

## 평균필터 조합을 통한 최대수요전력 예측기법

### A Maximum Power Demand Prediction Method by Average Filter Combination

유찬직<sup>1</sup> · 김재성<sup>1</sup> · 노경우<sup>2</sup> · 조완섭<sup>2†</sup>

충북대학교 대학원 빅데이터학과<sup>1</sup>, 충북대학교 경영정보학과<sup>2</sup>

#### 요약

본 논문에서는 산업현장에서 통신 오류에도 불구하고 최대전력수요를 예측하는 방법을 소개한다. 최근 국내의 탈원전 정책으로 전력이격상승은 불가피하며, 이에 따른 전력수요 관리를 위한 전력사용량과 최대부하관리는 중요한 문제로 부상하고 있다. 이에 따라, 피크전력을 예측하고 관리하는 것이 중요하다. 하지만 실제 산업현장에서는 각종 설비 및 센서에서 발생하는 노이즈 등으로 인해 측정된 전력데이터의 손실 및 변조 등의 문제가 발생한다. 측정된 유효전력 데이터가 손실된 경우 정확한 값을 예측하기 어렵다. 이 연구는 측정된 유효전력 데이터가 손실될 경우 이상 징후와 결측값을 예측하고 수정하는 모델을 제시한다. 본 연구에 사용된 모델은 산업현장에서 통신 오류가 발생할 경우 최대 전력수요를 예측하는 데 유용할 것으로 예상된다.

■ 중심어 : 피크 전력, 평균 필터, 통신 오류, 이동 평균, 이상치 및 결측치, LSTM

#### Abstract

This paper introduces a method for predicting the maximum power demand despite communication errors in industrial sites. Due to the recent policy of de-nuclearization in Korea, the price of electricity is inevitable, and the amount of electricity used and maximum load management for the management of power demand are becoming important issues. Accordingly, it is important to predict and manage peak power. However, problems such as loss and modulation of measured power data occur at industrial sites due to noise generated by various facilities and sensors. It is difficult to predict the exact value when measured effective power data are lost. The study presents a model for predicting and correcting anomalies and missing values when measured effective power data are lost. The models used in this study are expected to be useful in predicting peak power demand in the event of communication errors at industrial sites.

■ Keyword : Peak Power, Mean Filter, Communication Errors, Moving Average, Outlier & Missing Value, LSTM

## I. 서론

최근 정부가 발표한 제9차 전력 수급 기본계획 자료에 따르면 원자력발전은 2034년까지 11기를 폐쇄하여 비중을 19.2%에서 9.9%로 줄이고 석탄 발전은 가동 후 30년이 도래되는 모든 발전기는 폐지하고 LNG 발전으로 대체 할 예정이며 신재생 에너지 비중은 현재의 15%에서 40%로 끌어올리기로 했다. 이처럼 파리협약 이후 지구 가열에 따른 에너지원에 대한 인식 변화로 국내 에너지 수급정책의 변화가 이루어지고 있다. 특히, 후쿠시마 원전 사태 등의 이유로 원자력발전은 전력생산 단가가 가장 낮음에도 가동 비율을 낮추는 것이 실정이며, 전력비 중에서 가장 큰 포지션을 차지하는 석탄 발전은 정부의 강력한 미세먼지 절감을 위하여 석탄 발전을 감소시키고 LNG 발전으로 대체될 계획이다.

이러한 정책들은 향후 안정적인 전력 수급을 위하여 정확한 수요 예측을 요구하게 되며 때로는 전력량 수요 억제 정책을 동반한다. KEPCO에서는 정확한 수요 예측을 위한 수용가의 부하변동률에 대해 제한을 할 수 밖에 없고 부하변동률에 가장 많은 영향을 미치는 최대수요전력(Peak Power) 관리가 전력 요금 관리에 더욱 중요한 요소로 대두된다. 그리고 발전 단가의 인상으로 수용가에서 부담이 불가피하게 상승하게 되면서 전력비용 절감을 위하여 다각도의 활동을 전개할 것으로 예상된다. 장기적으로 에너지 패러다임이 변경됨에 따라 그 어느 때보다 전력 공급자는 전력수요 예측이 중요해졌고, 전력의 수용가는 경제적인 전력관리가 더욱더 중요해졌다.

본 연구의 목적은 에너지 비용 절감의 첫 단계인 피크전력을 실시간 전력측정 데이터가 입력되지 않는 상황이나 전기 노이즈 등으로 인한 통신 오류와 같은 상황에서도 신뢰성 높은 최대

수요 전력 예측 모델을 연구 하는 것이다. KEPCO의 요금체계는 부하변동률을 제한하기 위해서 수용가에서 계약된 전력에 대한 최대 수요 전력치를 측정하여 1년 동안 기본요금으로 산정된다.(KEPCO 요금체계표, 2019)

정확한 최대수요 전력을 예측하기 위해서는 원하는 데이터를 측정해야 한다. 그러나 실제 산업 대부분의 환경은 그러하지 않다. 다양한 설비들을 운용하기 때문에 장비 내부 혹은 인접 설비 간의 신호 간섭 등으로 노이즈가 발생된다.

이와 같은 노이즈로 인하여 산업 현장에서는 제어 신호 손상, 구동설비의 이상, 통신 및 전산 시스템의 장애, 전기·전자 설비의 오동작 그리고 설비의 차단 및 서비스 등이 중단된다(Okamura Mizio, 1991).

따라서, 본 연구의 목표는 산업현장에서 빈번하게 발생하는 알 수 없는 통신 이상 등으로 데이터 손실에도 불구하고 최대수요전력 값을 예측하는 방법을 제시하는 것이 목적이다.

## II. 관련연구

본 장에서는 KEPCO에서 수용가에 부가하는 다양한 전기요금 제도와 요금체계에 대하여 설명하고 전력수요 예측과 전력예측 알고리즘에 관한 연구에 관한 연구결과를 소개한다.

### 2.1 전기요금 제도

KEPCO의 전력 요금 계산 체계에서 6개 중별 주택용, 일반용, 교육용, 산업용, 농사용, 가로등으로 구분된다. 비생산 부분의 에너지 절약을 유도하기 위하여 요금 수준을 달리 적용하는 차등 요금제를 채택하고 있다(KEPCO 요금제도 약관, 2020).

