

부하예측 및 태양광 발전예측을 통한 ESS 운영방안(Guide-line) 연구

이기현¹, 곽경일², 채우리³, 고진덕³, 이주연^{4*}

¹아주대학교 산업공학과 박사과정, ²아주대학교 산업공학과 석사과정

³아주대학교 산업공학과 석박통합과정, ⁴아주대학교 산업공학과 교수

Through load prediction and solar power generation prediction ESS operation plan(Guide-line) study

Gi-Hyun Lee¹, Gyung-il Kwak², U-ri Chae³, Jin-Deuk KO³, Joo-Yeoun Lee^{4*}

¹Doctor Course, ²Master Course, ³Integrated PhD program,

⁴Professor Department of Industrial Engineering, Ajou University

요약 에너지 패러다임이 격변하는 시점에서 ESS는 전력부족 및 전력수요관리의 해소와 재생에너지의 증진에 필수적인 요건이다. 이에 본 논문에서는 부하 및 태양광 발전 예측량을 통하여 비용효과적인 ESS Peak-Shaving 운영방안을 제안한다. ESS 운영방안을 위해 통계적 척도인 RMS를 통해 부하 및 태양광 발전 예측하였으며 예측된 부하 및 태양광 발전량을 통해 한 시간 단위의 목표 부하 절감량 Guide-line을 설정하였다. 대상 수용가의 1년 실데이터를 활용한 부하 및 태양광 발전 예측 시뮬레이션으로 2019년 5월 6일 ~ 10일의 부하 및 태양광 발전량을 예측 하였으며 시간별 Guide-line을 설정하였다. 부하 예측 평균오차율은 7.12%였으며, 태양광 발전량 예측 평균오차율은 10.57%를 나타냈다. ESS 운영방안을 통한 시간별 Guide-line 제시를 통해 수용가의 Peak-shaving 최대화에 기여하였음을 확인하였다. 본 논문의 결과를 통해 태양광과 연계하여 화석에너지로 발생하는 환경적인 영향을 최소화하며 신재생에너지를 최대 활용하여 에너지 문제를 줄일 수 있다고 기대한다.

주제어 : ESS, RMS, 부하예측, 태양광 발전량 예측, ESS 운영방안

Abstract ESS is an essential requirement for resolving power shortages and power demand management and promoting renewable energy at a time when the energy paradigm changes. In this paper, we propose a cost-effective ESS Peak-Shaving operation plan through load and solar power generation forecast. For the ESS operation plan, electric load and solar power generation were predicted through RMS, which is a statistical measure, and a target load reduction guideline for one hour was set through the predicted electric load and solar power generation amount. The load and solar power generation amount from May 6th to 10th, 2019 was predicted by simulation of load and photovoltaic power generation using real data of the target customer for one year, and an hourly guideline was set. The average error rate for predicting load was 7.12%, and the average error rate for predicting solar power generation amount was 10.57%. Through the ESS operation plan, it was confirmed that the hourly guide-line suggested in this paper contributed to the peak-shaving maximization of customers. Through the results of this paper, it is expected that future energy problems can be reduced by minimizing environmental problems caused by fossil energy in connection with solar power and utilizing new and renewable energy to the maximum.

Key Words : ESS, RMS, Load Prediction, Solar Power Generation Forecast, ESS Operation Plan

*This paper was prepared based on the first author's master thesis in Ajou University

*Corresponding Author : Joo-yeoun Lee(jooyeoun325@ajou.ac.kr)

Following are results of a study on the "Leaders in INdustry-university Cooperation +" Project, supported by the Ministry of Education and National Research Foundation of Korea & This is a result of research carried out by the Ministry of Commerce, Industry and Energy and the Korea Industrial Technology Development Agency (N0001083)

Received September 14, 2020

Revised October 6, 2020

Accepted December 20, 2020

Published December 28, 2020

1. 서론

산업의 고도화에 따라 전 세계적으로 전력사용량이 늘어나는 추세이며, 전력을 생산하는 주축인 화석연료의 소비가 급증하고 있다. 이에 에너지원의 고갈과 지구 온난화의 핵심이 되는 온실가스의 배출 문제를 해결하기 위한 청정에너지원인 신재생에너지 발전의 관심이 높아지고 있으며 지구온난화 방지를 위해 전 세계적인 논의 및 협약이 이루어지고 있다[1].

우리나라는 온실가스 배출량이 세계 10위 수준으로 많은 배출을 하고 있었지만 교토의 정서에서는 감축의무를 갖지 않았었다. 그러나 온실가스 감축에 관한 국제적인 압력으로 파리기후변화협약에서 2030년을 목표로 중국가 배출량 전망치 대비 37%의 온실가스를 감축하겠다는 내용을 제출하였다.[2] 이에 정부는 온실가스 방지를 위하여 태양광 에너지, 풍력 에너지 등 다양한 재생에너지를 도입하고 에너지저장장치 (Energy Storage System, ESS)를 연계하여 환경문제를 해결하고자 많은 노력을 하고 있다[3].

위와 같이 에너지 패러다임이 격변하는 시점에서 ESS는 전력부족 및 전력수요관리의 해소와 재생에너지의 증진에 필수 요건으로 자리 잡고 있다. 잉여전력을 저장했다가 전력망에 연계하여 전기를 방전해줌으로 다양한 분야에서 활용될 수 있으며 수용가가 원하는 목적대로 다양한 전기 운전모드가 가능하다.[4]

온실가스의 주요원인인 화석원료를 지양하고자 재생에너지의 사용 증대와 ESS를 통한 수용가 부하 절감이 실현되기 위하여 부하 및 태양광 발전 예측을 통한 최적의 운영방안을 제시하는 연구가 요구 되고 있다. 하지만 기존의 연구들은 ESS를 운영하기에 도움이 되는 부하예측과 태양광 발전 예측에 대한 개별적 연구로 지속적으로 이루어졌으며 부하예측과 태양광 발전 예측을 함께 어우르는 ESS 운영방안의 연구는 상대적으로 활발하게 이루어지지 않고 있다.

따라서 본 논문에서는 ESS를 활용하여 수용가의 전력 피크를 감소시키기 위한 제어방안을 제시하고자 한다. 피크제어를 위한 에너지는 태양광으로부터 발전된 에너지를 활용하는 것을 전제로 하며 ESS 운영방안에 따라 계통으로부터 오는 에너지에 대한 기여를 낮춤으로 신재생에너지의 기여도를 높이고 그 효과를 통한 운영방안 시뮬레이션으로 확인하고자 한다.

