

계절 ARIMA 모형을 이용한 국내 지역별 전력사용량 증장기수요예측

안병훈¹, 최회련¹, 이홍철^{1*}
¹고려대학교 산업경영공학과

Regional Long-term/Mid-term Load Forecasting using SARIMA in South Korea

Byung-Hoon Ahn¹, Hoe-Ryeon Choi¹, Hong-Chul Lee^{1*}

¹Department of Industrial and Management Engineering, Korea University

요약 전력수요의 예측은 안정적인 전력공급을 위한 수급계획수립을 위해서 그리고 전력계통의 최적운영계획수립을 위해서도 필요하다. 특히 안정적인 전력수급확보를 위해서는 중장기 전력수요예측이 중요하고 공급안정성 강화를 위해서는 지역별 전력수요예측이 중요하다. 지역별 전력수요예측은 지역에 소요되는 부하를 충족시킬 수 있도록 송전선로 및 변전소 등의 계통망의 최적상태 구성 및 유지를 위한 필수적인 과정으로 알려져 있다. 따라서 본 논문은 12개월(중장기)동안 대한민국 시도별 16개 지역의 전력사용량을 SARIMA 모형을 이용하여 예측하는 방법을 제안한다.

Abstract Load forecasting is needed to make supply and demand plan for a stable supply of electricity. It is also necessary for optimal operational plan of the power system planning. In particular, in order to ensure stable power supply, long-term load forecasting is important. And regional load forecasting is important for tightening supply stability. Regional load forecasting is known to be an essential process for the optimal state composition and maintenance of the electric power system network including transmission lines and substations to meet the load required for the area. Therefore, in this paper we propose a forecasting method using SARIMA during the 12 months (long-term/mid-term) load forecasting by 16 regions of the South Korea.

Keywords : Load forecasting, Long-term/Mid-term forecasting, Regional, SARIMA, Time series

1. 서론

전력은 저장과 보관이 불가능한 자원으로 발전과 동시에 소비가 이루어지는 물리적 특성을 가진다. 따라서 안정적인 전력공급뿐만 아니라 낮은 원가에 전력을 공급하기 위하여 전력수요예측에 대한 보다 높은 정확도가 요구되고 있다. 전력수요를 과대예측하게 되면 시설에 대한 과잉 투자가 있을 수 있고 반대로 과소 예측을 할 경우에는 전력 공급 부족을 채우기 위해 건설 기간이 짧지만 가격은 비싼 연료의 전원을 들여오게 되는 결과를

가져오기도 한다. 실제 전력거래소는 예측오차율 1% 달성을 목표로 하는 대규모 프로젝트에 대한 진행 의사를 2013년에 발표하였으며, 이는 전력 예측의 정확도 향상이라는 현 시장의 니즈를 투영하고 있다. 전력수요예측은 설비투자, 수급안정, 구입전력비에 직결되는 중요한 사안[1]이며 국가경제에 미치는 영향력 또한 해를 거듭하여 급증하고 있다.

전력수요예측은 예측 기간에 따라 단기와 중장기로 나뉘어 연구되며 단기 전력수요예측은 블랙아웃과 같은 사고예방과 매시간 전력시장운영과 밀접한 관련이 있는

본 논문은 교육부 및 한국연구재단의 BK21 플러스 사업(고려대학교 제조·물류 분야에서의 빅데이터 응용 사업팀)으로 지원된 연구임.

*Corresponding Author : Hong-Chul Lee(Korea Univ.)

Tel: +82-2-3290-3267 email: hclee@korea.ac.kr

Received October 8, 2015

Revised (1st November 9, 2015, 2nd November 16, 2015)

Accepted December 4, 2015

Published December 31, 2015

반면, 중장기 전력수요예측은 안정적인 전력수급확보를 위해서 적용된다[2]. 또한 접근방식에 따라 하향식(top-down)과 상향식(bottom-up)으로 분류되며 전력계통의 최적운영계획수립을 위해서는 상향식접근인 각 지역별로 소요되는 전력에 대한 예측이 필요하다.

본 논문에서는 안정적인 전력수급확보 및 전력계통의 최적운영계획수립과 국내 전체전력수요예측의 정확도를 향상시키기 위해서 중장기기간에 대한 대한민국 16개 지역 각각에 적합한 예측 모형들을 제시하는 것을 목표로 한다.

