

# Time series analysis of the electricity demand in a residential building in South Korea

Kyeongmi Park<sup>a</sup> · Jaehee Kim<sup>a,1</sup>

<sup>a</sup>Department of Statistics, Duksung Women's University

(Received January 28, 2019; Revised March 26, 2019; Accepted April 22, 2019)

---

## Abstract

Predicting how much energy to use is an important issue in society. However, it is more difficult to capture the usage characteristics of residential buildings than other buildings. This paper provides time series analysis methods for electricity consumption in a residential building. Temperature is closely related to electricity demand. An error correction model, which is a method of adjusting the error with time, is applied when a cointegration relation is established between variables. Therefore, we analyze data via ECMs with consideration of the temperature effect.

Keywords: ECM, cointegration, electricity demand, residential building, temperature response function

---

## 1. 서론

경제가 성장하면서 전력 사용량도 많아지고 있으며, 전기 자동차나 사물 인터넷 기술개발로 인해 앞으로의 전력 사용량은 더욱 증가할 것으로 예상된다. 가전제품을 비롯한 집 안의 모든 장치를 연결해 제어하는 스마트 홈의 등장으로 집 안의 모든 전력 사용량을 실시간으로 확인할 수 있다. 전력을 원활하게 공급하기 위해서 실제 전력량의 10% 정도가 예비 전력으로 쓰인다. 예비 전력의 낭비를 줄이기 위해서는 전력 사용량의 예측 분석이 중요하다. 또한 노후 원전에 대한 우려와 원전 사고에 대한 위험성 때문에 한국은 탈원전화를 하고 있는 추세이다. 그 때문에 전력 수급 역시 사람들의 관심사가 되었다.

이러한 관심으로 인해 국내에서 전력 수요 자료를 이용한 연구가 활발히 진행되었다. Shin과 Yoon (2016)는 시간 단위로 나눈 전력 수요 자료로 외부의 영향이 가장 적은 오전 5시에서 오전 6시까지의 전력 사용량을 추정했다. 매 시점마다 계수를 새롭게 추정하고 Holt-Winters 방법과 TBATS(Trigonometric exponential smoothing state space model with Box-Cox transformation, ARMA error, trend and seasonal components) 모형을 비교했다. Yoon과 Choi (2015)은 시간 단위로 나눈 전력 수요 자료의 함수적 군집 분석을 했다. Park과 Yoon (2017)는 시간 단위로 나눈 전력 사용량의 시계열 패턴을 군집 및 분류분석을 했다.

---

This research was supported by the Korea Institute of Energy Technology Evaluation and Planning (KETEP) and the Ministry of Trade, Industry & Energy (MOTIE) of the Republic of Korea (No. 20161210200610). It was also supported by Korea Electric Power Corporation (Grant number: R18XA01).

<sup>1</sup>Corresponding author: Department of Statistics, Duksung Women's University, 419 Samyang-ro 144 Gil 33, Dobong-Gu, Seoul 01369, Korea. E-mail: [jaehee@duksung.ac.kr](mailto:jaehee@duksung.ac.kr)

공적분(cointegration)과 오차수정모형(error correction model; ECM)은 Engle와 Granger (1987)에 의해 처음 제시되었다. 이후 각 나라에서 전력 수요량을 비롯한 에너지와 경제 변수간의 관계를 파악하기 위하여 공적분과 오차수정모형을 이용한 연구들이 많이 진행되었다. Glasure와 Lee (1997)는 공적분과 오차수정모형을 이용하여 1961년부터 1990년까지 한국과 싱가포르의 GDP와 에너지 소비량의 관계를 보여주었다. Chang과 Eduardo (2003)는 멕시코의 주거용, 상업용, 공업용의 월별 전력 사용량과 소득과 가격, 온도를 변수로 사용하여 오차수정모형과 함께 시간변동계수(time varying coefficients; TVC)와 온도반응함수(temperature response function; TRF) 방법을 사용했다. Pao (2006)는 비선형 모형은 인공신경망(artificial neural network; ANN)방법을, 선형 모형은 다중 로그 선형 회귀(multiple log-linear regression; LNREG), 반응 표면 회귀(response surface regression; RSREG), 자기회귀누적 이동평균모형(autoressive integrated moving average; ARIMA)을 이용한 회귀분석(regression with ARMA model; ARMAX)을 제안하여 1990년 1월부터 2002년 12월까지의 156개월의 타이완의 전력 사용량을 분석했다. Erdogdu (2006)는 터키의 전력 사용량을 ARIMA 모형과 공적분을 이용하여 분석했다. Apergis와 Payne (2009)는 1980년에서 2004년까지 중앙아메리카의 6개 국가들의 에너지 소비량과 경제성장간의 관계를 분석했다. Apergis와 Payne (2010)는 1980년에서 2005년 사이의 남아메리카 9개 국가들의 에너지 소비량과 경제 변수들 사이의 관계를 분석했다.

전기를 포함한 에너지 소비량은 에너지 정책과 경제 및 환경에 밀접한 관계가 있기 때문에 시간이 지남에 따라 인과 관계가 바뀌게 된다. 2000년대 후반부터 기존 연구 결과들에 대해 인과관계를 재파악하기 시작했다. Shahbaz 등 (2011)은 공적분과 그랑저 인과관계를 사용하여 1971년부터 2009년까지 포르투갈의 전력 사용량과 경제 성장의 관계를 재분석하였다. Shahbaz와 Lean (2012)은 파키스탄의 전력 사용량과 경제 성장 사이의 관계를 재분석했다. Kumari와 Shama (2016)는 요한슨 공적분 방법을 이용하여 1971년에서 2014년까지 인도의 전력 사용량과 경제 성장간의 관계를 분석하였다.

본 논문에서는 주거용 건물의 전력 사용량의 모형 적합을 시도하고 예측을 하고자 한다. 특히 전력 사용량과 공적분 관계인 온도 변수를 적절히 활용하여 오차수정모형 적합을 시도해 보고자 한다. 2장은 정상 시계열 모형인 ARIMA, ARIMAX와 변동성 모형에 대해 설명하고, 3장은 비정상 시계열 모형 중 하나인 오차수정모형에 대해 설명한다. 4장은 데이터와 주거용 건물의 특징에 대해 설명하고, ECM을 포함한 여러 시계열 모형을 적합한 결과를 보여준다. 마지막으로 5장에서 결론을 짓는다.

## 2. 정상 시계열

### 2.1. 단위근 검정

시계열 분석에서는 정상성(stationary)을 만족하는 자료를 주로 사용한다. 정상성을 만족하기 위해서는 자료의 평균이 일정하고, 분산이 시점  $t$ 에 의존하지 않으며, 공분산은 시차에만 의존해야한다. 이를 만족하지 않는 경우는 비정상(nonstationary) 시계열이라고 한다.

