

## 풍력단지의 발전량 추계적 모형 제안에 관한 연구\*

류종현<sup>1</sup> · 최동구<sup>2†</sup>

<sup>1</sup>홍익대학교 상경대학, <sup>2</sup>포항공과대학교 산업경영공학과

### Development of a Stochastic Model for Wind Power Production

Jong-hyun Ryu<sup>1</sup> · Dong Gu Choi<sup>2†</sup>

<sup>1</sup>School of Business Management, Hongik University

<sup>2</sup>Industrial and Management Engineering, POSTECH

#### ■ Abstract ■

Generation of electricity using wind power has received considerable attention worldwide in recent years mainly due to its minimal environmental impact. However, volatility of wind power production causes additional problems to provide reliable electricity to an electrical grid regarding power system operations, power system planning, and wind farm operations. Those problems require appropriate stochastic models for the electricity generation output of wind power. In this study, we review previous literatures for developing the stochastic model for the wind power generation, and propose a systematic procedure for developing a stochastic model. This procedure shows a way to build an ARIMA model of volatile wind power generation using historical data, and we suggest some important considerations. In addition, we apply this procedure into a case study for a wind farm in the Republic of Korea, Shinan wind farm, and shows that our proposed model is helpful for capturing the volatility of wind power generation.

Keywords : Wind Power Production, Stochastic Modeling, Time Series Analysis, Renewable Energy

논문접수일 : 2015년 08월 18일    논문게재확정일 : 2015년 11월 06일

논문수정일 : 2015년 11월 05일

\* 본 연구는 에너지기술개발사업(20143010071570)의 지원을 받아 수행되었으며, 본 연구의 수행에 있어서 신안풍력 발전단지의 발전량 자료를 제공해 주시고 많은 조언을 주신 한국에너지기술연구원 신재생에너지자원센터의 김현구 박사님께 감사의 말을 전합니다.

† 교신저자, dgchoi@postech.ac.kr

## 1. 서론

전 세계적으로 신재생에너지가 전력시장에 빠르게 보급 및 확산되고 있는 추세다. 최근 국제에너지기구(International Energy Agency, IEA)에서 발표한 보고서는 향후 신재생에너지 투자가 빠르게 늘면서 15년 뒤인 2030년에는 신재생에너지가 석탄을 제치고 세계 최대 전력원이 될 것이며, 태양광과 풍력이 가장 큰 기여를 할 것으로 전망하고 있다[15]. 우리나라도 에너지안보 강화, 온실가스 감축, 신성장 동력 육성 등을 고려하여 2012년 3.66%의 신재생에너지 발전량 비중을 2035년까지 13.4%로 확대한다는 계획을 가지고 있으며, 이중 풍력이 30% 이상으로 가장 큰 비중을 차지할 전망이다[3]. 제주 및 서남해 등 대규모 풍력단지의 개발 투자가 확대되어 2035년까지 12.8GW의 풍력발전설비가 보급될 계획이며(2014년 555MW), 이는 2014년 우리나라 총 발전설비 규모가 85.8GW인 것과 비교하면 매우 큰 용량임을 알 수 있다.

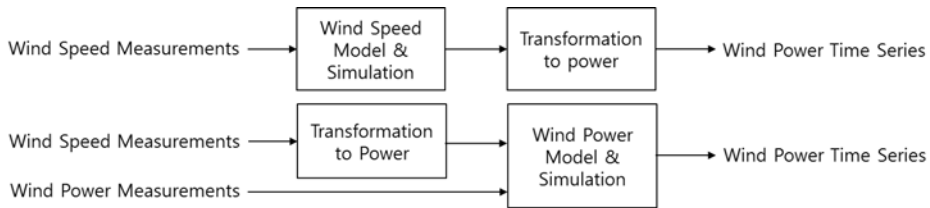
풍력은 발전량이 주로 기상 조건에 의해 결정되어 중앙급전이 불가능하거나 용이하지 않은 간헐성(intermittency)이란 특성을 가지고 있다. 이러한 특성을 지닌 풍력 발전설비가 대용량으로 전력시스템에 도입될 경우, 계통운영(power system operation)이나 수급계획(power system planning)을 위한 기존의 혼합정수 선형계획법(mixed-integer linear programming) 모델링 방식[1]을 활용하기가 어려워진다. 2000년대 중반 이후, 이러한 어려움을 극복하기 위한 풍력의 간헐성을 고려한 추계적 계획법(stochastic programming) 모델링 방법론 개발 연구가 활발히 진행되고 있다[9, 11-13, 18, 21, 25]. 최근에는 이와 같은 전력공급사(electric utility company) 혹은 계통운영사(grid operator) 관점에서의 문제뿐만 아니라, 풍력발전 사업자들 관점에서의 문제들에 관련된 연구들이 활발히 이루어지고 있다. 풍력발전단지의 발전량 패턴, 계통과의 송전용량, 및 도매 전력시장에서의 전력 가격 등을 고려한 풍력발전단지 최적 운영 방법에 관한 연구[16, 27]와

풍력발전 단지와 배터리 등 ESS(energy storage system)와의 연계 의사결정 연구[14, 26, 28]에도 추계적 계획법 모델링 방법론이 활용되고 있다. 이러한 추계적 계획법 모델링 방법론은 풍력의 발전량과 같은 불확실성을 가지는 파라미터들의 추계적 모형(stochastic model)을 요구한다. 하지만, 이러한 많은 연구들이 풍력 발전량의 추계적 모형을 신중하게 도출하지 않고 있다. 최근에는 국내에서도 몇몇 풍력발전단지들이 생겨나고 있는데, 이들 발전단지들의 낮은 기술적 효율성을 극복하기 위하여 실제 측정된 풍속 혹은 발전량 자료의 확보 및 신중한 분석이 강조되고 있다[2, 4].

본 연구에서는 풍력 발전량의 추계적 모형을 도출하는 과정에 관한 이전 연구들을 검토하여 방법론을 체계적으로 정리하고, 전라남도 신안군 비금면 명사십리 해수욕장 인근에 조성되어 2008년 12월부터 상업운전을 시작한 3MW 규모의 신안 풍력발전단지의 2009년 3월부터 2011년 2월까지의 2년간 시간별 발전량 시계열(time series) 자료를 활용하여 해당 풍력발전단지에 적합한 추계적 모형을 제안하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 문헌연구를 통한 풍력 발전량의 추계적 모형 도출 방법론들을 소개하고, 제 3장에서는 본 연구에서 제안 및 활용하고자 하는 방법론을 정리하고자 한다. 제 4장에서는 방법론을 활용한 신안 풍력발전단지 발전량 추계적 모형 추정 사례 연구를 소개하고, 마지막으로 제 5장에서는 본 연구의 결론 및 향후 활용 방안을 제시하고자 한다.

