

다중회귀모형을 이용한 104주 주 최대 전력수요예측

Weekly Maximum Electric Load Forecasting Method for 104 Weeks Using Multiple Regression Models

정 현 우* · 김 시 연** · 송 경 빈†

(Hyun-Woo Jung · Si-Yeon Kim · Kyung-Bin Song)

Abstract - Weekly and monthly electric load forecasting are essential for the generator maintenance plan and the systematic operation of the electric power reserve. This paper proposes the weekly maximum electric load forecasting model for 104 weeks with the multiple regression model. Input variables of the multiple regression model are temperatures and GDP that are highly correlated with electric loads. The weekly variable is added as input variable to improve the accuracy of electric load forecasting. Test results show that the proposed algorithm improves the accuracy of electric load forecasting over the seasonal autoregressive integrated moving average model. We expect that the proposed algorithm can contribute to the systematic operation of the power system by improving the accuracy of the electric load forecasting.

Key Words : Weekly Electric Load Forecasting, Load Pattern, Multiple Regression Analysis

1. 서 론

전력산업은 생산과 동시에 소비가 이루어지는 특성을 가지고 있기 때문에 전력계통의 최적 운영 계획을 위해서는 전력수요에 대한 정확한 예측이 필요하다. 주·월간 전력수요 예측 결과는 발전기 유지보수 및 예방정비 계획과 예비력 운용의 체계화에 활용되기 때문에 안정적인 전력계통 운영을 위해서는 주·월간 전력수요예측 알고리즘에 관한 연구가 요구된다. 주·월간 전력수요예측의 정확성을 개선하기 위해 국·내외에서는 전력수요 변동률, 시계열 분석법, 회귀모형, 신경회로망 등의 기법을 적용한 전력수요예측 알고리즘 개발에 관한 연구가 지속적으로 이루어져왔다[1-4]. 이러한 선행연구들의 전력수요예측의 정확성은 우수한 수준에 이르렀지만, 우리나라 전력계통을 보다 체계적으로 운영하기 위해서는 향후 2년의 전력수요를 주 단위로 예측해야할 필요성이 있다. 또한 전력수요는 기상조건 및 경제상황과 밀접한 연관성을 가지고 있기 때문에 이러한 인자들을 고려한 주·월간 전력수요예측 모형의 개발 및 개선할 필요가 있다. 본 논문에서는 다중회귀모형을 이용한 104주 주 최대 전력수요예측 모형을 제안한다. 다중회귀모형에서 사용된 독립변수는 전력수요와 관계가 큰 기온과 국내총생산(GDP: Gross Domestic Product)이다. 주 최대 전력수요를 예측하기 위해 입력변수인 기온과 GDP 데이터를 주 특성에 맞게 변환하여

다중회귀모형을 구성하였으며, 기상청 기온예보 정보와 KDI 경제전망치를 이용하여 예측 입력데이터를 가공하여 전력수요를 예측하였다. 또한 가변수(Dummy Variable)인 주 변수를 추가하여 전력수요예측 정확도를 향상시켰다. 대표적인 시계열 모형인 SARIMA(seasonal autoregressive integrated moving average) 모형과의 결과 비교를 통하여 다중회귀모형의 우수성을 입증하였다.

2. 전력수요예측에 영향을 미치는 인자 분석

최근 전력수요는 전력수요예측에 사용되는 기본적인 데이터이다. 과거의 전력수요는 미래의 전력수요와 밀접한 관련이 있기 때문에 전력수요예측에서 기본적인 입력변수로 사용된다. 전력수요와 같이 시간이 흐름에 따라 관측된 자료를 이용한 시계열 모형들은 과거 전력수요 데이터를 기본으로 예측모형이 구성되어진다. 기상조건(Weather condition)은 전력 냉·난방부하 사용의 증가를 야기하기 때문에 전력수요에 많은 영향을 미친다. 기상데이터는 전력수요예측에서 가장 중요하게 고려되는 입력변수이다. 다양한 기상데이터가 전력수요예측에서 사용되고 있지만, 전력수요예측에서 고려되는 기상 데이터로는 기온, 습도, 풍속, 운량, 강수량 등이 있다. 이러한 데이터들은 모형에 직접적으로 적용되기 보다는 냉·난방도일, THI(temperature-humidity index), WCI(wind chill index) 등의 변수로 계산되어 적용되고 있다[5]. 특히, 기온은 대표적인 기상 데이터 중 하나로써 측정이 쉽고, 냉·난방부하에 가장 많은 영향을 미치는 변수이기 때문에 전력수요예측에서 가장 많이 적용되는 변수이다. 기온특성을 전력수요예측 모형에 정확하게 반영하기 위해서 지역별 전력판매량과 인구수 등 지역특성을 반영할 수 있는 요소들을 분석하고, 이를 바탕으로 지역별 가중치를 산정하

† Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea.