Engle와 Granger (1987)는 결정적 성분이 없는 계열은 정상성을 가지며,  $d$ 번 차분한 이후에 자기회귀 이동평균(autoressive moving average; ARMA)로 나타낸 것을  $d$ 차 적분되었다고 하고, 이를  $I(d)$ 로 나타낸다고 정의하였다. 즉, 정상 시계열은  $I(0)$ 라 한다. 시계열  $\{y_t\}$ ,  $t = 1, \dots, n$ 에 대해

$$y_t = TD_t + z_t, \quad (2.1)$$

여기서  $TD_t$ 는 결정적 추세,  $z_t$ 는 확률적 성분이다. 원래 계열에서 결정론적 추세를 제거한 후 그 잔차로 단위근 검정(unit root test)을 한다. Dickey와 Fuller (1979)는  $\{z_t\}$ 를 AR(1)으로 가정하여 단위근

을 검정하는 DF 모형

$$\Delta z_t = \pi z_{t-1} + \epsilon_t \quad (2.2)$$

을 제안했다. 여기서  $\Delta$ 는 차분을 의미한다. 단위근 검정에 대한 가설은 다음과 같다.

$$H_0 : \pi = 0 \text{ (단위근을 갖는다)} \quad \text{vs.} \quad H_1 : \pi \neq 0 \text{ (단위근을 갖지 않는다)}$$

귀무가설이 기각되면 시계열 데이터가 정상성을 만족함을 의미한다. 즉, 정상성을 만족하면 단위근을 갖지 않는다. 오차항의 상관관계를 고려하지 않는 DF 검정의 단점을 보완하여 Dickey와 Fuller (1981)는  $\{z_t\}$ 의 AR(1) 과정을 ARMA( $p, q$ ) 과정으로 바꾸어 오차항의 상관관계를 제거해주는 Augmented Dickey-Fuller (ADF) 검정을 제안했다.

## 2.2. ARIMA

Box와 Pierce (1970)에 의하면 자기회귀과정(autoregressive; AR)과 이동평균과정(moving average; MA)을 혼합한 형태인 ARMA( $p, q$ ) 과정은 식 (2.3)과 같이 표현할 수 있다.

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q}, \quad (2.3)$$

여기서  $a_t$ 는 백색잡음과정(white noise process)으로 서로 독립이고 평균이 0, 분산이  $\sigma_a^2$ 인 확률변수이다. ARMA 과정에서 정상성을 만족하기 위한 조건은  $a_t$ 가  $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots$ 의 독립이라는 가정하에  $\phi$ 의 절대값이 1보다 작아야 한다.

ARMA( $p, q$ ) 과정의 자기공분산함수는 식 (2.4)이고, 자기상관함수는 식 (2.5)이다.

$$\gamma_k = \text{Cov}(y_t, y_{t-k}) = \sum_{j=1}^p \phi_j \gamma_{k-j} - \sigma_a^2 \sum_{j=k}^q \theta_j \psi_{j-k}, \quad (2.4)$$

$$\rho_k = \text{Corr}(y_t, y_{t-k}) = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad (2.5)$$

여기서  $\psi_j = (\phi - \theta)\phi^{j-1}$ 이다.

ARMA( $p, q$ ) 과정의 부분자기상관함수(partial autocorrelation function; PACF)는 식 (2.6)이다.

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(y_t, y_{t-k} | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k+1}). \quad (2.6)$$

## 2.3. ARMAX

ARMA( $p, q$ ) 모형에 선형관계를 갖는 공변량을 추가한 ARMAX 모형은 식 (2.7)이다.

$$y_t = \mu + \beta x_t + \phi_1 y_{t-1} + \cdots + \phi_p y_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} + a_t, \quad (2.7)$$

여기서  $x_t$ 는 시점  $t$ 에 대한 공변량이고,  $\beta$ 는 해당 계수이다.

## 2.4. GARCH

일반화 자기회귀 조건부 이분산성(generalized autoregressive conditional heteroscedasticity; GARCH) 모형은 시차를 가지는 조건부 이분산성을 뜻하는 자기회귀 조건부 이분산성(autoregressive conditional

heteroscedasticity; ARCH)를 일반화한 모형이다. 변동성을 갖는 확률변수  $\{a_t\}$ 에 대해 GARCH( $p, q$ ) 모형은 식 (2.8)이다.

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t,$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad (2.8)$$

여기서  $\omega > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_j \geq 0$ 이고,  $\epsilon_t$ 는 평균이 0, 분산이 1인 독립적으로 동일한 분산을 갖는 확률 변수이다. GARCH 모형이 정상성을 만족하기 위한 조건은  $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ 이어야 한다.

### 3. 비정상 시계열

#### 3.1. 공적분

공적분이라는 개념은 Granger (1981)에 의해 처음으로 소개되었다. 그 후 Engle과 Granger (1987)가 일반화 모형을 제안하였다. 공적분은 2개의  $I(d)$  변수의 선형결합이  $d$ 차 적분보다 낮게 나타나는 것을 말한다. 만약 2개의 변수가  $I(1)$ 이라 가정할 때, 그것들의 선형 결합이  $I(0)$ 일 경우를 공적분 되었다고 한다.

잔차를 이용하는 공적분 검정은 Engle-Granger (EG) 검정과 Phillips-Oularis (PO) 검정이 있다. 벡터  $\mathbf{X}$ 의 성분들 중 두 변수를  $x_t, y_t$ 라 할 때, EG 검정과 PO 검정에 대한 가설은 다음과 같다.

$$H_0 : x_t, y_t \text{는 공적분 관계가 아니다.} \quad \text{vs.} \quad H_1 : x_t, y_t \text{는 공적분 관계가 아니다.}$$

두 검정 방법은  $x_t, y_t$ 에 대한 회귀 방정식을 만들고, 그 식에 대한 잔차를 구한 후 어떤 검정을 통해 공적분 관계를 판단하는 지에 따라 나뉜다. EG 검정은 ADF 검정을, PO 검정은 DF 검정을 하여 잔차가 정상성을 만족하는지에 대해 공적분 관계를 판단한다.

#### 3.2. 그랑저 인과 검정

그랑저 인과 검정은 변수들이 서로 관계가 있음을 알지만 어떤 변수가 원인 변수이고, 어떤 변수가 결과 변수인가 불분명할 경우 사용되는 검정이다. 그랑저 인과 검정은 인과 관계를 보고자 하는 두 변수의 예측에 필요한 정보가 이들 변수들의 시계열에만 의존한다는 가정 하에 이루어진다. 그랑저 인과 검정을 하기 위한 모형은 식 (3.1), 식 (3.2)이다.

$$y_t = \mu_1 + \sum_{i=1}^k \alpha_i x_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j y_{t-j} + e_{1,t}, \quad (3.1)$$

$$x_t = \mu_2 + \sum_{i=1}^m \lambda_i x_{t-i} + \sum_{j=1}^l \delta_j y_{t-j} + e_{2,t}, \quad (3.2)$$

여기서  $x_t, y_t$ 는 시점  $t$ 에서의 변수이고,  $\mu_1, \mu_2$ 는 평균,  $\alpha, \beta, \lambda, \delta$ 는 계수이고,  $e_{1,t}, e_{2,t}$ 는 오차항이다. 그랑저 인과 검정의 가설은

$$H_0 : \sum_{i=1}^k \alpha_i = 0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \sum_{i=1}^k \alpha_i \neq 0,$$

$$H_0 : \sum_{j=1}^l \delta_j = 0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \sum_{j=1}^l \delta_j \neq 0$$

이고, 이에 대해  $F$ -검정을 한다. 그랑저 인과검정은 네 가지의 인과관계가 존재한다.  $\sum_{i=1}^k \alpha_i \neq 0$ ,  $\sum_{j=1}^l \delta_j = 0$ 이면  $x$ 는  $y$ 의 영향을 받지 않고,  $y$ 는  $x$ 의 영향을 받는 단방향 관계이고,  $\sum_{i=1}^k \alpha_i = 0$ ,  $\sum_{j=1}^l \delta_j \neq 0$ 이면  $y$ 는  $x$ 의 영향을 받지 않고,  $x$ 는  $y$ 의 영향을 받는 단방향 관계이다.  $\sum_{i=1}^k \alpha_i \neq 0$ ,  $\sum_{j=1}^l \delta_j \neq 0$ 이면  $x$ 와  $y$ 는 서로 영향을 끼치는 양방향 관계이고,  $\sum_{i=1}^k \alpha_i = 0$ ,  $\sum_{j=1}^l \delta_j = 0$ 이면  $x$ 와  $y$ 는 독립인 관계를 의미한다.

