

계절 ARIMA 모형을 이용한 104주 주간 최대 전력수요예측

(Weekly Maximum Electric Load Forecasting for 104 Weeks by Seasonal ARIMA Model)

김시연* · 정현우 · 박정도 · 백승록 · 김우선 · 전경희 · 송경빈**

(Si-Yeon Kim · Hyun-Woo Jung · Jeong-Do Park · Seung-Mook Baek ·
Woo-Seon Kim · Kyung-Hee Chon · Kyung-Bin Song)

Abstract

Accurate midterm load forecasting is essential to preventive maintenance programs and reliable demand supply programs. This paper describes a midterm load forecasting method using autoregressive integrated moving average (ARIMA) model which has been widely used in time series forecasting due to its accuracy and predictability. The various ARIMA models are examined in order to find the optimal model having minimum error of the midterm load forecasting. The proposed method is applied to forecast 104-week load pattern using the historical data in Korea. The effectiveness of the proposed method is evaluated by forecasting 104-week load from 2011 to 2012 by using historical data from 2002 to 2010.

Key Words : Autoregressive Integrated Moving Average, Load Pattern, Weekly Electric Load Forecasting

1. 서 론

전력계통의 최적 운영 계획을 위해서는 전력수요에 대한 예측이 필요하며, 전력산업은 생산과 동시에 소

비가 이루어지는 특성을 가지고 있기 때문에 전력수요예측의 과대 오차가 발생하면 계통운영의 기술적 어려움에 처할 수 있다. 중·장기 전력수요예측 결과는 주·월간 발전기 예방정비 계획과 예비력 운용의 체계화에 적용된다. 사회·경제적 환경을 고려한 중·장기 전력수요예측의 정확도를 개선하기 위해 전력수요예측 모형의 개선 및 새로운 모형 개발에 관한 연구가 필요한 시기이다. 본 논문에서는 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) 모형을 이용하여 향후 2년 즉, 104주간에 대한 최대 전력수요예측 모형을 제안하고자 한다. ARIMA 모형을 기반으로 2011년부터 2012년까지의 104주에 대한 주간 최대 전력수요를 예측하기 위해 2002년부터 2010년까지의 과거 실적 전력수요 값으로부터 시계열 모형 구축 절

* 주저자 : 송실대학교 전기공학과 석사과정
** 교신저자 : 송실대학교 전기공학부 부교수
* Main author : Masters course of Department of Electrical Engineering at Soongsil University
** Corresponding author : Associate Professor of Department of Electrical Engineering at Soongsil University
Tel : 02-820-0648, Fax : 02-817-7961
E-mail : kbsong@ssu.ac.kr
접수일자 : 2013년 10월 7일
1차심사 : 2013년 10월 9일
심사완료 : 2013년 11월 21일

차(모형의 식별, 추정 및 검정)를 통해 가장 적합한 SARIMA(Seasonal ARIMA)모형을 선정하고, 예측의 정확도를 높이기 위한 과거 실적 전력수요 값의 연도별 구간을 제시하였다.

2. ARIMA 모형

시계열이란 시간이 흐름에 따라 관측된 자료를 말하며, 시계열분석은 과거 시계열의 형태가 미래에도 같은 형태로 반복되리라는 가정 하에서 관측치의 상호관계로 모형을 구축하여 미래에 대한 예측을 하는 것이다[1]. 대표적인 시계열분석 방법론은 ARIMA 모형이다[2]. 자기회귀 모형(Autoregressive model: AR)이란 현재의 시계열(y_t)이 과거 관측 값들로 설명되는 모형이다[3]. 자기회귀 모형은 다음과 같다.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

여기서 β_p 는 자기회귀계수, y_t 는 시계열 데이터, p 는 자기회귀 시차, ε_t 는 오차항 또는 백색잡음(White Noise)을 의미한다.

시계열의 현재 상태가 과거의 연속적인 오차항에 영향을 받는다면 관측 값은 과거 오차항들의 함수형태로 나타낼 수 있다. 이동평균 모형(Moving Average model: MA)이란 시계열(y_t)이 과거 오차항으로 설명된다는 모형이다[3].

$$y_t = \varepsilon_t - \theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

여기에서 θ_q 는 이동평균계수, y_t 는 시계열 데이터, q 는 이동평균 시차, ε_t 는 오차항 또는 백색잡음(White Noise)을 의미한다.

