

연속공정에서의 공장 에너지 수요 분석 및 예측 모델

이관영, 김선혁, 이상금, 허태욱, 이일우

한국전자통신연구원

lcy6297305@gmail.com {seonh, sangkeum, htw398, ilwoo}@etri.re.kr

Analysis and Forecasting Model of Factory Energy Demand in Continuous Process

Kwanyeong Lee, Seon Hyeog Kim, Sangkeum Lee, Tae-Wook Heo, IL Woo Lee

요약

탄소중립이라는 새로운 패러다임을 맞이하여 많은 산업 영역에서 탄소 및 에너지 절감에 대한 본격적인 기술 개발을 진행하고 있다. 본 논문은 공장 에너지관리 시스템(FEMS: Factory Management System)에서 이상 탐지, 운영 최적화, 공정 모니터링 수행하기 위하여 에너지 수요 분석 및 예측 모델을 제안한다. 공장 에너지 분석의 정확도를 높이고자 신호처리를 통해 변수 간의 통계적 특징 추출, 스펙트럼 분석을 진행한다. 이를 바탕으로 제안된 예측 모델은 시간 지연속성과의 연관성을 기반으로 학습되었으며, 전처리기법인 잡음 신호처리(Denoising)를 통해 여러 시계열분석 모델을 적용하여 각 모델마다의 성능을 평가하고, 구현한 최적의 전력 예측을 위한 지연속성을 반영하여 결정트리(Decision Tree) 기반의 부스팅(XGBoost)에 잡음 신호처리와 적층형 하이브리드(Stacked Hybrid) 모델이 적용된 알고리즘을 제안한다. 이를 통해 복잡한 공장 에너지관리 시스템의 효율적인 운영 관리 및 에너지 절감 기법을 제안할 수 있다.

I. 서론

에너지 수요예측(Demand Forecasting)을 위해서는 전력 공급량 및 사용량에 관한 수요예측을 통해 이루어진다. 에너지 수요예측은 시장조사나 각종 예측조사의 결과를 기초로 하여 장래의 수요를 예측하는 것으로, 예측 기간에 따라 장기, 중기, 단기 예측 등 여러 가지 예측 방법으로 분석된다. 전력 수요예측을 통하여 미래 불확실성에 따른 수요예측의 오차에 대비한다. 단기, 중장기 전력 수요를 예측하기 위해서는 예측의 전제들에 대한 다양한 조사분석을 통해 최적의 예측 모델을 구축하여야 한다 [1].

본 논문에서는 에너지 다소비 업종에 대한 분석을 바탕으로 각 업종에 맞는 에너지관리 솔루션 및 실시간 에너지/공정 모니터링 기능을 포함한 공장 에너지관리 시스템(FEMS: Factory Management System)의 프로세스 중 한 축인 에너지 수요에 관한 분석과 예측 최적화 모델을 구성하였다. 시계열분석을 통한 예측기법을 활용해 공장 에너지 관리 시스템의 주요 기능으로 에너지/공정 현황 모니터링, 소비패턴 분석을 통한 에너지 최적화, 공정 이상 진단에 적용하여 탄소중립에 이바지하고자 한다 [2].

II. 본론

공장 에너지 수요량을 분석하기 위해 2021년 11월 ~ 2022년 12월, 1년간 연속공정에서 발생하는 공정 설비에서 전력량(kW), 누전 전력량(kWh), 진동 등을 센서로 1분 단위 자료를 수집하고, 1시간 단위로 리샘플링과 EDA(Exploratory Data Analysis)를 진행하였다.

1. 공장 에너지 수요량 분석

그림1에서 전력량 데이터가 공정 에너지 수요량을 보여준다. 전체 가동하는 장비의 전력량 데이터의 누적합을 통해 시간대별 전력량 비중이 비슷한 것을 확인하고, 해당 공정의 특정 시간과 관계없이 24시간 계속 가동 중인 연속공정 상태를 알 수 있다.