## 2. 문헌연구

풍력 발전량의 추계적 모형에 관한 이전 연구들은 <그림 1>에서와 같이 크게 두 가지 접근 방법으로 분류 될 수 있다. 전통적으로 풍속(wind speed)의 시계열 자료를 추계적 모형화하여 이를 발전량으로 변환하는 방식에 관한 연구들이 수행되어 오고 있으며, 최근에는 발전량 시계열 자료를 바로 추계적 모형화하는 방식을 활용한 연구들이 등장하고 있



〈그림 1〉 풍력 발전량 시계열 자료의 추계적 모형화를 위한 두 가지 접근 방법

다. 비록 본 연구에서 활용하고자 하는 두 번째 접근 방법에서 발전량은 풍력 발전기의 물리적인 최소-최대값이 정해져 있어 이러한 자료는 일반적인 통계 분포를 따르지 않는다는 단점이 있으나, 첫 번째 접근 방법에 비해 모형의 오차가 세계급근으로 줄어드는 장점이 있다[10].<sup>1)</sup> 또한, 실제 발전량 자료는 풍향의 부정합성, 발전기 고장수리 등에 의한 운전정지 등 다양한 변수들이 반영되어 있지만, 풍속 자료를 발전량으로 변환하는 과정에서 이를 반영하기는 쉽지 않다.

1980년대 중반부터 최근까지 첫 번째 접근 방법을 바탕으로 많은 논문 연구들이 수행되어 오고 있고, Aksoy et al.[2] 논문은 풍속을 추계적 모형으로 표현하는 5가지 방법론을 <표 1>과 같이 정리하였다. 몇몇 Markov chain 모형[19, 23] 혹은 Wavelet-based approach[17] 방법론에 기반한 연구들이 수행되었으나, 자기회귀(autoregressive, AR) 모형 방법론에 기반한 연구들이 가장 일반적이다. 초기에는 단순한 AR(1) 혹은 AR(2) 모형을 많이 활용하였으며[4], 최근에는 자기회귀이동평균(autoregressive moving average, ARMA) 모형, 자기회귀누적이동평균(autoregressive integrated moving average, ARIMA) 모형 등 더욱 복잡한 모형들을 활용한 연구들이 수행되고 있다[6, 22, 24]. 2000년대 중반 이후 풍력 발전 설비가 보급됨에 따라, 두 번째 접근 방법을 바탕으로 하는 몇몇 논문들이 발표되었다. Papaefthymiou and Klockl[20]은 풍속 시계열 자료를 발전량 시계열 자료로 변환하고 이를

Markov chain 모형에 활용한 연구를 수행하였고, Chen et al.[10]는 발전량 시계열 자료를 ARIMA 모형에 활용하는 연구를 수행하였다. 본 연구는 발전량 시계열 자료를 활용하여 추계적 모형을 추정하고자 하며, 이는 두 번째 방식으로 분류될 수 있다.

〈표 1〉 풍속을 추계적 모형으로 표현하는 5가지 방법론

- Normal distributed independent random numbers
- Weibull distributed independent random numbers
- Autoregressive models
- Markov chain model
- Wavelet-based approach

### 3. 방법론

본 연구에서는 가장 일반적으로 많이 활용되고 있는 AR 모형의 방법론에 기반하여 추계적 모형을 제안하고자 하며, AR 모형의 발전된 형태인 ARIMA 모형에 활용하고자 한다. 일반적으로 ARIMA(p, d, q) 모형은 아래 식 (1)과 같이 표현된다.

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Z_t = c + (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) e_t \quad (1)$$

여기서,  $Z_t$ 는 시계열 자료,  $e_t$ 는 백색잡음(white noise)( $e_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ),  $p$ 는 AR의 차수,  $d$ 는 차분의 차수,  $q$ 는 MA의 차수를 나타낸다.  $B$ 는 후향연산자(backward operator)로서,  $B^p x_t = x_{t-p}$ 와 같이 표현된다. 따라서, 위 식의  $(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) Z_t$ 는 AR

1) 풍력 발전량은 시동풍속(Cut-in speed)과 정격풍속(Rated speed) 사이에서 풍속의 세계급에 비례한다.

부분이고,  $(1-B)^d Z_t$ 는 차분부분이며,  $(1+\theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)e^e$ 는 MA 부분이다. 이때,  $d$ 와  $q$ 가 모두 0이면, 이는 AR(p) 모형에 해당된다.

일반적으로 비정상적(non-stationary) 및 비정규적(non-Gaussian) 특성을 가진 풍력 발전량 시계열 자료를 적절한 ARIMA 모형으로 추정하기 위해, 다음과 같은 Box-Jenkins의 3단계 모형적합법을 활용할 수 있다. 첫 번째, 모형의 식별(model identification) 단계에서는, 주어진 시계열 자료  $X_t$ 를 분석하여 자료의 비정상성 및 비정규성을 보이고, 이를 정상적 및 정규적 시계열 자료  $Z_t$ 로 변환 한 후, 모형의 차수  $p$ 와  $q$ 를 정하는 것이다. 비록 정상성 및 정규성을 검증하는 방법들이 있으나, 본 연구에서는 대부분의 이전 연구들과 같이  $X_t$ 의 계절 변동성과 경험적 확률밀도함수(empirical probability density function)를 그림으로 보여주는 것으로 이를 대신하고자 한다.