본 논문은 모두 5장으로 구성된다. 제 1장 서론 이후로 제 2장에서는 전력수요예측과 관련하여 해외와 국내로 구분하여 기존 연구들에 대해 조사하였다. 제 3장에서는 본 논문에서 사용한 계절 ARIMA 모형에 대한 이론을 정리하였다. 4장에서는 실험 과정과 결과에 대해 설명한다. 5장에서는 본 연구의 종합적인 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

2. 선행연구

2.1 해외 연구 사례

해외의 전력수요예측에 관한 연구로Che-Chiang Hsu[3]는 대만을 크게 동, 서, 남, 북 네 개의 지역으로 구분하여 매해의 지역별 전력수요예측을 위해 ANN과 Regression모형을 사용하였다. Zhan-jun Qiao[4]는 Census X12-SARIMA를 이용하여 광저우와 쑤저우 지역에 대한 12개월의 전력수요를 예측하였고, Juberias et al.[5]는 시계열 분석을 기반으로 ARIMA 모형을 이용하여 시간별 전력 예측 모델을 제시하였다. Park et al.[6]은 과거, 현재 그리고 미래 기온과 전력들의 관계를 학습하기 위해 ANN을 사용하였다. Mohandes[7]는 SVM을 이용하여 전력수요예측 모델을 제시하였고 auto-regression(AR) model과 비교하여 SVM모델이 효과적임을 보였다. Song et al.[8]는 fuzzy linear regression을 이용하여 휴일의 24시간 전력수요예측을 진행하였다. Jalil et al.[9]는 지수평활법의 5가지 방법을 이용하여 전력수요예측을 진행하였고 Holt-Winters Taylor 방법이 가장 적합함을 보였다. Asrari et al.[10]는 하이브리드 형태인 Gray-Fuzzy-Markov Chain을 제시하였다.

2.2 국내 연구 사례

국내의 전력수요예측에 관한 연구로 Jung et al.[11]은 향후 4주의 일 최대 전력수요예측에 대한 연구를 진행하였는데 주간 주기성과 패턴을 반영한 계절 ARIMA 모형과 기온과 전력수요 사이의 변동량을 예측에 반영한 지수평활 모형을 제안했고 지수평활모형이 더 우수함을 보였다. Kim et al.[12]는 ARIMA모형을 이용하여 향후 2년에 대한 최대 전력수요예측 모형을 제안하였으며 Park et al.[13]는 뉴로-퍼지 모델의 구조학습을 이용하여 1시간, 24시간, 168시간 앞의 전력수요를 예측하는 모의실험을 수행하였다. Nam et al.[14]는 다중회귀 분석을 이용한 지역전력수요예측 알고리즘을 제시하였으며 입력변수로는 지역경제, 지역인구, 과거의 판매 전력량을 입력변수로 사용하였다. Lee et al.[15]는 SVR를 이용하여 월별 전력수요예측 모델을 제시하였다.

이상의 연구사례들을 보면 하향식 접근방법인 대상국가에 대한 전체전력수요예측 또는 특정 지역들의 예측 모델수립에 대한 연구에 집중되어 있음을 알 수 있다. 비록 Che-Chiang Hsu 등과 같이 행정구역별 예측모형에 대한 연구가 진행되었지만, 구역별 시계열 특성 반영에 대해 미비하거나, 모든 행정구역을 고려하여 국가 전체의 전력수요예측을 하는 연구는 부족한 실정이다. 따라서 본 논문에서는 국내의 모든 16개 행정구역 각각에 적합한 전력예측 모형을 수립하여 국내 전체의 전력수요예측의 정확도를 향상시키고, 전력계통의 최적운영계획수립에 도움을 주고자한다.

3. 계절ARIMA 모형

ARIMA 모형은 비정상적(nonstationary) 시계열 자료에 대해 분석하는 방법이다. 여기에 계절성이 추가되면 계절성이 존재하는 비정상적 시계열이기 때문에 계절 ARIMA모형을 이용한다.

계절 ARIMA모형[16]은 순수 계절시계열이나 비정상적인 시계열과는 다른 패턴을 갖고 있는 시계열 자료이다. 따라서 계절성과 비정상성을 동시에 고려해야 한다.

계절 ARIMA 모형은 $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ 로 표현이 가능하다. 그리고 식(1)과 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1-B^S)^D(1-B)^d Y_t \quad (1)$$

$$= \Theta_Q(B^S)\theta_q(B)\epsilon_t$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$\Phi_P(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$$

$$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}$$

여기서 B 는 후행연산자(Backshift Operator), $\phi_p(B)$, $\Phi_P(B^S)$ 는 각각 비계절적 및 계절적 AR연산자, $\theta_q(B)$, $\Theta_Q(B^S)$ 는 각각 비계절적 및 계절적 MA연산자, d 와 D 는 각각 비계절적 및 계절적 차분의 차수, p 와 P 는 각각 비계절적 및 계절적 AR의 차수, q 와 Q 는 각각 비계절적 및 계절적 MA의 차수이다.

ARIMA 모형 탐색 단계는 다음과 같다. 첫 번째로 데이터의 비정상성 및 계절성을 확인한다. 비정상성과 계절성이 존재한다면, 비계절적 및 계절 차분을 실시한다. 두 번째는 모형 식별단계이다. 이 단계에서는 비계절적 p , q 와 계절적 P , Q 의 계수를 결정한다. ACF와 PACF 그래프의 관측을 통해 차수를 판단할 수 있다. 세 번째는 모형 추정단계이다. 식별 단계에서 선택한 계수들을 정확히 추정하며 통계적으로 유의한지 여부를 확인한다. 네 번째는 모형 진단이다. 추정된 모델이 통계적으로 적합한지 결정하는 단계이다. 모형이 기각된다면 식별 단계부터 다시 되풀이한다. 최종적으로 확정된 모형을 이용하여 예측한다.

