

# 초단기 및 단기 다변수 시계열 결합모델을 이용한 24시간 부하예측

## 24 hour Load Forecasting using Combined Very-short-term and Short-term Multi-Variable Time-Series Model

이 원 준\* · 이 문 수\*\* · 강 병 오\*\*\* · 정 재 성†

(WonJun Lee · Munsu Lee · Byung-O Kang · Jaesung Jung)

**Abstract** - This paper proposes a combined very-short-term and short-term multi-variate time-series model for 24 hour load forecasting. First, the best model for very-short-term and short-term load forecasting is selected by considering the least error value, and then they are combined by the optimal forecasting time. The actual load data of industry complex is used to show the effectiveness of the proposed model. As a result the load forecasting accuracy of the combined model has increased more than a single model for 24 hour load forecasting.

**Key Words** : 24 hour load forecasting, Short-term load forecasting, Very-short-term load forecasting, Multi-variate time-series model, Combined multi-variate time-series model

### 1. 서 론

현재 국내 전력시장은 산업용 소비자의 전기소비 패턴 변화로 평균 부하 증가율에 비하여 최대전력 증가율이 급격히 증가하고 있고, 전체적인 부하율은 점차 낮아지고 있는 반면 계절별 및 시간대별 부하변동은 커지는 경향을 보이는 등 과거에 비해 불확실성이 증대되고 있다[1]. 이러한 전력수급의 불안정성을 보완하고 전력품질을 개선하기 위한 에너지저장장치(Energy Storage System, ESS)의 효율적인 제어가 중요시 되고 있다[2]. 전력수요 예측은 ESS의 최적 운전뿐만 아니라 안정적 전력공급, 효율적 운영관리, 발전 시스템의 운전 등에 큰 영향을 미치는 정보로서 예측오차 발생 시, 계통안정도 저하, 전력구매비용 증가 등 경제적 손실을 야기할 수 있어 매우 중요하다[3].

전력부하예측은 예측주기(forecast horizon)에 따라 분류되며, 수 시간에서 수 주를 예측하는 단기예측(short-term load forecast)은 전력생산 및 수요를 조절하는 전력시장거래에 사용된다[4]. 단기부하예측 방법에는 크게 인공지능 기법의 신경회로망(Artificial Neural Network, ANN) 기법과 시계열모델(Time-series model)이 많이 사용된다. 시계열모델은 가장 보편적으로 사용되고 있는 통계적 예측방법으로써, 자기회귀(Autoregressive, AR), 이동평균(Moving Average, MA), AR과 MA를 결합한 ARMA(Autoregressive Moving Average)와 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)모델 등이 있다. 또한, 수 초부터 수

시간의 부하를 예측하는 초단기예측(very-short-term forecast)은 부하흐름을 제어하거나 설비자원의 최적 전략을 수립하기 위해 이용되며, 보통 단기예측의 통계적 방법론이 많이 사용된다[4].

선행연구들에 따르면, 요일별 부하패턴을 더미변수(Dummy Variable)로 활용하여 다변수 시계열예측모델을 개발하였고, 시간 시차와 일간 시차 데이터를 혼합함으로써 예측의 정확도를 향상시켰다[5-6]. 또한, 최대부하와 온도의 비선형적 관계를 이용하여, 온도를 임계값(Threshold value)으로 모델을 구분한 임계자기회귀모델(Threshold Autoregressive model, TAR) 부하예측 모델이 제안되었다[7]. 본 연구에서는 선행연구사례를 통해 기상예측정보를 포함한 다변수 시계열모델들을 개발하고 이 모델들의 결합을 통해 부하예측의 정확도를 향상시켰다.

우선, 초단기예측모델에서는 기상예측정보를 더미변수로 추가하고 이전 시간의 부하데이터를 사용하는 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델을 개발하였다. 또한 단기예측모델에서는 부하의 연속성을 바탕으로 모델을 평일과 휴일로 구분하였고, 이전 날의 같은 시간 부하데이터를 사용하는 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델을 개발하였다. 실험을 통해 개별모델의 성능을 평가하고, 최적의 개별모델을 선정하여 24시간 부하예측의 정확성을 향상시키기 위해 결합모델을 개발하였다. 결합모델은 초단기예측모델의 예측성능이 가장 좋은 예측시간까지를 최적예측시간(optimal forecasting time)으로 구분하여 초단기예측모델과 단기예측모델을 결합하였다. 실제 산업단지의 부하데이터를 이용한 실험을 통해 제안한 결합모델 성능의 우수성을 검증하였다.

† Corresponding Author : Dept. of Energy System Research, Ajou University, Korea.