### 3.3. ECM

Engle과 Granger (1987)는 공적분을 이용하여 2단계 추정 기법인 ECM을 제안했다. 1단계는  $I(1)$  변수들의 회귀식을 추정한다. 추정한 회귀식은 식 (3.3)과 같다.

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t,1} + \alpha_2 x_{t,2} + \cdots + \alpha_k x_{t,k} + u_t, \quad (3.3)$$

여기서  $u_t$ 는 오차항이고,  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_k)'$ 는 공적분 벡터이다. 식 (3.3)으로부터 구한 잔차는  $I(1)$  변수들의 장기 균형에서 온 오차이다. 공적분 관계인지 확인을 하기 위해서 오차가 정상성을 만족하는 지에 대한 여부는 DF 검정 또는 ADF 검정을 이용한다. 단위근을 가지고 있다는 귀무가설을 기각하면, 2단계는 ECM을 추정한다. ECM에서  $y_t$ 의 변화량은  $y$ 의 과거,  $x_t$ 의 변화량, 이전 기간의 장기 균형 관계로부터 온 오차에 의해 설명된다.  $\alpha_1 - 1$ 을 오차수정항이라 한다. 일반적인 모형은 식 (3.4)이다.

$$\Delta y_t = \psi_0 + \gamma_1 \hat{z}_{t-1} + \sum_{i=1}^K \psi_{1,i} \Delta x_{t-i} + \sum_{i=1}^L \psi_{2,i} \Delta y_{t-i} + \varepsilon_{1,t}, \quad (3.4)$$

오차수정모형을 유도하기 위해서  $L = 1$ ,  $K = 1$ 로 가정하여  $y_t$ 에 대해 정리하면 식 (3.5)를 얻는다.

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \epsilon_t, \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned} y_t - y_{t-1} &= \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \epsilon_t - y_{t-1} + x_{t-1} - x_{t-1} + \beta_0 x_{t-1} - \beta_0 x_{t-1} \\ &\quad + \alpha_1 x_{t-1} - \alpha_1 x_{t-1}, \\ \Delta y_t &= (\alpha_1 - 1) \hat{z}_{t-1} + \beta_0 \Delta x_t + \epsilon_t, \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$\hat{z}_{t-1} = y_{t-1} - \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1} - \frac{\beta_0 + \beta_1}{1 - \alpha_1} x_{t-1},$$

여기서  $x_t$ ,  $y_t$ 는 변수,  $\alpha$ ,  $\beta$ 는 계수,  $\epsilon_t$ 는 오차항을 말한다. 식 (3.5)를 정리해주면 식 (3.6)과 같은 ECM이 된다.  $\alpha_1$ 은 AR(1)모형의 계수로 항상 1보다 작기 때문에, 오차수정항은 항상 음수여야 한다. 이 경우에 2개의 공적분된  $I(1)$  변수들은 그랑저 인과관계가 적어도 한 방향 이상 성립해야 한다.

### 3.4. 모형 적합도 평가

모형의 적합도를 비교하기 위해 사용한 값들은 평균제곱오차(mean square error; MSE), 평균제곱근오차(root mean square error; RMSE), 오차율(error rate; ER)로, 그 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2, \\ \text{RMSE} &= \sqrt{\text{MSE}}, \\ \text{ER} &= 100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{|y_t|}, \end{aligned} \quad (3.7)$$

여기서  $y_t$ 는 시점  $t$ 에 대한 전력 사용량이고,  $\hat{y}_t$ 는 시점  $t$ 에서 모형에 적합한 값이다.

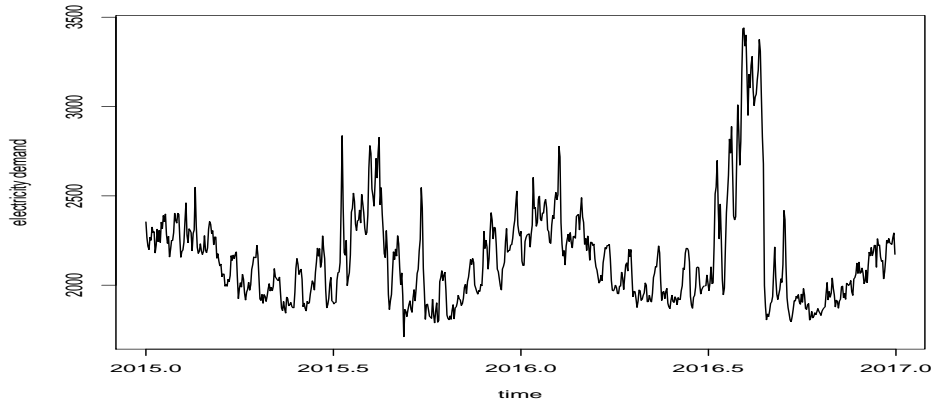


Figure 4.1. Daily electricity demand of L apartment from 2015 to 2016(KWh).

#### 4. 주거용 건물의 전력 사용량 데이터 분석

##### 4.1. 주거용 건물의 특성

전력 사용량은 계절별로 뚜렷한 특징을 보인다. 여름과 겨울에 에어컨이나 온열 기구 등의 사용으로 여름과 겨울에는 전력 사용량이 증가한다. 특히, 주거용 건물의 특성은 공업용, 상업용 건물과는 달리 아침과 저녁시간대에, 주중보다는 주말 및 공휴일에 전력 사용이 많다. 따라서 일반적인 경우에는 일정한 주기로 주말마다 전력 사용량이 많아지기 때문에, 6, 7 사이의 주기를 고려할 수 있다. Seo 등 (2012)에 의하면 주거용 건물은 건물의 크기보다는 가구원의 수, 가구원의 구성형태, 소득수준과 같은 속성에 영향을 많이 받는다. 현재 1인 가구 및 2인 가구 형태가 증가하고 과거에 비해 에어컨과 같은 가전기기의 보급률이 크게 증가하고 있다. 또한 여성의 사회 진출로 구성원들의 생활 패턴이 달라지고 있다. 따라서 거주자의 수나 구성원이 같더라도 소득수준에 대하여 보유한 가전기기의 현황과 그 대기전력 및 사용하는 전력에 따라 수요량이 달라질 수도 있다.

본 논문에서는 2015년 1월 1일부터 2016년 12월 31일까지의 서울 보라매에 위치한 L아파트의 전력 사용량과 서울의 기온을 사용하였다. 365일의 주기를 맞춰주기 위해 2016년 2월 29일은 제거하고, 결측치는 그 주의 평균값으로 대체하였다. 이 아파트의 경우 주중에 사용한 전력 사용량의 평균은 2145.401KWh이고, 주말 및 공휴일에 사용한 전력 사용량의 평균은 2164.821KWh로, 주말 및 공휴일의 전력 사용이 더 많았고 뚜렷한 주기는 보이지 않았다.

Figure 4.1은 일별 전력 사용량을 보여준다. 전력 사용량은 계절과 큰 관련이 있기 때문에 그 영향으로 여름과 겨울에 사용량이 크게 증가했다. Figure 4.2는 2015년과 2016년의 전력 사용량을 비교한 그림이다. 1년동안의 전력 사용량의 패턴은 비슷해 보이지만 2016년의 여름은 2015년의 여름보다 전력 사용량이 더 많음을 보인다.