4. 실증연구

4.1 데이터

본 실험에서 사용한 데이터는 한국전력공사에서 제공하는 전력통계 자료를 사용하였다. 데이터는 전력사용량에 대한 대한민국 시도별 16개 각 지역의 2003년 4월부터 2014년3월까지 총 132개월의 월별데이터이다.

제공된 데이터에서 2012년 10월부터 충청남도의 일부지역(세종시)이 분할되었지만 분석의 정확성을 고려하고자 세종시를 충청남도에도 포함하여 계산하였다.

4.2 정상성 검증

본 연구 자료의 분석은 통계패키지프로그램 SPSS 20.0.0.1을 사용하였다.

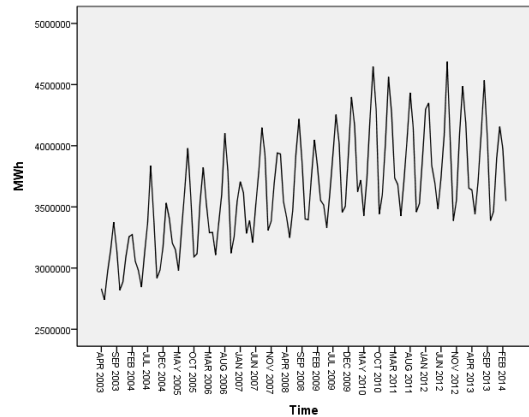


Fig. 1. The Electric-Power Consumption of Seoul from April 2003 to March 2014

Fig. 1은 서울시의 전력사용량 시계열 도표이다. 도표를 살펴보면 1년의 주기를 갖는 일정한 패턴을 반복적으로 보이고 있으며 시간이 지남에 따라 사용량이 늘어나고 있음을 확인할 수 있다. 따라서 일반시차와 계절시차가 혼합된 계절성이 있는 비정상적 시계열로 판단할 수 있기 때문에 정상시계열로 만들 필요가 있다.

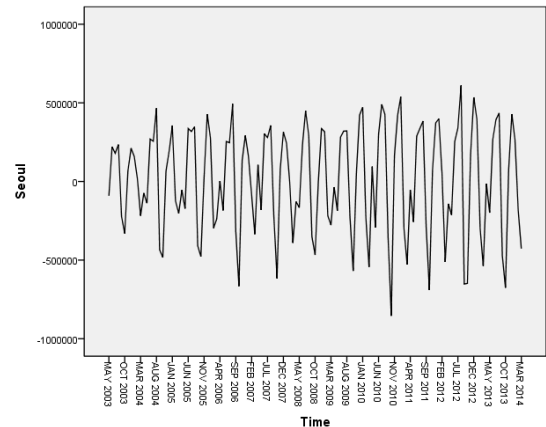


Fig. 2. First Differences of Seoul Electric-power Consumption

Fig. 2는 비계절적 1차 차분 후 시계열 도표이다. 원자료인 Fig. 1과 달리 증가추세를 보이지 않는다. Fig. 3 비계절적 1차 차분 후 자기상관함수(Autocorrelation

Function, ACF)를 보면 반복되는 패턴이 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 계절적인 패턴이 존재하고 있음을 의미한다. 따라서 계절적 차분이 추가적으로 필요함을 알 수 있다.

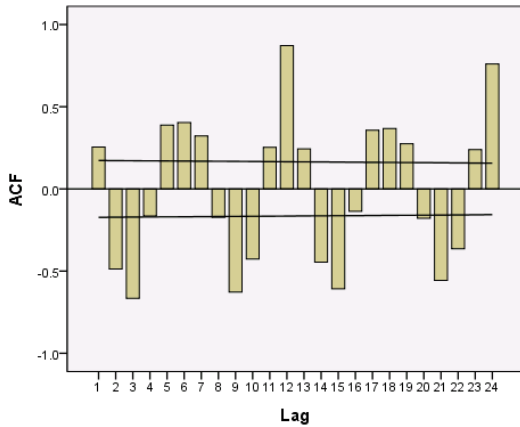


Fig. 3. ACF of First Nonseasonal Differencing

7, 12에서 spike가 나타나는 것을 확인할 수 있다. 특히 시차 12에서 큰 spike가 있고 이후로 작아지는 패턴을 보이고 있으므로 계절적인 부분을 MA(1)로 판단할 수 있다.