전기요금으로 1년 중 여름철 7월, 8월, 9월 겨울철 12월, 1월, 2월의 최대수요전력(Peak Power)

을 향후 1년간의 기본요금으로 적용한다. 수용가에서 사용되는 15분 전력사용량을 기본단위로 측정되는 누적 전력을 수요전력이라 한다. 최대수요전력은 1년 중 7월, 8월, 9월, 12월, 1월, 2월의 수요전력 중 가장 높은 수요전력을 최대수요전력이라 한다. 하절기와 동절기에 공급 예비율 확보와 안정적인 전력 수급을 위하여 사용량이 많은 여름철의 최대부하 시간대의 전력량요금이 가장 비싸게 책정되고 겨울철의 최대부하 시간대가 그 다음 높은 가격으로 적용한다.

## 2.2 전력수요에 관한 예측

전력수요에 관한 예측은 기간에 따라 단기예측과 장기 예측으로 나뉜다. 기존의 논문에서는 전력수요 예측의 중요성에 대하여 언급하고 있으며 다양한 방법론을 제시하고 있다. 김기수, 류구현 송경빈(2009)은 기온특성에 대한 데이터 정제 및 지수 평활화로 제주도의 단기 전력수요를 예측했다. 최대수요전력 예측을 위하여 다양한 논문에서 시계열 분석방법을 제시하고 있다. 컴퓨터와 데이터처리 기술의 발달로 인하여 빅데이터를 활용한 딥러닝 기법을 활용한 예측 모델이 사용되고 있다(최황규, 2019).

Mirasgedis(2016)은 분야별 전력수요를 예측하기 위해 분야별 전력 수요량을 입력 변수로 사용하여 변수 간의 상관관계를 제거한 자기 회귀모델을 제안하였으며 Romera et al.(2008)은 스페인 전력수요 예측을 위해 스페인의 월별 전력 수요량을 입력 변수로 사용하여 프리에 계수를 활용한 인공신경망을 제안했다.

Pappas et al.(2010)은 일별 전력 수요량을 활용하여 Multi Model partitioning Theory를 적용한 Regressive Moving Average 모델을 제안했다.

Support Vector Regression에 기반을 둔 전력수요 예측을 연구가 있다(이형로, 2011). 그리고

시계열 데이터의 예측에서 사용되는 신경망인 LSTM(long short-term memory)을 이용한 수요전력 예측(S. Hochreiter, 1997)을 했고, 고원석(2015)은 최대수요전력 관리를 위하여 무선네트워크 IoT 기반의 자료수집 관리 장치를 활용한 피크부하 감시 시스템에 관한 연구를 했고 지그비 통신 기반의 최대수요전력 제어장치를 개발하여 전기요금 절약을 가능하게 했다(손예지, 2018).

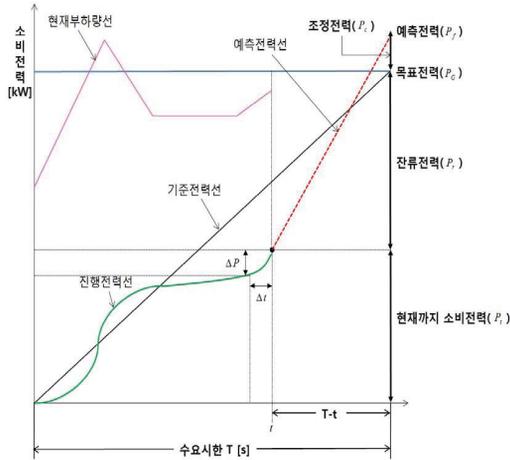
기존의 연구자들은 수많은 변수와 방대한 빅데이터 분석 통한 다양한 예측 방법에도 불구하고 국제 환경과 산업구조 변화와 투자환경에 변화에 따라 전력량에 대한 장·단기간의 정확한 예측은 불가능하다는 것을 알게 되었다.

전력비용의 절감을 위해서는 15분간의 누적된 수요전력이 최대수요전력을 넘지 않도록 하는 것이 중요한 것을 확인하였다. 실시간 데이터를 통한 수요전력 예측은 빅데이터가 필요하지 않지만 정확한 데이터가 가장 중요한 요소임을 확인하였다. 15분 동안 통신 오류로 인하여 데이터가 손실되어 최대수요전력을 다르게 예측한다면 큰 경제적 손실을 볼 수 있다.

## 2.3 기존예측방법

최대전력 예측을 위한 알고리즘은 상용화되어 사용되고 있다. 최대전력수요 제어기는 자동부하 제어로 최대수요전력 관리를 한다. 전력량을 상시 감시하여, 미리 설정된 목표전력 값을 초과하지 않도록 자동으로 부하를 차단하고 투입하여 최대수요전력을 관리한다. 최대전력수요기의 전력예측 연산 알고리즘은 아래 <그림 1>과 같다.

수요 시한( $T$ )은 평균전력을 구하기 위해 정해진 시간의 길이로 국내의 경우에는 15분이며 최대수요전력 관리 장치에서 전력을 연산하고 부하를 제어하는데 기본이 되는 시간이다.