##### 4.2. 온도반응함수

대부분 온도 변수를 사용하기 위해서 평균 기온이나 최저 기온 또는 최고 기온을 사용한다. 여름은 온도가 높을수록 냉방기구의 사용이 많아지고, 겨울은 온도가 낮을수록 난방기구의 사용이 많아지기 때문에 통상적으로 온도는 전력 사용에 영향을 끼친다는 것을 알 수 있다. 하지만 평균 기온이나 최저 기온 또

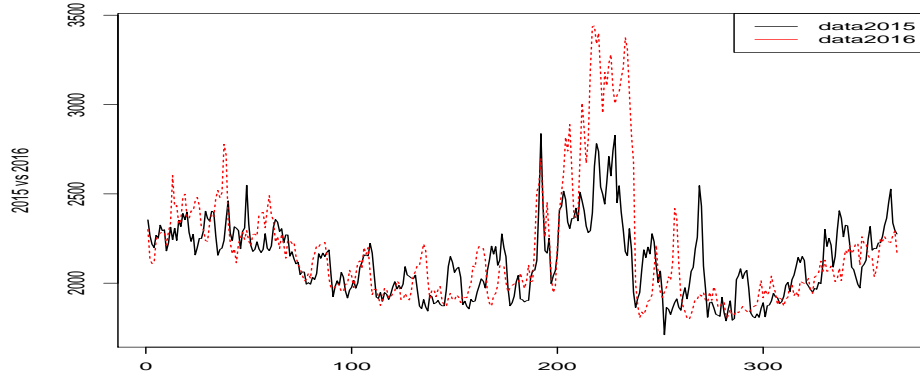


Figure 4.2. Electricity demand comparison between 2015 and 2016.

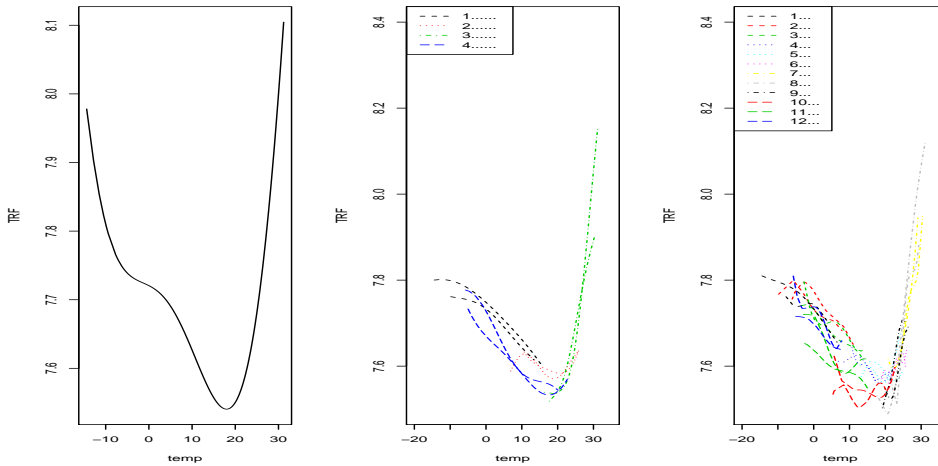


Figure 4.3. Temperature response function.

는 최고 기온은 전력 사용 예측하는데 대해 선형 효과를 줄 수 없기 때문에 온도의 효과를 전력 사용량에 반영하기가 힘들다. 이를 보완하기 위해 전력 사용량에 반영될 수 있는 온도 변수의 선형 효과를 주기 위해 온도 변수를 온도반응함수로 변환해 준다.

$$g(s^*) = \alpha + \beta_1 s^* + \beta_2 s^{*2} + \beta_3 \cos 2\pi s^* + \beta_4 \sin 2\pi s^*, \tag{4.1}$$

$$s^* = \frac{s + 20}{60},$$

여기서  $g(s^*)$ 는 온도반응함수이고,  $s$ 는 평균 온도,  $s^*$ 는 평균 온도를 0에서 1 사이 값으로 표준화한 값이다.

Figure 4.3은 온도에 대하여 나타낸 TRF이다. 전체 기간에 대해 1개의 식으로 표현한 TRF를 적용한 것, 분기별로 4개의 식으로 표현한 TRF를 적용한 것, 월별로 24개의 식으로 표현한 TRF를 적용한 것이다. 20°C 기준으로 온도가 높을수록 TRF가 급격하게 증가하고 온도가 낮을수록 완만하게 증가한다.

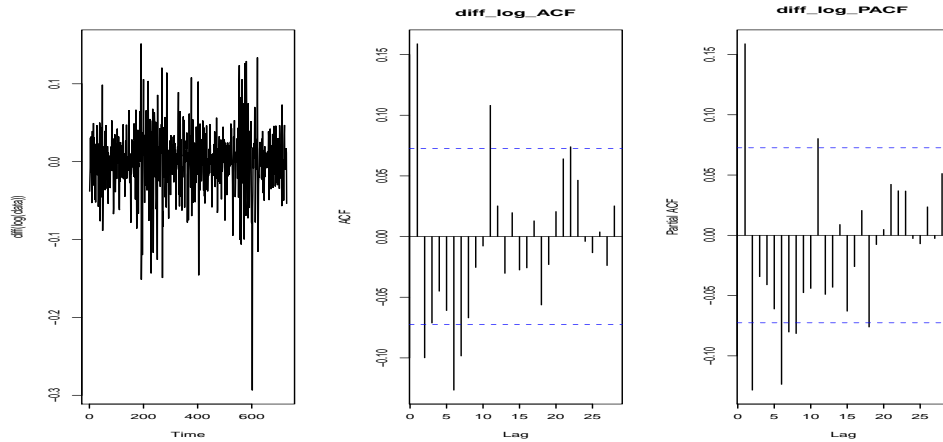


Figure 4.4. ACF and PACF of the transformed data. ACF = autocorrelation function; PACF = partial ACF.

Table 4.1. Augmented dickey-fuller (ADF) test

	Dickey-Fuller	Lag	<i>p</i> -value
raw data	-3.6391	8	0.02892
log transformation	-3.6039	8	0.03231
first differenced	-11.8960	8	< 0.01
log transformation and first differenced	-12.1480	8	< 0.01

#### 4.3. 전력 사용량의 단위근 검정

시계열 모형은 자기회귀모형과 이동평균모형의 시차를 ACF와 PACF로 결정할 수 있다. 자기회귀모형에서는 ACF가 빠르게 감소하고, PACF는 어느 시점에서 절단점을 갖는다. 반대로 이동평균모형은 ACF가 절단점을 갖고, PACF는 빠르게 감소한다. Figure 4.4는 전력 사용량을 로그 변환을 한 후 차분을 한 번 한 결과로, 그래프를 보면 평균과 분산이 일정하고 ACF와 PACF는 시차를 ARMA(1,2)를 고려할 수 있다. 데이터가 정상성을 만족하는지, 그리고 로그변환, 차분 등 데이터의 변환이 필요한지 알아보기 위해 ADF 검정을 사용하여 단위근 검정을 하였다. Table 4.1의 단위근 검정 결과 원 데이터와 로그 변환을 한 데이터는 *p*-값이 유의수준 0.01보다 커서 귀무가설을 기각할 수 없기 때문에 정상성을 만족하지 않는다. 한 번 차분한 데이터와 로그 변환 후 한 번 차분한 데이터는 *p*-값이 유의수준 0.01보다 작기 때문에 정상성을 만족한다. 단위근 검정 결과와 ACF와 PACF를 보면 로그변환과 한 번 차분한 데이터가 분석을 하기에 적절한 변환으로 보인다.