E-mail: jjung@ajou.ac.kr

\* Dept. of Energy System Research, Ajou University, Korea.

\*\* Dept. of Energy Science, Sungkyunkwan University, Korea.

\*\*\*Dept. of Electric Engineering, Dong-a University, Korea

Received : October 13, 2016; Accepted : February 23, 2017

### 2. 본 론

#### 2.1 입력데이터

본 연구에서는 산업단지의 3개월 동안의 15분 단위 부하데이

터 및 기상관측소의 날씨정보를 수집하여 2개월 동안의 데이터를 이용하여 모델을 개발하고, 1개월 동안의 데이터를 이용하여 제안된 모델의 예측을 검증하였다. 그림 1은 해당 산업단지의 일주일 동안의 부하패턴을 보여준다. 해당 산업단지의 경우 공장을 가동하는 평일(Day 1, Day 4~Day 7)에는 유사한 부하패턴을 보였으나, 휴일의 부하들은 낮은 부하의 연속성을 보여주었다. 또한 근무 인원이 적은 휴일(Day 2, Day 3)에는 평일보다 낮은 부하량이 관측되었다.

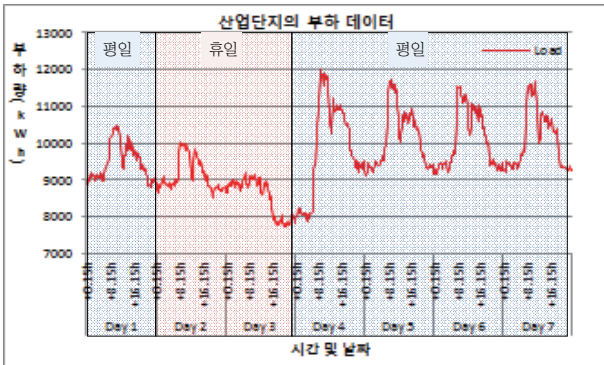


그림 1 산업단지의 부하데이터

Fig. 1 Load data of industrial complex

날씨 변수는 전력부하예측에 있어서 가장 중요한 변수 중 하나이며, 그 중 기온은 다른 기상요인에 비해 전력부하의 변동에 큰 영향을 주고, 지역에 따라 습도 또한 영향을 준다[8]. 표 1은 기상청에서 평일 공하는 휴일기예보정보를 노평일 기. 전국 읍면동 단위에 대한 48시간까지 3시간 단위 예보만을 하루 8회에 걸쳐 제공하고 있다. 일반 수용가에서는 3시간 단위의 예보를 사용하는 한계로 인해 분 단위의 부하예측의 성능이 저하됨을 알 수 있다. 본 연구에서는 산업단지와 가장 가까운 관측소에서 제공되는 기상예측데이터를 사용하였으며, 이 중 부하에 영향을 줄 것으로 예상되는 기온과 습도데이터를 사용하였다.

표 1 기상청 날씨예보 데이터[9]

Table 1 Weather forecast of Korea Meteorological Administration

데이터	비고
온도	현재시간온도(℃)
최고기온	현재시간대 최고기온(℃)
최저기온	현재시간대 최저기온(℃)
하늘상태	1: 맑음, 2: 구름조금, 3: 구름많음, 4: 흐림
강수상태	0: 없음, 1: 비, 2: 비/눈, 3: 눈/비, 4: 눈
강수확률	(%)
풍속	(m/s)
풍향	풍향(8방): 국문8방위/영문8방위 (북, 북동, 동, 남동, 남, 남서, 서, 북서)
습도	(%)

## 2.2 초단기 및 단기에측 개별모델

### 2.2.1 초단기에측 모델(시간 시차를 활용한 다변수 시계열 모델, $MV_{hour}(p)$ )

초단기에측 모델은 짧은 시간단위의 예측을 위해 시계열 데이터를 자기추정(Self-projecting)방법으로 분석하는 자기회귀(Autoregressive)모델을 응용한 다변수 시계열모델(Multiple Time-Series Model)이다. 다변수 시계열모델은 하나의 종속변수와 다변수로 이루어진 독립변수간의 관계를 이용하는 통계적 기법이다. 본 논문에서는 짧은 시간 단위의 예측에 용이한 자기회귀모델과 예측시간의 온도 및 습도를 결합한 모델을 개발하였다. 이 모델은 식 (1)과 같다.