그림 2에서 전력량 데이터의 패턴 정보를 파악하기 위해 스펙트럼을 분석한 결과, 2주 이상의 스펙트럼에서의 variance 값이 증가하여, 예측의

유의미한 결과를 나타내고 있음을 알 수 있다. 관련성이 높은 1달 간격으로 예측 모델을 구현하여 예측 정확도를 높일 수 있다.

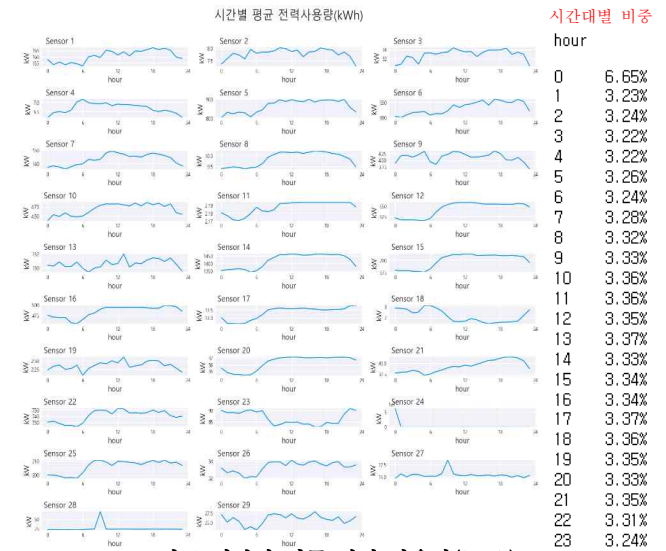


그림 1 시간별 평균 전력 사용량(kWh)

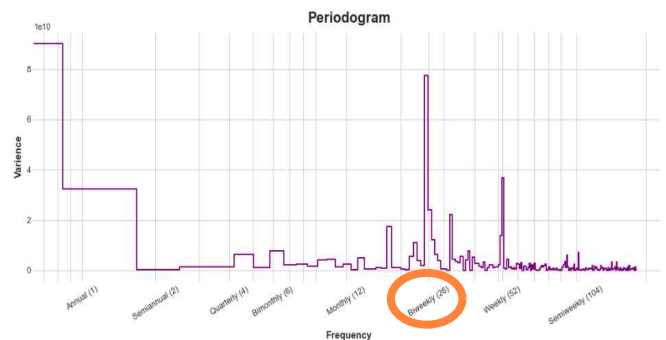


그림 2 스펙트럼 분석 결과

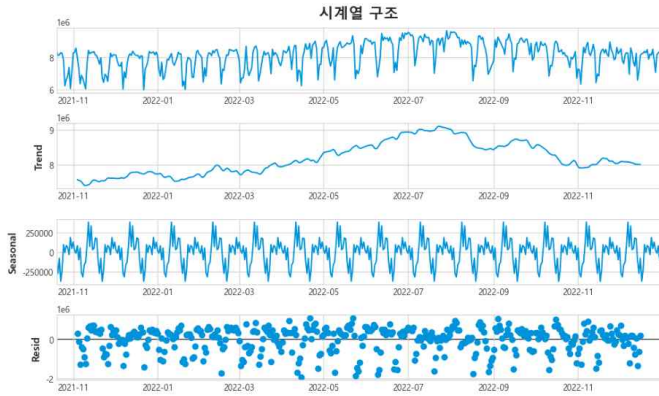


그림 3 전력량 데이터 시계열 구조

그림 3과 같이 전체 전력량 데이터의 시계열 구조는 추세(Trend)와 계절성(Season), 주기(Cycle)의 변동성이 있는 것을 확인하였고, 예측 모델에 적용하였다.

2. 에너지 수요량 예측 모델

예측 모델 성능을 평가하기 위해 전체 전력량의 15%인 2021년 11월부터 2022년 10월까지의 데이터를 훈련 데이터로 사용하고 나머지 85%인 2022년 11월부터 12월까지의 전력량을 테스트 데이터로 사용하였다. 그리고 예측 정확도 감증을 위해 도출된 예측 전력량과 실제 전력량의 차이를 비교한다.