#### 4.4. ARIMA 적합

Table 4.2는 ARIMA를 적합한 결과이고, Table 4.3은 ARIMA( $p, 1, q$ ) 모형의 MSE와 RMSE, ER를 보여준다. 각 모형별로 비교해 본 결과, MSE와 RMSE는 ARIMA(2,1,2)가 가장 작았고, 그 다음으로는 ARIMA(1,1,2)가 작았다. ER는 ARIMA(2,1,1)이 가장 작았고, 그 다음으로는 ARIMA(2,1,2)가 작았다. ER를 중심으로 모든 값들을 고려해 봤을 때, ARIMA(2,1,2)의 모형이 적합해 보이므로 이 모형을 최종 모형으로 선택하기로 한다. 적합한 모형의 식은 식 (4.2)이다.

$$W_t = 0.8415W_{t-1} - 0.0736W_{t-2} + a_t - 0.6928a_{t-1} - 0.1810a_{t-2}, \quad (4.2)$$



**Table 4.2.** Parameter estimation of ARIMA model

	계수추정			
	AR 계수		MA 계수	
	$\phi_1$	$\phi_2$	$\theta_1$	$\theta_2$
ARIMA(2, 1, 2)	0.8415(0.1654)	-0.0736(0.1561)	-0.6928(0.1641)	-0.1810(0.1593)
ARIMA(2, 1, 1)	1.0165(0.0513)	-0.2379(0.0367)	-0.8770(0.0404)	
ARIMA(1, 1, 2)	0.7694(0.0586)		-0.6236(0.0634)	-0.2526(0.0369)
ARIMA(1, 1, 1)	-0.2725(0.1581)		0.4586(0.1455)	

( ) 안의 값은 표준오차이다. ARIMA = autoregressive integrated moving average.

**Table 4.3.** Evaluation of ARIMA model

	MSE	RMSE	ER
ARIMA(2, 1, 2)	0.00157979	0.0397466	0.3742434
ARIMA(2, 1, 1)	0.00158230	0.0397781	0.3739005
ARIMA(1, 1, 2)	0.00158025	0.0397523	0.3741336
ARIMA(1, 1, 1)	0.00163277	0.0404076	0.3798289

MSE = mean square error; RMSE = root MSE; ER = error rate; ARIMA = autoregressive integrated moving average.

**Table 4.4.** Parameter estimation of ARIMAX model

	계수추정				
	AR 계수		MA 계수		Xreg
	$\phi_1$	$\phi_2$	$\theta_1$	$\theta_2$	temp
ARIMA(2, 1, 2)	0.8514(0.1654)	-0.0736(0.1561)	-0.6928(0.1641)	-0.1810(0.1593)	-0.0002(0.0006)
ARIMA(2, 1, 1)	1.0165(0.0513)	-0.2379(0.0367)	-0.8770(0.0404)		-0.0001(0.0006)
ARIMA(1, 1, 2)	0.7694(0.0586)		-0.6236(0.0634)	-0.2526(0.0369)	-0.0002(0.0006)
ARIMA(1, 1, 1)	-0.2725(0.1581)		0.4586(0.1455)		-0.0003(0.0006)

( ) 안의 값은 표준오차이다. ARIMA = autoregressive integrated moving average.

**Table 4.5.** Evaluation of ARIMAX model

	MSE	RMSE	ER
ARIMA(2, 1, 2)	0.001579647	0.03974477	0.3740056
ARIMA(2, 1, 1)	0.001582240	0.03974477	0.3737380
ARIMA(1, 1, 2)	0.001580051	0.03974986	0.3738403
ARIMA(1, 1, 1)	0.001632117	0.04039946	0.3792654

MSE = mean square error; RMSE = root MSE; ER = error rate; ARIMA = autoregressive integrated moving average.

여기서  $t = 1, 2, \dots, n - 1$ 이고,  $W_t$ 는 원자료를 로그변환과 1차 차분한 데이터로 전력 사용량을 의미하고,  $a_t$ 는 백색잡음 과정으로 서로 독립이고, 평균이 0, 분산이  $\sigma_a^2$ 인 확률변수이다.

#### 4.5. ARIMAX 적합

ARIMA 모형에 온도 변수에 대한 회귀를 추가할 수도 있다. 온도에 대한 ARIMAX( $p, 1, d$ )의 모수 추정은 Table 4.4에서 보여준다. ARIMAX( $p, 1, q$ )에서 온도에 대한 회귀계수는 유의하지 않았다. Table 4.5는 온도에 대한 ARIMAX 모형의 MSE, RMSE, ER를 보여준다. 전체적으로 봤을 때, ARIMA 모

**Table 4.6.** Parameter estimation of ARIMA + GARCH model

	계수	추정값	계수추정		
			표준오차	t-통계량	p-값
GARCH(1, 0)	$\mu$	0.00091740	0.001245	0.737	0.461
	$\alpha_0$	0.00103350	0.00008223	12.568	<0.01
	$\alpha_1$	0.40253720	0.08227	4.893	<0.01
GARCH(1, 1)	$\mu$	0.00025876	0.0011770	0.220	0.82599
	$\alpha_0$	0.00023016	0.0000732	3.144	<0.01
	$\alpha_1$	0.27521214	0.0614640	4.478	<0.01
	$\beta_1$	0.60175222	0.0824827	7.295	<0.01
GARCH(1, 2)	$\mu$	0.00027188	0.001178	7.295	<0.01
	$\alpha_0$	0.00023141	0.00007381	3.135	<0.01
	$\alpha_1$	0.27535480	0.06256	4.402	<0.01
	$\beta_1$	0.60065618	0.1761	3.411	<0.01
ARIMA(2, 1, 2)	$\beta_2$	0.00000001	0.1466	0.000	1.0
	$\mu$	0.00026980	0.0011772	0.229	0.818693
	$\alpha_0$	0.00030300	0.0001035	2.927	<0.01
	GARCH(2, 1)	$\alpha_1$	0.24233000	0.0649517	3.731
$\alpha_2$		0.09801690	0.0903523	1.085	0.277997
$\beta_1$		0.49666020	0.1246293	3.985	<0.01
GARCH(2, 2)	$\mu$	0.00037985	0.001178	0.323	0.747040
	$\alpha_0$	0.00044533	0.0001356	3.284	<0.01
	$\alpha_1$	0.22664044	0.06099	3.716	<0.01
	$\alpha_2$	0.26687600	0.08492	3.143	<0.01
	$\beta_1$	0.00000001	0.1668	0.000	1
	$\beta_2$	0.26606630	0.1112	2.393	0.016716

ARIMA = autoregressive integrated moving average; GARCH = generalized autoregressive conditional heteroscedasticity.

형보다 온도 변수를 추가한 ARIMAX 모형의 ER이 더 작아졌지만, ARIMA(1, 1, 1)을 제외한 다른 모형들은 MSE와 RMSE가 증가했다. MSE, RMSE, ER 수치만으로 판단했을 때는 ARIMA 모형의 결과와 같이 ARIMAX(2, 1, 2)가 가장 좋은 모형으로 판단되지만, 온도 변수를 추가함으로써 모형의 개선을 가장 많이 보이는 모형은 ARIMAX(1, 1, 1)이었다. ARIMAX(2, 1, 2)와 ARIMAX(1, 1, 1)의 적합한 모형은 각각 식 (4.3), 식 (4.4)와 같다.

$$W_t = 0.8372W_{t-1} - 0.0685W_{t-2} + a_t - 0.6887a_{t-1} - 0.1856a_{t-2} - 0.0002\text{temp}_t, \quad (4.3)$$

$$W_t = -0.278W_{t-1} + a_t - 0.4630a_{t-1} - 0.0003\text{temp}_t, \quad (4.4)$$

여기서  $t = 1, 2, \dots, n - 1$ 이고,  $W_t$ 는 전력 사용량을 로그변환과 한 번 차분한 데이터이다.  $a_t$ 는 백색잡음 과정으로 서로 독립이고 평균이 0, 분산이  $\sigma_a^2$ 인 확률변수이다.  $\text{temp}_t$ 는 온도 변수이다.