$$L_t(p) = \sum_{i=1}^p a_i L_{t-i} + bT_t + cH_t + \epsilon_t \quad (1)$$

여기서,  $L_t$  : 예측 시간의 부하 데이터

$L_{t-i}$  : 예측 시간에서  $i \times 15$ 분 전의 부하 데이터

$T_t$  : 예측 시간의 온도

$H_t$  : 예측 시간의 습도

$a_i, b$  and  $c$  : 각 변수에 대한 회귀계수

$\epsilon_t$  : white noise( $0, \sigma^2$ )

식 (1)에서  $t$ 는 예측하고자 하는 시각이며  $i$ 는 15분 단위로 이루어진 색인(index) 값을 나타낸다. 첫 번째 항( $L_{t-i}$ )은  $(t-1)$ 시각부터  $(t-p)$ 시각까지의 부하량을, 두 번째( $T_t$ )와 세 번째 항( $H_t$ )은 기상청에서 제공하는 예측 시간의 온도와 습도 예보 값을 나타낸다. 3시간 단위의 기상청 예보데이터의 경우, 예측 시간과 가장 가까운 시간대의 기상예보 데이터를 사용하였다. 마지막으로 네 번째 항( $\epsilon_t$ )은 평균 0, 분산  $\sigma^2$  독립적 동일분포를 갖는 확률변수로서 백색잡음(white noise)을 나타낸다. 24시간 부하예측은 예측시간을 증가시키며 반복적인 다변수 시계열모델의 계산을 통해 계산하였고, 이전의 측정된 부하가 없을 경우 이전의 예측 값을 사용하였다.

### 2.2.2 단기에측모델(일간 시차를 활용한 다변수 시계열 모델, $MV_{day}(q)$ )

시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델은 짧은 시간단위의 예측에서는 강점을 갖지만, 예측시간이 커질수록 오차 값이 증가한다. 그래서 일간 부하의 연속성을 이용하여 과거의 같은 시각 부하데이터를 사용하는 단기에측모델을 개발하였다. 2.1 절의 부하데이터 분석을 통해 평일(월요일 ~ 금요일)과 휴일(토요일, 일요일, 공휴일)의 두 가지 패턴으로 구분되어짐을 알 수 있다. 두 번째 모델은 부하의 연속성을 바탕으로 모델을 평일과 휴일로 구분하였고, 이전 평일 및 휴일의 같은 시각 부하데이터와 예측시간의 온도 및 습도를 결합한 일간 시차를 활용한 다변수 시계열 모델을 개발하였다. 두 번째 개별모델은 식 (2)와 같다.

$$L_{t(d)}(q) = \sum_{j=1}^q a_j L_{t(d-j)} + b T_{t(d)} + c H_{t(d)} + \epsilon_{t(d)} \quad (2)$$

- 여기서,  $L_{t(d)}$  : 예측 시간의 부하 데이터
- $L_{t(d-j)}$  :  $d$ 일로부터  $j$ 일 전날의 예측 시간( $t$ )에 해당하는 부하 데이터
- $d$  : 평일(월요일, 화요일, 수요일, 목요일, 금요일), 휴일(토요일, 일요일, 공휴일)
- $T_{t(d)}$  : 예측 시간의 온도
- $H_{t(d)}$  : 예측 시간의 습도
- $a_j, b$  and  $c$ : 각 변수에 대한 회귀계수
- $\epsilon_{t(d)}$  : white noise( $0, \sigma^2$ )

식 (2)에서  $L_{t(d-j)}$ 는  $(d-j)$ 일에서  $t$ 시각의 부하량을 나타낸다. 예를 들어  $j$ 가 1이면, 평일 부하예측모델에서는 바로 이전 평일의  $t$ 시각 부하데이터를, 휴일 부하예측모델에서는 바로 이전 휴일의  $t$ 시각 부하데이터를 사용하여 예측한다. 또한, 초단기예측 모델과 마찬가지로 두 번째( $T_{t(d)}$ )와 세 번째 항( $H_{t(d)}$ )은 기상청에서 제공하는 예측 시간의 온도와 습도 예보 값을, 네 번째 항( $\epsilon_{t(d)}$ )은 평균 0, 분산  $\sigma^2$ 인 독립적 동일분포를 갖는 확률변수로서 백색잡음(white noise)을 나타낸다. 3시간 단위의 기상청 예보 데이터의 경우, 예측 시간과 가장 가까운 시간대의 기상예보 데이터를 사용하였으며 24시간 부하예측은 예측시간을 증가시키며 반복적인 다변수 시계열모델의 계산을 통해 계산하였다.