2. 선행연구

2.1 부하예측

부하예측모델에 사용되는 기법은 시대에 따라 다양하게 연구되어왔다. 1960년대 안정적인 전력계통 운영을 위한 지수평활법을 기점으로 최근 에너지의 효율적 운용을 위한 중·소규모의 부하예측이 이루어지고 있으며 회기분석모델, 인공지능형기법, 시계열기법, 데이터 마이닝 기법이 대표적인 모델들로 분류되어 연구되어오고 있다. Singh et al.(2017)은 한 지역의 시간별 기온, 습도, 부하량을 신경회로망기법(ANN)을 통하여 학습시켜 단기 부하예측을 하였으며 주중과 주말의 부하사용량이 다름에 착안하여 주중과 주말을 따로 학습시켜 연구하였다 [5]. Wang et al.(2017)은 습도와 기온과 같이 부하에 영향을 줄 수 있는 요인을 부하를 퍼지군집화와 뉴럴네트워크를 통하여 부하예측 연구하였다[6]. Park et al.(2014)은 과거의 부하량과 예측 부하량의 상관계수를 통하여 유사도 거리를 구하고 계층적 군집분석으로 부하예측을 연구 하였다.[7]

2.2 태양광발전량 예측

태양광 발전량 예측 연구는 기상정보 데이터를 사용한 방법론이 주로 연구 되어왔으며 현재의 태양광발전량의 과거의 태양광 발전량과 높은 상관관계를 가진 사실에 근거하고 있다. 대표적인 예측기법으로써 시계열분석기법, 데이터마이닝기법, 인공지능형기법이 사용되고 있다. Colak et al.(2015)은 태양복사열을 시간 주기별로 ARMA와 ARIMA 방법론을 통한 태양광 발전 예측을 하였다[8]. Li et al.(2013)은 보다 정확한 태양광 발전량 예측을 위하여 기후정보도 외부 변수로 고려할 수 있는 외부 입력에 따른 자기회귀 이동 평균 출력 예측기법 (Autoregressive Moving Average with eXogeneous inputs, ARMAX)을 통하여, 태양광 발전량을 예측하였으며, 기존의 외부변수를 고려하지 못하는 ARIMA와 비교 적용시 예측률이 향상된 것을 확인하였다.[9] Detyniecki et al.(2012)은 기상정보와 디지털 출력 핀을 이용하여 얻은 태양 전지판을 정보를 Fuzzy Decision Tree의 분석기법으로 태양광 발전량 예측을 하였다[10]. Pan and Tan(2019)는 태양광 발전 데이터를 기반으로 K-means를 통하여 군집화 후 랜덤 포레스트에 따른 가중치를 얻었으며, 앙상블 예측모델로 태양광 발전량을 예측하였다[11]. Lee et al.(2017)은 태양광 발

전량을 선형회귀분석, 인공신경망(ANN), 가우시안과정 회귀모형으로 예측률을 비교 분석과 현장실증 통하여 검증하였다[12]. Lee and Kim(2019)은 기후 및 계절정보를 이용한 태양광 발전량 예측을 위해 심층신경망(Deep Neural Network, DNN)기법을 사용하였으며 시계열 기법인 ARIMA와 인공지능 기법인 ANN과 예측률을 비교하였을 때 DNN 예측기법이 가장 예측률이 높은 것을 확인하였다[13].

2.3 Peak-Shaving 운영방안

ESS 운영방안 중 하나인 Peak-shaving은 부하를 평준화하며 최대전력을 저감시키는 목적을 갖고 연구되고 있다. Kim et al.(2017)은 시계열 예측 기법 중 하나인 단순 이동평균방법을 통하여 전력수요를 예측하였으며 ESS의 충·방전량의 계절별 패턴을 통한 운영방안을 연구하였다[14]. Lim et al.(2012)은 0시 ~ 6시 심야전력 충전, 06시 ~ 13시 태양광 발전 및 SOC에서 부족한 전력을 계통에서 충전 13시 ~ 17시 배터리와 부하로 Peak-Shaving 실시 17시 ~ 20시 방전된 배터리를 PV 충전 및 완충시 계통으로 전달 20시 ~ 24시 부족 배터리를 계통전력을 이용한 충전과 같이 5개의 스케줄링 모드를 사용하여 Peak-Shaving을 연구하였다[15]. Lee and Jung(2017)은 자기회귀모델과 이동평균모형을 응용한 초단기 부하예측 모델을 개발하여 단기 부하예측과 태양광발전을 예측하였으며 개발한 ESS 충·방전 스케줄링 알고리즘을 실제데이터를 통하여 검증하였다[16]. Park et al.(2019)은 SOC 용량과 익일 날씨예보를 통한 충방전 로직을 개발하여 수용가의 운영방안을 연구하였다.[17]

3. ESS 운영을 위한 알고리즘

본 논문의 ESS 운영을 위한 알고리즘은 부하예측과 태양광 발전예측 알고리즘을 제안하고 예측된 태양광 발전량의 변동에 따른 적절한 피크전력의 절감량을 가이드 해줌으로써 ESS의 운영을 최적으로 제안 한다. 앞선 선행연구에서 부하예측, 태양광 발전량의 분석 모델들을 살펴본 바와 같이 부하예측은 예측 대상이 되는 날짜의 요일, 계절, 특수일의 여부의 따라 고유한 특성을 나타낸다. 태양광 발전량 예측은 시간에 따른 일사량, 기온 등과 같은 다양한 매개변수가 존재하기 때문에 모든 날짜의 예측에 적합한 유일한 접근법은 존재하지 않는다. 또한 인

공지능 기법과 같은 예측모델을 사용하면 예측의 정확도가 높아져 ESS의 운전 신뢰성이 높아질 수 있지만 ESS 시스템을 구성하는 하위 컴포넌트에서 추가적인 투자와 구성해야하는 시스템이 필요하게 되어 비용 효과적으로 극대화 될 수는 없다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하고자 비용 가치적 차원에서 접근하여 ESS 시스템의 단순화하기 위해 통계적 척도를 통한 예측 방법론을 적용하였다. Peak-Shaving 운영방안에서는 부하&태양광 발전량 예측 알고리즘을 통한 예측데이터로 Peak-Shaving을 위한 한 시간 단위의 유동적인 Guide-Line을 제시한다.