#### 4.6. ARIMA + GARCH 적합

$W_t$ 가 시간에 따라 변동성이 보이는지 알아보기 위해서 McLeod-Li 검정을 하였고 가설은 다음과 같다.

$$H_0 : \text{조건부 이분산성이 존재하지 않는다.} \quad \text{vs.} \quad H_1 : \text{조건부 이분산성이 존재한다.}$$

ARIMA 모형에서 최종모형으로 선택했던 ARIMA(2, 1, 2)에 적용을 해보았다. 검정 결과  $p$ -값이 모두

**Table 4.7.** Evaluation of ARIMA + GARCH model

		MSE	RMSE	ER
ARIMA(2, 1, 2)	GARCH(1, 0)	0.001580949	0.03976115	0.3741562
	GARCH(1, 1)	0.001579946	0.03974854	0.3741919
	GARCH(1, 2)	0.001579958	0.03974868	0.37419
	GARCH(2, 1)	0.001579956	0.03974866	0.37641903
	GARCH(2, 2)	0.001580066	0.03975004	0.3741744

ARIMA = autoregressive integrated moving average; GARCH = generalized autoregressive conditional heteroscedasticity; MSE = mean square error; RMSE = root MSE; ER = error rate.

**Table 4.8.** Augmented Dickey-Fuller test of electricity demand and temperature

	Dickey-Fuller	Lag	<i>p</i> -value
electricity sales	-3.6039	8	0.03231
diff(electricity sales)	-12.1480	8	<0.01
temp	-1.3254	8	0.8639
diff(temp)	-12.6740	8	<0.01

**Table 4.9.** Cointegration test of electricity demand and temperature

		Dickey-Fuller	Lag	<i>p</i> -value
EG 검정		-9.6418	8	<0.01
	Phillips-Ouliaris demeaned		Truncation Lag	<i>p</i> -value
PO 검정		-46.249	7	<0.01

EG = Engle-Granger; PO = Phillips-Ouliaris.

유의수준 0.05보다 작으므로 귀무가설을 기각한다. 따라서 전력 사용량 데이터는 조건부 이분산성이 존재하므로 GARCH 모형을 적용시켜 변동성을 줄여주어야 한다. ARIMA( $p, 1, q$ )와 GARCH( $p, q$ )의 모수 추정은 Table 4.6에서 보여준다.

Table 4.7은 ARIMA(2, 1, 2) + GARCH( $p, q$ ) 모형에 대한 모형적합도 통계량들이다. GARCH(1, 2), GARCH(2, 2) 모형에서  $\beta_2$ 의 모수추정이 유의하지 않고, GARCH(2, 1) 모형에서  $\alpha_2$ 가 유의하지 않으므로 그것을 제외한 GARCH(1, 0), GARCH(1, 1) 모형 중에서 최종모형을 결정하였다. ARIMA(2, 1, 2) + GARCH(1, 0)이 ER가 가장 작으므로 선택한 최종모형은 식 (4.5)와 같다.

$$\begin{aligned}
 W_t &= 0.8415W_{t-1} - 0.07365W_{t-2} + a_t - 0.6928a_{t-1} - 0.1810a_{t-2}, \quad t = 3, \dots, n, \\
 a_t &= \sigma_t \epsilon_t, \\
 \sigma_t^2 &= 1.034 \times 10^{-3} + 0.4025 \times a_{t-1}^2,
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

여기서  $\epsilon_t$ 는 서로 독립이고 평균이 0, 분산이 1인 확률변수이다.

#### 4.7. 공적분 검정과 그랑저 인과검정

공적분 검정을 하기 위해서는 비정상 시계열이어야 한다. Table 4.8은 전력 사용량과 온도 변수의 단위 근 검정 결과이다. 전력 사용량과 온도 변수 모두 차분 전에는  $p$ -값이 유의수준 0.01보다 크다. 따라서 귀무가설을 기각할 수 없기 때문에 비정상 시계열이다. 하지만 차분을 한 뒤에는 전력 사용량과 온도 변수 모두  $p$ -값이 유의수준 0.01보다 작기 때문에 정상성을 만족하게 된다. 그러므로 두 변수 모두  $I(1)$ 이다. Table 4.9는 전력 사용량과 온도 사이에 공적분 관계가 있는지에 대한 검정으로, EG 검정과 PO 검

**Table 4.10.** Granger causality test between electricity demand and temperature

	<i>F</i> -statistic	order	<i>p</i> -value
$y \sim \text{temp}$	0.0081	1	0.9283
$y \sim \text{temp.w}$	48.836	1	<0.01
$y \sim \text{temp.s}$	77.659	1	<0.01
$y \sim \text{temp.m}$	67.834	1	<0.01

**Table 4.11.** Evaluation of error correction models

	MSE	RMSE	ER
모형 1	0.0001156	0.0107537	0.1034714
모형 2	0.0002165	0.0147125	0.1391316
모형 3	0.0002838	0.0168469	0.1580644
모형 4	0.0002611	0.0161593	0.1536139

MSE = mean square error; RMSE = root MSE; ER = error rate.

정에 대한 결과이다. 공적분 검정 결과 두 검정 모두 *p*-값이 유의수준 0.01보다 작다. 따라서 귀무가설을 기각하므로 전력 사용량과 온도는 공적분 관계에 있다.

변수 사이에 공적분 관계가 존재한다면 그랑저 인과관계에서도 방향성이 존재해야 한다. Table 4.10은 전력 사용량과 온도 간의 그랑저 인과검정 결과이다. 평균 온도는 전력 사용량에 영향을 끼치지 못하지만, 온도반응함수를 적용한 변수들은 모두 *p*-값이 0.05보다 작으므로 온도반응함수와 전력사용량간의 인과관계가 존재함을 알 수 있다.

#### 4.8. 오차수정모형 적합 및 예측

전력 사용량 변수와 공적분 관계가 있는 온도 변수를 이용하여 ECM을 적합해보았다. 그리고 평균 온도, 전체 기간에 적용한 TRF, 분별 TRF, 월별 TRF를 적용하여 ECM 모형을 비교해보았다.

- 모형 1. 평균 기온을 적용한 ECM

$$\Delta y_t = -0.00006344 - 0.07256u_{t-1} + 0.0004333\Delta x_{t-1} + 0.1235\Delta y_{t-1}.$$

- 모형 2. 전체 기간에 대해 TRF를 적용한 ECM

$$\Delta y_t = -0.00004022 - 0.1921u_{t-1} + 0.02831\Delta b_{t-1} - 0.06594\Delta y_{t-1}.$$

- 모형 3. 분기별 TRF를 적용한 ECM

$$\Delta y_t = -0.00005586 - 0.02726u_{t-1} + 0.3942\Delta c_{t-1} - 0.1462\Delta y_{t-1}.$$

- 모형 4. 월별 TRF를 적용한 ECM

$$\Delta y_t = -0.00004633 - 0.3291u_{t-1} + 0.3677\Delta d_{t-1} - 0.1421\Delta y_{t-1}.$$

여기서  $x_t$ 는 시점  $t$ 에 대한 평균 온도이고,  $b_t$ 는 시점  $t$ 에 대하여 전체 기간에 적용한 TRF,  $c_t$ 는 시점  $t$ 에 대한 분기별 TRF,  $d_t$ 는 시점  $t$ 에 대한 월별 TRF이다. Table 4.11은 ECM의 MSE와 RMSE, ER를 보여준다. TRF를 적용하지 않은 모형 1이 TRF를 적용한 모형보다 MSE, RMSE, ER가 가장 작았다.