### 2.3 개별모델 예측성능평가

개별 예측 모델의 효용성을 검증하기 위하여, 식 (3)과 같이 절대평균백분율오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 사용하였다. MAPE 는 예측 모델의 정확도를 백분율로 표시한 값으로써, 예측에 대한 신뢰구간을 계산하는데 용이하며, 예측모델의 성능비교에 유용하다. 개별 예측 모델에 대한 실험을 통해 MAPE 값이 최소인 모델을 해당 부하의 최적 예측모델로 선정하였다.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|A_k - F_k|}{|A_k|} \quad (3)$$

- 여기서,  $A_k$  :  $k$ 번째 실제 부하
- $F_k$  :  $k$ 번째 예측 부하
- $N$  : 총 예측 부하 개수

#### 2.3.1 초단기예측모델 실험결과(시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델)

산업단지의 1개월 동안의 부하데이터를 이용하여 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델( $MV_{hour}(p)$ )의 24시간 부하예측을 수

행하였다. 예측에 사용되는 과거 데이터의 개수( $p$ )에 따라 15분 부하예측과 24시간 부하예측을 수행하여 얻은 MAPE 결과 값을 표 2와 표 3에서 각각 보여주고 있다.

표 2  $MV_{hour}(p)$ 의 15분 부하예측 결과 비교

Table 2 Comparison of 15 mins load forecasting using  $MV_{hour}(p)$

모델	날씨 예측 불포함	온도 예측 포함	습도 예측 포함	날씨 예측 포함
$MV_{hour}(1)$	0.0116	0.0116	0.0115	0.0116
$MV_{hour}(2)$	0.0117	0.0117	0.0116	0.0117
$MV_{hour}(3)$	0.0117	0.0117	0.0116	0.0117
$MV_{hour}(4)$	0.0117	0.0117	0.0116	0.0117
$MV_{hour}(5)$	0.0116	0.0116	0.0115	0.0116
$MV_{hour}(6)$	0.0116	0.0116	0.0115	0.0116
$MV_{hour}(7)$	0.0116	0.0116	0.0115	0.0116

표 3  $MV_{hour}(p)$ 의 24시간 부하예측 결과 비교

Table 3 Comparison of 24 hours load forecasting using  $MV_{hour}(p)$

모델	날씨 예측 불포함	온도 예측 포함	습도 예측 포함	날씨 예측 포함
$MV_{hour}(1)$	0.0822	0.1623	0.0955	0.1372
$MV_{hour}(2)$	0.0919	0.1711	0.1017	0.1440
$MV_{hour}(3)$	0.0984	0.1810	0.1059	0.1487
$MV_{hour}(4)$	0.0923	0.1755	0.1059	0.1467
$MV_{hour}(5)$	0.0820	0.1626	0.0997	0.1399
$MV_{hour}(6)$	0.0783	0.1564	0.0991	0.1375
$MV_{hour}(7)$	0.0794	0.1613	0.1005	0.1409

시간 시차를 활용한 다변수 시계열 개별모델의 15분 부하예측은 약 1.15% 정도의 오차율을 보여준다. 하지만 날씨 예측 변수와 상관없이 MAPE의 결과 값은 큰 차이를 보이지 않는다. 이를 통해 초단기예측에서는 날씨 변수보다 과거 부하변수에 더 큰 영향을 받음을 알 수 있다. 또한, 24시간 부하예측에서는 날씨예측 변수가 포함되지 않은  $MV_{hour}(6)$  모델이 가장 낮은 MAPE 값을 보이지만, 전체적으로 초단기부하예측의 결과보다 훨씬 큰 MAPE 값을 보이며 모델 간의 편차도 크다.

그림 2와 그림 3은 오차율이 가장 낮은 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델의 15분 초단기부하예측과 24시간 단기부하예측을 실제 부하와 비교한 결과를 보여준다. 표 2와 표 3의 결과처럼 15분 부하예측에서는 실제값(Actual)과 예측값(Forecast)이 거의 일치하는 반면, 24시간 부하예측에서는 오차율이 큼을 알 수 있다. 부하예측 실험결과를 통해 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델은 초단기 부하예측에서는 좋은 성능을 보이지만, 24시간 부하예측에서는 좋지 않은 성능을 보임을 알 수 있다.