본 연구에서는 일반적인 Box-Jenkins 모형적합법에서 활용하는 Box-Cox의 먹변환(power transformation)을 거친 후 차분법(differencing) 혹은 계절차분법(seasonal differencing)을 적용하는 방법과, Brown et al.[7] 및 Torres et al.[24] 연구에서와 같이 계절성(seasonality)을 제거하는 방법으로는  $X_t$ 를  $Z_t$ 로 변환하는데 한계가 있다고 판단하여, 먹변환 이후 계절성을 제거한 후 차분법을 적용하는 두 방법을 혼합한 방법을 활용하고자 한다. 자료의 정규화를 위하여 로그(log)변환, 제곱근(square root) 등 다양한 형태의 단순 먹변환을 사용하거나, Box-Cox 먹변환을 고려할 수 있다. 최적의 Box-Cox 먹변환을 하는 절차가 있으나 시동풍속제약 등 다양한 요인으로 인해 풍력발전량이 0인 경우가 많고 <그림 5>에서 확인할 수 있듯이 실제 풍력발전량의 분포를 보면 발전량이 0 혹은 최대발전량인 경우가 많기 때문에 단순 먹변환으로 종모양(bell shaped)의 정규분포화 하기는 어렵다. 식 (3)에서와 같이 계절성을 제거하면 정규성을 회복하는 효과가 있으나 계절성 제거 전 먹변환 효과를 최대로

하기 위한 절차는 본 연구의 범위를 벗어난다. 여러 가지 먹변환을 시도한 결과 본 연구에서 활용한 자료에서는 제곱근 변환의 효과가 있음을 확인하였고 별도의 절차 없이 아래 식 (2)와 같이 제곱근 변환을 고려하였다.

$$Y_t = \sqrt{X_t} \quad (2)$$

일반적으로 풍속 혹은 풍력 발전량은 계절별 및 시간별 계절성이 있으며, 이러한 계절성을 제거하기 위하여 식 (3)과 같이 자료 표준화를 수행하겠다.

$$Z_t = (Y_t - \mu_{m,t}) / \sigma_{m,t} \quad (3)$$

이때,  $\mu_{m,t}$ 과  $\sigma_{m,t}$ 는 각각  $m$ 달,  $t$ 시간대에 해당하는 먹변환 자료  $Y_t$ 들의 평균값과 표준편차 값을 나타낸다. 즉, 1월부터 12월까지 매월 시간대별 자료들의 평균 및 분산 값을 계산하고, 각 관측 값이 해당하는 월 및 시간대에 해당하는 값을 바탕으로 시계열 자료  $Y_t$ 를 표준화하는 것이다. 예를 들어, 1월에는 31일이 있으므로, 1월 12시에 해당하는  $\mu_{1,12}$ 와  $\sigma_{1,12}$ 는 31일치의 12시에 해당되는 자료들의 제곱근의 평균 값과 표준편차 값이며, 본 연구에서와 같이 2년치 자료를 활용하는 경우는 총 62일치의 12시에 해당되는 자료를 이용한 값들이다.

표준화된 시계열 자료  $Z_t$ 를 바탕으로, 표본 자기상관함수(sample autocorrelation function, sample ACF)와 표본 부분자기상관함수(sample partial autocorrelation function, sample PACF)의 그림을 그리고, 두 그림을 바탕으로 차분 차수  $d$ 를 결정하고, 아래 식 (4)과 같이 최종적으로 변환된 시계열 자료  $Z'_t$ 를 완성하겠다.

$$Z'_t = (1-B)^d Z_t \quad (4)$$

최종 시계열 자료  $Z'_t$ 는 정상적 및 정규적 특성을 가지며, ARMA 모형으로 추정 될 수 있다.  $Z'$

의 표본자기상관함수와 표본부분자기상관함수를 바탕으로, 아래 <표 2>와 같은 규칙을 통해 ARMA 모형의 차수  $p$ 와  $q$ 를 추정할 수 있다. 이때, 가능한 간단한 모형이 선호되며, 이를 절약성의 법칙 (principle of parsimony)이라고 부른다.

뿐만 아니라, 최적의 ARIMA 모형의 차수를 결정하기 위해서 척도를 사용할 수 있다. 주로 많이 활용되는 척도에는 AIC(Akaike's Information Criterion), AICc(corrected AIC), 그리고 BIC(Bayesian Information criterion)가 있는데[8], 식 (5)~식 (7)과 같다.

$$AIC = -2\log(L) + 2(p+q+k+1) \quad (5)$$

$$AIC_c = AIC + \frac{2(p+q+k+1)(p+q+k+2)}{T-p-q-k-2} \quad (6)$$

$$BIC = AIC + (\log(T) - 2)(p+q+k+1) \quad (7)$$

여기서  $L$ 은 우도함수(likelihood)값이고,  $T$ 는 표본크기이며,  $k$ 값은 식 (1)에서  $c$ 의 값이 0이 아니면 1의 값을 가지며 0이면 0의 값을 가진다. 이러한 척도의 값이 가장 작은 모형을 최적 모형으로 결정할 수 있는 것이다. AICc와 BIC는 AIC 기준으로 모델 선택을 하였을 때의 과적합(overfitting)을 방지하는 효과가 있다. 본 연구에서는 표본의 크기가 커 AICc 값이 AIC 값과 비슷한 값을 가지므로, BIC 값을 척도로 고려하였다.

모형의 식별 과정에서 최적 모형이 선택되면, 이 모형의 계수를 추정하여야 한다. 본 연구에서는 일반적으로 많이 쓰이는 최대우도추정법(maximum likelihood estimation method) 활용하여 모형의 계수를 추정하였다. 다음 단계로 계수 추정으로 완성

된 ARIMA 모형이 수집된 시계열 자료에 적합함을 확인하는 모형의 진단(model diagnostic) 단계를 수행하였다. 표준화 된 시계열 자료  $Z_t$ 와 적합치  $\hat{Z}_t$ 의 차이, 즉 잔차(residual) 계열의 ACF와 PACF 확인을 통해, 잔차 계열이 백색잡음의 성질을 띠는 것을 확인 할 수 있다. 따라서 추정된 ARIMA 모형이 적절한 모형임을 확인하였다.