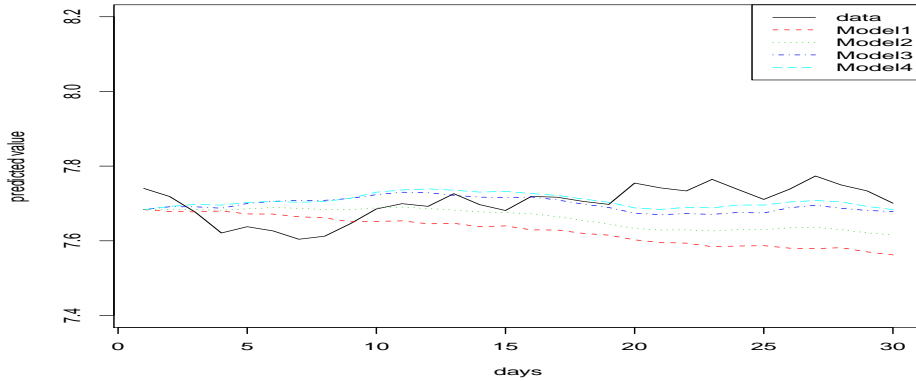


Figure 4.5. Comparison of 30-day forecasting via error correction model.

Table 4.12. Comparison of fit of 30-day forecasting via error correction models

	MSE	RMSE	ER
모형 1	0.011194360	0.10580340	0.04833445
모형 2	0.005984125	0.07735713	0.03512176
모형 3	0.003126992	0.05591952	0.02556844
모형 4	0.002668666	0.05165913	0.02385807

MSE = mean square error; RMSE = root MSE; ER = error rate.

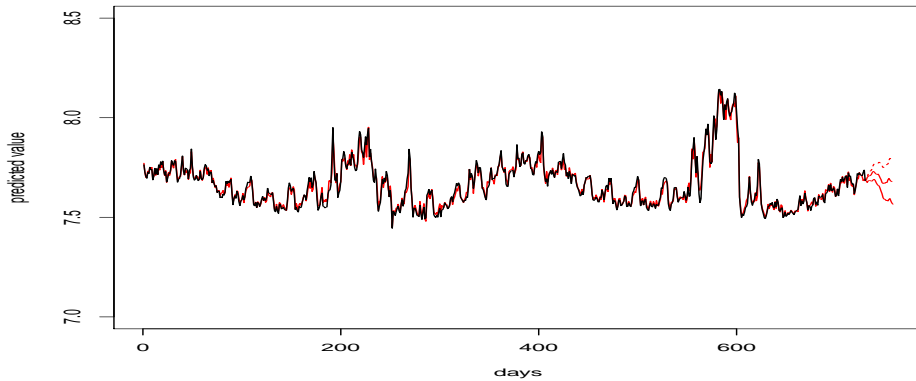


Figure 4.6. Fit and 30-day forecasting via model 4.

TRF를 적용한 모형 중에서는 전체 기간에 대해 TRF를 적용한 ECM이 예측 정확도가 가장 컸고, 분기별 TRF를 적용한 ECM이 예측 정확도가 가장 작았다. Figure 4.5는 적합한 모형으로 30일을 예측한 그래프로, 적합 결과와는 다르게 TRF를 세부적으로 나눈 모형 3과 모형 4가 예측에는 예측 정확도가 높은 결과를 보였다.

Table 4.12는 ECM이 예측한 모형에 대해 평가 측도를 보여준다. Figure 4.5에서 알 수 있듯이 적합했을 때 적합도가 가장 좋았던 TRF를 적용하지 않은 모형 1은 예측을 했을 때 가장 예측 정확도가 떨어졌고, 적합했을 때 적합도가 가장 작았던 TRF를 월별로 적용한 모형 4가 가장 예측 정확도가 컸다. 전력 사용량은 온도를 월별로 효과적으로 반영하고, 예측도가 가장 좋은 모형 4를 최종 모형으로 선택하였다. Figure 4.6은 모형 4의 적합 및 95% 예측 구간을 포함한 예측 그래프이다.

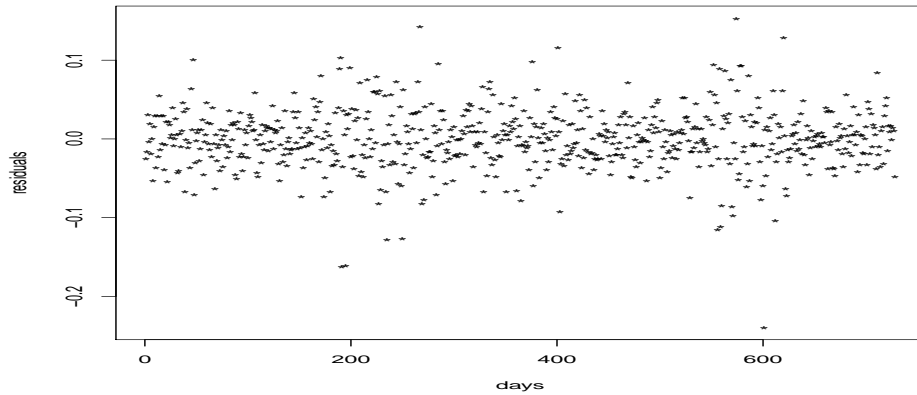


Figure 4.7. Residual plot of model 4.

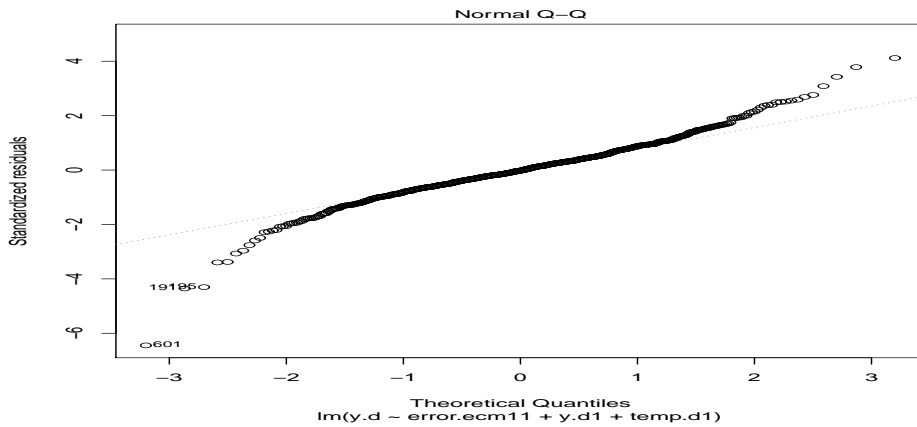


Figure 4.8. Q-Q plot of model 4.