〈그림 1〉 최대전력수요 제어기 알고리즘

수요전력( $P$ )은 수요 시한 동안 측정된 평균값이고 최대수요전력은 일정 기간 측정된 전력의 평균값이다. 목표전력( $P_G$ )은 수용가에서 수요 전력을 제어하고자 설정한 전력이며 기준전력( $P_s$ ), 예측전력( $P_t$ ), 진행전력( $P_p$ ),과 진행전력과 목표전력에 맞추기 조정전력( $P_c$ ), 남은 수요 시한 동안 소비할 수 있는 전류전력( $P_r$ )이다. 수요 전력( $P$ )은 식 (2.1)과 같이 나타낼 수 있다. 여기서  $T$  는 수요 시한,  $Q$  는 수요 시한 내에서 지금까지 사용한 전력량을 나타낸다.

$$P = \frac{Q}{T} \text{ (kW)} \quad (2.1)$$

기준전력( $P_s$ )은 식(2.2)과 같이 표현되며  $t$ 는 현재 시점을 나타낸다.

$$P = \frac{P_G}{T} \times t \text{ (kW)} \quad (2.2)$$

예측전력( $P_f$ )는 식 (2.3)과 식 (2.4)과 같이 계산되며  $Q_f$ 는 예측 전력량을 나타내고  $Q_t$ 는 현재까지의 소비전력량,  $P_a$ 는 표본 시간 동안의 부하 전력을 나타낸다.

$$Q_f = Q_t + P_a(T-t) \quad (2.3)$$

$$= Q_t + \frac{\Delta Q}{\Delta t}(T-t) \text{ (kW)}$$

$$P_f = \frac{Q_f}{T} \text{ (kW)} \quad (2.4)$$

이러한 기존의 예측 방법은 간단하다는 장점이 있다. 하지만 단순히 현재 사용전력량만을 가지고 예측전력을 계산하는 것으로 전력의 부하변동이 심한 곳에서는 안정적이지 못한 예측값을 유도해낼 수 있다는 단점이 있다.

### 2.4 지수 평활 방법

지수 평활 방법은 이미 얻어진 측정값들에 대해 지수적으로 감소하는 가중치를 부여하는 방법이다. 즉 오래된 측정치일수록 작은 가중치를 가지게 된다. 지수 평활 방법은 식(2.5)과 같이 나타낼 수 있다.

$$f_{t+1} = \alpha y_t + (1-\alpha)f_t, \text{ (} 0 < \alpha < 1 \text{)} \quad (2.5)$$

위 식에서 예측지점  $t$ 의 실제 측정값은  $y_t$ , 예측값은  $f_t$ 이며  $f_{t+1}$ 은 시점  $t+1$ 에서 예측값이다.  $\alpha$ 는 평활 계수를 나타낸다. 식 (2.5)을 전개 하면 다음과 같다.

$$f_{t+1} = \alpha y_t + (1-\alpha)[\alpha y_{t-1} + (1-\alpha)f_{t-1}] \quad (2.6)$$

$$= \alpha y_t + (1-\alpha)y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{t-2}$$

$$+ (1-\alpha)^3 f_{t-2}$$

⋮

$$= \alpha y_t + (1-\alpha)y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{t-2}$$

$$+ \dots + (1-\alpha)^n f_{t-n+1}$$

평활 계수  $\alpha$ 는 0과 1 사이의 값으로 식 (3.2)에서 예측 시점  $t$ 에서의 가중치보다 과거 값들

에 대해 지수적으로 감소하는 가중치를 부여하게 됨을 알 수 있다. 또한, 식 (2.5)를 식(2.7)과 같이 나타내었을 때 평활 계수의 값이 1에 가까울수록 시점  $t$ 에서의 시제 측정값과 예측값의 차이인 예측 오차가 많이 반영되는 예측값을 얻게 되고 평활 계수가 0에 가까운 값이면 이전 시점의 예측값과 비슷한 예측값을 가지게 됨을 알 수 있다(이원우, 2011).

$$f_{t+1} = f_t + \alpha(y_t - f_t) \quad (2.7)$$

지수 평활 방법은 기존예측 방법과 달리 과거의 데이터를 포함하며 데이터에 가중치를 부여한다. 하지만 정확한 척도를 만족하는 적절한 평활 계수 값을 결정하기 쉽지 않으며 예측 오차는 반영되지만 가중치는 고정되어 있다.

### 2.5 칼만 필터를 사용한 예측 방법

칼만 필터는 제어 분야 및 시계열 데이터를 다루는 여러 분야에서 활용되어온 기법으로 시계열 데이터를 상태 공간모델로 표현한 후 측정값을 통해 원하는 최상의 추정량을 얻는 데 사용된다(김향주, 2012). 칼만 필터는 반복적으로 새로운 측정값을 즉시 수용하며 대부분은 초기치에 상관없이 참값으로 빠르게 수렴한다는 장점이 있다(이정대, 2004).

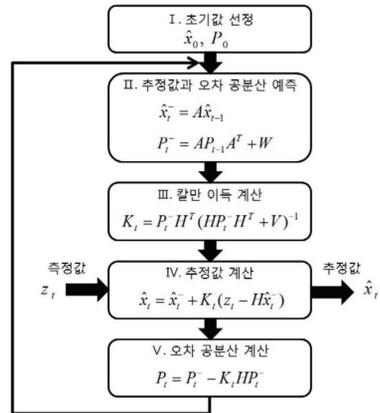
또한, 과거의 데이터를 모두 기억할 필요가 없어 계산에 소요 시간이 짧으며 알고리즘이 반복될 때마다 측정값과 예측값의 오차에 따라 매번 갱신된 가중치를 부여하여 오차를 점점 줄여나가는 효과를 얻게 된다.

상태 공간모델은 식 (2.8) 상태 방정식과 식 (2.9) 측정방정식(관측방정식)으로 표현된다.

$$x_{t+1} = Ax_t + w \quad (2.8)$$

$$z_t = Hx_t + v_t \quad (2.9)$$

위 두 식에서  $x_t$ 는 상태 변수,  $z_t$ 는 측정값을 나타내며 시스템 잡음  $w_t$ 는 개별적으로 값을 구하거나 지정할 수 없으며 오랜 관측 및 제작할 때부터 알고 있는 참값에 대한 표준편차로 공분산 행렬  $W$ 를 가지는 정규분포 잡음 변수이다. 또한  $v_t$ 는 측정 시 포함되는 잡음을 나타내며 공분산 행렬  $V$ 를 가지는 잡음 변수다. 이러한 상태 공간모델을 이용하여 수행되는 칼만 필터 알고리즘은 <그림 2>와 같다(김정필, 2010).