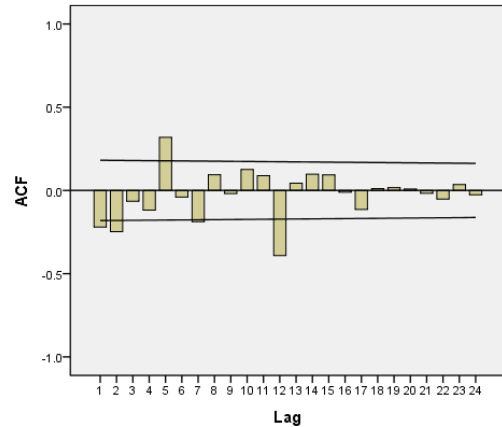


Fig. 5. ACF Nonseasonal and Seasonal First Differences

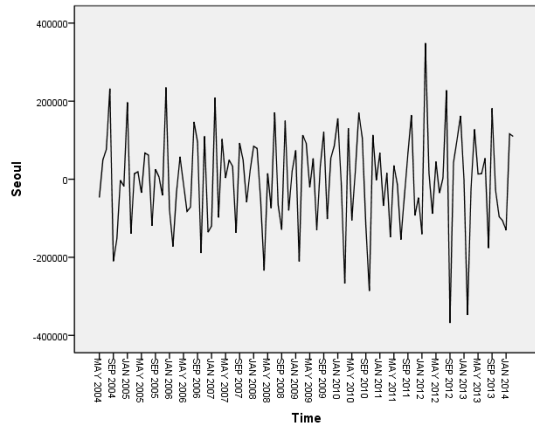


Fig. 4. Nonseasonal and Seasonal First Differences of Seoul Electric-Power Consumption

Fig. 4는 서울시 데이터에 대한 비계절적 1차 차분 및 계절적 1차 차분을 시킨 정상적 시계열 도표이다. 이 도표에서 서울시의 전력량이 평균값을 중심으로 일정한 변동을 보이므로 추세 성분과 계절성분이 제거되어 있는 정상적 시계열 자료로 변환되었음을 보인다.

4.3 모형추정

Fig. 5의 비계절적 1차 차분 및 계절적 1차 차분 후 자기상관함수를 보면 점점 0으로 향하면서 시차 1, 2, 5,

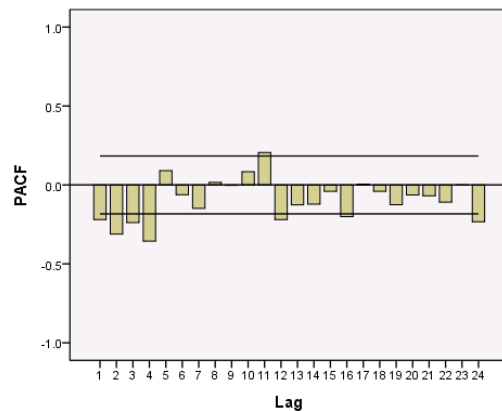


Fig. 6. PACF Nonseasonal and Seasonal First Differences

Fig. 6 비계절적 1차 차분 및 계절적 1차 차분 후 편자기상관함수를 보면 시차4 이후 절단 형태로 간주할 수 있으므로 비계절적인 AR(4) 모형으로 생각할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 $ARIMA(4,1,0)(0,1,1)_{12}$, $ARIMA(4,1,1)(0,1,1)_{12}$, $ARIMA(4,1,0)(1,1,1)_{12}$, $ARIMA(4,1,1)(1,1,1)_{12}$ 의 4가지 모형을 고려하였다. 이때 통계적으로 유의하지 않은 상수항은 모형에서 제외하였다.

Table 1. Model Statistics

ARIMA Model	R^2	Normalized BIC	Ljung-Box			Number of outliers
			statistics	DF	p	
$ARIMA(4, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$	0.946	23.107	3.268	13	0.997	0
$ARIMA(4, 1, 1)(0, 1, 1)_{12}$	0.947	23.152	2.979	12	0.996	0
$ARIMA(4, 1, 0)(1, 1, 1)_{12}$	0.946	23.156	3.261	12	0.993	0
$ARIMA(4, 1, 1)(1, 1, 1)_{12}$	0.947	23.201	2.980	11	0.991	0

Table 2. Model Estimation

Model	Parameter	Estimate	t	p
$ARIMA(4, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$	AR1	-0.418	-4.716	0.000
	AR2	-0.508	-5.840	0.000
	AR3	-0.384	-4.323	0.000
	AR4	-0.359	-4.063	0.000
	MA1, Seasonal	0.566	6.137	0.000
$ARIMA(4, 1, 1)(0, 1, 1)_{12}$	AR1	-0.585	-2.454	0.016
	AR2	-0.561	-4.907	0.000
	AR3	-0.444	-3.653	0.000
	AR4	-0.399	-4.174	0.000
	MA1	-0.190	-0.740	0.461
	MA1, Seasonal	0.560	6.040	0.000
$ARIMA(4, 1, 0)(1, 1, 1)_{12}$	AR1	-0.419	-4.677	0.000
	AR2	-0.508	-5.812	0.000
	AR3	-0.384	-4.301	0.000
	AR4	-0.358	-4.009	0.000
	AR1, Seasonal	-0.009	-0.047	0.963
	MA1, Seasonal	-0.558	3.124	0.002
$ARIMA(4, 1, 1)(1, 1, 1)_{12}$	AR1	-0.585	-2.435	0.016
	AR2	-0.561	-4.875	0.000
	AR3	-0.444	-3.632	0.000
	AR4	-0.398	-4.136	0.000
	MA1	-0.190	-0.735	0.464
	AR1, Seasonal	0.001	0.003	0.998
	MA1, Seasonal	0.560	3.079	0.003