3.1 부하 예측 알고리즘

부하예측 알고리즘은 비용의 효과성과 예측 정확성 두 가지의 효율을 얻기 위하여 통계적 척도를 통한 예측 방법론을 제안한다. 앞서 수용가의 부하 패턴의 안정성을 파악하기 위하여 ADF(Augmented Dickey-Fuller)검정을 통해 부하간의 패턴이 안정성이 있다는 것을 확인한다. ADF 검정의 식은 다음과 같다.

$$\nabla Y_t = \alpha + \beta + \gamma Y_{t-1} + A_1 \nabla Y_{t-1} + \dots + A_p \nabla Y_{t-p} + et \quad (1)$$

검증을 통하여 부하간의 특징이 시계열적으로 안정되어 있음을 확인 할 수 있으며 이는 특정날짜간의 부하패턴의 간극이 유의미한 것이라 해석할 수 있다. 비교 대상이 되는 두 날의 변화하는 값의 크기에 대한 통계적 척도인 제곱평균제곱근(Root Mean Square, RMS)을 통하여 과거 데이터와의 최대의 유사도를 나타내는 최소간극으로 부하예측을 한다.

특정한 두 날짜의 전력부하에 대하여 최소간극을 고려하기 위하여 RMS를 적용하며 예측에 사용되는 부하 데이터는 예측하고자 하는 날의 1년 전까지의 부하데이터를 15분 단위로 사용한다.

특정한 두 날짜 x 와 y 의 제곱평균제곱근의 식은 다음과 같이 정의된다.

$$x_s = \sqrt{\frac{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_{96} - y_{96})^2}{96}} \quad (2)$$

x_i 은 예측하고자하는 날의 15분 단위 부하 값이며 y_i 은 과거 특정한 날의 15분 단위 부하 값이다. RMS 결과 값이 높으면 15분 단위 부하 예측량과 과거의 15분 단위 부하 예측 값의 통계적 척도가 높다는 것을 의미하며 과거데이터와 예측값의 간극이 최소가 된다는 특성을 갖는다. RMS의 적용 알고리즘의 순서도는 Fig.1과 같다.

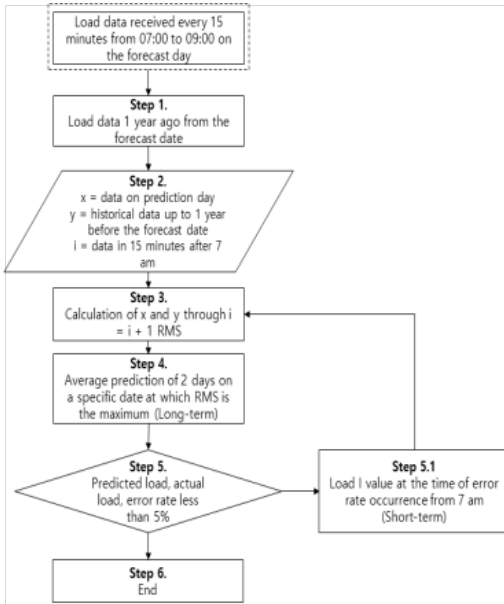


Fig. 1. RMS Flow Chart

부하예측 알고리즘을 통하여 예측한 시물레이션의 성능평가를 위하여 부하예측 성능평가에 주로 사용되는 절대평균백분율오차(Mean Absolute Percent Error, MAPE)를 사용하여 오차율을 확인한다. MAPE의 식은 다음과 같다

$$MAPE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t}{y_t} - 1 \right| \quad (3)$$

3.2 태양광 발전량 예측 알고리즘

태양광 발전량 예측 알고리즘은 부하예측 알고리즘과 동일하게 예측하고자 하는 날을 기준으로 예측하기 위해 사용될 과거 데이터를 모두 각각 비교하여 예측하고자 하는 날과 차이가 가장 적은 데이터를 선별하여 태양광 발전을 예측한다. 이러한 방법론은 수용가의 특색에 맞는 일자별 분리(근무일, 공휴일, 특수일 등)를 하지 않기 때문에 시스템의 단순화를 가질 수 있으며 단기 예측 구현에 따라 ESS 운영에 탄력성을 가질 수 있다.

태양광 발전 예측 알고리즘은 예측하고자 하는 날과 과거 데이터에 대해서 최소간극을 고려하기 위해 RMS를 적용하였으며 전력 공급량 데이터는 오전 7시부터 시작하여 1시간 단위로 하루 총 24개의 데이터를 사용한다. 두 날을 x, y로 설정하여 적용한 RMS 식은 다음과 같이 정의된다.

$$x_s = \sqrt{\frac{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_{24} - y_{24})^2}{24}} \quad (4)$$

x_n 는 예측하고자 하는 날이며, y_n 는 과거의 특정한 날이다. RMS의 결과 값이 최대가 될수록 예측하고자 하는 날과 과거의 특정한 날이 서로 유사하다는 것을 의미한다. 부하예측 알고리즘과 동일한 순서를 가지며 다른 시간 구분을 갖는다. 태양광 발전 알고리즘의 순서도는 Fig. 2와 같다.

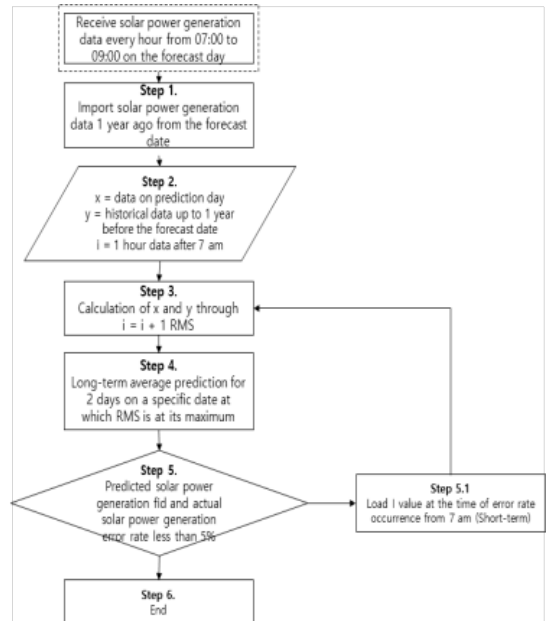


Fig. 2. RMS Flow Chart

3.3 Peak-Shaving 운영방안

본 논문에서 제안하는 ESS Peak-Shaving 운영방안은 시간당 부하 목표 절감량 Guide-line을 설정하고 수용가의 계통으로부터 오는 에너지에 대한 기여를 낮추어 신재생에너지의 활용을 최대화한다.

ESS Peak-Shaving 운영방안이 적용되는 시간은 첨두부하 요금제가 적용되는 09시부터 시작하며 대상 수용가의 전력 수요량이 급감하는 23시까지 적용한다. Peak-Shaving을 위한 운영방안 순서도는 다음 Fig.3과 같다.