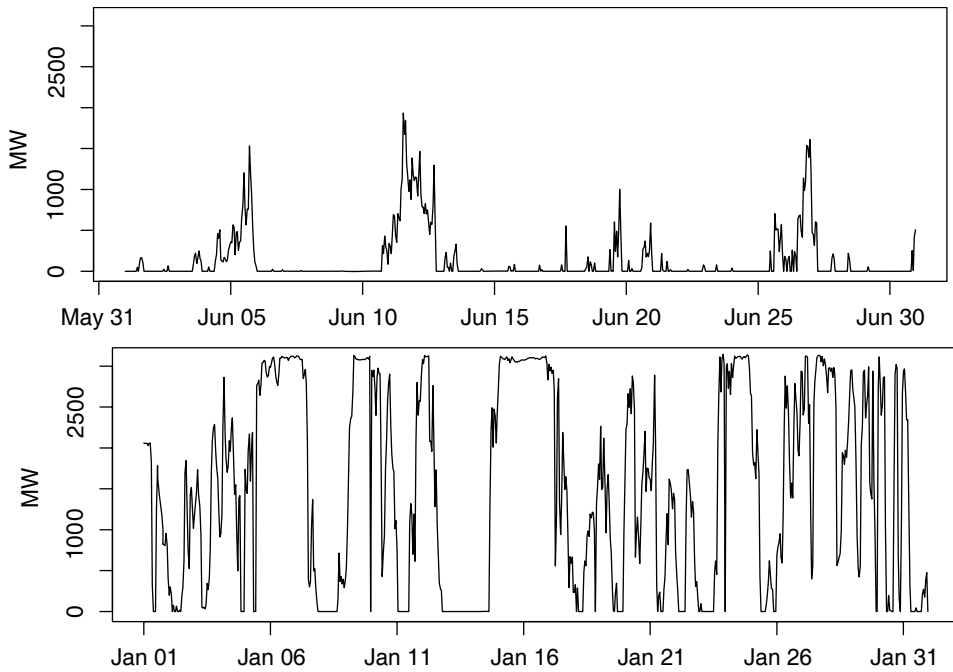
## 4. 사례 연구

### 4.1 모형의 식별

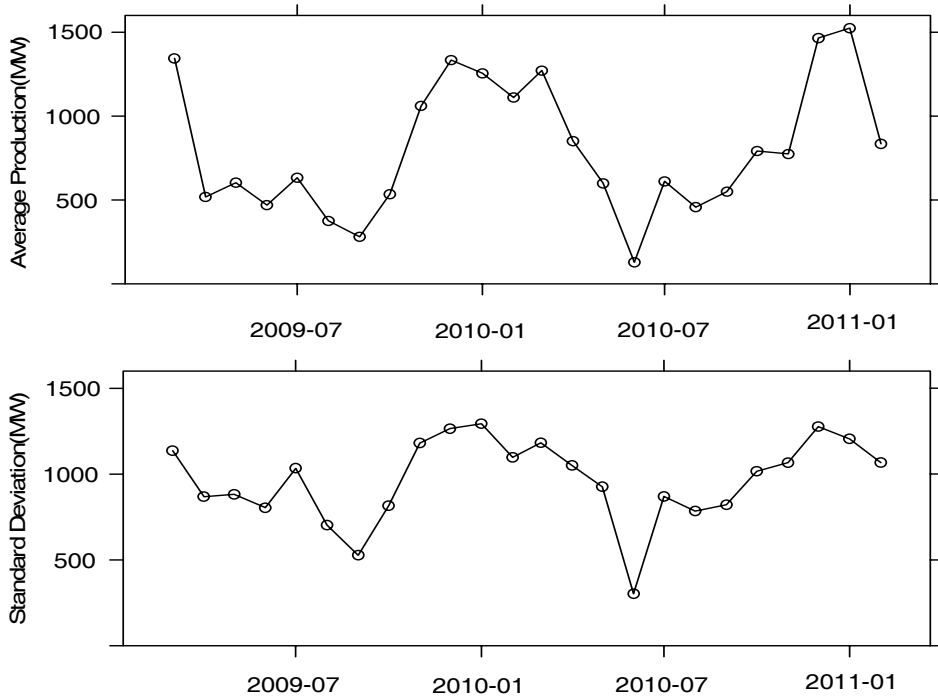
우선, 2009년 3월부터 2011년 2월까지 신안 풍력 발전단지에서 측정된 시간별 발전량 시계열 자료를 분석하여, 자료의 비정상성과 비정규성을 보이고자 한다. 시계열 자료  $X_t$ 를 검토하는 과정을 통해, <그림 2>에서와 같이 특정 시점(예 : 2011년 1월)에는 발전량이 많아 발전량이 0인 구간이 적으나 다른 특정 시점(예 : 2010년 6월)에는 발전이 0인 구간이 상당히 많이 존재하는 것을 발견하였다. 계절적 차이를 분석하기 위해, <그림 3>에서 보여주듯이  $X_t$ 의 월별 평균값과 표준편차 값을 확인하였다. 그 결과 발전량과 발전량의 변동성의 계절성이 있음을 확인하였다. 또한, 각 계절의 시간별 발전량도 <그림 4>에서 보여주듯이 일정한 패턴을 가지고 있는 것으로 파악되었다. 결론적으로, 신안 풍력발전단지의 발전량 시계열 자료,  $X_t$ 는 계절별 및 시간별 요인을 가지는 계절성이 있는 것으로 분석되며, 따라서 비정상적인 자료임을 확인할 수 있다. 또한,  $X_t$ 는 <그림 5>에서와 같은 경험적 확률밀도함수를 가지는 것으로 분석되어, 비정규적인 자료임을 알 수 있다.

<표 2> ACF와 PACF에 따른 ARMA 모형 추정 방법

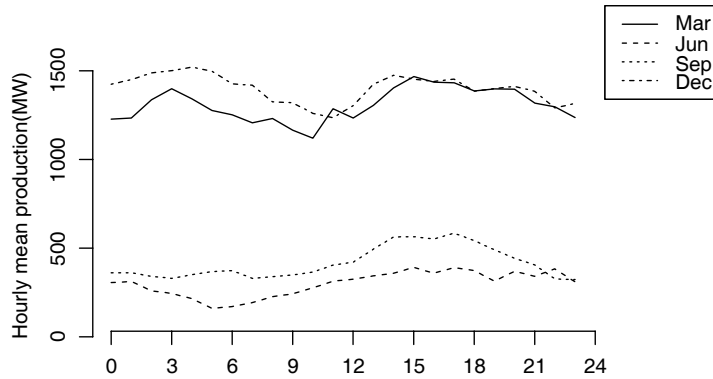
	AR(p)	MA(q)	ARMA(p, q)
ACF	지수함수적 감소 혹은 축퇴하는 사인 곡선	$q+1$ 차부터 절단형	$q+1$ 시점부터 지수함수적 감소 혹은 축퇴하는 사인 곡선
PACF	$p+1$ 차부터 절단형	지수함수적 감소 혹은 축퇴하는 사인 곡선	$p+1$ 시점부터 지수함수적 감소 혹은 축퇴하는 사인 곡선



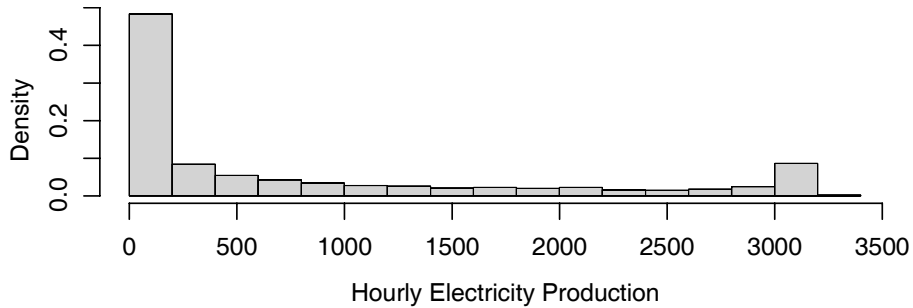
〈그림 2〉 신안풍력발전소 2010년 6월 및 2011년 1월 발전량 시계열 자료