모형을 객관적으로 판단하기 위하여 베이지안 방법을 이용한 정규화된 BIC(Normalized Bayesian Information Criterion)를 이용하였다. Table 1은 선별된 모형들의 적합성 검증을 위한 BIC의 수치를 보여주고 있으며, 그 중 BIC 값이 23.107 으로 가장 작은 $ARIMA(4, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ 모형이 최적모형으로 판별되었다.

Table 2는 각 모형들의 추정된 모수를 나타내며 $ARIMA(4, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ 모형의 추정된 모수의 값은 통계적으로 유의한 것으로 분석되었다. 위의 결과에 따

라 서울시의 전력수요예측에 사용되는 최종 예측 수식 (2)가 유도되었다.

$$\begin{aligned}
 & (1 + 0.418B + 0.508B^2 + 0.384B^3 + 0.359B^4) \\
 & (1 - B)(1 - B^{12}) Y_t \\
 & = (1 - 0.566B^{12}) \epsilon_t
 \end{aligned} \tag{2}$$

4.4 모형검증

선택된 $ARIMA(4, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ 모형은 약 95%의

(Table 1) 높은 설명력을 보이고 있다. 유의확률에서 모형 모두 0.05보다 큰 것으로 나왔기 때문에 백색잡음이 독립적으로 존재하므로, 예측모형으로서 적합하다고 할 수 있다[17].

4.5 예측

Fig. 7에서 2014년 4월부터 2015년 3월까지 서울의 $ARIMA(4,1,0)(0,1,1)_{12}$ 를 이용한 예측 값과 실제 전력 사용량을 함께 나타내었다. Fig. 7 그래프에서 SARIMA모형과 지수평활법이 실제 값과 유사한 예측 값을 보임을 알 수 있다.

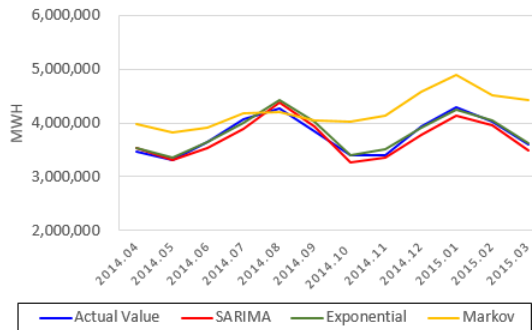


Fig. 7. The plot of Forecasting Result for Seoul

서울시의 모형 결정 과정과 같은 방법으로 나머지 15개 지역에 대한 실험을 시행하였고 각 지역의 모형을 결정하였다(Table 3). 경기도의 예측모형이 정확도가 높다고 볼 수 있으며 강원도의 예측모형이 상대적으로 정확도가 낮다고 볼 수 있다. 결정된 모형으로 16개 지역에 대한 2014년 4월부터 2015년 3월까지 예측한 전력 수요

량을 Table 6에서 보여주고 있다. Table 6은 각 지역의 실제 값과 실험결과인 예측 값을 나타내었으며 오차율을 확인할 수 있도록 나타내었다.

Table 3. Regional ARIMA Models

Region	Model	Error Rate(%)
Seoul	$ARIMA(4,1,0)(0,1,1)_{12}$	2.70
Busan	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	1.47
Daegu	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	1.62
Incheon	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	2.57
Gwangju	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	2.05
Daejeon	$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	1.75
Ulsan	$ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	2.73
Gyeonggi	$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	1.15
Kangwon	$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	3.68
Chungbuk	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	1.38
Chungnam	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	2.96
Jeonbuk	$ARIMA(0,1,0)(0,1,1)_{12}$	1.94
Jeonnam	$ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	3.29
Gyeongbuk	$ARIMA(1,1,2)(0,1,1)_{12}$	3.22
Gyeongnam	$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	1.89
Jeju	$ARIMA(4,1,0)(0,1,1)_{12}$	3.16

Table 4. Evaluation of forecast result

Method used	MAPE
Seasonal ARIMA	2.35%
Exponential Smoothing	2.40%
Markov Chain	6.39%