ESS 운영방안의 첫 번째 단계에서는 Peak-Shaving 운영방안에 필요한 변수들을 정의한다. x 는 1시간 단위

의 부하 예측 데이터, y 는 1시간 단위 태양광 발전 예측 데이터, z 는 태양광 발전된 에너지가 직접 수용가 부하를 절감한 태양광 발전량, w 는 ESS 총방전량, r 은 부하 예상 절감량이다. 두 번째 단계에서는 Peak-Shaving 운영시간과 PCS 용량을 고려하여 z 값을 설정하며, 세 번째 단계에서는 Peak-Shaving 운영시간과 z 값을 고려하여 w 값을 설정한다. 네 번째 단계에서는 앞서 설정한 z 와 w 를 통해 r 값을 설정하며 다섯 번째 단계에서는 x 와 r 값을 통하여 부하 목표 절감량을 설정한다. 그 후 부하 및 태양광 예측데이터가 실제데이터와 오차율 5% 이상 발생시 다시 1단계로 이동해 순서에 맞게 수행한다.

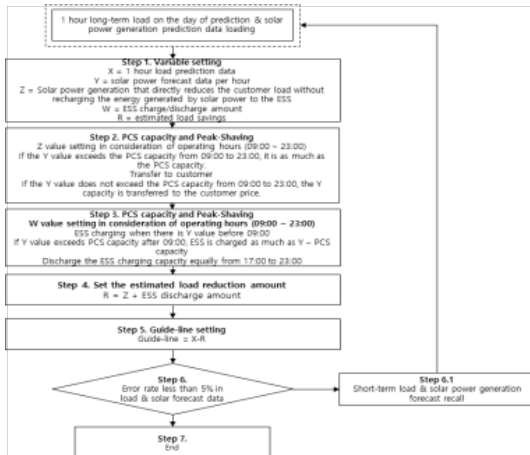


Fig. 3. ESS Operation Plan

4. 실데이터를 활용한 사례연구

4.1 부하예측 알고리즘 시물레이션

부하예측 알고리즘 시물레이션을 위해 광주 소재에 있는 H사의 2018년 7월 1일부터 2019년 6월 31일까지 1년간의 부하 데이터를 사용했다. 부하데이터의 구성은 전력요금 산정의 기준이 되는 15분 단위로 하여 0:15분부터 24:00까지 하루 총 96개의 구분이 이루어진다.

부하예측 알고리즘은 통계적 척도인 RMS를 통하여 부하예측을 했다. 통계적 방법론을 사용하기 위하여 대상 부하의 수요의 특성과 부하의 안정성을 파악했다. Fig.4와 같이 일주일간 시간대별 수요 특성을 확인해 평일인 월요일부터 금요일까지 부하패턴의 차이가 크지 않은 것을 확인할 수 있다. 단기적으로 확인하였을 때 부하패턴

의 변화가 적은 것을 확인하였지만 1년간의 장기간으로 부하패턴을 확인하였을 때 Fig.4와 같이 부하패턴의 변화가 적은지 확인하기 위하여 프로그램 언어 중 하나인 Python을 통하여 ADF 검정을 실행하였다.

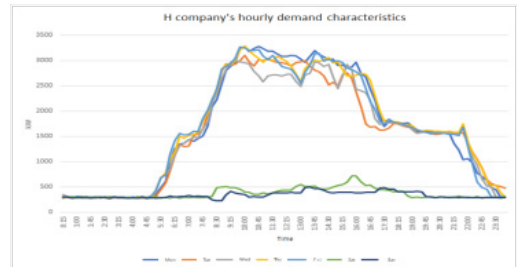


Fig. 4. Demand characteristics by time of target customer load

Fig.5는 ADF 검정을 위하여 대상 수용가인 H사의 1년간 부하 사용량에 따른 그래프이며 Fig.6은 ADF 검정 결과 P-Value = 0으로 시계열적으로 부하간의 패턴이 안정되어 있는 것을 알 수 있다. 이는 RMS 예측 방법론을 통하여 예측하고 자하는 날과 유사한 과거의 부하패턴으로 부하예측이 가능함을 확인할 수 있다.

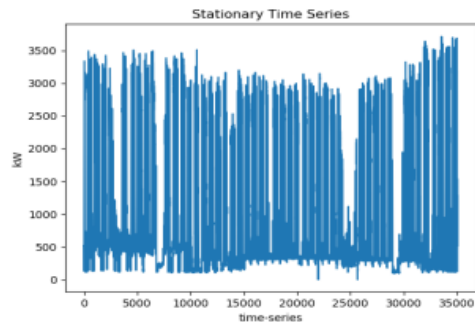


Fig. 5. Electricity demand for one year by target customer

```
Augmented Dickey-Fuller Test Results:
ADF Test Statistic      -20.059994
P-Value                 0.000000
# Lags Used             52.000000
# Observations Used    34987.000000
Critical Value (1%)    -3.430537
Critical Value (5%)   -2.861623
Critical Value (10%)  -2.566814
dtype: float64
Is the time series stationary? True
```

Fig. 6. ADF test for electric power demand for one year of target customer

실데이터를 활용한 부하예측 시뮬레이션을 하기 위하여 2019년도 5월 6일부터 5월 10일까지 평일 5일의 부하데이터를 예측하여 비교 분석을 하였다. 다음 Fig. 7을 확인하면 부하예측 알고리즘은 예측당일 07시부터 08시 45분까지의 부하사용량을 통하여 예측을 실시했다. 따라서 그림과 같이 0:15분부터 08:45분까지의 그래프의 파란색 그래프인 실부하 값과 빨간색 그래프인 부하예측 값은 같으며, 09시부터 부하예측 값 그래프와 실부하 값 그래프의 차이를 확인할 수 있다. Fig 7은 5월 6일부터 10일까지 오차율이 가장 높을 때의 그래프며, Fig 8은 오차율이 가장 낮을 때의 결과값 그래프이다.

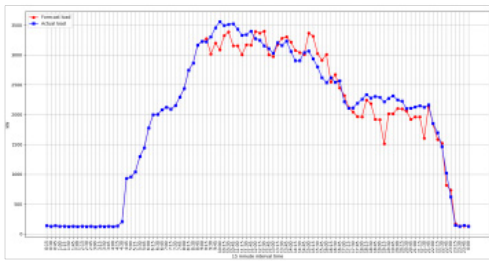


Fig. 7. 8 May 2019 Forecast and Actual Load Graph

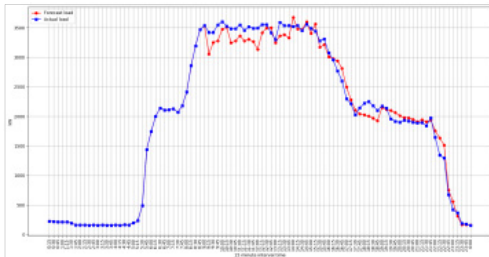


Fig. 8. 9 May 2019 Forecast and Actual Load Graph

위 그림과 같이 예측한 부하데이터의 성능평가를 확인하기 위하여 MAPE를 통한 부하 오차율을 계산하였다. 2019년 5월 6일부터 10일까지의 하루 부하의 오차율은 다음 Table.1와 같으며 평균 7.12%의 오차율이 나타내고 있다. 이는 다른 방법론들에 비해 오차율이 다소 크지만 예측에 있어 비용 효과적이며 준수한 오차율을 나타낸다.