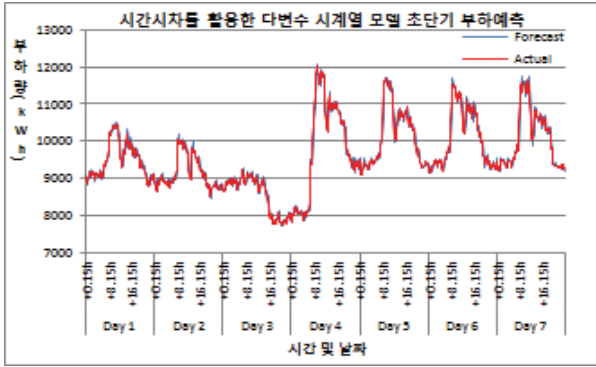


그림 2 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델(p=6)의 초단기 부하예측 결과

Fig. 2 The results of 15 mins load forecasting using  $MV_{hour}(6)$

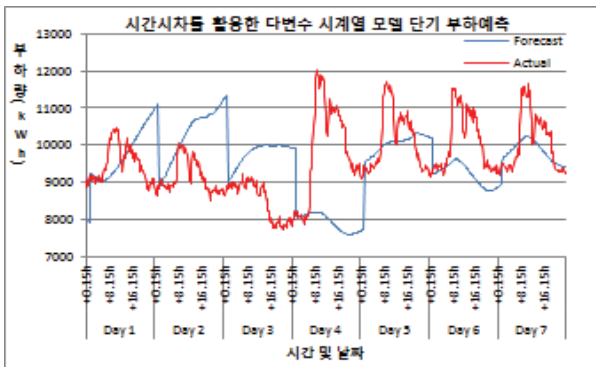


그림 3 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델(p=6)의 단기 부하예측 결과

Fig. 3 The results of 24 hours load forecasting using  $MV_{hour}(6)$

### 2.3.2 단기예측모델(일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델)

일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델을 이용하여 예측에 사용될 과거 데이터의 개수(q)에 따라 15분 부하예측과 24시간 부하예측을 수행하여 얻은 MAPE 결과값을 표 4와 표 5에서 각각 보여주고 있다.

일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델의 15분 부하예측은 약 3.8% 정도의 오차율을 보이며, 24시간 부하예측에서도 15분 부하예측결과와 같은 MAPE 값을 보여준다. 이는 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델처럼 이전 시간의 부하 데이터 또는 예측 값을 사용하는 것이 아닌 이전 날의 같은 시간대 부하 데이터를 사용함으로써 예측 시간의 증가에 따른 예측 값의 변화가 없음을 알 수 있다. 15분 부하예측에서는 시간 시차를 활용한 다변수 시계열 모델보다 큰 오차율이 관측되었지만, 24시간 부하예측에서는 일간 시차를 활용한 다변수 시계열 모델이 월등한 결과를 보여준다. 15분 부하예측과 24시간 부하예측에서 모두 날씨 예측

표 4  $MV_{day}(q)$ 의 15분 부하예측 결과 비교

Table 4 Comparison of 15min load forecasting using  $MV_{day}(q)$

모델	날씨 예측 불포함	온도 예측 포함	습도 예측 포함	날씨 예측 포함
$MV_{day}(1)$	0.0486	0.0546	0.0491	0.0549
$MV_{day}(2)$	0.0474	0.0570	0.0483	0.0565
$MV_{day}(3)$	0.0453	0.0532	0.0466	0.0530
$MV_{day}(4)$	0.0437	0.0519	0.0440	0.0512
$MV_{day}(5)$	0.0381	0.0445	0.0384	0.0437

표 5  $MV_{day}(q)$ 의 24시간 부하예측 결과 비교

Table 5 Comparison of 24hour load forecasting using  $MV_{day}(q)$

모델	날씨 예측 불포함	온도 예측 포함	습도 예측 포함	날씨 예측 포함
$MV_{day}(1)$	0.0486	0.0546	0.0491	0.0549
$MV_{day}(2)$	0.0474	0.0570	0.0483	0.0565
$MV_{day}(3)$	0.0453	0.0532	0.0466	0.0530
$MV_{day}(4)$	0.0437	0.0519	0.0440	0.0512
$MV_{day}(5)$	0.0381	0.0445	0.0384	0.0437



그림 4 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델(q=5)의 초단기 부하예측 결과

Fig. 4 The results of 15 mins load forecasting using  $MV_{day}(5)$

데이터를 포함하지 않고 5일 전의 부하데이터를 사용하는  $MV_{day}(5)$  모델이 가장 우수한 결과를 보여준다.

