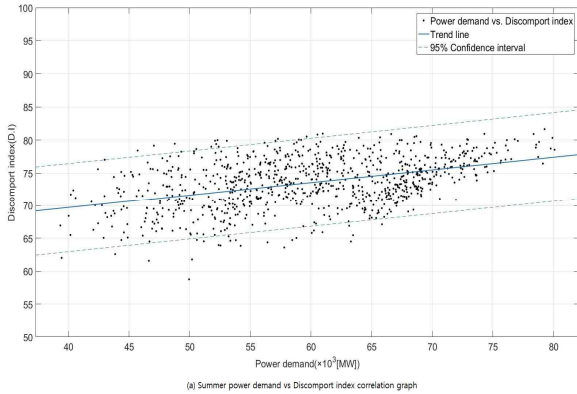


그림 8 최대 전력 수요와 생활 기상 지수 사이의 상관관계: (a) 일별 최대 전력 수요 vs 일별 불쾌지수, (b) 일별 최대 전력 수요 vs 일별 체감온도

Fig. 8 Correlation between peak load and meteorological indices: (a) Daily peak load vs. Daily discomfort index and (b) Daily peak load vs. Daily sensible temperature

수요와 생활 기상 지수와의 상관관계를 분석하기 위해 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 사용하였으며, 두 변수 간의 관계의 강도는 다음 표 4와 같이 나타난다[17].

그림 8(a)는 식 (8)을 통해 계산한 일별 불쾌지수와 하계 일별 최대 전력 수요 사이의 상관관계를 나타냈다. 분석 결과 하계 최대 전력 수요와 불쾌지수의 상관계수는 0.4317로 표 4에 따라 중간정도의 양의 선형 상관관계가 나타났다. 그림 8(b)는 식 (9)을

사용하여 계산한 일별 체감온도와 동계 일별 최대 전력 수요 사이의 상관관계를 나타내었다. 분석 결과 상관계수는 -0.3651로 표 4에 따라 중간정도의 음의 선형 상관관계를 확인했다.

4.3 ARIMA-Hybrid 모델

본 논문은 3절에서 선정한 ARIMA-Monthly 모델과 4.1절에서 산출한 생활 기상 지수들을 활용하여 ARIMA-Hybrid 모델들을 제안한다. 2006-2015년 데이터 기반 2016년 동·하계 최대 전력 수요 예측을 위한 ARIMA-Hybrid 모델 생성 순서는 아래와 같다.

- Step 1. ARIMA-Hybrid 모델 생성을 위한 2006-2015년 데이터 기반 ARIMA-Monthly 모델 차수 결정
- Step 2. 2006-2015년 데이터 기반 생활 기상 지수(불쾌지수, 체감온도) 예측을 위한 ARIMA 모델 생성
- Step 3. 생활 기상 지수 ARIMA 모델들을 사용하여 2016년 생활 기상 지수(불쾌지수, 체감온도) 예측 실시
- Step 4. ARIMA-Monthly 모델과 Step 3에서 예측한 생활 기상 지수들을 결합하여 동·하계 ARIMA-Hybrid 모델 생성

생활 기상 지수 ARIMA 모델은 ARIMA-Monthly 모델과 유사한 방식으로 생성하였다. 불쾌지수 예측 모델은 ARIMA (3,0,0) (0,1,4)로 표현되고 식 (10)와 같이 나타낸다.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B^3)y_t = (1 - \theta_1 B^3 - \theta_2 B^6 - \theta_3 B^9 - \theta_4 B^{12})\epsilon_t \tag{10}$$

체감온도 예측 모델은 ARIMA (4,0,0)(0,0,3)로 표현되며 식 (11)과 같이 나타낸다.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \phi_4 B^4)y_t = (1 - \theta_1 B^4 - \theta_2 B^8 - \theta_3 B^{12})\epsilon_t \tag{11}$$

최종적으로 ARIMA-Hybrid 모델 생성을 위해 식 (10)와 (11)을 통해 예측된 생활 기상 지수들을 외부변수로 사용하여 ARIMA-Monthly 모델과 결합하였다. 먼저, 불쾌지수와 예측 모델을 결합한 하계 ARIMA-Hybrid는 다음 식 (12)과 같이 나타낸다.

$$(1 + 0.2345B + 0.0751B)(1 - B^3)(1 - B)y_t = (1 + 1.5694B^3 - 0.2618B^6 - 0.3764B^9)\epsilon_t + 1081.9988x_t \tag{12}$$

체감온도와 예측 모델을 결합한 동계 ARIMA-Hybrid 모델은 다음 식 (13)와 같이 표현된다.