E-mail: kbsong@ssu.ac.kr

* Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea.

** Project Support Team, Pocheon Power

Received : May 22, 2014; Accepted : August 04, 2014

여 전국 대표기온을 계산하여 전력수요예측 모형에 적용하는 것과 같이 기온과 전력수요에 관한 연구들이 진행되고 있다[6]. 경제의 성장은 인구 증가 및 산업 규모의 성장 등을 동반한다. 따라서 경제가 성장하면 그에 따른 전력설비의 증가로 인하여 전력수요가 증가한다. 경제변수는 GDP, GNP, 산업생산지수, 물가지수 등이 있으며, 분기, 반기별로 발표되기 때문에 중·장기 전력수요예측에서 주로 고려된다. 특히, 경제변수 중에서 GDP는 데이터의 취득이 용이하며, 데이터 수가 많기 때문에 전력수요예측에서 가장 많이 적용되는 변수이다[2]. 본 논문에서는 전력수요, 기온, GDP 데이터를 이용하여 다중회귀모형을 구성하여 전력수요를 예측한다.

3. 다중회귀모형 예측 알고리즘

회귀모형은 실험이나 조사를 통해 얻은 과거 데이터를 이용하여 종속변수와 독립변수들 간의 관계를 모형화하여 분석하는 통계적 수요예측 기법이다. 이모형은 과거데이터에서 나타나는 수요패턴이 미래에도 지속된다는 가정에서 적용되는 예측기법이다. 따라서 환경이나 수요변화가 크게 발생하는 경우에는 예측이 부정확해질 수 있기 때문에 수요패턴이 비교적 안정되어 있는 제품의 자료예측에 적합하다. 회귀모형의 적용분야에는 제품수요, 총괄생산계획, 설비투자계획 등이 있으며, 중·장기의 수요를 예측하는데 주로 활용되며, 소요비용이 낮은 장점 등이 있다.

회귀모형은 독립변수의 수에 따라 단순회귀모형과 다중회귀모형으로 나누어진다. 단순회귀모형은 실제 관측치를 이용하여 하나의 종속변수와 하나의 독립변수의 관계를 1차 방정식 또는 그 밖의 방정식으로 분석하는 것을 말하며, 다중회귀모형은 하나의 종속변수와 두 개 이상의 독립변수들 (x_1, \dots, x_k)의 관계를 분석하는 것을 말한다[7]. 다중회귀모형에서 종속변수 y 를 설명하는데 독립변수 x_1, \dots, x_k 를 이용하여 수식을 구성하면 다음과 같다.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

여기서, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ 는 추정되어야 할 회귀계수들이며, ε_i 는 서로 독립이고 동일한 분포 $N(0, \sigma^2)$ 를 따르는 오차항이다. $\beta_j (j=1, \dots, k)$ 은 j 번째 x_j 의 회귀계수(기울기)를 의미하며, x_j 의 값이 한 단위 증가할 때 y 값의 평균변화량을 나타낸다.

회귀식의 목적은 두 변수에 대한 n 개의 관측 값들을 이용하여 모형 속에 포함된 미지의 모수인 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ 의 추정 값을 구하는 것이다. 회귀계수를 구하는 가장 좋은 방법은 관측치에 가장 적합한 식을 구하는 것이다. 적합도가 가장 큰 식이란 잔차(잔차=실제값-예측값)의 합계가 최소가 되도록 하는 식이라고 할 수 있다. 따라서 잔차의 제곱의 합이 최소가 되게 하는 회귀식을 구하는 것이 일반적인 방법인데 이러한 추정방법을 최소자승법이라 한다[8]. 최소자승법은 다중회귀모형을 행렬로 표현함으로써 간단하게 유도할 수 있다.