그림 4와 그림 5는 오차율이 가장 낮은 일간 시차를 활용한 개별모델의 15분 초단기부하예측과 24시간 단기부하예측을 실제 부하와 비교한 결과를 보여준다. 부하예측 결과를 통해 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델은 초단기부하예측에서 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델에 비해 낮은 예측 성능을 보임을 알 수 있다. 반면, 24시간 부하예측에서는 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델보다 월등한 부하 예측 성능을 보여준다. 두

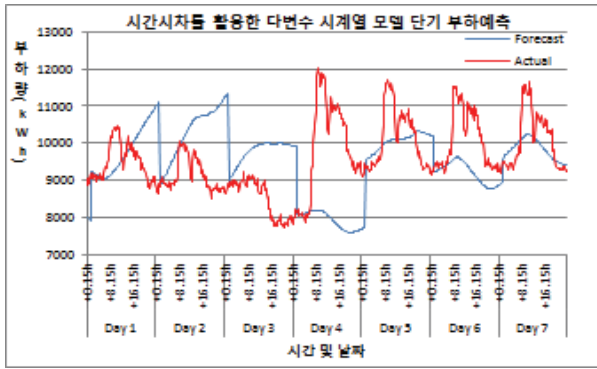


그림 5 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델( $q=5$ )의 단기 부하예측 결과

Fig. 5 The results of 24 hours load forecasting using  $V_{day}(5)$

가지 개별모델 모두 평일 보다는 휴일의 부하예측 성능이 낮음을 알 수 있다.

## 2.4 다변수 시계열 결합모델

### 2.4.1 결합모델(Comb\_MV( $p, q$ ))

2.3 절의 개별모델 예측성능평가에서 초단기예측과 단기예측에서 모두 좋은 성능을 보이는 개별모델을 찾지 못하였다. 즉, 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델은 단기부하예측에서, 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델은 초단기부하예측에서 낮은 예측 성능을 보여준다. 따라서 초단기 및 단기예측에서 각각 가장 좋은 성능을 보인 다변수 시계열 개별모델을 결합하여 24시간 부하예측 정확도를 향상시킨 결합모델을 개발하였다. 결합모델은 초단기 및 단기예측 개별모델을 최적예측시간(optimal forecasting time)으로 구분하여 결합하였다. 여기서 최적예측시간은 초단기예측모델에서 단기예측모델로 변환되는 시점을 나타낸다. 본 논문에서 제안하는 24시간 부하예측을 위한 다변수 시계열 결합모델은 식 (4)와 같다.

$$L_{t(d)}(p, q) = \begin{cases} \sum_{i=1}^p a_i L_{t(d)-i} + bT_{t(d)} + cH_{t(d)} + \epsilon_{t(d)} \\ (15\text{분} \leq \text{예측시간} \leq OFT) \\ \sum_{j=1}^q f_j L_{t(d-j)} + gT_{t(d)} + hH_{t(d)} + \epsilon_{t(d)} \\ (OFT < \text{예측시간} \leq 24\text{시간}) \end{cases} \quad (4)$$

- 여기서,  $L_{t(d)}$  : 예측 시간의 부하데이터
- $L_{t(d)-i}$  : 예측 시간에서  $i \times 15$ 분 전의 부하 데이터
- $L_{t(d-j)}$  :  $d$ 일로부터  $j$ 일 전날의 예측 시간( $t$ )에 해당하는 부하 데이터
- $d$  : 평일(월요일, 화요일, 수요일, 목요일, 금요일), 휴일(토요일, 일요일, 공휴일)

- $T_{t(d)}$  : 예측 시간의 온도
- $H_{t(d)}$  : 예측 시간의 습도
- $\epsilon_{t(d)}$  : white noise( $0, \sigma^2$ )
- $OFT$  : 초단기 및 단기예측 개별모델 구분 최적예측 시간(optimal forecasting time)

식 (4)에서 초단기예측모델은 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델과 같고, 단기예측모델은 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델과 같다. 최적예측시간은 24시간 부하예측에서 초단기예측모델을 사용하여 예측하는 시간을 나타낸다. 이를 00분부터 180분까지 초단기예측모델의 예측시간을 변경하며 24시간 부하예측을 수행하였고, 이 중 MAPE 결과가 가장 작은 시간을 최적예측시간으로 설정하였다.

## 2.4.2 결합모델 예측성능평가

2.3 절의 개별모델 예측성능평가에서 초단기부하예측에서 가장 좋은 결과를 보여준 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델( $MV_{hour}(6)$ )과 단기부하예측에서 가장 좋은 결과를 보여준 일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델( $MV_{day}(5)$ )을 결합하였다. 단기예측모델에서는 습도 예측을 포함하지 않는 모델이 가장 좋은 결과를 보였지만, 습도 예측을 포함하는 결과와 크게 다르지 않고, 장기적으로 습도 예측을 포함하는 모델이 더 정확한 결과를 보일 것으로 예상되어 습도 예측이 포함된 단기예측모델을 사용하였다. 초단기예측모델과 단기예측모델을 구분하는 최적예측시간을 설정하기 위해 30분 단위로 최적예측시간을 증가시키며 실험을 하였다. 표 6은 최적예측시간을 변경하여 실험한 24시간 부하예측에 관한 MAPE 결과 값을 보여준다. 7개의 모델 중 초단기예측모델을 예측시간 120분까지 사용하고 이후에는 단기예측모델 사용하는 결합모델이 가장 우수한 결과를 보여주었다.