Table 4.13. Durbin Watson (DW) test of Model 4 for autocorrelation analysis of residuals

	DW	<i>p</i> -value
모형 4	1.9713	0.3397

#### 4.9. 잔차분석

선택한 최종모형 모형 4에 대해 잔차 분석으로 잔차 그림을 그려보면 Figure 4.7과 같다. 이상값 601번 자료를 제외한 잔차들이 무작위적으로 분포되어 있고, Figure 4.8은 Q-Q 그림이다. 가운데는 대체로 정규성을 만족하지만 양쪽 끝부분에서는 약간 벗어남을 보인다. Table 4.13은 잔차의 자기상관 검정을 위해 더빈-왓슨 검정을 한 것이다.

$H_0$  : 잔차의 자기상관성이 존재하지 않는다. vs.  $H_1$  : 잔차의 자기상관성이 0보다 크다.

*p*-값이 유의수준 0.05보다 크기 때문에 귀무가설을 기각할 수 없으므로 잔차의 자기상관성이 존재하지 않음을 보인다.

## 5. 결론

주거용 건물의 일별 전력 사용량에 대해 여러가지 모형을 기반으로 시계열 분석을 해보았다. 정상 시계열로 만들어주기 위해 차분을 하여 ARIMA 모형에 적용을 하고, 차분을 하지 않고 비정상 시계열을 이용하는 방법 중 하나로, 공적분 검정을 통해 공적분 관계를 만족하는지에 대해 확인하고 이를 오차수정 모형에 적용을 해보았다. 여기서 온도는 온도반응함수를 이용하여 평균 온도, 전체 주기에 대한 온도반응함수를 적용한 온도, 분기별 온도반응함수를 적용한 온도, 월별 온도반응함수를 적용한 온도로 변환을 한 후 오차수정모형을 만들어 비교 분석을 해보았다. 결과 적합한 온도반응함수를 적용하지 않은 평균 온도가 가장 예측 정확도가 좋았지만, 30일 예측 결과를 보면 월별 온도반응함수를 적용한 모형이 예측 정확도가 가장 높았다. 예측이 우수하고 월별 특성을 반영한 모형으로, 30일 예측에서 가장 좋은 결과를 보인 월별 온도반응함수를 적용한 모형으로 최종 선택하였다.

본 논문에서는 전력 사용량을 사용한 일변량 시계열 분석과 온도 변수를 포함한 이변량 시계열 분석했다. 시계열 분석에서 가장 기본적인 모형 ARIMA 모형을 비롯하여 변동성 모형인 GARCH, ARIMA 모형에 공변량 온도 변수를 추가한 ARMAX, 전력 사용량과 온도와의 인과 관계를 이용한 오차수정모형까지 적합 및 예측을 해보았을 때, 비교 결과 일변량 시계열 분석보다 온도 변수를 포함한 이변량 시계열 분석의 예측률이 좋았다. 전기 사용량이 온도의 온도반응함수에 의해 추가로 설명되는 부분이 모형의 예측력을 증가시킨 것으로 여겨진다. 이와 같이 공변량이 있는 통계 모형은 특정 건물의 전력 수요에 대한 정보를 얻는 데 유용할 것이며 에너지 소비 패턴 연구에 기여할 것이다. 또한 공적분 검정과 그랑저 인과 검정을 통해 전력 수요에 영향을 미치는 공변량에 대해서도 파악할 수 있다. 상업용 건물과 달리 주거용 건물의 특성은 거주자가 사용하는 전력 사용 패턴에 따라 영향을 받으므로, 주거용 건물에 대한 전력 사용 지침이 필요할 것으로 보인다.

## References

- Apergis, N. and Payne, J. E. (2009). Energy consumption and economic growth in Central America: evidence from a panel cointegration and error correction model, *Energy Economics*, **31**, 211–216.
- Apergis, N. and Payne, J. E. (2010). Energy consumption and growth in South America: evidence from a panel error correction model, *Energy Economics*, **32**, 1421–1426.
- Box, G. E. P. and Pierce, D. A. (1970). Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models, *Journal of the American Statistical Association*, **65**, 1509–1526.
- Chang, Y. and Eduardo, M. C. (2003). *Electricity demand analysis using cointegration and error-correction models with time varying parameters: the Mexican case* (Working Papers 2003-08), Rice University, Department of Economics.
- Dickey, D. A. and Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root, *Journal of the American Statistical Association*, **74**, 427–431.
- Dickey, D. A. and Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root, *Econometrica*, **49**, 1057–1072.
- Erdogdu, E. (2006). Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modelling: a case study of Turkey, *Energy Policy*, **35**, 1129–1146.
- Engle, R. F. and Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing, *Econometrica*, **55**, 251–276.
- Glasure, Y. U. and Lee, A. R. (1997). Cointegration, error-correction, and the relationship between GDP and energy: the case of South Korea and Singapore, *Resource and Energy Economics*, **20**, 17–25.
- Granger, C. W. J. (1981). Some Properties of time series data and their use in econometric model specification, *Journal of Econometrics*, **16**, 121–130.
- Kumari, A. and Sharma, A. K. (2016). Analyzing the causal relations between electric power consumption and economic growth in India, *The Electricity Journal*, **29**, 28–35.

- Pao, H. T. (2006). Comparing linear and nonlinear forecasts for Taiwan's electricity consumption, *Energy*, **31**, 2129–2141.
- Park, D. and Yoon, S. (2017). Clustering and classification to characterize daily electricity demand, *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **28**, 395–406.
- Seo, H. C., Hong, W. H., and Nam, G. M. (2012). Characteristics of electric-power use in residential building by family composition and their income level, *Journal of the Korean Housing Association*, **23**, 31–38.
- Shahbaz, M., Tang, C. F., and Shabbir, M. S. (2011). Electricity consumption and economic growth nexus in Portugal using cointegration and causality approaches, *Energy Policy*, **39**, 3529–3536.
- Shahbaz, M. and Lean, H. H. (2012). The dynamics of electricity consumption and economic growth: a revisit study of their causality in Pakistan, *Energy*, **39**, 146–153.
- Shin, Y. and Yoon, S. (2016). Electricity forecasting model using specific time zone, *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 275–284.
- 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.



# 주거용 건물의 전력 사용량에 대한 시계열 분석 및 예측

박경미<sup>a</sup> · 김재희<sup>a,1</sup>

<sup>a</sup>덕성여자대학교 수학 및 통계학과

(2019년 1월 28일 접수, 2019년 3월 26일 수정, 2019년 4월 22일 채택)

---

## 요약

얼마나 많은 에너지를 사용하느냐에 대한 예측은 사회에서 중요한 이슈이다. 특히 주거 건물은 건물의 특성상 다른 건물에 비해 예측하기 힘들다. 본 논문에서는 주거용 건물의 전력 사용량에 대한 시계열 분석의 방법들을 설명하고자 한다. 일반적으로 온도는 전력 사용량과 밀접한 관련이 있다고 알려져 있다. 변수들 사이에 공적분 관계가 존재한다면, 시간에 따른 오차를 조정하는 방법인 오차수정모형을 적용한다. 전력 사용량과 온도를 포함한 변수들 사이에 공적분 관계가 있음을 보이고, 새로운 온도 반응 함수를 정의하여 온도 효과를 고려한 오차수정모형을 적용하고자 한다.

주요용어: 오차수정모형, 공적분, 전력 사용량, 주거용 건물, 온도반응함수

---

---

이 논문은 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행된 연구과제입니다 (No. 20161210200610). 또한 한국전력공사 지원을 받아 수행되었습니다 (Grant number: R18XA01).

<sup>1</sup>교신저자: (01369) 서울시 도봉구 삼양로 144길 33, 덕성여자대학교 정보통계학과.

E-mail: jaehee@duksung.ac.kr