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

$$\text{여기서, } Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix},$$

$[n \times 1] \qquad [n \times (k+1)] \qquad [(k+1) \times 1]$

그리고 $\varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$ 이다.

$[n \times 1]$

식 (2)를 이용하여 오차항의 제곱합 Q 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Q = \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_k x_{ki})]^2 \quad (3)$$

최소자승법에 의한 회귀계수의 추정은 제곱합 Q 를 각 β_j 에 대하여 편미분하고 이를 0으로 하는 다음과 같은 연립 방정식을 풀어 $\hat{\beta}_j$ 를 구하는 것이다. 각각의 제곱합 Q 를 최소화하는 수식을 정리하면 식 (4)와 같다.

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_{1i} & \sum x_{2i} & \dots & \sum x_{ki} \\ \sum x_{1i} & \sum x_{1i}^2 & \sum x_{1i}x_{2i} & \dots & \sum x_{1i}x_{ki} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum x_{ki} & \sum x_{ki}x_{1i} & \sum x_{ki}x_{2i} & \dots & \sum x_{ki}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k1} & x_{k2} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

식 (4)를 β 에 관하여 정리한 후 행렬식으로 최종 정리한 회귀계수 β 의 최소자승추정량은 다음과 같다.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (5)$$

104주 주 최대 전력수요를 예측하기 위해 다중회귀모형이 이용된다. 다중회귀모형에서 사용된 종속변수는 주 최대 전력수요이고, 독립변수는 기온, GDP, 그리고 주 변수이다. 이러한 변수들을 이용하여 다중회귀모형을 구성하였으며, 구성된 모형을 바탕으로 각 변수의 회귀계수들을 산정하고, 각 계수의 값들을 적용하여 전력수요를 예측하였다. 104주 주 최대 전력수요를 예측하기 위한 다중회귀모형 알고리즘은 아래와 같다.

단계 1) 입력데이터 구성을 위한 주 정의 및 구분

104주 주 최대 전력수요를 예측하기 위해 사용되는 다중회귀모형의 종속변수는 주 최대 전력수요이고, 독립변수는 기온, GDP, 그리고 주 변수이다. 본 논문의 목적은 주 최대 전력수요를 예측하는 것이다. 따라서 주 단위의 전력수요를 예측하기 위해서는 일 단위로 제공되는 전력수요, 기온 등의

변수들을 주 단위로 변환해야 할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 한 주의 시작을 월요일로 정의한다. 즉, 한 주는 매주 월요일부터 일요일까지 총 7일을 의미한다.

단계 2) 주 최대 전력수요 선정 및 주 변수 정의

주 최대 전력수요는 한 주간의 일 최대 전력수요에서 가장 큰 전력수요를 의미한다. 즉, 월요일부터 일요일까지로 정의된 한 주내에서 가장 큰 일 최대 전력수요를 주 최대 전력수요로 선정한다. 다중회귀모형의 독립변수는 기온과 GDP와 같은 연속형 변수(양적인 변수)외에 주 변수와 같은 명목형 변수(질적인 변수)가 있다. 이러한 변수를 가변수(Dummy Variable)라 하며, 참조범주에 비해 상대적으로 얼마나 영향을 미치는지 확인할 수 있다. 여기에서 가변수는 참조범주에 비해 얼마나 차이가 나는지를 알려주는 지표로 활용되며, 1년을 52주로 보면 1부터 52까지의 변수가 매년의 데이터에서 반복되어 나타난다. 이러한 가변수가 다중회귀모형에 추가되었을 때 전력수요예측 정확도가 향상되는 것을 확인하였다.