경우에 따라서는 현재의 시계열이 과거의 시계열 값들과 오차항 값들 모두에 영향을 받을 수 있다. 이러한 경우 AR 모형과 MA 모형을 혼합한 모형인 자기회귀이동평균 모형(Autoregressive Moving Average model; ARMA)을 사용하며 다음과 같이 표현된다[4].

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_0 - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

여기에서 β_p 는 자기회귀 계수, θ_q 는 이동평균 계수, y_t 는 시계열 데이터, p 는 자기회귀 시차, q 는 이동평균 시차, ε_t 는 오차항 또는 백색잡음(White Noise)을 의미한다.

시계열들은 시간에 따라 변하는 확률구조, 특히 평균과 공분산의 행태가 시간에 따라 달라지는 특징을 갖기 때문에 실제 현상에서 나타나는 시계열은 정상 이 아닌 경우가 더 흔하다. 비정상 시계열의 정상화를 위해 차분이나 계절차분을 통하여 회귀추세나 계절적 변동을 제거해야한다[5]. 차분이란 각 원시계열 관측치 간의 변화분 또는 차이를 의미한다[6]. 수식은 다음과 같다.

$$\nabla y_t = y_t - y_{t-1} \quad (4)$$

1차 차분한 시계열자료의 변동패턴은 거의 “백색소음”에 가까운 모양을 하고 있으며, 간혹 1차 차분한 시계열자료가 여전히 비정상성이 나타날 수도 있다. 이런 경우 한 차례 정도 더 차분을 수행하여 안정적인 시계열을 도출할 수 있으며, 어떤 불안정적 시계열이라 하더라도 한두 차례 차분을 통해 안정화가 가능하다.

시계열이 갖는 변동 중에서 절기나 분기 또는 년, 월, 주 등과 같이 동일한 시간적 구분 사이에서 존재하는 상관에 의하여 발생하는 변동을 계절성 변동(Seasonal Variation)이라 한다. 이러한 계절변동을 갖는 시계열은 비정상 시계열이기 때문에 추세요인을 제거하는 차분연산의 반복적용에 의하여 정상 시계열로 전환될 수 있다. 계절차분이란 s 를 계절주기로 갖는 각 원시계열 관측치 간의 변화분 또는 차이를 의미하고 수식은 다음과 같다.

$$\nabla_s y_t = y_t - y_{t-s} \quad (5)$$

이러한 차분절차와 효과를 ARMA 모형에 포함시키는 시계열 모형이 ARIMA 모형이다[5].

3. ARIMA 모형을 이용한 104주 주간 최대 전력수요예측

ARIMA 모형의 절차는 적합한 모형을 찾기 위해 세 단계로 구성되어 있고 반복 수행하는 절차이다. 첫 번째 단계는 시계열 자료로부터 얻은 여러 가지 모형 식별 통계량을 이용하여 잠정적인 모형을 선택한다. 두 번째 단계는 선택된 시계열 모형의 모수를 추정한다. 마지막으로 선택된 모형의 적합성을 진단하여 부적합한 경우 첫 번째 단계로 돌아가 모형을 수정하고, 다시 추정, 진단과정을 반복하여 만족스러운 모형이 선택될 때까지 계속해 나가는 것이다[2]. 2002년부터 2010년의 주간 최대수요 시계열 그래프는 그림 1과 같다.

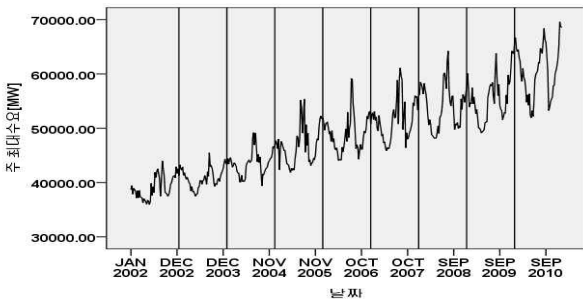


그림 1. 주간 최대수요 시계열 그래프
Fig. 1. The time series graph of weekly maximum electric load