최종적으로 본 연구에서 제시하는 각 지역에 적합한 계절 ARIMA 모형이 지수평활법과 Markov Chain 방법

Table 5. Forecasting result of South Korea and Total of 16 Regions

year.month	Observed Data	Expected South Korea	Error Rate(%)	Total of 16Regions	Error Rate(%)
2014.04	39,253,853	39,911,844	1.68	39,623,730	0.94
2014.05	37,377,627	37,962,022	1.56	37,832,394	1.22
2014.06	37,842,234	38,101,691	0.69	37,910,540	0.18
2014.07	39,994,984	39,664,422	0.83	39,443,865	1.38
2014.08	40,032,780	41,100,067	2.67	40,917,017	2.21
2014.09	38,161,493	39,563,034	3.67	39,379,064	3.19
2014.10	37,815,461	37,487,094	0.87	37,278,398	1.42
2014.11	38,728,846	39,475,513	1.93	39,200,167	1.22
2014.12	42,618,829	42,627,359	0.02	42,381,125	0.56
2015.01	45,423,302	45,015,679	0.90	44,790,801	1.39
2015.02	41,808,546	42,812,981	2.40	42,474,430	1.59
2015.03	40,859,792	41,631,232	1.89	41,367,942	1.24

Table 6. Forecasting Result of 16 Regions

(Gwh)

year. month	Type	Seoul	Busan	Daegu	Incheon	Gwangju	Daejeon	Ulsan	Gyeonggi	Kangwon	Chungbuk	Chungnam	Jeonbuk	Jeonnam	Gyeongbuk	Gyeongnam	Jeju
2014. 04	Expected Value	3466	1666	1223	1816	671	733	2494	8296	1313	1843	4090	1871	2710	3881	2820	362
	Observed Value	3528	1649	1225	1829	688	743	2457	8430	1357	1887	4173	1902	2633	3911	2851	363
	Error Rate(%)	1.77	1.03	0.16	0.72	2.50	1.33	1.49	1.61	3.36	2.38	2.04	1.67	2.84	0.78	1.09	0.15
2014. 05	Expected Value	3305	1552	1143	1734	623	690	2488	7799	1222	1752	4010	1795	2614	3727	2591	332
	Observed Value	3310	1537	1150	1735	642	697	2544	7889	1224	1754	4084	1814	2636	3834	2648	333
	Error Rate(%)	0.16	0.99	0.57	0.05	3.01	1.05	2.26	1.16	0.12	0.14	1.83	1.07	0.85	2.88	2.21	0.28
2014. 06	Expected Value	3649	1573	1182	1805	651	725	2447	7997	1165	1745	4001	1784	2472	3731	2591	324
	Observed Value	3535	1547	1171	1753	654	719	2529	7921	1150	1746	4035	1782	2598	3812	2631	329
	Error Rate(%)	3.14	1.65	0.95	2.90	0.44	0.90	3.35	0.94	1.28	0.06	0.85	0.11	5.10	2.15	1.55	1.46
2014. 07	Expected Value	4072	1672	1256	1934	693	783	2591	8530	1187	1849	4125	1830	2574	3832	2740	329
	Observed Value	3891	1652	1247	1810	699	770	2628	8367	1116	1800	4134	1807	2570	3814	2786	352
	Error Rate(%)	4.46	1.21	0.68	6.38	0.81	1.64	1.45	1.91	5.98	2.63	0.24	1.28	0.15	0.46	1.70	7.07
2014. 08	Expected Value	4261	1740	1274	1911	717	799	2554	8605	1215	1816	4088	1768	2593	3686	2644	364
	Observed Value	4373	1792	1338	1884	753	835	2583	8680	1156	1838	4186	1824	2638	3856	2774	406
	Error Rate(%)	2.64	3.00	5.08	1.44	5.05	4.59	1.16	0.88	4.83	1.20	2.39	3.19	1.76	4.61	4.91	11.48
2014. 09	Expected Value	3845	1644	1183	1813	668	734	2453	8076	1180	1720	3936	1737	2614	3648	2570	341
	Observed Value	3931	1692	1247	1792	706	757	2611	8196	1127	1756	4097	1813	2727	3846	2713	366
	Error Rate(%)	2.24	2.91	5.45	1.15	5.67	3.13	6.42	1.49	4.45	2.06	4.11	4.39	4.32	5.45	5.58	7.34
2014. 10	Expected Value	3397	1576	1147	1824	630	700	2519	7860	1226	1762	4015	1752	2774	3734	2581	318
	Observed Value	3263	1532	1120	1713	639	681	2580	7693	1146	1760	4108	1766	2621	3751	2579	327
	Error Rate(%)	3.92	2.83	2.36	6.05	1.43	2.65	2.40	2.13	6.53	0.14	2.29	0.79	5.54	0.48	0.07	2.74
2014. 11	Expected Value	3404	1593	1190	1823	656	724	2435	8281	1355	1848	4193	1836	2588	3774	2695	334
	Observed Value	3351	1586	1194	1805	668	718	2534	8339	1298	1792	4315	1870	2702	3922	2765	342
	Error Rate(%)	1.55	0.45	0.32	0.98	1.88	0.93	4.09	0.70	4.18	3.06	2.90	1.84	4.44	3.91	2.60	2.23
2014. 12	Expected Value	3942	1730	1322	2041	726	810	2614	9333	1512	2022	4394	1999	2769	3982	3054	368
	Observed Value	3779	1721	1309	1976	721	794	2676	9196	1466	1992	4513	1996	2687	4127	3057	371
	Error Rate(%)	4.12	0.55	1.01	3.22	0.69	1.97	2.37	1.47	3.02	1.49	2.72	0.17	2.95	3.63	0.09	0.95
2015. 01	Expected Value	4281	1863	1417	2171	777	876	2626	10015	1617	2117	4566	2121	3036	4223	3300	419
	Observed Value	4129	1841	1401	2085	767	860	2686	9890	1547	2063	4697	2088	2831	4242	3252	414
	Error Rate(%)	3.55	1.16	1.16	3.97	1.27	1.74	2.30	1.25	4.32	2.53	2.86	1.58	6.78	0.45	1.45	1.23
2015. 02	Expected Value	4024	1737	1345	1944	741	816	2374	9381	1499	1952	4150	1932	2613	3807	3071	422
	Observed Value	3951	1759	1340	1939	740	822	2427	9403	1463	1966	4424	2012	2694	4036	3087	410
	Error Rate(%)	1.81	1.26	0.33	0.27	0.14	0.72	2.24	0.24	2.40	0.72	6.60	4.12	3.09	6.03	0.50	2.65
2015. 03	Expected Value	3593	1656	1233	1960	687	761	2465	8783	1439	1965	4248	1944	2950	3834	2964	378
	Observed Value	3483	1665	1250	1887	698	763	2543	8787	1386	1963	4533	2003	2902	4134	2992	377
	Error Rate(%)	3.06	0.57	1.37	3.69	1.67	0.31	3.18	0.04	3.66	0.13	6.70	3.04	1.61	7.84	0.93	0.32