4.2 태양광 발전 예측 시뮬레이션

부하 데이터와 동일하게 광주에 소재해있는 H사의 2018년 7월 1일부터 2019년 6월 31일까지 1년간의 태

Table 1. May 6-10, 2019 Weekday load prediction Error rate

	Maximum error between predicted & actual values	Minimum error between predicted & actual values	MAPE
'19.5.6	462kW	5kW	7.56%
'19.5.7	346kW	0kW	6.45%
'19.5.8	702kW	1kW	8.41%
'19.5.9	366kW	5kW	5.93%
'19.5.10	505kW	1kW	7.24%
Average	476.2kW	2.4kW	7.12%

양광 발전 데이터를 활용하여 본 절의 태양광 발전 예측 알고리즘 시뮬레이션을 검증한다. 태양광 발전 데이터의 구성은 1시간 단위로 하여 1시부터 24시까지 하루 총 24개의 구분이 이루어진다.

태양광 발전 예측 알고리즘을 적용하기 위하여 대상 태양광 발전 데이터의 패턴이 안정성이 있는지 2018년 7월 1일부터 2019년 6월 31일까지 1년간의 태양광 발전 데이터를 통하여 ADF 검정을 실행하였다.

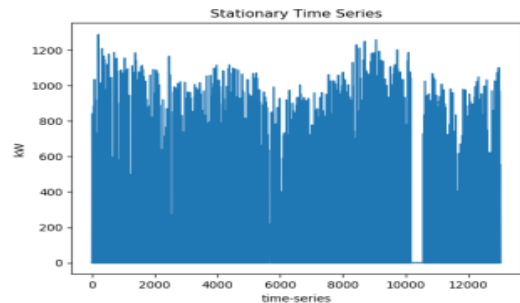


Fig. 9. Solar power generation amount per year of target customer

```
Augmented Dickey-Fuller Test Results:
ADF Test Statistic  -1.333845e+01
P-Value            5.986434e-25
# Lags Used        4.100000e+01
# Observations Used 1.299000e+04
Critical Value (1%) -3.430854e+00
Critical Value (5%) -2.861763e+00
Critical Value (10%) -2.566888e+00
dtype: float64
Is the time series stationary? True
```

Fig. 10. ADF verification of solar power generation amount per year by target customer

Fig. 9은 대상 수용가의 1년간 1시간 단위의 태양광 발전량을 그래프에 나타낸 그림이며 Fig.10과 같이 ADF

검정결과 P-Value = 0에 수렴하므로 시계열적으로 태양광 발전량의 패턴이 안정되어 있는 것을 알 수 있으며 과거 부하패턴을 통하여 예측하고자하는 날의 태양광 발전을 예측할 수 있음을 알 수 있다.

부하예측 알고리즘과 동일하게 대상 태양광 발전 데이터 중 2019년 5월 6일부터 5월 10일의 예측 데이터와 실제 데이터를 비교분석하였다.

Fig. 11은 5월 7일 예측 및 실제 태양광 발전 그래프로 오차율이 가장 높은 날의 그래프이다. 태양광 예측 값이 실제 값의 추세를 따르지만 13시의 경우 100kW이상 오차를 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 태양광 발전이 기온, 전운량, 습도 등 다변량의 변수를 반영하지 못하는 단변량 예측의 한계라고 볼 수 있다. Fig. 12는 오차율이 가장 낮은 5월 10일의 그래프이다.

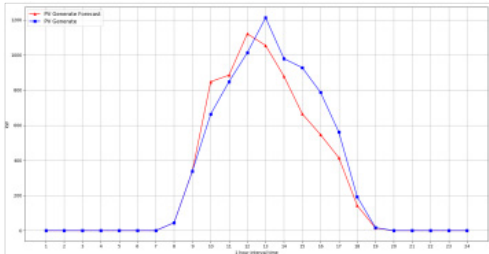


Fig. 11. May 7, 2019 Forecast and Actual Solar Power Graph

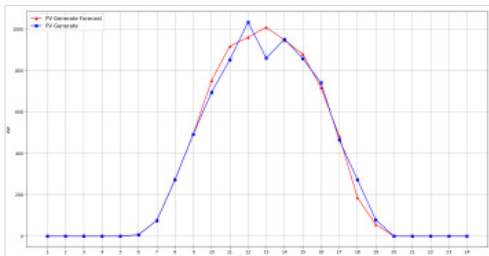


Fig. 12. May 10, 2019 Forecast and Actual Solar Power Graph

5월 6일부터 10일까지 예측한 태양광 데이터의 성능 평가를 확인하기 위하여 MAPE를 통한 부하 오차율을 계산하였다. 부하의 오차율은 다음 Table 2와 같으며 평균 10.57%의 오차율을 나타낸다.

4.3 ESS Peak-Shaving 시뮬레이션

Peak-Shaving 시뮬레이션을 위하여 ESS 가상 장치

Table 2. May 6-10, 2019 weekday solar power generation forecast error rate

	Maximum error between predicted & actual values	Minimum error between predicted & actual values	MAPE
'19.5.6	277kW	5kW	11.52%
'19.5.7	263kW	0kW	12.05%
'19.5.8	186kW	1kW	10.29%
'19.5.9	184kW	5kW	10.57%
'19.5.10	148kW	1kW	8.41%
Average	211.6kW	2.4kW	10.57%

를 구성하였으며 가상 장치의 성능은 김해지역 주조업체인 H사와 동일하게 구성하였다. 가상 장치의 구조는 Fig. 13과 같이 태양광 발전, ESS, PCS, 수용가는 DC-Coupling으로 가정한다. DC-Coupling은 태양광 발전이 발생하면 ESS로 저장할 수 있으며 잉여 발전량은 수용가로 보낼 수 있는 구조를 가진다. 각각 시스템에 대한 성능에 대해서는 ESS는 2MW 용량과 PCS는 1MW로 설정하였다.