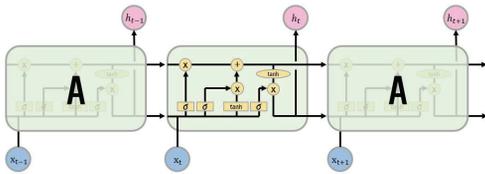
<그림 2> 칼만 필터 알고리즘

그리고 <그림 1>에서 사용된 변수  $A$ ,  $H$ ,  $W$ ,  $V$ 는 칼만 필터를 사용하기 전 상태 공간모델에서 결정되며 칼만 필터의 성능에 중요한 영향을 미치는 값이다. 특히 시스템 잡음의 공분산 행렬인  $W$ 와 측정 잡음의 공분산 행렬  $V$ 는 값을 모를 시에는 설계 인자로 보고 시행착오를 거쳐 선정하여야 한다.

### 2.6 LSTM 예측 방법

순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)은 시계열 데이터처리에서 적합한 알고리즘으

로 알려져 있으며 스스로 반복 학습을 통해 이전 단계에서 얻은 정보를 지속해서 사용한다. <그림 3>은 순환신경망 구조로 은닉층이 이전 데이터를 참조할 수 있도록 순환 구조로 구성되어 있다. 순환신경망은 이전 시간( $t-1$ )의 은닉층의 출력값을 다음 시간( $t$ )에 은닉층의 입력으로 다시 들어가는 구조로 되어 있다. 순환신경망 구조는 얻고자 하는 정보의 시간 격차가 증가함에 따라 학습의 어려움이 발생하며, 이러한 ‘긴 기간 의존성 (Long-Term Dependencies)’을 해결하기 위해 Hochreiter(1991)와 Schmidhuber(1997)가 만든 알고리즘이 LSTM(Long Short-Term Memory Network)이다.

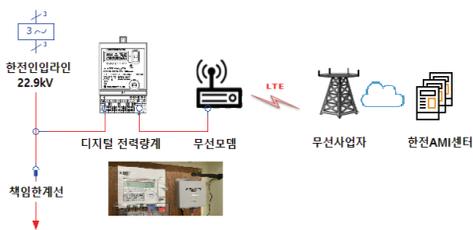


<그림 3> LSTM의 구조

### III. 연구방법

#### 3.1 전력데이터 측정방법

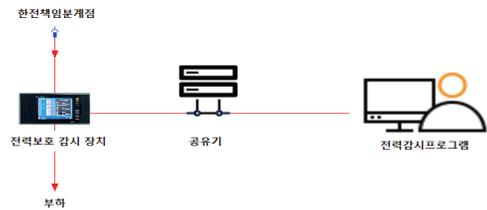
KEPCO의 전력측정 방법은 <그림 4>와 같이 인입부의 KEPCO에서 공급하는 특고압 전기로 고압용 전자식 디지털 전력량계를 설치하여 전력데이터를 측정한다. 수용가의 유효전력량, 지상/진상 무효전력량, 피상전력량, 최대수



<그림 4> 원격검침용 디지털 전자식 전력량계

요전력, 역률에 대하여 원격 검침 모델을 통하여 전송하여 무선통신 사업자를 거쳐 KEPCO의 지능형 전력망은 지능형 검침 인프라(AMI, Advanced Metering Infrastructure)의 데이터베이스로 저장된다.

본 연구에서 사용한 A사의 전력량 데이터는 <그림 5>와 같이 디지털 전력 보호 감시 장치의 전력측정 데이터를 사용한다.

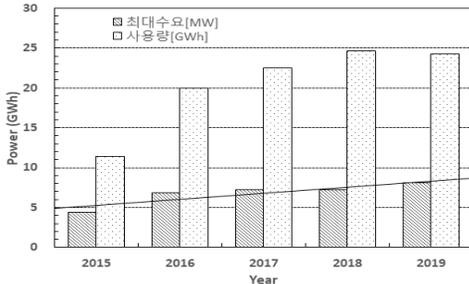


<그림 5> 디지털 전력 보호 감시 장치 구성

연구동 전력감시 프로그램은 1분마다 각 상의 전류, 유효전력, 유효전력량, 역률 측정데이터가 저장된다. 데이터는 컴퓨터의 랜카드와 디지털 전력 보호 감시 장치의 이더넷 통신 포트와 연결되어 TCP/IP 통신을 한다. 전력 감시프로그램에서의 최대수요전력 예측 연산은 5분간 버퍼에 쌓인 데이터의 평균값을 연산한다. 전력 보호 감시 장치의 주변에는 고전압, 고전류가 흐르며 부하변동량이 매우 크다. 이러한 가혹한 환경들의 설비들의 노이즈로 인하여 빈번한 통신 오류가 발생한다. 데이터의 패킷 손상이나 신호 미약 또는 외부 노이즈로 지정한 시간 안에 데이터가 전송되지 않으면 통신 오류 메시지가 발생한다.

통신 오류로 인한 데이터를 측정하지 못한다면 막대한 피해를 받을 수 있다. 특히 여름철의 최대수요전력에 대하여 잘못된 예측값에 대한 신뢰성을 잃게 되는 치명적인 단점이 있다. 그러나 다양하고 가혹한 부하변동으로 인하여 통신 오류의 원인이 되는 전기노이즈를 선로에서 제거하는 것이 불가능하다.

<그림 6>에서 2018년도 대비 2019년도에는 총 전력량이 400,000(kWh)을 적게 사용했지만, 전기사용요금은 약 일천만 원 이상을 더 지불했다. 즉, 전력을 적게 사용해도 전력비용이 증가하는 것을 확인했다.

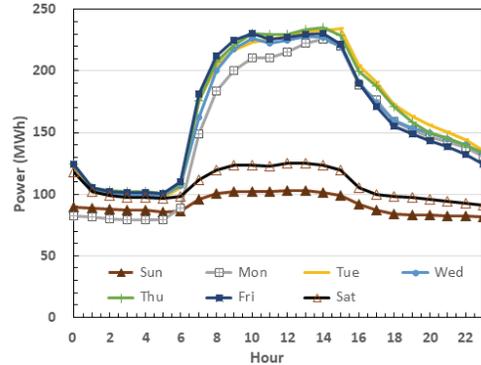


<그림 6> 연도별 전력사용량과 최대수요전력

2019년에 전력을 2018년도보다 적게 사용했음에도 불구하고 총 전기요금이 더 청구된 것은 최대수요전력과 관계가 있다. 15분 전력사용량을 기본단위로 측정되는 수요전력은 1년 중 7월, 8월, 9월, 12월, 1월, 2월의 수요전력 중 가장 높은 전력 요금이 기본요금으로 1년 동안 청구된다. 그러므로 최대수요전력은 동절기와 하절기에 관리가 중요하다.