관찰되는 이 시계열의 직관적인 특징은 추세가 강한 선형의 증가추세, 뚜렷한 계절성 패턴과 크고 작은 몇 개의 주기적 변동 그리고 시간의 흐름에 따라 다소 증가하는 분산의 변화이다[6]. 따라서 이 시계열은 비정상이라 할 수 있다. 2002년부터 2010년까지 과거 주간 최대수요 관측 값을 사용해 연도별로 관측 값 구간을 설정하여 시계열 모형의 구축 절차로 2011년부터 2012년까지 104주 주간 최대수요를 예측한 결과는 표 1과 같다. 평균오차는 ARIMA 모형을 이용한 104주간 주간 최대수요 예측 값과 실제 주간 최대 수요 값을 비교한 오차의 104주 평균값이다. 최대오차는 104주 주간 최대수요 예측 값 중에서 오차율이 최대인 것을 말한다. 설 및 추석 연휴 및 인근 일자에는 산업체의 전력사용패턴이 불규칙하기 때문에 모형 분석에 사용

된 설 및 추석 연휴의 과거 주간 최대수요는 일주일 전, 후의 주간 최대수요 평균값 사용하였다. 또한 오차율 분석에는 설 및 추석 연휴의 오차율을 반영하지 않았다.

표 1. ARIMA 모형의 오차율 분석
Table 1. The error analysis of ARIMA model

과거 관측 값 개수	모형	평균 오차	최대 오차
02-10년	$ARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{52}$	5.41%	14.20%
	$ARIMA(2,1,2)(0,1,1)_{52}$	4.67%	12.81%
	$ARIMA(2,1,2)(1,1,1)_{52}$	4.63%	12.65%
03-10년	$ARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{52}$	6.58%	16.29%
	$ARIMA(2,1,2)(0,1,1)_{52}$	6.13%	15.83%
	$ARIMA(2,1,2)(1,1,1)_{52}$	6.33%	16.03%
04-10년	$ARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{52}$	6.33%	15.60%
	$ARIMA(2,1,1)(1,1,1)_{52}$	5.14%	13.15%
	$ARIMA(2,1,2)(1,1,1)_{52}$	5.02%	13.05%
05-10년	$ARIMA(1,1,2)(1,1,1)_{52}$	6.12%	15.11%
	$ARIMA(2,1,1)(1,1,1)_{52}$	5.80%	14.53%
	$ARIMA(2,1,2)(1,1,1)_{52}$	5.94%	14.95%
06-10년	$ARIMA(1,1,2)(1,1,1)_{52}$	7.70%	18.70%
	$ARIMA(2,1,1)(1,1,1)_{52}$	7.27%	17.92%
	$ARIMA(2,1,2)(1,1,1)_{52}$	7.74%	18.92%
07-10년	$ARIMA(1,1,2)(0,1,1)_{52}$	6.37%	16.28%
	$ARIMA(2,1,1)(1,1,1)_{52}$	8.16%	19.15%
	$ARIMA(2,1,2)(0,1,1)_{52}$	6.91%	17.16%
08-10년	$ARIMA(0,1,1)(1,1,1)_{52}$	10.05%	21.82%
	$ARIMA(0,1,2)(1,1,1)_{52}$	12.57%	26.51%
	$ARIMA(1,1,1)(1,1,1)_{52}$	12.39%	26.31%
09-10년	$ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$	5.69%	14.31%
	$ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$	3.80%	10.14%
	$ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$	2.65%	10.42%

ARIMA 모형의 분석절차에 따라 104주 주간 최대 수요를 예측한 결과 예측의 정확도가 가장 높은 과거

관측 값 사용구간은 최근 2년(2009~2010년)이었다. 또한 아카이케 정보판단기준(AIC)과 슈바르츠의 베이잔 정보판단기준(SBC) 값을 이용하여 가장 최적의 모형을 3가지 선택하여 오차율을 분석하였다 [7]. 예측의 정확도가 가장 높은 최근 2년(2009~2010년)의 관측 값을 사용하여 2011년부터 2012년까지의 104주 주간 최대수요 예측의 자세한 과정은 다음과 같다.

원시계열의 정상성에 대한 정확한 판단을 위해서는 자기상관함수와 편자기상관함수를 보고 판단하여야 한다[8]. 시계열의 정상성 가정의 충족여부를 점검하는 예비단계로서 시계열 도표와 자기상관함수 및 편자기상관함수를 그려서 시계열이 추세성분이 있는지, 계절성분이 있는지, 아니면 분산이 변하고 있는지 등을 파악한다. 자기상관계수란 시기만큼 시차가 있는 관측치들 간의 1차 함수 관계적 밀접도를 계측하기 위한 통계적 개념이다[6]. 자기상관계수의 수식은 다음과 같다.