〈그림 3〉 신안풍력발전소 발전량 시계열 자료로부터 산출된 월별 평균 및 표준편차



<그림 4> 3월, 6월, 9월, 12월의 시간별 발전량 평균

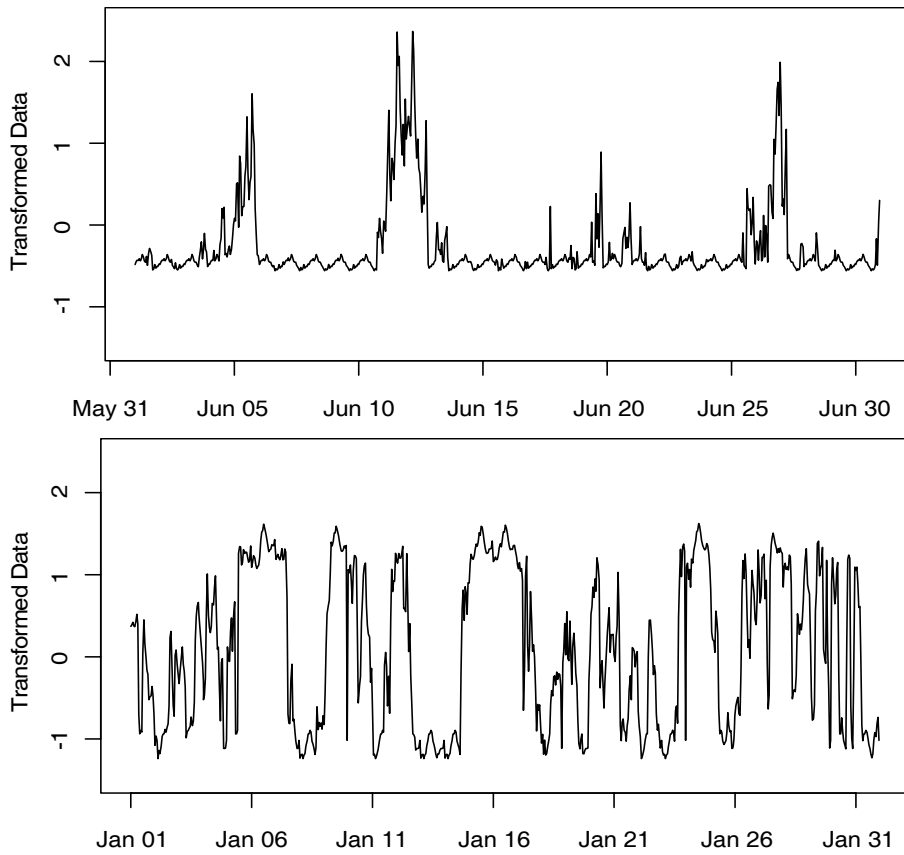


<그림 5> 시간별 발전량의 히스토그램(Histogram)

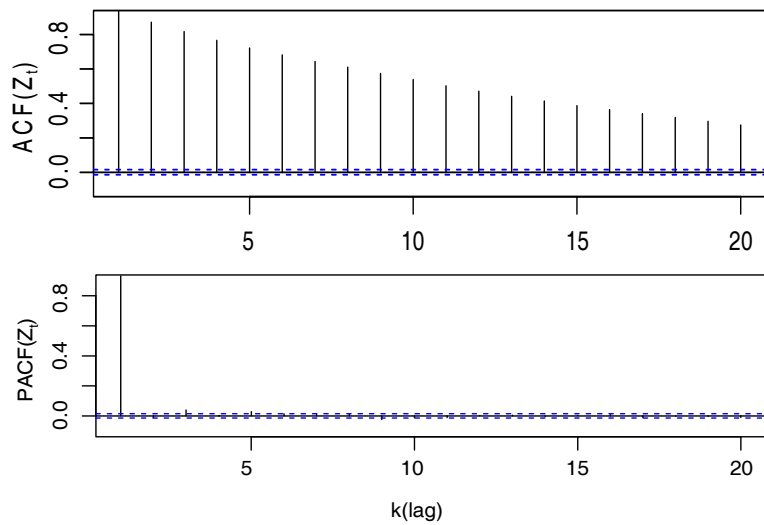
이러한 비정상적 및 비정규적 발전량 시계열 자료  $x_t$ 를, 제 3장에서 소개한 방법으로 정상적 및 정규적 시계열 자료로 변환 할 수 있다. 식 (2)와 같이 제곱근 변환을 수행한 후, 식 (3)과 같은 표준화 과정을 통해  $z_t$ 를 얻었다. <그림 6>에서는 <그림 2>에서 보여주었던 2010년 6월과 2011년 1월 발전량 시계열 자료의 제곱근 변환 및 표준화 후 자료  $z_t$ 를 보여주고 있다. 시계열 자료  $z_t$ 의 차분 차수  $d$ 를 결정하기 위해,  $z_t$ 에 대한 sample ACF와 sample PACF,  $(1-B)z_t = z_t - z_{t-1}$ 에 대한 sample ACF와 sample PACF를 확인하였다. <그림 7>에서 보여주듯이  $z_t$ 에 대한 sample ACF는 지수함수적으로 지속적 감소 추세가 있으며 갑자기 증가하는 부분도 없는 것으로 보아 계절성이 제거된 것으로 보인다. 반면에  $(1-B)z_t$ 의 sample ACF와 sample PACF를 계산한 결과 모든 값들이 거의 0에 가까운 값을 가진다. 따라서

차분을 고려하여 ARIMA 모델을 개발하는 것이 오히려 과적합(overfitting)의 결과를 초래할 가능성이 있다고 판단 할 수 있다. 그리하여, 본 사례 연구에서는 차분 차수  $d$ 를 0으로 설정하는 것이 적합하며, 최종적으로 변환된 시계열 자료  $z_t'$ 는  $z_t$ 와 같다( $z_t' = z_t$ ).