전력사용량은 계절별 영향을 많이 받지만, 휴일 및 휴가 연휴 등에 의한 영향을 받을 것을 알 수 있었다. 즉 근무 일수와 연관된 것을 알 수 있다. 근무일과 관계를 확인하기 위하여 <그림 7> 2019년 요일별 시간대별 전력 사용량을 비교 분석하였다. 전력사용량 그래프는 주말에 전력사용량이 적고 특히 일요일에 전력사용량이 가장 낮다. 평일에는 오전 6시부터 전력량이 증가한다. 그리고 9시부터 15시까지가 주로 전력을 사용하는 시간대임을 알 수 있고, 오후 15시부터 감소하여 다음 날 1시까지 감소한다. 즉 6시부터 새벽 1시까지 설비가 작동되는 것을 있다. 주말에도 일부 설비들이 작동하는 것을 데이터를 통하여 알 수 있다. 그리고 야간 및 휴일

의 전기사용량이 일정하므로 사용하지 않아도 기본적으로 사용되는 최소전력을 확인할 수 있었다.



<그림 7> 2019년 요일별 시간대별 전력 사용량

### 3.2 최대수요전력에 대한 예측 방법

#### 3.2.1 평균필터

KEPCO는 전력을 공급하는 책임한계선에 설치된 전력량계로 15분당 최대수요전력[kW]과 1시간 누적된 전기사용전력량[kWh]을 측정한다. 최대수요전력량은 매 15분 동안의 측정된 데이터의 총합을 데이터 개수로 나눈 값을 최대수요전력으로 사용하고 있다.  $k$ 개의 데이터( $x_1, x_2, \dots, x_k$ )가 있을 때 아래 식과 같다.

$$\bar{x}_k = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_k}{k} \quad (3.1)$$

본 연구에서 최대수요전력을 계산하기 위한 식(3.2)의 평균필터(Averaging filter)를 사용한다. 최대수요전력 예측 계산식으로 사용한다. 최대수요전력값을  $\bar{x}_k$ 로 정의하고 직전 평균값을  $\bar{x}_{k-1}$ 이며  $k$ 는 데이터 개수,  $x_k$ 는 새로 추가된 데이터로 정의한다.

$$\bar{x}_k = \frac{k-1}{k} \bar{x}_{k-1} + \frac{1}{k} x_k \quad (3.2)$$

식(3.1)식과 (3.2)식의 차이점은 직전평균값  $\bar{x}_{k-1}$ 과 데이터개수  $k$ , 추가된 데이터  $x_k$ 가 있으면 예전의 데이터들은 필요가 없기 때문에 버퍼와 메모리에  $k$ 개의 데이터를 저장하지 않는다.

(3.2)식을 더 간결하게 표현하기 위하여  $\alpha \equiv \frac{k-1}{k}$ 라 정의하여 (3.2)식에 대입하면

$$\bar{x}_k = \alpha \bar{x}_{k-1} + (1-\alpha)x_k \quad (3.3)$$

(3.3)식과 같이 평균을 취하면 측정 데이터에서 잡음을 제거 할 수 있지만 전력량과 같이 시간에 따라 변하는 경우는 데이터의 동적인 변화를 모두 없애버리는 문제를 가지고 있다.

최대수요전력은 15분간의 전력 측정 데이터 평균필터 (3.3)식으로 연산하여 계산한다. 최대수요전력은 15분 동안 측정되는 값이기 때문에 15분 후에는 데이터 개수  $k$ 는 초기 값 1로 되고 매 15분간 반복하여 실시간 측정되는 전력 측정 데이터  $x_k$ 가 입력될 때마다 최대수요전력을 예측한다.

그러나 전력 측정 데이터  $x_k$ 가 통신 오류로 인하여 잘못 입력이 된다면 최대수요전력예측값에 신뢰성을 잃게 된다. 그래서 통신 오류값을 보상해주기 위하여 이평평균 함수가 사용된다.

### 3.2.2 이동평균

주로 주식에 차트에서 많이 사용되는 이동평균(moving average)도 최대수요전력 예측에 이용한다. 이동평균은 모든 측정 데이터가 아니라, 지정된 개수의 최근 측정값만을 취하고 계산한 평균값을 의미한다.  $n$ 개의 데이터에 대한 이동평균을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\bar{x}_{ma} = \frac{x_{k-n+1} + x_{k-n+2} + \dots + x_k}{n} \quad (3.4)$$

(3.4)는 이동 평균  $\bar{x}_{ma}$  는  $k-n+1$ 번째 데이터부터  $k$ 번째 데이터까지 총  $n$ 개의 데이터 평균을 의미하며 이를 재귀식으로 바꾸면 아래 식과 같다.

$$\bar{x}_{ma} = \bar{x}_{k-1} + \frac{x_k - x_{k-n}}{n} \quad (3.5)$$

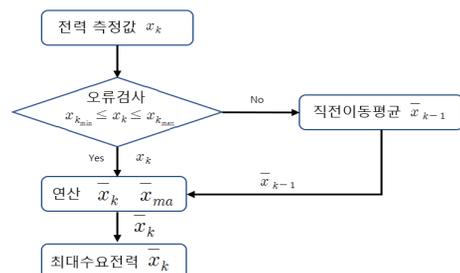
이동평균 필터 함수는 전력 측정된 데이터 ( $x_k$ )와 평균데이터의 개수는  $n$ 개의 데이터로 항상 일정 하고 계산을 위해서 직전 이동평균 데이터( $\bar{x}_{k-1}$ )과 가장 오래된 데이터( $x_{k-n}$ )가 필요하다.