$$(1 + 0.5748B + 0.069B^2 + 0.0065B^3)(1 - B)y_t = (1 - 0.1622B^4 - 0.4275B^8 - 0.8249B^{12} - 0.127B^{16})\epsilon_t + 324.8086x_t \tag{13}$$

두 식 모두 x_t 는 외부변수인 생활 기상 지수(불쾌지수와 체감

표 5 ARIMA-Monthly와 ARIMA-Hybrid의 2016년 동·하계 최대 전력 수요 예측 성능 비교

Table 5 Performance comparison of ARIMA-Monthly and ARIMA-Hybrid for summer and winter in 2016

구분	측정값 (MW)	ARIMA-Monthly			ARIMA-Hybrid			
		예측값(MW)	상대 오차율(%)	MAPE(%)	예측값(MW)	상대 오차율(%)	MAPE(%)	
여름	6월	73,002	72,747	0.35	3.99	75,492	3.41	2.38
	7월	81,275	77,689	4.41		79,402	2.30	
	8월	85,297	79,155	7.20		84,084	1.42	
겨울	1월	83,453	76,700	8.09	3.90	79,177	5.12	3.21
	2월	80,218	77,864	2.93		77,192	3.77	
	11월	75,179	73,148	2.70		73,533	2.19	
	12월	79,988	78,477	1.89		78,591	1.75	

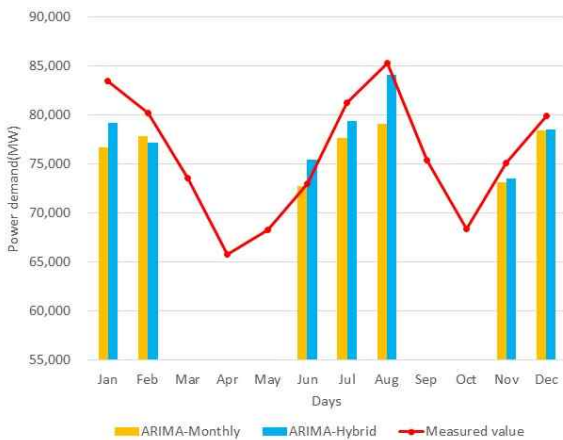


그림 9 ARIMA-Monthly, ARIMA-Hybrid의 2016년 예측값과 측정값 비교 그래프

Fig. 9 Measured monthly peak demands and predicted values of ARIMA-Monthly and ARIMA-Hybrid in 2016

온도)를 나타낸다.

제안한 ARIMA-Hybrid 모델들을 사용하여 2016년 동·하계 최대 전력 수요를 예측하고 기존 ARIMA-Monthly 모델 결과와 비교하였다.

우선 그림 9는 2016년 측정된 월별 최대 전력 수요 값들과 ARIMA-Monthly 및 ARIMA-Hybrid 모델들을 통해 동·하계 월들을 예측한 값들을 비교하였다.

표 5는 오차율과 MAPE를 통해 위 두 모델들의 예측성능을 비교하였다. 결과적으로, 2016년의 경우 8월에서 연간 최대 전력 수요가 발생하였고 하계 ARIMA-Hybrid 모델을 통한 8월 예측값이 상대적으로 낮은 상대오차율을 보여주었다. 전반적으로 제안한 ARIMA-Hybrid 모델이 ARIMA-Monthly 모델 보다 하계의 경우 7, 8월 동계의 경우 1월의 상대 오차율을 크게 감소시켰다. MAPE값 또한 하계의 경우 3.99[%]에서 2.38[%]로, 동계의 경우 3.90[%]에서 3.21[%]로 감소되었다. 이는 ARIMA-Hybrid 모델이 계절별 피크가 발생한 1월(겨울)과 8월(여름)의 오차율을 상대적으로 크게 향상시켰기 때문이다.

5. 결 론

본 연구에서는 시계열 예측 모델과 생활 기상지수를 이용하여 동·하계 최대 전력 수요를 예측하는 방법을 제시하였다.

실험결과 본 연구에서 제안한 ARIMA-Hybrid 모델들이 기존 ARIMA-Monthly 모델들의 상대 오차율이 큰 달들(1월, 7월, 8월)의 예측 성능을 크게 향상시켰다. 따라서 생활 기상지수인 불쾌지수와 체감온도가 각각 하계와 동계의 최대 전력 수요 예측의 정확성을 향상시키는데 기여한다는 것을 확인하였다.