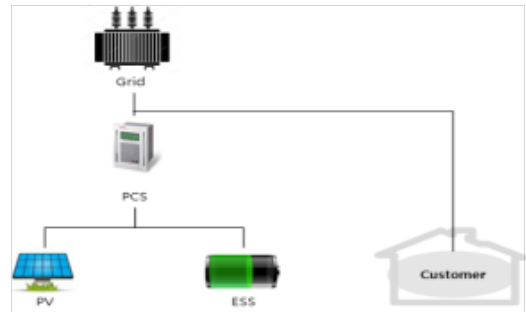


Fig. 13. ESS Peak-Shaving virtual device applying DC-Coupling structure

본 논문의 ESS Peak-Shaving 운영 알고리즘은 부하 예측과 태양광 발전량 예측을 통하여 Peak-Shaving의 목표치인 Guide-line을 제안하는 알고리즘이다. 태양광 에너지의 최대 활용을 목표로 하며 부하예측과 태양광 발전 예측 시뮬레이션을 진행한 2019년 5월 6일부터 5월 10일까지의 1시간 간격으로 Guide-line을 설정하는 시뮬레이션을 진행하였다.

흐린날 5월 6일의 시뮬레이션 결과 그래프는 Fig. 14와 Table 3과 같으며 태양광 발전량이 가장 높은 5월 8일의 시뮬레이션 결과는 Fig. 14와 같으며 결과 값은 Table 4와 같다.

Fig. 14는 2019년 5월 6일 ESS Peak-cut 운영 알고

Table 3. May 6, 2019 ESS Peak-Shaving operation algorithm result value

Time	May 6 load forecast	May 6 solar forecast	Customer load reduction Solar energy forecast for	Estimated ESS charge/discharge amount	Prediction Guide-line	Load prediction Savings
1	138	0	0	0	138	0
2	227	0	0	0	227	0
3	125	0	0	0	125	0
4	125	0	0	0	125	0
5	624	0	0	0	624	0
6	1335	0	0	0	1335	0
7	2041	10	0	10	2041	0
8	2482	97	0	97	2482	0
9	3043	232	0	232	3043	0
10	3220	576	576	0	2644	576
11	3140	609	609	0	2531	609
12	3303	618	618	0	2685	618
13	3115	928	928	0	2187	928
14	3111	890	890	0	2221	890
15	2891	626	626	0	2265	626
16	3000	441	441	0	2559	441
17	2599	332	332	-48	2219	380
18	2017	82	82	-48	1887	130
19	2106	14	14	-48	2044	62
20	2172	0	0	-48	2124	48
21	2035	0	0	-48	1987	48
22	1801	0	0	-48	1753	48
23	797	0	0	-48	749	48
24	170	0	0	0	170	0

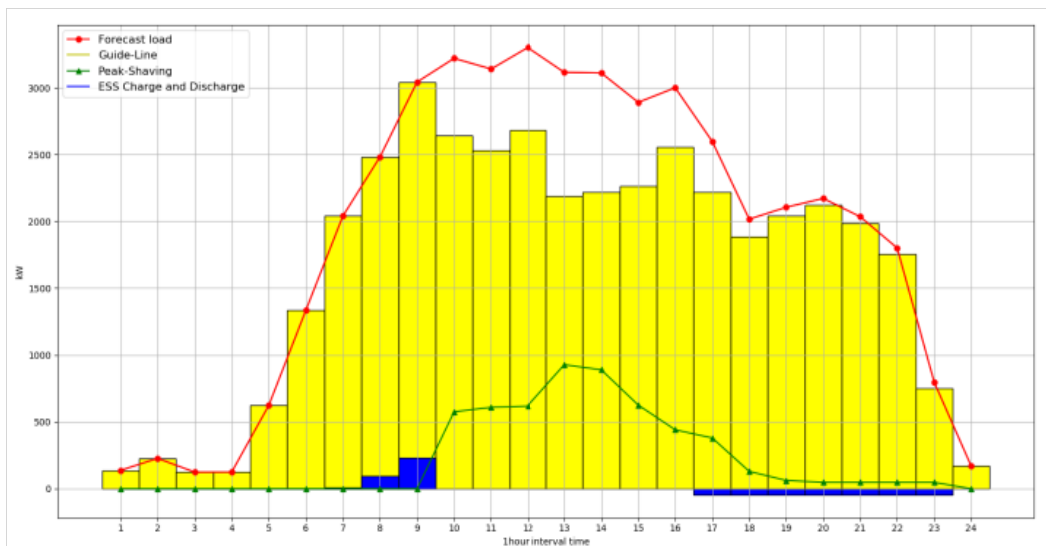


Fig. 14. May 6, 2019 ESS Peak-Shaving operation algorithm result graph

Table 4. May 8, 2019 ESS Peak-Shaving operation algorithm result value

Time	May 8 load forecast	May 8 solar forecast	Customer load reduction Solar energy forecast for	Estimated ESS charge/discharge amount	Prediction Guide-line	Load prediction Savings
1	135	0	0	0	135	0
2	126	0	0	0	126	0
3	123	0	0	0	123	0
4	127	0	0	0	127	0
5	557	0	0	0	557	0
6	1390	0	0	0	1390	0
7	2076	69	0	69	2076	0
8	2407	237	0	237	2407	0
9	3134	491	0	491	3134	0
10	3158	636	636	0	2522	636
11	3176	1019	1000	19	2176	1000
12	3275	1147	1000	47	2275	1000
13	3137	1004	1000	4	2137	1000
14	3220	960	960	0	2260	960
15	3184	842	842	0	2342	842
16	2874	707	707	0	2167	707
17	2391	416	416	-124	1851	540
18	2055	206	206	-124	1725	330
19	1885	66	66	-124	1695	190
20	2058	0	0	-124	1934	124
21	1977	0	0	-124	1853	124
22	1794	0	0	-124	1670	124
23	812	0	0	-124	688	124
24	134	0	0	0	134	0