본 연구에서 통신오류가 발생 했을 때 이동평균의 직전 이동평균 데이터( $\bar{x}_{k-1}$ )는 전력 측정된 데이터( $x_k$ )을 대체하여 연산된다.

### 3.2.3 최대수요전력 예측

정상적으로 전력 측정 데이터가 입력이 된다면 (3.3)식으로 최대수요전력예측 계산을 한다. 그러나 <그림 8>에서와 같이 통신오류로 인하여 전력측정값을 알 수가 없는 경우에도 최대수요전력예측 연산에 오류가 생기게 된다. 오류가 발생되었을 때의 직전 전력변화의 추세를 나타내는 이동평균선의 직전평균값( $\bar{x}_{k-1}$ )을 사용한다.

즉 통신 오류로 인하여 전력 측정된 데이터 ( $x_k$ )의 오류를 가질 때 <그림 8>와 같이 이동평균의 직전평균값으로 최대수요전력의 측정데이



<그림 8> 최대수요전력 예측 플로우차트

터( $x_k$ )를 대신하여 이동평균선의 직전평균값( $\bar{x}_{k-1}$ )으로 연산 한다.

데이터의 오류 검사는 측정되는 최소 전력( $x_{k_{min}}$ )와 최대수용전력( $x_{k_{max}}$ )과 범위 안에 존재하여야 한다. 최소 사용전력은 2장의 데이터 분석을 통하여 사용야간 및 휴일에도 최소 사용전력 즉 최소 대기전력을 의미한다. 최대수용전력은 설계용량으로 최대전력을 사용해도 수용용량을 초과 할 수 없고 보호 장치들로 인하여 최대치까지 도달 할 수 가 없다. 식 (3.6)과 같이 전력 측정데이터( $x_k$ ) 최소사용전력과 최대사용전력 범위 안에 존재 한다.

$$x_k = x_{k_{min}} \leq x_k \leq x_{k_{max}} \quad (3.6)$$

전력 측정 데이터( $x_k$ )가 (3.6)를 만족한다면 평균필터 계산식(3.7)으로 최대수요전력예측 한다.

$$\bar{x}_k = \alpha \bar{x}_{k-1} + (1-\alpha)x_k, \quad (3.7)$$

$$(x_k = x_{k_{min}} \leq x_k \leq x_{k_{max}})$$

그러나  $x_k$ 가 (3.8)식의 조건을 만족하지 않는다면 전력 측정 오류가 발생된 것으로 간주한다. 즉 전력 측정 데이터( $x_k$ )를 (3.9)식의 이동평균함수의 직전 평균값을 전력측정 데이터로 취하여 최대수요전력을 예측 한다.

$$x_k = \bar{x}_{k-1}, \text{ 단 } (x_k \neq x_{k_{min}} \leq x_k \leq x_{k_{max}}) \quad (3.8)$$

$$\bar{x}_{k-1} = \bar{x}_{ma} - \frac{x_k - x_{k-n}}{n} \quad (3.9)$$

데이터 오류가 발생 했음에도 불구하고 안정적인 신뢰성 높은 최대수요전력 예측이 값을 얻을 수 있다.

## IV. 성능평가

### 4.1 최대수요전력 데이터 비교 분석

2019년도 1월부터 12월까지의 KEPCO에서 측정한 최대수요전력의 월별 최대치와 전력감시프로그램으로 측정 저장된 데이터를 평균필터(3.8) 수식으로 계산하여 월별 최대수요전력값을 예측한 값이다. 그리고 전력감시프로그램 전문 개발 업체인 B사에서 개발한 연구소 전력감시프로그램에서 사용 중인 연산방식인 버퍼에 FIFO(First IN First out)방식으로 shift 하면서 평균피크전력량을 연산을 비교 하였다. <표 1> 2019년도 월별 최대수요전력 연산 오차율 비교는 KEPCO에서 측정한 최대수요전력값에 대한 오차율은 평균필터 조합을 사용했을 때는 1%, 버퍼 평균과 전력감시프로그램에서 사용 중인 연산 방법으로 60개의 데이터가 쌓였을 때의 평균을 통한 최대수요전력값은 -3%의 오차율이 발생하였다.

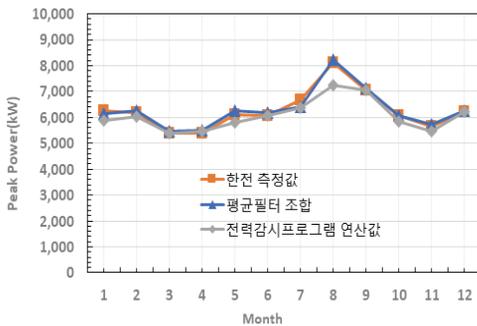
<표 1> 2019년도 월별 최대수요전력 연산 오차율

Month	최대수요전력(kW)			오차율(%)	
	한국전력 측정값	평균필터 조합	전력감시 프로그램	평균필터 조합	전력감시 프로그램
1	6,262	6,161	5,896	-2%	-6%
2	6,166	6,251	6,045	1%	-2%
3	5,405	5,472	5,373	1%	-1%
4	5,381	5,497	5,452	2%	1%
5	6,122	6,276	5,797	2%	-6%
6	6,058	6,182	6,050	2%	0%
7	6,670	6,421	6,385	-4%	-4%
8	8,126	8,226	7,255	1%	-12%
9	7,054	7,111	7,042	1%	0%
10	6,058	6,087	5,837	0%	-4%
11	5,654	5,741	5,471	2%	-3%
12	6,214	6,240	6,221	0%	0%
Total				1%	-3%

KEPCO에서 측정한 최대수요전력과 비교 했을 때 전력감시프로그램에서 제시한 방법보다 평균필터와 이동평균 조합을 사용하여 최대수요전력 값 예측이 오차율이 3% 더 정확한 것을 알 수 있다.

평균필터와 이동평균 조합을 통하여 통신오류로 인한 데이터 손실이 발생했을 때 추세선에 따른 직전 평균값을 측정값을 대체하여 연산을 한 반면에 손실데이터를 포함하여 잘못된 값이 버퍼에 저장 되어 연산에 영향을 미치기 때문에 전력감시프로그램은 오차를 크게 갖기 때문이다. 특히 <그림 7> 2019년도 월별 최대수요 전력 그래프에서 최대수요전력이 가장 큰 영향을 주었던 8월에 잘못 연산한 것을 알 수 있다.