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (6)$$

여기에서 r_1 은 기준 관측치와 바로 전시기의 관측치 간의 상관관계, r_2 는 두 시기만큼 떨어진 관측치들 간의 상관관계, r_k 는 k 시기만큼 떨어진 관측치들 간의 상관도를 나타낸다.

y_t 와 y_{t-1} 간의 자기상관도가 높다고 가정하면, y_{t-1} 과 y_{t-2} 간의 자기상관도 또한 높아질 것이다. y_{t-1} 을 중개로 한 영향력을 배제하면서 y_t 와 y_{t-2} 간의 상관도를 계측하기 위한 분석도구가 편자기상관함수이다[6]. 원시계열에 대한 자기상관함수와 편자기상관함수는 그림 2와 같다.

비정상적인 시계열에 대한 자기상관함수는 대체로 아주 천천히 감소하는 형태를 갖는다. 원시계열의 자기상관함수를 살펴본 결과 비정상적인 시계열이라 판단할 수 있다. 따라서 원시계열의 평균을 정상성으로 만들기 위해서 비계절적인 1차 차분이 필요하다. 비계절적 1차 차분한 시계열 그래프는 그림 3과 같다.

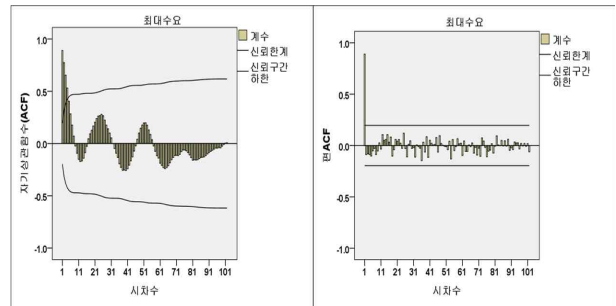


그림 2. 원시계열의 자기상관함수와 편자기상관함수
Fig. 2. Autocorrelation function and partial autocorrelation coefficient function of the original time series

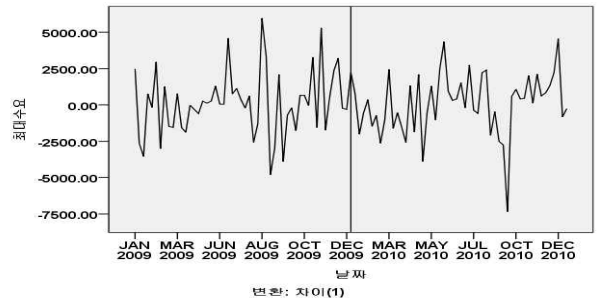


그림 3. 비계절적 1차 차분한 시계열 그래프
Fig. 3. The non-seasonally primary differencing time series graph

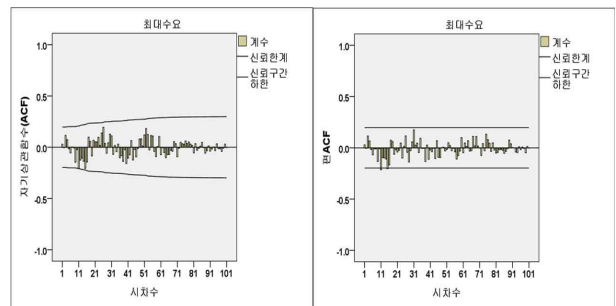


그림 4. 비계절적 1차 차분된 자기상관함수와 편자기상관함수
Fig. 4. The non-seasonally primary differencing autocorrelation coefficient function and partial autocorrelation coefficient function

원자료의 평균을 정상성으로 만들기 위해서 비계절적 1차 차분을 실시한 결과 값들이 평균 참조 선을 중심으로 일정하게 움직이는 것을 확인할 수 있다. 비계절적 1차 차분된 원자료의 자료의 평균이 정상성을 보

이고 있는지 확인하기 위하여 자기상관함수와 편자기상관함수를 살펴보아야 한다. 비계절적 1차 차분된 자기상관함수와 편자기상관함수는 그림 4와 같다.

비계절적 1차 차분결과 시차 10 이후에 신뢰한계선 밖으로 나오는 구간이 발생하고, 52주마다 반복적인 계절성을 가지고 있으므로 계절적 차분이 필요하다. 비계절적 차분과 계절적 1차 차분한 시계열 그래프는 그림 5와 같다.