단계 3) 주 실측 기온 정의

기온데이터는 평균기온, 최고기온, 최저기온이 있다. 우리나라 일평균기온은 1997년부터 1일 8회(03, 06, 09, 12, 15, 18, 21, 24시)의 평균값을 표준으로 하고 있으며[9], 회귀계수 산정을 위한 주 평균기온은 월요일부터 일요일까지 일평균기온의 평균값이다. 최고기온은 어떤 기간 중 가장 높은 기온으로 본 연구에서 사용된 주 최고기온은 하루 중 가장 높았던 최고기온의 월요일부터 일요일까지 평균값이다. 최저기온은 어떤 기간 내의 가장 낮은 기온으로서 본 연구에서 사용된 주 최저기온은 하루 중 가장 낮았던 최저기온의 월요일부터 일요일까지 평균값이다. 현재 한국전력거래소의 단기 전력수요예측 프로그램(KSLF)는 전력수요예측 시 전국 8대도시 대표기온을 사용하여 기온데이터를 작성한다. 따라서 본 논문의 기온은 전국 8대도시 대표기온을 사용하였으며, 8대도시 대표기온은 전력판매량, 개선된 인구 수 기준의 가중치를 이용한다[10].

단계 4) 주 실측 GDP 정의

GDP(Gross Domestic Product: 국내총생산)는 경제 활동에서 가장 중요한 발표 데이터 중 하나이다. 회귀계수 산정을 위해 사용된 GDP 데이터는 분기별로 발표되며, 통계청 국가통계포털의 경제활동별 분기별 국내총생산을 사용하였다. 분기별 GDP를 월별 GDP로 변환하기 위해 산업생산지수 비율을 적용하였다[11]. 산업생산지수는 광공업 전체의 생산 활동 동향을 알 수 있는 대표적인 생산지수이다[12]. 경기예측을 판단하는 중요한 경제지표인 산업생산지수는 광공업 생산량으로부터 산출한 것으로 매월 작성된다[13]. 따라서 매월 작성되는 산업생산지수의 분기별 비율을 분기별 GDP에 곱해서 월별 GDP로 단순 예측이 가능하다. 주 최대 전력수요를 예측하기 위해서는 월별 GDP를 주별 GDP로 다시 한 번 추정해야 한다. 주별 GDP 추정법은 월 GDP 변화를 반영한 주간 GDP 계산법이다. 주별 GDP 추정법은 다음과 같다.

$$\text{월 GDP} = \text{분기 GDP} \times \text{산업생산지수 월비율}[\%] \quad (6)$$

$$\text{주 GDP} = \text{월 GDP} + (\text{한달후 GDP} - \text{월 GDP}) / \text{주간개수}$$

단계 5) 주 예측 기온 정의

104주 주 최대 전력수요예측을 하기 위해서는 각각의 주간 예측 기온데이터와 예측 GDP가 필요하다. 현재 기상청 장기예보에는 1개월 전망과 3개월 전망이 있다. 1개월 전망은 1개월간의 순별 기압계 전망, 기온 및 강수량을 예보하며 매월 3, 13, 23일에 발표한다. 3개월 전망은 1개월 전망과 예보 종류가 같고 매월 23일에 발표한다[9]. 기후전망으로는 계절기후전망과 연기후전망이 있다. 예보 종류로는 평균기온과 강수량, 엘니뇨/라니냐를 전망한다. 계절기후전망은 연 4회, 연기후전망은 연 1회(12월 24일 경 발표) 발표한다. 기상청의 장기예보와 기후전망은 다음과 같다.

표 1 기상청의 장기예보와 기후전망[9]

Table 1 A long-range weather forecast and climate prospect of Korea meteorological administration

구분	예보기간	
장기 예보	1개월 전망	1개월간의 순별 기압계 전망, 기온 및 강수량 예보 (매월 3, 13, 23일 발표)
	3개월 전망	3개월간의 월별 기압계 전망, 기온 및 강수량 예보 (월 23일 발표)
기후 전망	계절 기후 전망	발표일 다음다음 계절의 평균기온과 강수량, 엘니뇨/라니냐를 전망 (연 4회 발표)
	연 기후 전망	발표일 다음 해의 평균기온과 강수량, 엘니뇨/라니냐를 전망 (연 1회 발표)

104주 주 최대 전력수요를 예측하기 위해서는 2년 동안 예측된 기온데이터를 사용해야 한다. 현재 기상청에서 발표되는 예보는 장기예보와 연기후전망이 있다. 장기예보는 각 기간별로 기온 및 강수량을 3단계(평년보다 높음, 평년과 비슷, 평년보다 낮음)로 구분하여 예보하고 있으며, 연기후전망은 연 기후를 확률적으로 전망하고 있다. 연기후전망은 확률에 근거하는 예보 자료이기 때문에 예측모형에 적용하기 어렵기 때문에 기상청 예보 데이터는 3개월까지의 시나리오를 적용하고, 그 이후의 기간에는 최근의 기온데이터나 평년기온을 사용해야 한다. 고정된 30년간의 누년평균값을 기후표준평년값이라고 하며, 그 밖의 임의의 30년간의 누년평균값을 기후평년값이라고 한다[12]. 기상청에서 예보되는 예측 기온데이터가 없는 구간은 평년기온(1981년~2010년)[12]이나, 최근 기온데이터를 사용하여 시나리오별 오차를 분석하였다.