<그림 8>에서와 같이 평균필터와 이동평균선의 조합이 더 신뢰성이 높은 이유는 버퍼에 데이터를 적게 저장하기 때문이다. 전력감시 프로그램이나 타 연구에서는 일정시간 동안 전력 측정값의 평균을 계산하기 위해 초기의 값들을 모두 저장해야 한다. 그러나 평균필터(3.8)식은 직전평균값  $\bar{x}_{k-1}$ 과 데이터개수  $k$ , 추가된 데이터  $x_k$ 가 있으면 예전의 데이터들은 필요가 없기 때문에 버퍼와 메모리에  $k$ 개의 데이터를 저장하지 않아 더 효율적으로 최대수요전력량을 예측할 수 있다.

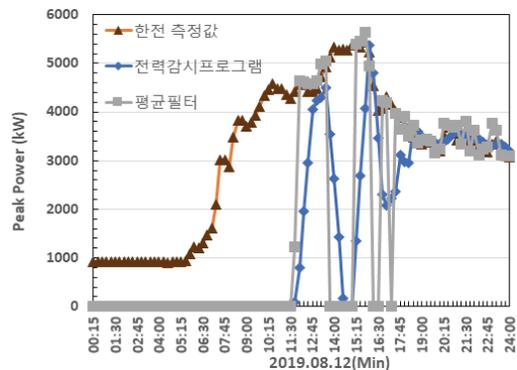


<그림 8> 2019년도 월별 최대수요전력 그래프

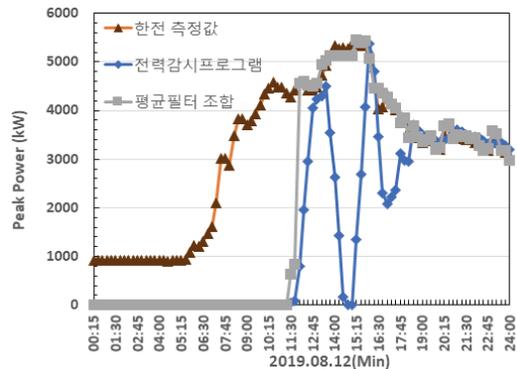
#### 4.2 최대수요전력 측정 오류 데이터 비교

전기·전자 설비의 자동화와 증설과 원격 제어로 인한 통신신로들이 길어짐에 따라 설비의 노이즈 유도 및 간섭 등으로 인하여 설비의 측정데이터 및 통신 신호 왜곡이 증가한다. <그림

9> 최대수요전력 데이터 그래프는 여름휴가로 인하여 장시간 정지 후 오전 10:30분경부터 전력 감시프로그램을 가동시켜 저장한 데이터 그래프이다. 데이터 저장 중 많은 통신 오류가 발생하였고 오류가 발생했을 때의 그래프이며, <그림 10>에서 평균 필터와 이동평균의 직전 평균값의 조합으로 예측 계산한 그래프를 보여 준다.



<그림 9> 최대수요전력 데이터 오류

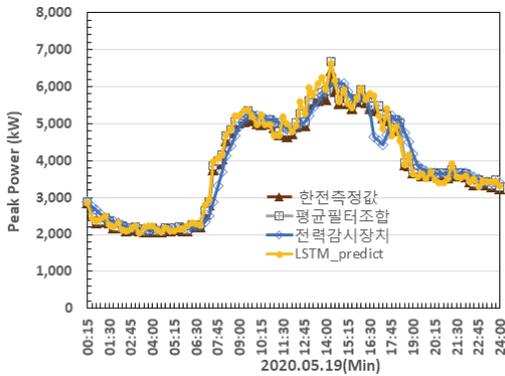


<그림 10> 최대수요전력 평균필터 조합 비교 그래프

측정되는 전력데이터의 통신 오류로 인하여 전력데이터가 입력되지 않을 때 기존방식과 평균 필터 및 최대수요전력 예측값에 대한 왜곡이 나타난다. 입력 값이 입력에 오류가 발생하면 계산이 결과에 악영향을 주는 것은 당연하다. 그러나 실제 유효전력은 전력 손실과 최소 대기

전력으로 인하여 최소전력 이하의 값을 가질 수 없다. 측정 유효전력 값이 최소유효전력( $x_{k_{min}}$ )보다 작고 최대수요전력( $x_{k_{max}}$ )보다 클 때 이동평균의 직전 평균값이 유효전력의 값을 대신하여 최대수요 전력을 예측하게 된다.

아래 <그림 11> 최대수요전력 데이터 비교는 통신 오류로 데이터 보상 연산 했을 때의 평균필터조합 그래프와 전력 감시장치, 그리고 LSTM 예측치와 비교한 것이다.



<그림 11> 평균필터 조합의 데이터 비교

통신 오류 발생 시 평균 필터와 이동평균의 조합이 기존의 전력감시장치의 최대수요전력 연산 값보다 13% 이상 정확도가 향상되었고 LSTM의 예측치 보다 약 2% 정도 정확한 것을 확인했다.

## V. 결론

본 논문에서는 최대수요전력예측에 대한 다양 연구들인 인공신경망과, 다중회귀분석, 서포트벡터, 딥러닝, LSTM등 다양한 방법들과 비교하여 데이터가 손실된 경우 15분간의 최대수요 전력 예측에는 평균필터 조합의 예측값이 가장 정확한 것을 알 수 있었다.

특히 산업현장에서 빈번히 발생하는 고질적

인 문제인 통신 오류가 발생했을 연산에 필요한 수요전력의 데이터가 오류가 발생하여도 평균필터와 이동평균의 조합으로 최대수요전력 예측값을 연산 하여 오차범위 1%로의 최대수요전력 예측값을 계산 할 수 있었다. 이동 평균식을 활용하여 통신 오류 직전까지의 추세값을 반영해 오류 데이터를 대신하여 연산을 하는 방법이 LSTM을 예측 방법보다 이동평균 데이터 직전 평균 데이터의 조합의 정확도가 가장 높은 것을 확인 할 수 있었다. 환경이 열악한 중소 산업현장에서 발생하는 통신 오류 문제들을 당장 해결할 수 없지만 그럼에도 불구하고 신뢰 높은 수요전력 데이터를 확보 및 최대수요전력을 예측할 수 있다.