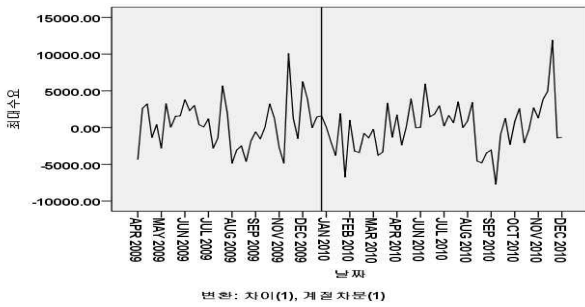


그림 5. 비계절과 계절적 1차 차분한 시계열 그래프
Fig. 5. The non-seasonally and seasonally primary differencing time series graph

2011년부터 2012년까지의 104주 주간 최대수요를 예측하기 위해서 비계절적 1차 차분과 계절적 1차 차분을 실시한 결과 시계열의 평균과 분산 모두가 정상적으로 되었음을 알 수 있다. 혼합시계열 모형일 경우 자기상관함수와 편자기상관함수가 모두 감소하는 특징을 가지므로 차수결정을 위해서는 아카이케 정보판단기준(Akaike's Information Criteria: AIC)과 슈바르츠의 베이저안 정보판단기준(Schwartz's Bayesian Criterion: SBC) 값을 이용하여 가장 최적의 모형을 선택하는 것이 바람직하다. 모수추정에 있어 통상적으로 AIC와 SBC 등이 객관적 기준으로 사용되는데, 이 수치가 작을수록 정확한 차수로 보고, 최적의 모형이라고 해석한다[7]. AIC와 SBC의 수식은 다음과 같다.

$$AIC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2(p+q+P+Q) \quad (7)$$

$$SBC = n \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + (p+q+P+Q) \ln(n) \quad (8)$$

여기서 n 은 시계열 데이터의 수, SSE 는 잔차제곱합, p 는 자기회귀 차수, q 는 이동평균 차수, P 는 계절형 자기회귀 차수, Q 는 계절형 이동평균 차수를 나타낸다.

각 모형의 잔차제곱합, 차수와 시계열 데이터의 수는 표 2와 같다. 각 모형의 수치를 식 6, 7에 대입하여 AIC와 SBC 값을 얻을 수 있다.

표 2. AIC와 SBC의 수식에 대입하는 SARIMA 모형의 수치

Table 2. Numerical value of SARIMA model reflecting AIC and BIC

구 분	n	p	q	P	Q	SSE
$ARIMA(0,1,1)(0,1,0)_{52}$	104	0	1	0	0	202,132,075
$ARIMA(0,1,2)(0,1,0)_{52}$	104	0	2	0	0	198,553,406
$ARIMA(1,1,0)(0,1,0)_{52}$	104	1	0	0	0	215,598,728
$ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$	104	1	1	0	0	181,799,063
$ARIMA(1,1,2)(0,1,0)_{52}$	104	1	2	0	0	183,100,483
$ARIMA(2,1,0)(0,1,0)_{52}$	104	2	0	0	0	212,637,626
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{52}$	104	2	0	0	1	235,018,499
$ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$	104	2	1	0	0	180,657,394
$ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$	104	2	2	0	0	166,215,633

$ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_{52}$ 모형은 객관적으로 식별하기 위해 정규화 된 BIC(Normalized Bayesian Information Criterion)를 고려할 수 있다[8]. AIC와 BIC를 사용한 모형식별 및 선택은 표 3과 같다.

표 3. AIC와 BIC를 사용한 SARIMA 모형의 식별 및 선택

Table 3. Identification and selection of SARIMA model using AIC and BIC

구 분	AIC	BIC
$ARIMA(0,1,1)(0,1,0)_{52}$	6,074.75	6,078.90
$ARIMA(0,1,2)(0,1,0)_{52}$	6,068.39	6,076.69
$ARIMA(1,1,0)(0,1,0)_{52}$	6,104.94	6,109.08
$ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$	6,027.13	6,035.43
$ARIMA(1,1,2)(0,1,0)_{52}$	6,032.47	6,044.92
$ARIMA(2,1,0)(0,1,0)_{52}$	6,100.46	6,108.76
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{52}$	6,149.30	6,161.74
$ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$	6,026.19	6,038.63
$ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$	5,989.19	6,005.79

AIC와 BIC 값은 낮을수록 그 모형의 적합도가 높다고 할 수 있다[8]. 표 2에서 보는바와 같이, 9가지 모형 중 $ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$, $ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$ 과 $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 이 가장 적은 값을 나타내어 적합한 모형으로 선정하여 적용하였다. 각 모형에 대한 모수의 추정 값은 표 4와 같다.