본 연구에서 최대 전력 수요 예측 시 상대오차가 감소하는 달도 존재하지만 상대오차가 증가하는 달이 존재하는 문제점이 존재한다. 이를 보완하기 위해 다른 기상 요소나 경제적인 요소를 고려한 결합 모델에 관한 연구가 후속 연구로 진행되어야 할 것이다. 더욱이 본 연구 결과를 바탕으로 현재 운용중인 수급계획 수요예측 알고리즘에 접목하여 예측성능을 향상시키고, 일별 예측과 같은 단기예측으로 확대하여 제안한 기상 요소들과 연계하는 후속연구가 필요하다.

감사의 글

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIP) (No. 2017R1C1B5075493).

References

[1] Hee-Man Shin, Gi-Hyun Bang, Hyo-Seok Cho, Jae-Hyun Park, "Gis-based Regional Load Forecasting System Using Grid Bigdata", *The Annual Spring Conference of the Korean Society for Geospatial Information System*, pp. 139-140, May. 2017.

[2] Hak-Loh Lee, Jin-Hyun Han, Myung-Hoon Yi, "Electricity Peak Equation: Estimation and Prediction",

Korean Energy Economic Review, Vol. 9, No. 2, pp. 83-99, Sep. 2010

- [3] Korea power exchange, The 7th Basic Plan for Electricity Supply and Demand, <https://www.kpx.or.kr>
- [4] Z. J. Qiao, F. L. Li, Y. Li, "Mid-long-Term Regional Load Forecasting based on Census X12-SARIMA Model", *Przeglad Elektrotechniczny*, pp. 224-227, 2013.
- [5] G. Juberias, R. Yunta, J. G. Moreno, C. Mendivil, "A new ARIMA model for hourly load forecasting", *Transmission and Distribution Conference*, IEEE, pp. 314-319, 1999.
- [6] Hyun-Woo Jung, Kyung-Bin Song, "Daily Maximum Electric Load Forecasting for the Next 4 Weeks for Power System Maintenance and Operation", *The Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 63, No. 11, pp. 1497-1502, Nov. 2014.
- [7] Bong-Woo Nam, Kyung-Bin Song, Kyu-Ho Kim, Jun-Min Cha, "The Spatial Electric Load Forecasting Algorithm using the Multiple Regression Analysis Method", *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers*, Vol. 22, No. 2, pp. 63-70, Feb. 2008.
- [8] Korea electric power corporation, Electrical supply terms and conditions, <http://cyber.kepco.co.kr>, 2018.
- [9] Woo-Ri Lee, Time series analysis and forecasting, Tamjn, p. 3, 2014.
- [10] 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, Nov. 1995.
- [11] Woo-Ri Lee, Time series analysis and forecasting, Tamjn, pp. 7-8, 2014.
- [12] Sung-Wan Bang, Engineering Numerical Analysis to Learn with MATLAB, Hanbit academy, pp. 136, 2016.
- [13] Woo-Ri Lee, Time series analysis and forecasting, Tamjn, p. 15, 2014.
- [14] Korea Meteorological Administration, Life Weather Index(Discomfort index), <http://www.weather.go.kr>, 2009.
- [15] Korea Meteorological Administration, Life Weather Index(Sensible temperature), <http://www.weather.go.kr>, 2009.
- [16] Korea Energy Economics Institute, Yearbook of Regional Energy Statistics, <http://www.keei.re.kr>, 2017.
- [17] B. Ratner, "The correlation coefficient: Its values range between +1/-1, or do they?", *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, Vol. 17, Issue. 2, pp. 139-142, Jun. 2009.

저 자 소 개



정 현 철 (Hyun Cheol Jeong)

1993년 7월 23일생. 2018년 동아대학교 전기공학과 졸업. 2018년~현재 동아대학교 대학원 전기공학과 재학(석사 과정).
E-mail : jeonghc93@donga.ac.kr



정 재 성 (Jaesung Jung)

1979년 8월 5일생. 2006년 충남대학교 전기공학과 졸업. 2009년 North Carolina State University 전기공학과 졸업(석사). 2014년 Virginia Tech 전기공학과 졸업(박사). 2016년~현재 아주대학교 에너지시스템학과 조교수.
E-mail : jjung@ajou.ac.kr



강 병 오 (Byung O Kang)

1979년 9월 23일생. 2008년 Iowa State University 전기공학과 졸업. Virginia Tech 전기공학과 2010년 석사 및 2014년 박사 졸업. 2014~2017년 현대중공업 중앙기술원 선임연구원. 2017년~현재 동아대학교 전기공학과 조교수.
E-mail : bokang@dau.ac.kr