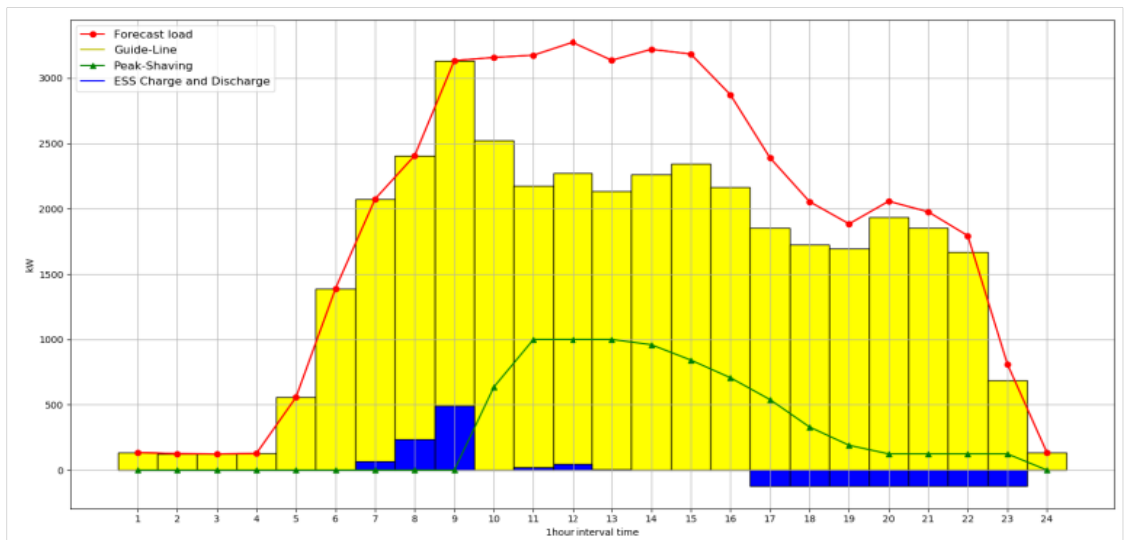


Fig. 15. May 8, 2019 ESS Peak-Shaving operation algorithm result graph

리즘에 의한 그래프이다. 빨간색 그래프는 시간당 부하 예측 값이며, 초록색 그래프는 해당 시간대에 발전된 태양광 에너지가 수용가로 부하절감을 위하여 공급된 에너지이다. 파란색 막대그래프는 ESS의 충·방전량이며, 노란색 막대그래프는 시간당 Peak-Shaving을 위한 Guide-line 값이다. 태양광발전량이 저조한 날이었으며 그 결과 ESS 충방전은 07시부터 09시까지 발전된 태양광 발전량만 ESS 충전을 하게 되며 충전된 에너지를 통해 태양광 발전이 저조해지는 17시부터 23시전까지 균등한 방전을 하여 수용가의 부하절감을 하였다. 그 외 태양광 발전이 일어난 시간대에는 수용가로 태양광 발전 에너지를 보내줌으로써 수용가의 Peak-Shaving을 하였다.

Fig 15은 태양광 발전량이 1MW 넘는 맑은 날이다. 이는 1MW 이상 태양광발전이 일어난 시간대에는 수용가에 Peak-Shaving을 해주는 동시에 ESS에도 충전이 가능하다. 따라서 2019년 5월 6일과 같은 흐린 날에 비해 부하 예측 절감량이 더 높으며, 가이드라인도 상대적으로 더 Peak-Shaving을 해줄을 알 수 있다.

Fig 14와 Fig 15의 ESS 충·방전 시뮬레이션을 통해 1시간 간격의 Guide-line을 확인하였으며 해당일 운영에 도움을 줄 수 있을 것이다. 또한 Guide-line을 통해 태양광에너지의 최대 사용과 이를 이용한 부하의 Peak-Shaving의 최대화에 기여하였음을 확인하였다.

본 논문에서 제안한 ESS Peak-Shaving 알고리즘은 시간별, SOC 상태, 부하상태에 따라 Guide-line은 변화되기 때문에 최적의 운영을 예상할 수 있으며 이를 통해 상시 피크제어로 인한 국내전력계통의 안정화에 기여할 것으로 기대된다.

5. 결론

본 논문에서는 비용 효과적이며, 시스템의 안정성에 유리한 통계적 방법론인 RMS를 통하여 부하예측 알고리즘과 태양광 발전 알고리즘을 제안하였으며 해당 방법론을 통하여 실험데이터를 활용한 부하 및 태양광 발전 예측 시뮬레이션을 하였다. 또한 대상 수용가의 Peak-Shaving운영방안 시뮬레이션을 통해 한 시간 단위의 Guide-line을 확인하였다.

부하예측 시뮬레이션에서는 대상 수용가의 부하패턴의 유사성을 확인하고자 ADF 검정을 통해 시계열적 안정성을 확인하였으며 부하패턴이 유사하게 반복된다는 것을 근거로 2019년 5월 6일부터 5월 10일까지의 실제

이터와 예측 데이터를 비교분석 하였다. 오차율을 확인한 결과 평균 오차율은 7.12%가 나타났으며 예측하고자 하는 날이 과거 1년간의 데이터의 최대 범위나 최소 범위를 벗어나게 되면 오차율을 증가한다는 단점이 있었다.

태양광발전 시뮬레이션 결과에서는 대상 수용가의 태양광 발전량의 패턴을 확인하고자 ADF 검정을 통하여 시계열적 안정성을 확인하였다. 태양광 발전량 패턴의 유사성을 근거로 2019년 5월 6일부터 5월 10일까지 태양광 발전량 예측을 하였으며 실험데이터와 비교 분석하였으며 MAPE를 통한 성능평가 결과 평균 10.57%의 오차율을 나타냈다. 이는 전운량, 온도, 습도 등의 기상조건과 같이 주요한 다양한 변수가 존재하지만 단변량으로 태양광 발전을 예측한 한계가 있었다.

Peak-Shaving을 위한 운영방안 시뮬레이션 결과에서는 부하 사용량 및 태양광 발전량을 통해 예측한 2019년 5월 6일부터 5월 10일의 데이터 중 태양광 발전량이 저조한 5월 6일과 발전량이 가장 높은 5월 8일의 Peak-Shaving을 위한 한 시간 단위의 예측 Guide-line을 제시하였다. 이를 통하여 태양광에너지의 최대 사용과 이를 이용한 부하의 Peak-Shaving의 최대화에 기여하였음을 확인하였다. 반면에 기상조건이 좋지 않아 태양광 발전량이 상대적으로 적은 날은 목표 부하 절감량이 맑은 날과 비교하여 상대적으로 저조한 것을 확인하였다.

앞서 확인한바와 같이 부하예측과 태양광 발전예측의 평균 오차율은 7.12%와 10.57%를 나타냈다. 다른 예측 방법론에 비해 오차율이 다소 높다고 할 수 있지만 ESS 시스템에 추가 장치를 구축할 필요가 없는 비용효과적인 면과 시스템의 안정화를 가질 수 있다는 장점을 갖는다.

Peak-Shaving 운영방안의 경우 태양광 발전을 우선으로 사용하여 Guide-line을 제시했기 때문에 기상조건이 좋지 않아 태양광 발전량이 상대적으로 적은 날의 경우에 대한 대응이 필요하다. 이는 전일 태양광 발전량의 일부를 ESS에 저장하거나 심야전력을 ESS에 저장하는 방법으로 피크 전력 감소에 대한 추가연구가 필요하다.