보다 정확함을 보였다. 비교에 사용된 데이터는 2014년 4월부터 2015년 3월까지 총 12개월의 전력사용량이며 전력수요예측 정확도를 MAPE(Mean Absolute Percent Error)값으로 비교하였다.(Table 4) 지수평활법과 Markov Chain의 MAPE 값 역시 16개의 지역별 예측 값을 각각 구하여 계산하였다. 이렇게 얻어진 MAPE 값은 계절 ARIMA 모형이 2.35%, 지수평활법이 2.40%, Markov Chain이 6.39%임을 확인하였다. 따라서 계절 ARIMA 모형을 이용하는 것이 지수평활법이나 Markov Chain을 이용하는 것보다 정확함을 보인다.

추가적으로 지역별 전력수요예측 값을 월을 기준으로

합한 전국 전력수요예측 값과 전국수요량만을 이용하여 예측한 전국 전력수요예측 값을 비교하였다.(Table 5) 지역별 예측 값을 합하여 얻은 전국 전력수요예측 값의 오차는 1.38%으로 전국 전력수요량만을 이용한 예측 값의 오차율 1.59%보다 낮았다. 이를 통해 지역별로 나누어서 예측하는 것이 전국 전력수요를 바로 예측하는 것보다 정확하다고 할 수 있다. 이 결과를 Fig. 8에 나타내었는데 지역별 전력수요예측 값을 합한 전국 전력수요예측 값이 전국 전력수요량만을 이용하여 예측한 값보다 정확함을 그래프를 통해서도 파악할 수 있다.

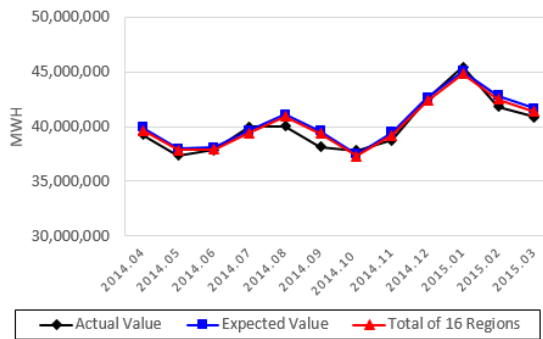


Fig. 8. The plot of Forecasting Result of South Korea and Total of 16 Regions

5. 결론

본 연구에서는 계절 ARIMA 모형을 이용하여 대한민국 시도별 16개 지역을 대상으로 전력수요를 예측하는 방법을 제시하였다.

실험결과 본 연구에서 사용한 계절 AIRMA 모형의 MAPE 값이 2.35%로 2.40%의 지수평활법, 6.39%의 Markov Chain 모형보다 대한민국의 각 지역별 전력사용량에 대한 예측 값을 잘 설명하는 모형임을 입증하였다. 또한 지역별로 예측한 결과의 오차율이 1.38%로 1.59%를 보인 단순 전국 전력수요를 대상으로 하는 예측 값 보다 정확성이 향상되었음을 보였다.