단계 6) 주 예측 GDP 정의

우리나라 통화정책 당국, 국책 연구기관, 민간 경제연구소, 그리고 주요 투자은행들은 한국경제에 대한 전망치를 공표하고 있다[14]. 본 논문에서는 한국개발연구원(KDI)의 경제전망을 사용한다. 예측 주별 GDP는 KDI의 분기와 연간 GDP 전망치에 일 년 전 산업생산지수(2010년 산업생산지수)의 비율을 곱해줘서 월별 GDP로 만들고, 월 GDP 변화를 반영한 주간 GDP 계산법을 사용한다. 한국개발연구원

(KDI)의 2011년부터 2012년까지 GDP 전망은 아래의 표와 같다.

표 2 KDI의 2011~2012년 국내경제 전망[15]

Table 2 Domestic economic prospect of KDI from 2011 to 2012

	2011					2012
	1/4	2/4	3/4	4/4	연간	연간
GDP(%)	4.2	3.6	4.2	4.9	4.2	4.3
계절조정 전기 대비						

단계 7) 다중회귀모형 구성

다중회귀모형의 구성 방법에는 전체 월을 사용하여 한 번의 회귀계수를 추정하는 방법과 각각의 월을 사용하여 12개월의 월별 회귀계수를 추정하는 방법이 있다. 다중회귀모형은 선형회귀식이기 때문에 전체 월을 사용하여 한 번의 회귀모형을 구성하는 경우 전력수요의 변동성이 발생하는 구간에서 오차가 크게 발생한다. 따라서 각각의 월을 사용하여 12개월의 월별 회귀모형을 구성하는 방법을 예측 모형으로 선정하였다. 또한 예측에 필요한 입력데이터들은 일반적으로 월별로 제공되는 경우가 많기 때문에 12개월의 월별 회귀모형을 구성하는 것이 전력수요예측을 예측하는데 유리한 장점이 있다. 다중회귀모형의 독립변수는 평균기온, GDP, 그리고 주 변수를 이용하였다. 회귀모형은 각각의 독립변수들 간에 서로 독립적이어야 한다. 만약 한 독립변수가 다른 독립변수들과 높은 상관관계를 갖는다면, 그 독립변수의 표준오차가 커지게 된다. 따라서 평균기온, 최고기온, 최저기온을 조합하여 회귀모형을 구성하는 것보다 하나의 기온만을 반영하여 회귀모형을 구성하는 것이 좋은 예측 정확도를 나타낸다. 따라서 하나의 기온만을 선정하여 모형을 구성하였고, 평균기온이 가장 좋은 예측정확도를 나타내기 때문에 다음과 같은 변수들을 선정하였다.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \text{Average Temp} + \beta_2 \text{GDP} + \beta_3 \text{Weekly} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

여기서 y_i 는 주 최대 전력수요, *Average Temp*는 주 평균기온, *GDP*는 주 GDP, *Weekly*는 주 변수, ε_i 는 오차항, β_0 는 상수항, $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 는 각 변수들의 회귀계수를 의미한다.