최종적으로 변환된 시계열 자료  $z_t$ 를 바탕으로 ARMA 모형을 추정하기 위해, <표 2>에서의 방법을 <그림 7>의 sample ACF와 sample PACF에 적용하여 차수  $p$ 와  $q$ 를 정의하였다.  $z_t$ 의 sample ACF는 지수함수적으로 지속적 감소 추세에 있으며, sample PACF는  $k(\text{lag})$ 가 2부터 갑자기 0에 가까운 값을 가진다. 이는  $z_t$ 의 적절한 ARMA 모형을 추정하는데 있어, ARMA 모형의 차수  $p$ 와  $q$ 가 각각 1과 0에 해당하는 AR(1) 모형이 가장 적합하다는 것을 의미한다.



<그림 6> 2010년 6월 및 2011년 1월 발전량 시계열 자료의 제곱근 변환 및 표준화 후 자료



<그림 7>  $z_t$ 의 Sample ACF와 Sample PACF



<표 3>  $Z_t$ 에 대한 다양한 ARMA 모형들의 추정 계수와 AIC 및 BIC 척도값

ARIMA(p, d, q)	Estimated Parameters	log(likelihood)	AIC	BIC	Estimated $\sigma^2$ of residuals
ARIMA(1, 0, 0)	$\phi_1 = 0.9335$	-6751.2	13506.5	13522.0	0.1265
ARIMA(0, 0, 1)	$\theta_1 = 0.7882$	-16597.2	33198.3	33213.8	0.3893
ARIMA(0, 1, 0)		-7046.5	14095.1	14102.9	0.1309
ARIMA(1, 1, 0)	$\phi_1 = -0.0227$	-7046.5	14088.0	14103.6	0.1309
ARIMA(1, 0, 1)	$\phi_1 = 0.9318$ $\theta_1 = 0.0127$	-6750.1	13506.2	13529.5	0.1265
ARIMA(1, 0, 2)	$\phi_1 = 0.9878$ $\theta_1 = 0.0062$ $\theta_2 = -0.0427$	-6737.0	13484.1	13522.9	0.1263
ARIMA(2, 0, 0)	$\phi_1 = 0.9436$ $\phi_2 = -0.0109$	-6750.2	13508.4	13539.5	0.1265
ARIMA(2, 0, 1)	$\phi_1 = 0.2521$ $\phi_2 = 0.6331$ $\theta_1 = 0.7016$	-6743.3	13496.4	13535.3	0.1264
ARIMA(2, 0, 2)	$\phi_1 = 0.6650$ $\phi_2 = 0.2632$ $\theta_1 = 0.2891$ $\theta_2 = -0.0364$	-6737.2	13486.7	13533.2	0.1263

#### 4.2 모형의 추정 및 진단

최대우도추정법을 이용하여  $Z_t$ 의 가장 적합한 모형으로 선택된 AR(1) 모형의 계수를 추정하였고, 추정된 모형은 아래 식 (8)과 같다.

$$Z_t = 0.9335 \times Z_{t-1} + e_t \quad (8)$$

이때  $e_t \sim N(\mu, \sigma^2) = N(0, 0.1265)$ 인 정규분포를 따른다.

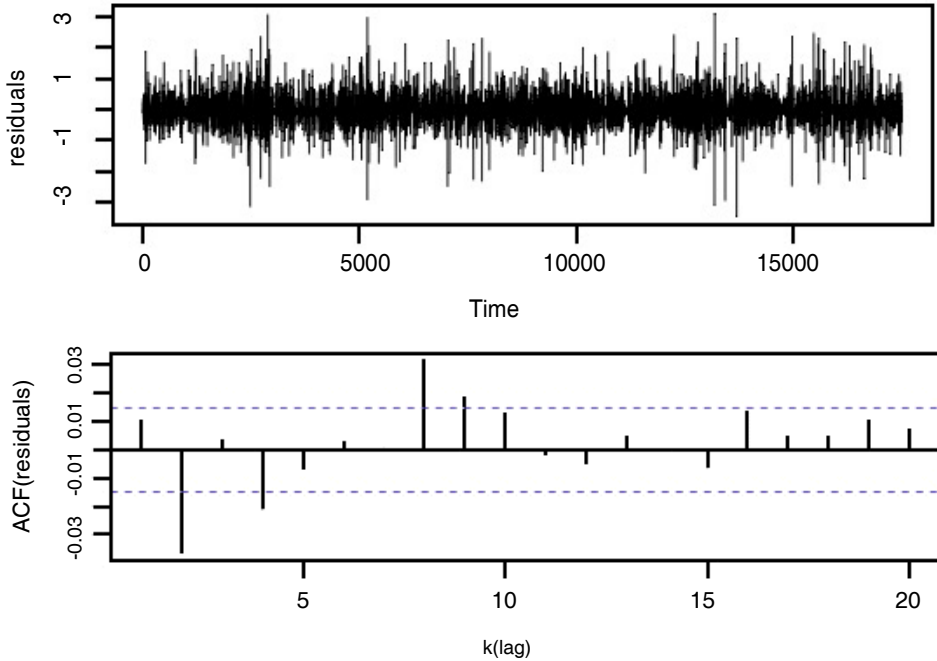
<표 3>은 AR(1) 모형뿐만 아니라, 다른 차수를 가지는 모형들을 기준으로 추정된 계수와 각 모형들의 AIC 및 BIC 값을 보여주고 있다. 이를 통해, 본 연구에서 고려하고자 하는 BIC 척도를 기준으로 가장 적합한 모형은 AR(1)임을 확인 할 수 있다. 즉, 앞서 차분 차수  $d$ 를 1로 설정하였을 경우 추정될 ARMA(0, 1, 0) 모형에 비해서도 AR(1) 모형이 낮은 BIC 척도 값을 가지고 있어, 차분 차수  $d$ 를 0

으로 설정한 것이 적합한 것을 다시 한 번 확인 할 수 있다. 다만, AIC 척도를 기준으로 ARMA(1, 2) 모형이 가장 적합하다고 할 수 있지만, MA부분의 계수들( $\theta_1 = 0.0062, \theta_2 = -0.0427$ )이 아주 작은 값들을 가지고 있어 실제로는 영향력이 크지 않고, 간단한 모형을 선호하는 절약성의 법칙에 따라 AR(1) 모형이 가장 적합한 모형임을 최종적으로 결론 지을 수 있다.

마지막으로 추정된 AR(1) 모형의 잔차 계열의 값들과 ACF를 확인하는 것으로 모형의 진단 단계를 거쳤다. <그림 8>에서 보는 것과 같이, 잔차 계열의 값들은 백색잡음이라고 할 수 있으며 ACF의 값들도 0에 가까운 값들을 가지므로 특별히 다른 차수들에 영향력이 있다고 보기는 어렵다.