따라서 본 연구는 첫 번째로 중장기 수급정책 및 수급 안정화 방안 수립에 도움이 될 것이며, 두 번째로 지역별 및 전국적 적정 예비력의 확보를 통한 국가 자원의 최적 이용 및 안정적인 공급계획수립이라는 측면에 기여할 것으로 기대한다. 또한 지역별 산업구조의 변화, 인구변화 등과 같은 지역경제의 변화 구조를 예측하는 지표로써도 사용될 것으로 기대된다.

본 연구는 전력수요예측을 과거 전력량의 시계열 자료만으로 예측하는 한계점이 있으며, 이를 보완하기 위해 기온, 강수량, 일조시간, 습도 등 다양한 요소를 고려한 지역별 예측 모형 연구가 후속 연구로 진행되어야 할 것이다.

References

- [1] SungHo Ryu, "2014 Load Forecasting accuracy Improving Plan in the summer", Korea Electric Association, Vol 7, pp. 66-72, 2014.
- [2] HongTae Kim, "Monthly Industrial Trends", KB Financial Group Research Institute, Vol 12, pp. 8-22, 2013.
- [3] CheChiang Hsu, ChiaYon Chen, "Regional load forecasting in Taiwan - applications of artificial neural networks", Energy conversion and Management 44, pp. 1941-1949, 2003.
DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0196-8904\(02\)00225-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0196-8904(02)00225-X)
- [4] ZhanJun Qiao, FuLing Li, Yong Li, "Mid-long-Term Regional Load Forecasting based on Census X12-SARIMA Model", Przegląd 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.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/tdc.1999.755371>
- [6] D. C. Park, M. A. El-Sharkawi, R. J. Marks II, L. E. Atlas, M. J. Damborg, "Electric load forecasting using an artificial neural network", IEEE Transactions on PowerSystems, pp. 442-449, 1991.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/59.76685>
- [7] Mohamed Mohandes, "Support vector machines for short-term electrical load forecasting", International Journal of Energy Research, pp. 335-345, 2002.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/er.787>
- [8] KyungBin Song, YoungSik Baek, DugHun Hong, Gilsoo Jang, "Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method", IEEE Transactions on Power Systems, pp. 96-101, 2005.
- [9] Nur Adilah Abd Jalil, Maizah Hura Ahmad, Norizan Mohamed, "Electricity load demand forecasting using exponential smoothing methods", World Applied Sciences Journal 22(11) pp. 1540-1543, 2013.
- [10] Arash ASRARI, Dawood Seyed JAVAN, Mohammad Hossein JAVIDI, Mohammad MONFARED, "Application of Gray-fuzzy- Markov chain method for day-ahead electric load forecasting", Przegląd Elektrotechniczny-Electrical Review, pp. 228-237, 2012.
- [11] HyunWoo Jung, KyungBin 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 pp. 1497-1502, 2014.
- [12] SiYeon Kim, HyunWoo Jung, JeongDo Park, SeungMook Baek, WooSeon Kim, KyungHee Chon, KyungBin Song, "Weekly Maximum Electric Load Forecasting for 104 Weeks by Seasonal ARIMA Model", Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineer, pp. 50-56, 2014.
DOI: <http://dx.doi.org/10.5207/JIEIE.2014.28.1.050>
- [13] YongJin. Park, Bohyeun Wang, "Neuro-Fuzzy Model based Electrical Load Forecasting System: Hourly, Daily, and Weekly Forecasting", Journal of Korean

Institute of Intelligent Systems, pp. 533-538, 2004.
DOI: <http://dx.doi.org/10.5391/JKIIIS.2004.14.5.533>

- [14] BongWoo Nam, KyungBin Song, KyuHo Kim, JunMin Cha, "The Spatial Electric Load Forecasting Algorithm using the Multiple Regression Analysis Method", Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers, pp. 63-70, 2008.
DOI: <http://dx.doi.org/10.5207/JIEIE.2008.22.2.063>
- [15] HyoungRo Lee, Hyunjung Shin, "Electricity Demand Forecasting based on Support Vector Regression", IE interfaces, pp. 351-361, 2011.
- [16] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, "Time Series Analysis Forecasting", 1st Holden Day Inc. Sanfransisco, 1976.
- [17] YoungJoo, Kim, "Study on Low Cost Carrier Demand Forecasting Using Seasonal ARIMA Model", The Hanyang Tourism Research institute, pp. 3-25, 2014.

이 흥 철(Hong-Chul Lee)

[정회원]



- 1983년 2월 : 고려대학교 산업공학학사
- 1988년 2월 : Univ. of Texas 산업공학과 석사
- 1993년 2월 : Texas A&M Univ. 산업공학박사
- 1996년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 산업경영공학부 교수

<관심분야>

SCM, 생산 및 물류 정보시스템, PLM

안 병 훈(Byung-Hoon Ahn)

[준회원]



- 2014년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 산업경영공학과 석사과정

<관심분야>

빅데이터, 데이터마이닝, 수요예측

최 회 련(Hoe-Ryeon Choi)

[정회원]



- 2003년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 산업경영공학과 박사과정

<관심분야>

생산 및 정보 관리 시스템, AI, 온톨로지