표 6 결합모델의 최적예측시간 변경에 따른 24시간 부하예측 결과 비교  
Table 6 Comparison of 24 hours load forecasting by changing optimal forecasting time

최적예측시간	MAPE
00분	0.0384
30분	0.0379
60분	0.0376
90분	0.03745
120분	0.03742
150분	0.0375
180분	0.0377

본 연구에서 개발된 예측 모델의 우수성을 검증하기 위해, 참조 모델로 예측에 널리 활용되는 지속성 모델(Persistence Model)과 비교하였다. 지속성 모델은 식 (5)와 같다 [10].



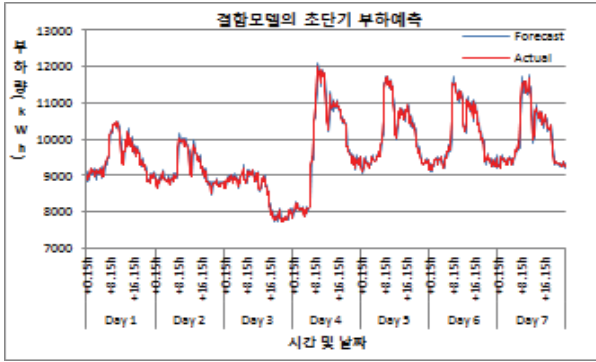


그림 6 결합모델의 초단기 부하예측 결과(최적예측시간=120분)  
 Fig. 6 The results of 15 mins load forecasting using  $Comb\_MV(6, 5)$  ( $OFT = 120min$ )

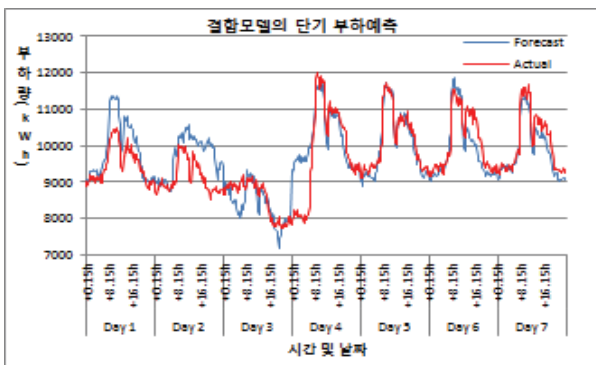


그림 7 결합모델의 단기 부하예측 결과(최적예측시간 = 120분)  
 Fig. 7 The results of 24 hours load forecasting using  $Comb\_MV(6, 5)$  ( $OFT = 120min$ )

표 7 개별모델과 결합모델, 참조모델의 24시간 부하예측 결과 비교

Table 7 Comparison of 24 hours load forecasting using the proposed models

모델	24시간 부하예측 최적모델	MAPE
참조 모델	<i>Persistence Model</i>	0.0929
초단기예측모델	$MV_{hour}(6)$	0.0783
단기예측모델	$MV_{day}(5)$	0.0381
결합 모델	$Comb\_MV(6, 5)$	0.0374

$$L_t = L_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

여기서,  $L_t$  : 예측 시간의 부하 데이터  
 $\epsilon_t$  : white noise( $0, \sigma^2$ )

$L_t$ 는  $t$ 시간의 부하 예측 값이고  $L_{t-1}$ 는  $t$ 시간에서 15분 이전의 부하 값을 나타낸다. 지속성 모델은 24시간 동안의 부하 예측

값이 초기 예측 시간의 부하와 같은 값을 갖게 된다. 표 7은 결합모델에 사용된 두 가지의 개별모델과 결합모델, 지속성 모델 간 24시간 부하예측 실험의 결과를 보여준다. 개별모델과 결합모델 모두 지속성 모델에 비해 좋은 성능을 보여준다. 이 중 결합모델은 최적예측시간 이전까지는 초단기예측모델(시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델)을, 이후에는 단기예측모델(일간 시차를 활용한 다변수 시계열모델)을 사용함으로써 개별모델의 장점을 활용해 예측성능이 향상됨을 알 수 있다.