#### 4.3 시뮬레이션을 위한 데이터 생성

결정된 AR(1) 모델을 바탕으로 시뮬레이션에 이



〈그림 8〉 추정된 AR(1) 모형의 잔차 계열 값 및 잔차 계열의 ACF

용하기 위하여 데이터를 아래의 단계를 이용하여 생성해 보았다.

Step 1: 추정된 계수의 값들을 이용하여 표준화된 데이터  $Z_t^s$ 를 생성한다.

$$Z_t^s = 0.9335 \times Z_{t-1}^s + e_t^s$$

잔차(residual)  $e_t^s$ 의 값은  $N(\mu, \sigma^2) = N(0, 0.1265)$ 를 따르는 임의의 수로 생성한다.

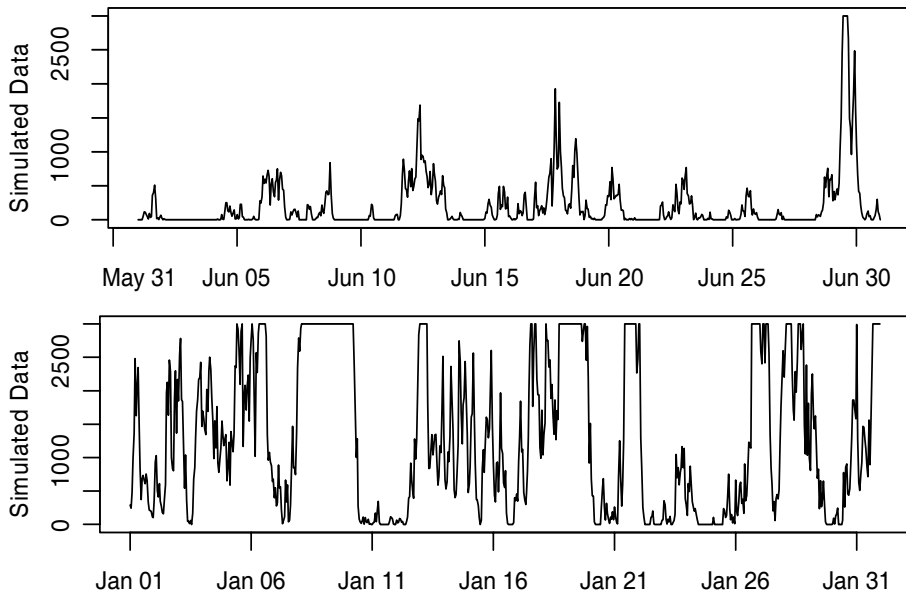
Step 2: 제 4.1장에서 실행된 변환과정을 역으로 실행하기 위해 Step 1에서 생성된 데이터 ( $Z_t^s$ )를 해당되는 월과 시간의 평균( $\mu_{m,t}$ )과 표준편차( $\sigma_{m,t}$ )을 고려하여 다음과 같이 변환한다.

$$Y_t^s = Z_t^s \times \sigma_{m,t} + \mu_{m,t}$$

Step 3:  $Y_t^s$ 의 제곱 변환을 하고 난  $X_t^s$ 가 발전량에 해당한다. 이때, 실제 발전량 자료  $X_t$ 는 발전소의 용량에 따라 최소값과 최대값  $[X_{\min}, X_{\max}]$  범위 내의 숫자들이다. 따라서,  $X_t^s$  또한 최소값과 최대값의 범위 내에서 결정되어야 하며, 이는 다음과 같은 변환 과정을 통해 얻는다.

$$X_t^s = \begin{cases} X_{\max}, & \text{if } X_{\max} > (Y_t^s)^2 \\ X_{\min}, & \text{if } X_{\min} > (Y_t^s)^2 \\ (Y_t^s)^2, & \text{otherwise} \end{cases}$$

신안풍력발전소의 경우 최소 및 최대 발전량은  $[X_{\min}, X_{\max}] = [0, 3000]$ 이다. 위 단계를 이용하여 시물레이션 된 1월과 6월의 발전량 자료를 〈그림 9〉에서 보여주고 있다. 〈그림 2〉와 비교하면 해당 월의 발전량이 비슷한 패턴을 가지고 있는 것을 확인할 수 있다.



〈그림 9〉 1월과 6월의 신안풍력발전소 발전량 시뮬레이션 자료

## 5. 결 론

풍력발전소의 발전량은 바람 세기의 간헐성과 장비의 고장 및 정비와 같이 불확실성이 큰 요인들 때문에 변동성이 매우 크다. 안정적이고 효율적인 전력수급을 위해서는 이러한 발전량의 변동성이 고려된 전력계통 운영계획 및 저장장치 운영계획이 수립되어야 한다. 즉, 정확한 발전량의 예측 정보를 바탕으로 최적화된 장기 및 단기계획이 이루어져야 한다. 따라서 정확한 발전량의 예측 및 모형화는 풍력발전단지의 효율적 운영에 필수적이다. 본 연구에서는 대표적인 시계열 모형인 ARIMA 모형을 기반으로 추계적 모형을 개발하는 절차와 유의점들을 정리하였다. 이때, 일반적으로 활용하는 시계열 자료의 정상화 및 정규화 절차를 풍력 발전량 시계열 자료의 특성에 맞게 적절히 변형하여 제시한 것과, 본 연구에서 제안한 절차를 국내 신안 풍력발전단지에서 관측된 실제 발전량 시계열 자료 분석에 활용하였다는 것에 본 연구의 의의가 있다.

신안 풍력발전단지의 발전량 자료의 불확실성을 이해하기 위해서, 시간별 및 계절별 계절적 요인들

이 발전량의 변동성에 영향을 미치는 것을 파악하였다. 뿐만 아니라, 적절한 시계열 모형을 개발하기 위해서 비정상적 및 비정규적인 특성을 갖는 발전량 자료를 정상적 및 정규적 특성을 가지는 자료로 변환하는 과정이 필요하였다. 마지막으로, 변환된 발전량 데이터를 모델링 하기 위해 절약성의 법칙 및 다양한 척도를 기준으로 ARIMA 모형의 다양한 차수들을 실험한 결과, AR(1) 모형이 신안풍력단지의 발전량 추계적 모형으로서 적합함을 보였다. 본 연구에서 제안된 풍력 발전량 자료를 모형화 하는 과정은 신안 풍력발전단지뿐만 아니라 다른 풍력발전단지의 발전량을 예측 및 모형화 하는데 이용될 수 있으며, 개발된 모형은 풍력발전단지를 포함한 전력시스템을 효율적으로 구축하는 과정에서 발생하는 다양한 문제를 해결하는데 활용될 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] 김세헌, “전력산업에서의 경영과학의 응용”, 『경영과학의 응용』, 제1권, 제1호(1984), pp.17-25.