4. 104주 주 최대 전력수요예측 사례연구

제안된 알고리즘을 이용하여 104주 주 최대 전력수요예측 사례연구를 진행하였다. 사례연구로써 2010~2011년과 2011~2012년의 104주 주 최대 전력수요가 예측되었다. 다중회귀모형을 구성하여 회귀계수를 추정한 결과 과거 6년의 데이터를 사용하는 것이 가장 좋은 예측 정확도를 나타내었다. 따라서 2011년부터 2012년까지의 104주 주 최대 전력수요예측 모형 구성을 위해 과거 관측값은 2005년부터 2010년까지의 실적데이터가 사용되었다. 그리고 104주 주 최대 전력수요예측을 위해 2011년과 2012년의 평균기온 예측값과

GDP 예측값이 사용되었다. 우리나라의 문화적 특성상 설 및 추석 연휴 및 인근 일자에는 산업체의 전력사용패턴이 불규칙하기 때문에 수요예측 오차율이 상당히 높은 편이다 [6]. 따라서 다중회귀모형의 분석에는 설 및 추석 연휴의 주간 데이터는 반영하지 않았다. 2011~2012년의 주 최대 전력수요를 예측하기 위한 다중회귀계수 추정 결과는 다음과 같다.

표 3 다중회귀계수 추정 결과 (2011~2012년)

Table 3 The estimation results of multiple regression coefficient (2011~2012)

월	상수항 (β_0)	주 평균기온 계수 (β_1)	주 GDP 계수 (β_2)	주 변수 계수 (β_3)
1월	-30656	-829.16	0.3611	289.69
2월	-27808	-344.47	0.3460	92.63
3월	-10235	-404.45	0.2798	-138.07
4월	-744	-395.45	0.2361	-106.50
5월	-12920	251.11	0.2173	193.57
6월	-41824	1072.23	0.2499	403.30
7월	-34974	1367.32	0.2909	-482.87
8월	-106399	1486.44	0.3058	1516.59
9월	-34851	1221.80	0.2909	-268.99
10월	-36515	-46.28	0.3009	338.66
11월	-49361	-316.48	0.3021	692.17
12월	-32617	-310.18	0.3194	260.56

다중회귀모형은 모형의 구성방법이 간단하고, 기온과 GDP와 같이 독립변수들이 종속변수인 전력수요에 미치는 영향성을 직관적으로 확인할 수 있는 장점이 있다. 따라서 모형의 회귀계수들의 분석을 통해 기온과 GDP가 전력수요에 얼마나 영향을 미치는지 확인할 수 있다. GDP와 같은 경제변수들은 전력수요의 장기적인 증·감 추세와 관련이 있기 때문에 월별 회귀계수가 비슷한 것을 확인할 수 있지만, 기온은 월별로 전력수요에 미치는 영향성이 다르기 때문에 월별로 회귀계수가 크게 바뀌는 것을 확인할 수 있다. 특히 5월과 10월과 같이 기온이 전력수요에 영향이 적은 기온 무보정 구간의 회귀계수는 다른 계절에 비하여 그 값이 낮음을 확인할 수 있다. 이와 같이 추정된 회귀계수에 예측데이터를 적용하여 104주 주 최대 전력수요를 예측한 결과는 <표 4>와 같다.

전력수요예측의 정확성은 전력수요예측의 오차율을 통해 확인할 수 있다. 전력수요예측 오차는 실제 전력수요와 예측 전력수요의 차이를 의미하며, 전력수요예측 오차율은 전력수요예측 오차를 실제 전력수요로 나눈 값이다. 전력수요예측 오차율은 절대평균 백분율 오차율(Mean Absolute Percentage Error ; MAPE)로 나타낸다.

$$MAPE = \left| \frac{\text{실제 전력수요} - \text{예측 전력수요}}{\text{실제 전력수요}} \right| \quad (8)$$

평균오차는 다중회귀모형을 이용한 104주 주 최대 전력수요예측 값과 실제 주 최대 전력수요 값을 비교한 오차율의 평균값을 의미하며, 최대오차는 104주 주 최대 전력수요예측 값 중에서 오차율이 최대인 것을 의미한다. 표 4는 세 가지의

표 4 2010-2011년과 2011-2012년의 주 최대 전력수요예측 결과[16]

Table 4 The results of the weekly maximum electric load forecasting from 2010 to 2011 and from 2011 to 2012

기간 [년]	$ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$		$ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$		$ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$		제안 알고리즘	
	평균오차	최대오차	평균오차	최대오차	평균오차	최대오차	평균오차	최대오차
2010 -2011	19.88%	50.59%	19.91%	50.68%	15.61%	45.49%	4.16%	9.77%
2011 -2012	5.69%	14.31%	3.80%	10.14%	2.63%	10.42%	3.06%	8.90%