본 연구에서는 산업현장에서 발생하는 통신 오류에도 불구하고 정확한 최대수요전력을 예측한 최대수요전력 데이터를 확인하는 것만으로도 부하를 줄여서 경제적인 효과를 볼 수 있을 것이다. 그러나 최대수요전력 예측이 되었을 때 능동적인 부하제어 연구와 연계하지 못한 것이 한계로 남는다.

## 참고 문헌

- [1] 고원식·강정훈·신규환(2015), “최대전력 관리 장치를 활용한 피크부하 모니터링 시스템 연구”, 한국통신학회 학술대회논문집, 803-804, 2015
- [2] 조성원(1999), “신경망과 퍼지논리를 이용한 최대수요전력 제어시스템에 관한연구”, 한국지능시스템학회, 9(4), 367-470, 1999
- [3] 이정대(2004), “Kalman Filter를 이용한 경로 통행 시간 예측에 관한 연구”, 석사학위논문, 부산대학교 대학원.
- [4] 김항주·최혜원·홍승표(2012), “칼만 필터 알고리즘을 이용한 단속류 통행시간 예측 연구”, 유신기술회보, 8 78-89.

- [5] 김창일·성기철·유인근(2002), “복합퍼지 모델을 이용한 디맨드 예측제어에 관한 연구”, *대한전기학회* 51(9), 417-424.
- [6] 권용훈(2012), “최대 수요 전력 예측 방법에 대한 연구”, 석사학위 논문, 금오공과대학교 대학원
- [7] 최효범·이재철·강안나(2013), “최대피크 사용 전력량 모니터링과 그 단계별부하 제어를 통한 에너지 관리에 대한 연구”, *한국정보기술학회지* 11(1) 35-40.
- [8] 서영웅·박승영·김명진(2019), “최대수요 전력 저감을 위한 LSTM기반 ESS 운영 스케줄링 기법”, *정보과학회* 46(11) 1,165-1,173.
- [9] 조성원(1999), “신경망과 퍼지논리를 이용한 최대수요전력 제어시스템에 관한 연구”, *한국지능시스템학회*, 9(4), 367-470.
- [10] 송경빈·박래준·김경환·원종률(2017), “다중회귀분석법을 이용한 전력량 예측 알고리즘” *조명·전기설비학회* 31(11) 69-74.
- [11] 김병진·정을기·한운동·전희중(2000), “지능형 최대 수요 전력 관리 장치의 개발”, *한국조명설비학회지*, 14(5), 50-55.
- [12] 정현우·송경빈(2014), “칼만필터 알고리즘을 적용한 전력수요예측 동향, *대한전기학회 학술대회 논문집*, 206-207.
- [13] 이형로·신현정(2011), “Support Vector Regression에 기반한 전력 수요 예측”, *산업공학(IE interfaces)*, 24(4) 351-361.
- [14] 이학노·한진현·이명훈(2010), “전력피크의 추정 및 예측에 대한 연구”, *에너지경제연구*, 9(2), 83-99.
- [15] 최낙훈·손광명·이태기(2011), “수요경향과 온도를 고려한 1일 최대전력 수요 예측”, *조명·전기설비학회논문지* 15(6), 35-42.
- [16] 김성필(2012), *칼만필터의 이해*, 서울, 아진출판사.
- [17] 에너지경제연구원(2018), “세계에너지현안” *인사이트* 제18호-1호.
- [18] KEPCO(2019), *요금체계표*, <http://cyber.kepco.co.kr/>
- [19] KEPCO(2020), “요금제도 약관”, <http://cyber.kepco.co.kr/>
- [20] Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., Georgo Poulou, E., Lalas, D. P., Moschovits, M.Karagiannis, F., and Papakonstantinou, D. (2006), “Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences”, *Energy*, 31(2-3), 208-227.
- [21] Romera, E. G., Moran, M. A. J., and Fernandez, D. C. (2008), “Monthly electric energy demand forecasting with neural networks and Fourier series”, *Energy Conversion and Management*, 49(11), 3135-3142.
- [22] Pappas, S. Sp., Ekonomou, L., Karampelas, P., Karamousantas, D. C., Katsikas, S. K., Chatzarakis, G. E., and Skafidas, P. D. (2010), Electricity demand load forecasting of the Hellenic power system using an ARMA model, *Electric Power Systems Research*, 80(3), 256-264.
- [23] S. Hochreiter and J. Schmidhuber (1997), “Long short-term memory,” *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. Okamura Mizio(1991), *Noise Protection & Solution*, SungAnDang.

## 사 사

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2020-2018-0-01396).

저 자 소 개



**유 찬 직(Chan-Jik Yu)**

- 2016년: 한밭대학교 제어계측학과 (학사)
- 2018년: 충북대학교 빅데이터학과 (석사)
- 관심분야 : 빅데이터, 알고리즘, 데이터 마이닝



**김 재 성(Jae-Sung Kim)**

- 2017년: 충북대학교 경영정보학과 (박사)
- 2017년~현재: 충북대학교 빅데이터학과 교수
- 관심분야 : 빅데이터, 알고리즘, 데이터 마이닝



**노 경 우(Kyung-Woo Roh)**

- 2016년: 텔라웨어 주립대학교 금융학과 (학사)
- 2020년~현재: 충북대학교 경영정보학과 (석사)
- 관심분야 : 빅데이터, 딥러닝, 머신러닝, 데이터 마이닝, 데이터 거버넌스



**조 완 섭(Wan-Sup Cho)**

- 1996년: KAIST 전산학과 (박사)
- 1997년~현재: 충북대학교 경영정보학과 교수
- 관심분야 : 데이터베이스, 빅데이터, 블록체인, 인공지능, 데이터 거버넌스