### 3. 결 론

본 논문은 다변수 시계열모델을 활용해 초단기 부하예측모델과 단기부하예측모델을 개발하고 개별모델의 결합을 통해 24시간 부하예측의 성능을 향상시켰다. 초단기부하예측은 짧은 시간 단위의 예측에 강점을 보이는 자기회귀모델과 부하에 영향을 주는 날씨예측데이터를 결합하여 시간 시차를 활용한 다변수 시계열모델을 개발하였다. 또한, 단기부하예측을 위해 부하의 연속성을 바탕으로 모델을 평일과 휴일로 구분하였고, 이전 날의 같은 시각 부하데이터와 날씨예측데이터를 결합한 일간 시차를 활용한 다변수 시계열 모델을 개발하였다. 마지막으로 24시간 부하예측 성능 향상을 위해 초단기부하예측 모델과 단기 예측모델의 장점을 활용한 결합모델을 개발하였다. 결합모델은 계산된 최적예측 시간을 통해 초단기예측모델과 단기예측모델을 구분하여 24시간 부하예측을 수행한다. 실제 산업단지의 부하데이터를 이용하여 실험을 수행한 결과 결합모델을 통해 초단기부하예측 뿐 아니라 단기부하예측에서도 성능이 향상됨을 알 수 있었다.

### 감사의 글

본 연구는 2016년도 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 20162010103780).

### References

- [1] Korea Energy Economics Institute, "Analysis of Demand Management Effect of Energy Storage System (ESS)", KEEI Basic research report 14-23, 2014.
- [2] KPX, "Study on introduction of BESS for activation of Smart Grid and stability of power supply and demand", 2013.
- [3] KPX, "Development of Real-Time Load Forecasting Technique and A Study on On-Line Load Forecasting Scheme", 2015. 2.
- [4] L. Hernandez, C. Baladron, JM. Aguiar, B. Carro, AJ. Sanchez-Esguevillas, J. Lloret, J. Massana. "A survey on

electric power demand forecasting: future trends in smart grids, microgrids and smart buildings". IEEE Commun. Surv. Tutor, 2014; 16(3):1460-1495.

- [5] Kyung-Hun Lee, Yunho Lee, Jin-O Kim, Hyo-Sang Lee, "Short-Term Load Forecasting using Multiple Time-Series Model Including Dummy Variable", The Transaction of The Korean Institute of Electrical Engineers A, 52A(8), pp. 450-456, 2003
- [6] Kyung-Hun Lee, Yunho Lee, Jin-O Kim, Hyo-Sang Lee. "Short-Term Load Forecasting using Multiple Time-Series Model." presented for The Korean Institute of Electrical Engineer conference, (2001.5): 230-232.
- [7] Kyung-Hun Lee, Yunho Lee, Jin-O Kim. "TAR(Threshold Autoregressive) Model for Short-Term Load Forecasting Using Nonlinearity of Temperature and Load." THE TRANSACTION OF THE KOREAN INSTITUTE OF ELECTRICAL ENGINEERS A, 50A.9 (2001.9): 399-405
- [8] R. Cottet and M. Smith. "Bayesian modeling and forecasting of intraday electricity load", Journal of the American Statistical Association 98 (464): 839-49. 2003.
- [9] Korea Meterological Administration homepage, [http://web.kma.go.kr/images/weather/lifenindustry/dongnaeforecast\\_rss.pdf](http://web.kma.go.kr/images/weather/lifenindustry/dongnaeforecast_rss.pdf)
- [10] A. Kaur, L. Nonnenmacher, C. F.M. Coimbra, "Net load forecasting for high renewable energy penetration grids", Energy, Volume 114, Pages 1073-1084, 2016



**강 병 오 (Byung-O Kang)**

1979년 9월 23일생. 2008년 Iowa State University 전기공학과 졸업, Virginia Tech 전기공학과 2010년 전기공학과 석사 및 2014년 박사 졸업. 2014~2017년 현대중공업 중앙기술원 선임연구원. 2017년~현재 동아대학교 전기공학과 조교수.  
E-mail : bokang923@gmail.com



**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

저 자 소 개



**이 원 준 (Wonjun Lee)**

1990년 4월 5일생. 2015년 중앙대학교 공과대학 컴퓨터공학부 졸업. 2016년~현재 아주대학교 대학원 에너지시스템공학과 재학(석사과정)  
E-mail : wonjuniv@ajou.ac.kr



**이 문 수 (Munsu Lee)**

1983년 5월 27일생. 2009년 고려대 정경학부 정치외교학과졸업(학사). 2009년~현재 성균관대 자연과학부 에너지과학과(박사과정).  
E-mail : munsu@skku.edu