SARIMA(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) 모형과 제안 알고리즘인 다중회귀모형의 전력수요 예측 결과의 비교를 나타낸다. 제안 알고리즘과의 비교에 사용된 세 가지의 SARIMA 모형은 아카이케 정보판단기준(Akaike's Information Criteria: AIC)과 슈바르츠의 베이저안 정보판단기준(Schwartz's Bayesian Criterion: SBC) 값을 이용하여 선정된 최적의 모형을 나타낸다. 2011-2012년 예측의 경우, 제안 알고리즘의 평균오차는 3.06%로 $ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$ 과 $ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$ 모형의 평균오차 5.69%, 3.80% 보다 오차율이 낮게 나타나지만, $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 모형의 평균오차인 2.63%보다 높게 나타난다. 그러나 2010-2011년 예측의 경우 제안 알고리즘의 평균오차는 4.16%로 $ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$, $ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$, $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 모형의 평균오차인 19.55%, 19.91%, 15.61% 보다 현저하게 낮음을 확인할 수 있다. $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 모형이 한 해에 한하여 제안 알고리즘보다 좋은 예측정확도를 나타냈지만, 평균적으로 제안 알고리즘이 SARIMA 모형보다 예측 정확도가 우수하며, 안정적인 오차율을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 제안 알고리즘과 비교된 SARIMA 모형은 과거 전력수요의 패턴을 적용하는 전력수요예측 알고리즘이다. SARIMA 모형은 예측 모형 구성시 고려하는 입력데이터의 개수 및 전력수요 주기성을 결정하는 방법에 따라 모형이 여러 가지로 구성되며, 구성 방법에 따라 오차율이 다르기 때문에 모형 선정에 있어 사용자의 주관적 판단이 개입되어지며, 과거 전력수요 패턴을 반영하는 예측방법이기 때문에 갑작스러운 기온 및 경제상황 변화 등에 대처하지 못하는 경우가 발생한다. 예를 들어, 2008년 리만 브라더스 파산의 영향으로 2009년의 전력수요 패턴은 다른 해와 비교하여 다른 전력수요 패턴이 발생하였다. 이처럼 과거 전력수요 패턴이 크게 다르게 발생하는 경우 2010~2011년 예측 결과와 같이 오차가 크게 발생하는 경우가 나타난다. 반면 제안 알고리즘인 다중회귀모형은 기온과 GDP를 입력데이터로 고려하고 있기 때문에 기온 및 경제상황의 변화 등을 반영하여 전력수요를 예측할 수 있다. 따라서 회귀모형은 기온과 GDP가 전력수요에 미치는 영향성을 직관적으로 확인할 수 있으며, 모형 구성 방법이 간단하고 계산이 빠름에도 불구하고 예측 정확도가 높은 특징이 있다. 또한 월별로 회귀모형을 구성하여 예측하기 때문에 월별 전력수요 특성을 정확하게 반영할 수 있다. 그러나 예측에 사용되는 변수들에 크게 영향을 받기 때문에 모형에 적용하기 위해서는 기온 및 GDP 데이터의 적합성에 관한 추가적인 분석이 필요하며, 특수일과 설 및 추석과 같은 연휴가 포함된 기간의 전력수요예측의 정확성을

높이기 위해서 알고리즘의 추가적인 연구가 요구된다.

5. 결 론

주·월간 전력수요예측 결과는 주·월간 발전기 예방정비 계획과 예비력 운용의 체계화에 매우 중요한 의미를 가진다. 전력수요예측의 정확성을 개선하기 위해 기온과 GDP를 반영한 다중회귀모형을 제시하였다. 기존 SARIMA 모형을 이용한 예측 결과와 비교한 결과, 전력수요예측의 정확성이 향상되었으며, 안정된 오차율을 나타냄을 확인하였다. 이 결과를 통해 전력수요를 정확하게 예측하기 위해서는 전력수요와 관련 있는 기온과 GDP 변수들을 모형에 적용하는 것이 예측정확도 향상을 위해서 중요하다는 것을 확인하였다. 이와 같이 본 연구는 104주 주 최대 전력수요예측 함으로서 체계적인 전력계통 계획 및 운영을 위한 자료로 제시하는 것과 동시에 다중회귀모형의 이론을 기초로 한 104주 주 최대 전력수요예측의 적용 및 소개에 의미를 둔다. 아울러 제안된 모형은 현실적으로 발생할 수 있는 모든 경우의 변수들을 고려한 것이 아니기 때문에, 향후 폭 넓고 다양한 상황을 다룰 수 있는 다양한 예측변인(풍속, 습도, 냉방도일, 난방도일 등)을 찾아 모형에 적용하는 연구가 지속된다면 전력수요예측의 정확도가 더욱 향상될 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 전력거래소 및 2013년도 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20134010200570)