표 4. SARIMA 모형의 모수 추정 값
Table 4. The parameter estimation of SARIMA model

$ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$				
유형	계수	SE 계수	T	P
AR 1	0.4011	0.1410	2.85	0.007
MA 1	0.9892	0.0646	15.32	0
상수	-42.67	11.07	-3.85	0
$ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$				
유형	계수	SE 계수	T	P
AR 1	0.3426	0.1531	2.24	0.030
AR 2	0.1457	0.1518	0.96	0.342
MA 1	0.9775	0.0851	11.48	0
상수	-31.01	15.39	-2.02	0.050
$ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$				
유형	계수	SE 계수	T	P
AR 1	-0.1846	0.7500	-0.25	0.807
AR 2	0.3084	0.2809	1.10	0.278
MA 1	0.5205	0.7661	0.68	0.500
MA 2	0.5598	0.8243	0.68	0.500
상수	-26.999	6.993	-3.86	0

추정된 모형이 관측된 시계열을 잘 적합시키고 있는 지에 대하여 모형 진단을 통해서 검진을 하게 되는 데, 모형 진단 방법으로는 잔차 분석을 주로 이용한다[8]. 즉 설정된 모형의 잔차가 백색잡음의 성질을 만족하고 있는지 알아보는 단계인데, 이를 진단하기 위해서 잔차의 자기상관함수와 편자기상관함수의 절단되는 시점을 보고 판단한다[9]. 잔차에 대한 자기상관함수와 편자기상관함수는 세 가지 모형이 모든 시차에서 신뢰한계선 내에 존재하는 형태를 보여 추정된 모형이 잘 추정되었음을 알 수 있었다. 따라서 잔차는 백색잡음 모형의 성질을 만족시킨다고 볼 수 있어, 이모형들을 최종 예측모형으로 설정하였다[8].

선정된 모형을 사용하여 104주 주간 최대수요 예측한 결과, $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 모형이 예측의 정확도

가 가장 높았다. $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 모형의 평균오차는 2.65%이고, 최대오차는 10.42%이다.

$ARIMA(1,1,1)(0,1,0)_{52}$ 모형과 비교하면 평균오차는 3.04%, 최대오차는 3.89% 낮았고, $ARIMA(2,1,1)(0,1,0)_{52}$ 모형 보다는 평균오차는 1.15% 낮고, 최대오차는 0.28% 증가되는 결과를 보였다. ARIMA 모형을 이용한 104주 주간 최대수요 예측 결과는 그림 6과 같다.

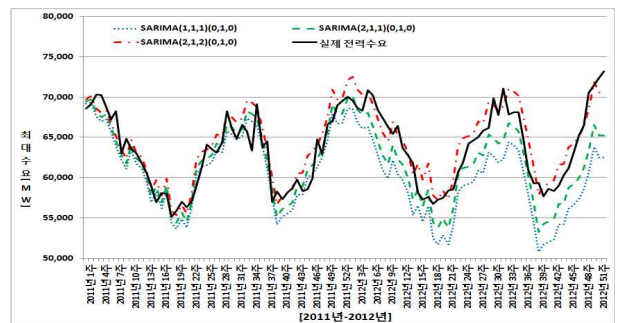


그림 6. ARIMA 모형을 이용한 104주 주간 최대수요 예측
Fig. 6. The weekly maximum electric load forecasting for 104 weeks using ARIMA model

4. 결 론

향후 2년 즉, 104주 주간 최대 전력수요예측을 바탕으로 전력수급 전망에 따른 주·월간 발전기 예방정비 일정과 양수 발전기의 경제적인 운영계획을 세운다. 따라서 104주 주간 최대 전력수요예측 모델은 발전기 예방정비 계획과 예비력 운용의 체계화에 매우 중요한 의미를 가진다. 2002년부터 2010년까지의 과거 전력수요 실적을 사용해 2011년부터 2012년까지의 104주 주간 최대수요 예측에 대한 사례연구 결과, ARIMA 모형은 모형의 식별결과 SARIMA 모형이 적합했고, 입력 데이터 구간은 최근 2년(09~10년)만 사용할 때 예측의 정확도가 높았다. AIC와 BIC를 사용한 SARIMA 모형의 식별을 통해 세 가지 모형을 선택하여 분석한 결과 $ARIMA(2,1,2)(0,1,0)_{52}$ 모형이 오차율이 가장 낮았고, 이 모형의 평균오차는 2.65%이고, 최대오차는 10.42%이다. 이와 같이 본 연구는 104주 주간 최대수요를 SARIMA 모형 이론을 기초로 하여 체계적인 예측결과를 제공함으로써 전력계통 계획 및 운영을 위한