마지막으로 본 논문의 결과를 통해 태양광과 연계하여 화력, 석탄발전으로 발생하는 환경적인 영향을 최소화 하며 더욱 나아가서 전력용량을 낮출 수 있도록 신재생에너지를 최대 활용하여 에너지 문제를 줄일 수 있다고 기대된다.

REFERENCES

- [1] S. D Park. (2006). Climate change convention and technical countermeasures against global warming. *Journal of Energy and Climate Change*, 1(1), 1-12.
- [2] S.W Park (2016). Post-2020 Climate Regime and Paris Agreement - Key Issues and Agreed Results of UNFCCC COP 21 -. *Environmental laws and policies*, 16(0), 285-322.
- [3] Lee, Wongoo, KIM, Kang-Won, KIM, Balho H. (2016). A Research on PV-connected ESS dissemination strategy considering the effects of GHG reduction. *Journal of energy engineering*, 25(2), 94.0-100.0.
- [4] Korea Energy Economics Institute, "Analyzing the effect of demand management for energy storage systems (ESS) and a study on market creation," *Basic Research Report* 14-23, 2014.
- [5] S. Singh, S. Hussain and M. A. Bazaz, "Short term load forecasting using artificial neural network," 2017 *Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, Shimla, 2017, pp. 1-5.
- [6] Q. Wang, B. Zhou, Z. Li and J. Ren, "Forecasting of short-term load based on fuzzy clustering and improved BP algorithm," 2011 *International Conference on Electrical and Control Engineering*, Yichang, 2011, pp. 4519-4522.
- [7] J.B Park, S.H Moon, S.H Lee, H.M Hwang, Y.G Park. (2014). Development of Building Electricity Load Forecasting Algorithm for Economic EMS Operations. *Journal of The Korean Data Analysis Society*, 16(5), 2457-2468.
- [8] Colak, M. Yesilbudak, N. Genc and R. Bayindir, "Multi-period Prediction of Solar Radiation Using ARMA and ARIMA Models," 2015 *IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, Miami, FL, 2015, pp. 1045-1049.
- [9] Yanting Li, Yan Su, Lianjie Shu, "An ARMAX model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system", *Renewable Energy*, Volume 66, 2014, Pages 78-89, ISSN 0960-1481
- [10] M. Detyniecki, C. Marsala, A. Krishnan and M. Siegel, "Weather-based solar energy prediction," 2012 *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Brisbane, QLD, 2012, pp. 1-7.
- [11] C. Pan and J. Tan, "Day-Ahead Hourly Forecasting of Solar Generation Based on Cluster Analysis and Ensemble Model," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 112921-112930, 2019.
- [12] J.W Lee, G.J Kim, S.C Yoon, S.D Jang. (2017). Development and verification of a solar power generation system prediction model. *Journal of the Korean Society of Facility Engineering*, 0, 454-457.
- [13] D.H Lee, K.H Kim. (2019). A deep learning-based long-term solar power generation prediction technique using climate and seasonal information. *The Korean Journal of Electronic Commerce*, 24(1), 1-16.
- [14] D.H Kim, K.H Cho, H.A Park, E.S Kim. (2017). Optimal Operation Research Followed by Pattern Analysis of Charging and Discharging ESS of Industrial customer. *Proceedings of the Korean Institute of Electrical Engineers*, 0, 646-647.
- [15] J.W Im, D.H Han, S.Y Kim, C.H Ban, J.M Choi, G.H Choi. (2012). PV System with Battery Storage using Peak-cut Algorithm. *Proceedings of the Power Electronics Society Conference*, 0, 135-136.
- [16] W.J Lee, J.S Jung. (2017). Development of optimal ESS charging/discharging algorithm using load prediction and solar power generation prediction. *Proceedings of the Korean Institute of Electrical Engineers*, 0, 638-639.
- [17] S.H Park, G.H Lee, M.S Chung, U-ri Chae, J.Y Lee. (2019). Solar ESS Peak-cut Simulation Model for Customer. *Journal of Digital Convergence*, 17(7), 131-138.

이 기 현(Gi Hyun Lee)

[정회원]



- 2020년 3월 ~ 현재 : 아주대학교 산업공학과 박사과정
- 2018년 3월 ~ 2019년 2월 : 아주대학교 산업공학과 석사
- 관심분야 : 융합기술연구, 데이터분석 UX
- E-Mail : black9255@ajou.ac.kr

곽 경 일(Kyung il Kwak)

[정회원]



- 2019년 3월 ~ 현재 : 아주대학교 산업공학과 석사과정
- 관심분야 : 융합기술연구, 데이터분석, AI
- E-Mail : hani020@ajou.ac.kr

채 우 리(Chae, Uri)

[정회원]



- 2015년 3월 ~ 현재 : 아주대학교 산업공학과 석박사통합과정
- 2015년 2월 : 한국복지대학교 의료보장구학과 (보건 학사)
- 관심분야 : 융합기술연구, 직업병·직업성 질환, 데이터 분석
- E-Mail : chaeuri@ajou.ac.kr

고 진 덕(Ko, Jin Deuk)

[정회원]



- 2019년 8월 ~ 현재 : 아주대학교 공과대학 산업공학과 석박사통합과정
- 2010년 9월 ~ 2015년 6월 : University of Waterloo
- 관심분야 : 융합기술, 데이터 분석, 분석 모델 구축, 인공지능(AI)
- E-Mail : jdko@ajou.ac.kr

이 주 연(Joo Yeoun Lee)

[종신회원]



- 2004년 2월 : 인하대학교 경영대학 경영학박사
- 2014년 9월 ~ 현재 : 아주대학교 공과대학 산업공학과 교수
- 2020년 9월 ~ 현재 : 아주대학교 과학기술정책대학원(전공) 책임교수
- 2015년 2월 ~ 2018년 2월 : 산업통상자원부 산업융합촉진 국가옴부즈만(차관급)
- 2007년 7월 ~ 2011년 6월 : 한국산업정보학회 회장
- 2011년 12월 ~ 2014년 3월 : 포스코 ICT 그린사업부문장(전무)
- 2005년 2월 ~ 2011년 11월 : SK C&C 전략마케팅본부장(상무)
- 1999년 12월 ~ 2005년 1월 : Oracle 전략솔루션실장(상무)
- 관심분야 : 비즈니스인텔리전스, 서버타이제이션, 빅데이터, 산업융합기술(스마트에너지/초연결가상화/디지털트윈)
- E-Mail : jooyeoun325@ajou.ac.kr