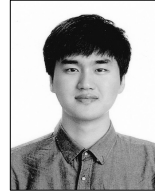
References

- [1] Kab-Ju Hwang, Kwang-Ho Kim, Sung-Hak Kim, "Development of a Weekly Load Forecasting Expert System", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 48A, No 4, pp. 365-370, April 1999.
- [2] L.F Amaral, R.C Souza, M. Stevenson, "A smooth transition periodic autoregressive (STPAR) model for short-term load forecasting", ELSEVIER International Journal of Forecasting, Vol. 24, Issue 4, pp. 603-615, 2008.
- [3] Ching-Lai Hor, Simon J. Watson, Shanti Majithia,

“Analyzing the Impact of Weather Variables on Monthly Electricity Demand”, IEEE Transactions on Power System, Vol. 20, No. 4, pp. 2078-2085, November 2005.

- [4] J.V. Ringwood, D. Bofelli, F.T. Murray, “Forecasting Electricity Demand on Short, Medium and Long Time Scales Using Neural Networks”, Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 31, Issue. 1-3, pp. 129-147, May 2001.
- [5] PJM, “PJM Manual 19 : Load Forecasting and Analysis”, June 2013.
- [6] Korea Power Exchange, “Development of Short-Term Load Forecast Software Applying Capacity Usage Ratio of Large Consumers and Representative 8 Cities’ Temperature”, November 2012.
- [7] Sung-Ryong Kang, Ki-Hyung Son, “Management Statistics”, Muyok Publisher, March 1997.
- [8] Hae-Kyung Kim, Myung-Sook Lee, “Time Series Analysis for Economic and Financial Data”, Kyungmoon Publisher, June 2005.
- [9] Korea Meteorological Administration, “http://web.kma.go.kr”
- [10] Jong-Hun Lim, Si-Yeon Kim, Jeong-Do Park, Kyung-Bin Song “Representative Temperature Assessment for Improvement of Short-Term Load Forecasting Accuracy”, Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers, Vol. 27, No 6, pp. 17-22, June 2013.
- [11] Korean Statistical Information Service, “GDP and GNI by Economic Activity”, December 2013.
- [12] Korean Statistical Information Service, “Indices of All Industry Product”, December 2013.
- [13] Dong-Su Lee, “Studies of Indices of All Industry Product”, Korea National Statistical Office, 2007
- [14] Wook Son, Young-Ju Kim, “Predictability and Interdependence Analysis of Economic Outlook”, Korean Money & Finance Conference, June 2008.
- [15] Korea Development Institute, “KDI Economic Outlook 2011-1st Half”, May 2011.
- [16] Si-Yeon Kim, Hyun-Woo Jung, Jeong-Do Park, Seung-Mook Baek, Woo-Seon Kim, Kyung-Hee Chon, Kyung-Bin Song, “Weekly Maximum Electric Load Forecasting for 104 Weeks by Seasonal ARIMA Model”, Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers, Vol. 28, No 1, pp. 50-56, January 2014.

저 자 소 개



정 현 우 (鄭賢禹)

1989년 2월 17일생. 2013년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 현재 숭실대학교 전기공학과 석사과정.

Tel : 02-820-0640

E-mail : jhsfor20@naver.com



김 시 연 (金是燃)

1985년 6월 30일생. 2012년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 2014년 숭실대학교 전기공학과 졸업(석사). 현재 포천파워 재직.

Tel : 031-540-3547

E-mail : gosiy@naver.com



송 경 빈 (宋敬彬)

1963년 9월 15일생. 1986년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 텍사스 A&M 대학교 전기공학과 졸업(공학박). 현재 숭실대학교 전기공학부 부교수.

Tel : 02-820-0648

E-mail : kbsong@ssu.ac.kr