- [2] 김영경, 장병만, “풍력발전사업 에너지 생산량 산정 오차가 사업성지표에 미치는 영향 및 AHP를 이용한 중요인자 분석”, 『경영과학회지』, 제30권, 제2호(2013), pp.1-10.
- [3] 산업통상자원부, 제4차 신재생에너지 기본계획, 2014.
- [4] 이중우, 고흥근, 이기광, “발전용량 및 풍속에 따른 국내 풍력 발전단지의 효율성 분석”, 『경영과학』, 제30권, 제2호(2013), pp.97-106.
- [5] Aksoy, H., Z.F. Toprak, A. Aytekin, N.E. Unal, “Stochastic generation of hourly mean wind speed data,” *Renewable Energy*, Vol.29, No.14 (2004), pp.2111-2131.
- [6] Billinton, R., H. Chen, and R. Ghajar, “Time-series models for reliability evaluation of power systems including wind energy,” *Microelectronic Reliability*, Vol.36, No.9(1996), pp.1253-1261.
- [7] Brown, B.G., R.W. Katz, and A.H. Murphy, “Time Series Models to Simulate and Forecast Wind Speed and Wind Power,” *Journal of Climate and Applied Meteorology*, Vol.23 (1984), pp.1184-1195.
- [8] Box, G.E.P., G.M. Jenkins, and G.G. Reinsel, *Time Series Analysis : Forecasting and Control*, 3<sup>rd</sup> ed. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1994.
- [9] Cerisola S., A. Baillo, J.M. Fernandez-Lopez, A. Ramos, and R. Gollmer, “Stochastic Power Generation Unit Commitment in Electricity Markets : A Novel Formulation and a Comparison of Solution Methods,” *Operations Research*, Vol.57, No.1(2009), pp.32-46.
- [10] Chen, P., T. Pedersen, B. Bak-Jensen, and Z. Chen, “ARIMA-Based Time Series Model of Stochastic Wind Power Generation,” *IEEE Transaction on power systems*, Vol.25, No.2 (2010) pp.667-676.
- [11] Chen, P., P. Siano, B. Bak-Jensen, and Z. Chen, “Stochastic Optimization of Wind Turbine Power Factor Using Stochastic Model of Wind Power,” *IEEE Transaction on sustainable energy*, Vol.1, No.1(2010), pp.19-29.
- [12] Constantinescu, E.M., V.M. Zavala, M. Rocklin, S. Lee, and M. Anitescu, “A Computational Framework for Uncertainty Quantification and Stochastic Optimization in Unit Commitment with Wind Power Generation,” *IEEE Transaction on power systems*, Vol.26, No.1(2011), pp.431-441.
- [13] Ehrenmann, A. and Y. Smeers, “Generation Capacity Expansion in a Risky Environment : A Stochastic Equilibrium Analysis,” *Operations Research*, Vol.59, No.6(2011), pp.1332-1346.
- [14] Harsha, P. and M. Dehleh, “Optimal Management and Sizing of Energy Storage Under Dynamic Pricing for the Efficient Integration of Renewable Energy,” *IEEE Transaction on power systems*, Vol.30, No.3(2015), pp.1164-1182.
- [15] IEA, *World Energy Outlook Special Report : Energy and Climate Change*, Technical Report, International Energy Agency, 2015.
- [16] Kim, J.H. and W.B. Powell, “Optimal energy commitments with storage and intermittent supply,” *Operations Research*, Vol.59, No.6 (2011), pp.1347-1360.
- [17] Kitagawa, T. and T. Nomura, “A wavelet-based method to generate artificial wind fluctuation data,” *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, Vol.91, No.7(2003), pp.943-964.
- [18] Meibom, P., R. Barth, B. Hasche, H. Brand, C. Weber, and M. O'Malley, “Stochastic Optimization Model to Study the Operational

- Impacts of High Wind Penetrations in Ireland," *IEEE Transaction on power systems*, Vol.26, No.3(2011), pp.1367-1379.
- [19] Negra, N.B., O. Holmstrom, B. Bak-Jensen, and P. Sorensen, "Model of a synthetic wind speed time series generator," *Wind Energy*, Vol.11, No.2(2008), pp.193-209.
- [20] Papaefthymiou, G. and B. Klockl, "MCMC for wind power simulation," *IEEE Transaction on Energy Conversion*, Vol.23, No.1 (2008), pp.234-240.
- [21] Papavasiliou, A. and S.S. Oren, "Multiarea Stochastic Unit Commitment for High Wind Penetration in a Transmission Constrained Network," *Operations Research*, Vol.61, No.3 (2013), pp.578-592.
- [22] Papavasiliou, A., S.S. Oren, and I. Aravena, "Stochastic modeling of multi-area wind power production," *Proceeding in IEEE 48<sup>th</sup> Hawaii International Conference on System Sciences*, (2015), pp.2616-2626.
- [23] Shamshad, A., M.A. Bawadi, W.M.A. Wan Hussin, T.A. Majid, and S.A.M. Sanusi, "First and Second order Markov Chain models for synthetic generation of wind speed time series," *Energy*, Vol.30, No.5(2005), pp. 693-708.
- [24] Torres, J.L., A. Garcia, M. De Blas, and A. De Francisco, "Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in Navarre (Spain)," *Solar Energy*, Vol.79, No.1(2005), pp.65-77.
- [25] Tuohy, A., P. Meibom, E. Denny, and M. O'Malley, "Unit Commitment for Systems with High Wind Penetration," *IEEE Transaction on power systems*, Vol.24, No.2(2008), pp.592-601.
- [26] Worgin, S. and D.F. Gayme, "Optimizing Storage Siting, Sizing, and Technology Portfolios in Transmission Constrained Networks," *IEEE Transaction on power systems*, Vol.PP, No.99(2014), pp.1-10.
- [27] Wu, O.Q. and R. Kapuscinski, "Curtailling Intermittent Generation in Electrical Systems," *Manufacturing and Service Operations Management*, Vol.15, No.4(2013), pp. 578-595.
- [28] Zhou, Y., A. Scheller-Wolf, N. Secomandi, and S. Smith, "Managing Wind-based Electricity Generation in the Presence of Storage and Transmission Capacity," 2014, Available at SSRN : <http://ssrn.com/abstract=1962414> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1962414>.