가이드라인을 제시한다. 아울러 현실적으로 발생될 수 있는 모든 경우를 고려한 것이 아니므로, 향후 폭 넓고 다양한 상황을 다룰 수 있는 다양한 예측변인을 찾아 예측의 정확도를 높이는 지속적인 연구가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 한국전력거래소의 지원으로 수행되었습니다.

References

- [1] Jae-Seog Kim, Eun-Ho Son, "Forecasting of Hotel Food and Beverage Sales Using ARIMA Model -In the Case of Gyeongju Deluxe Hotels", The Tourism Sciences Society of Korea, Journal of Tourism sciences, VOL. 30, NO 2, pp. 381-398, 2006.04.
- [2] Geon-Seob Song, "Forecasting Manpower Demand Using ARIMA Model", Busan Human Resources Development Institute, Journal of Regional Innovation and Human Resources, VOL. 2, NO. 1, pp. 31-50, 2006.08.
- [3] Hyun-Chul Kim, "Analysis and Forecasting for Time Series", Kyoyookgwahaksa, 2005.02.
- [4] Won-Woo Lee, "A Statistic Technique for Forecasting", Freecademy, 2009.12.
- [5] Hae-Kyung Kim, Tae-Soo Kim, "Time Series Analysis and Forecasting Theory", Kyungmoonsa, 2003.08.
- [6] Jong-Won Lee, "Economic Forecasting", Haenam, 2006.01.
- [7] Dennis J. Beal, "Information Criteria Method in SAS for Multiple Linear Regression Models", Science applications International Corporation, 2007.
- [8] Kwan-Ho Yoo, Doo-Yong Park, "An Analysis of Demand Prediction with the Use of Seasonal ARIMA Model for Golfers participating in Sport for All in Gyeonggi-do Area", The Korean Society of Sports Science, The Korea Journal of Sports Science, VOL. 21, NO. 2, pp. 561-573, 2012.04.
- [9] Hyung-Don Kim, Jin-Seok Chae, "Prediction of the Number of Spectators for the Pro-baseball Club Using a Time Series Model", Korean Society for Measurement and Evaluation, The Korean Journal of Measurement and Evaluation in Physical Education and Sport Science, VOL. 14, NO. 3, pp. 57-68, 2012.

◇ 저자소개 ◇



김시연(金是燃)
1985년 6월 30일생. 2012년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 동 대학원 전기공학과 졸업(석사), 현재 포천과워 사업지원팀 사원.



정현우(鄭賢禹)
1989년 2월 17일생. 2013년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 현재 숭실대학교 전기공학과 석사과정.



박정도(朴正道)
1969년 10월 6일생. 1992년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기전자공학과 졸업(석사). 2000년 동 대학원 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(박사). 현재 위덕대학교 에너지전기공학부 부교수.



백승묵(白承默)
1979년 6월 6일생. 2006년 연세대학교 기계전자공학부 졸업. 2007년 동 대학원 전기전자공학과 졸업(석사). 2010년 동 대학원 전기전자공학과 졸업(박사). 현재 공주대학교 전기전자제어공학부 조교수.



김우선(金雨善)
1964년 1월 1일생, 1997년 서울산업대(서울과학기술대) 전기공학과 졸업. 1999년 동 대학원 졸업(석사). 현재 전력거래소 수요예측실장.



전경희(全警熙)
1968년 6월 23일생. 2000년 숭실대학교 전기공학부 졸업. 2011년 미국 일리노이 공대 전기공학과 졸업(석사). 현재 한국전력거래소 수요예측실 차장.



송경빈(宋敬彬)
1963년 9월 15일생. 1986년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 텍사스 A&M 전기공학과 졸업(박사). 2002년~ 현재 숭실대학교 전기공학부 부교수.