2-1. 이동 평균선(Moving Average) 모델

일반적으로 예측 방법 중에 대표적인 시계열 예측인 이동 평균선 모델은 계절변동이나 추세가 잘 반영되어 있고, 시계열 데이터의 패턴이 반복되어 나타날 때는 예측 정확도가 높게 나타나지만, 불규칙적이고 변동성이 큰 경우에는 많은 오차가 발생하여 예측 정확도가 떨어진다.

이러한 잡음으로 인해 기존 신호의 간섭뿐만 아니라 정상 신호에 왜곡을 불러일으키기에 이러한 점에 착안하여 본 연구에서는 전력 수요량 예측 정확도 향상을 위해 잡음 신호처리(Denoising) 전처리를 수행하였다. 이

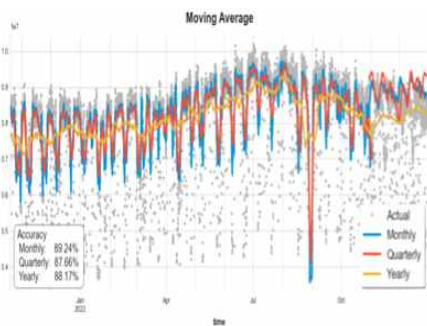


그림 4 이동 평균선(Moving Average)

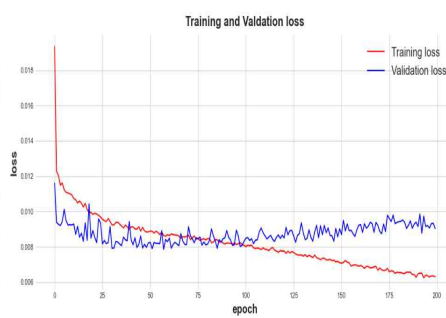


그림 5 LSTM 네트워크 Loss rate



그림 6 LSTM Network

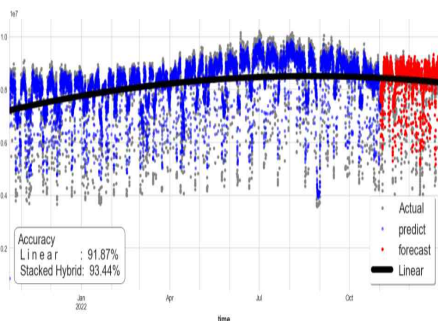


그림 7 적층형 하이브리드(Stacked Hybrid)

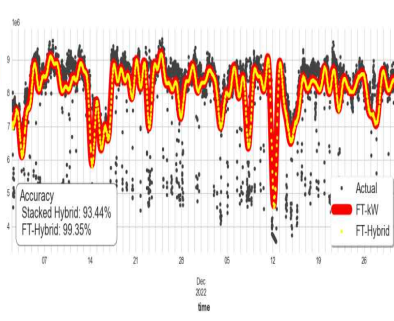


그림 8 잡음 신호처리 FFT 적용된 적층형 하이브리드(Stacked Hybrid)

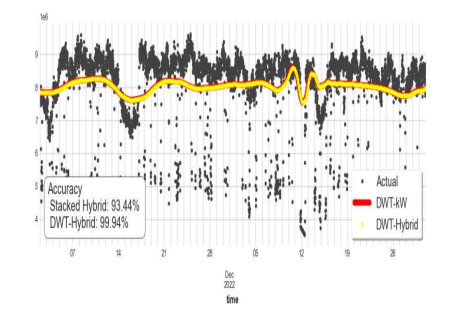


그림 9 잡음 신호처리 DWT 적용된 적층형 하이브리드(Stacked Hybrid)

동 평균선은 자기 자신을 종속변수로 하고, 이전 시점의 시계열을 독립변수로 갖는 모델로 시간의 흐름에 따라서 발생한 값의 평균을 선으로 표시한 것으로 추세 흐름을 나타낸다. 그림4와 같이 스펙트럼 분석 결과에서 높은 정확도를 보여주는 월간 단위로 예측 모델을 학습하여 높은 정확도인 1-MAPE 89.24%를 얻었다.

2-2. 딥러닝 기반 LSTM 네트워크 모델

딥러닝은 기계학습(Machine Learning)의 한 분야로 복잡한 비선형 문제를 해결할 수 있는 구조로 이루어져 있다. 본 연구에서는 최적의 파라미터를 찾기 위해 매 epoch의 훈련 데이터와 테스트 데이터의 손실률(loss rate)을 측정하여 그림 5과 같이 학습이 잘 이루어지는 하이퍼파라미터를 선정하였다. 또한, 모델의 최적화 과정에서 0과 1 사이의 값으로 정규화(Normalization)하여 그림 6과 같이 앞서 제시한 이동 평균선 모델보다 향상된 예측 정확도 1-MAPE 91.03%를 보인다.

2-3. 잡음신호를 처리한 적층형 하이브리드(Stacked Hybrid) 모델

잡음은 규칙성이 없고 분산이 일정하지 않은 정보로 기존 신호의 간섭뿐만 아니라 여러 가지 의도치 않은 신호의 왜곡을 불러일으키기에 분석에 잔차(Residual)를 동반한다. 그림3에서 분석데이터의 시계열 구조를 살펴보면 잔차를 상당량 분포하고 있음을 알 수 있다. 이러한 예측 모델의 잔차를 최소화하여 예측 정확도를 높이기 위해 사용하는 방법으로는 잡음 신호처리 기법을 통해 고도로 향상된 예측 모델을 구현할 수 있다. 그림 7에서 적층형 하이브리드(Stacked Hybrid) 모델은 추세, 계절성, 주기의 변동성을 반영하여 모델링한 것으로 향상된 예측 정확도 1-MAPE 93.44%를 나타낸다. 지연속성을 반영하여 결정트리 기반의 부스팅(XGBoost) 알고리즘을 적용해 모델링한 결과, 그림7과 같이 앞서 제시한 모델들보다 향상된 예측 정확도를 보여주었다. 그림8과 9에서는 그림7의 결과에서 잡음 신호처리 기법인 FFT(Fast Fourier Transform)를 적용하였을 때 예측 정확도 1-MAPE 99.35%를 얻고, DWT(Discrete Wavelet Transform)를 적용하여 예측 정확도 1-MAPE 99.94%를 향상하게 시킨

2가지 적층형 하이브리드 모델을 구축하였다.

III. 결론

본 연구에서는 공장 에너지 전력량을 예측하기 위해 2주 이상의 스펙트럼 분석에서 관련성이 높은 1달 간격으로, 시계열 구조는 추세와 계절성, 주기의 변동성을 분석하여 예측 모델에 적용하였다. 예측 모델은 이동 평균선 모델과 딥러닝 기반 LSTM 모델, 적층형 하이브리드 모델을 제시하였다. 최적의 예측모형을 추정하기 위해 전체 가동하는 장비의 누적 전력량 데이터에 대해 EDA를 진행한 결과, 계절성이 없는 24시간 계속 가동 중인 연속공정임이 확인되었다. 본 연구에서는 시계열분석 모형별 정확도 1-MAPE를 측정하여 성능을 평가하였다. 예측 정확도 성능은 이동 평균선, 딥러닝 기반 LSTM 모델, 적층형 하이브리드 모델 순으로 높게 집계되었다. 이를 통해 복잡한 공장 에너지관리 시스템의 효율적인 운영관리 및 에너지 절감 기법을 제안할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20202020900290)

참 고 문 헌

- [1] 손흥구. "시계열 군집분석을 통한 단기 전력 수요 결합예측 기법 연구." 국내박사학위논문 중앙대학교, 2016. 서울
- [2] 김선혁. "공장에너지관리시스템(FEMS)의 공정 이상 모니터링을 위한 신경망 기반 이벤트 분류 알고리즘." 한국통신학회 학술대회논문집 2022.6 (2022): 451-452.
- [3] 김두환, 이강배. (2020). "LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측". 한국항만경