

LSTM을 이용한 웹기반 수용가별 전력수요 변동성 평가시스템

서덕희¹ · 유준수² · 최은정³ · 조수환² · 김동근^{4*}

Web based Customer Power Demand Variation Estimation System using LSTM

Duck Hee Seo¹ · Joonsoo Lyu² · Eun Jeong Choi³ · Soohwan Cho² · Dong Keun Kim^{4*}

¹Department of Mobile Software, Sangmyung University, Seoul 03016, Korea

²Department of Electrical Engineering, Sangmyung University, Seoul 03016, Korea

³Department of Computer Science, Sangmyung University, Seoul 03016, Korea

^{4*}Department of Intelligent Engineering Informatics for human, Sangmyung University, Seoul 03016, Korea

요 약

본 연구는 LSTM기반의 전력수요 변동성 평가 시스템을 제안하고 핵심모듈인 수요예측모듈의 정확성을 증명하기 보다는 실제 전력수요 모니터링 시스템 내 딥러닝을 이용하여 갑작스러운 전력패턴의 변화를 인지할 수 있는 모듈에 대한 활용 가능성을 확인하고자 한다. 웹기반 시스템에 모듈로 적용하여 관리자가 전력사용 패턴의 변동성을 판단할 수 있도록 시각화된 보고서를 제공하였다. 변동성 평가시스템의 구현 결과 관공서와 병원 등의 기관의 경우 전력사용량 데이터가 일정한 형태의 패턴을 보임을 확인하였다. 반면 주거시설과 같이 전력사용량이 상대적으로 낮은 지역의 경우 변동성 평가에는 적절하지 않았음을 확인했다.

ABSTRACT

The purpose of this study is to propose a power demand volatility evaluation system based on LSTM and not to verify the accuracy of the demand module which is a core module, but to recognize the sudden change of power pattern by using deeplearning in the actual power demand monitoring system. Then we confirm the availability of the module. Also, we tried to provide a visualized report so that the manager can determine the fluctuation of the power usage patten by applying it as a module to the web based system. It is confirmed that the power consumption data shows a certain pattern in the case of government offices and hospitals as a result of implementation of the volatility evaluation system. On the other hand, in areas with relatively low power consumption, such as residential facilities, it was not appropriate to evaluate the volatility.

키워드 : 딥러닝, 전력수요 변동성 평가, LSTM, 전력제어, 스마트그리드

Key word : DeepLearning, Power Demand Variation Estimation, LSTM, Electronic Control, Smart Grid

Received 1 February 2018, Revised 19 March 2018, Accepted 4 April 2018

* Corresponding Author Dong Keun Kim(E-mail:dkim@smu.ac.kr, Tel:+82-2-2287-5431)

Department of Intelligent Engineering Informatics for Human, Sangmyung University, Seoul, 03061 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2018.22.4.587>

pISSN:2234-4772

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

전력 수요 예측은 스마트 그리드를 구성하는 부분 중 중요한 부분을 차지하는 기능이다. 전년 대비 유가상승 및 환경문제로 인한 저탄소 에너지 전환 및 신재생 에너지 사업을 통하여 스마트 그리드를 구성하는 사업의 전망이 다시 한 번 재조명 받고 있다.[1-2] 에너지 이슈에 대비하여 IT를 비롯한 여러 분야에서 융복합을 시도하여 새로운 산업을 확산하기 위한 연구가 진행되고 있다.[2-3]

보통 시설단위로 에너지를 이용한 경제적 이익을 도모하기 위해 최신기술이 반영된 하드웨어와 소프트웨어를 사용한 스마트 그리드 시스템을 적용하여 에너지를 효율적으로 관리한다. 에너지 스케줄링관리를 포함하여 스마트 그리드를 구성하는 몇 가지 핵심 기능에서는 시설의 전력수요를 예측하는 기능이 필요하다. 전력 수요 변동성 평가의 본질적인 목적은 전력의 과다사용으로 인한 블랙아웃 대비기능 외에도 에너지를 실시간으로 모니터링하고 수요를 관리하여 이익을 얻는 지능형 수요반응(Demand Response)과 연동하여 경제적인 이익을 얻기 위함이다.[4] 수요반응을 이용하여 시설에서 경제적인 이익을 얻고 국가는 발전시설 대비 비용절감 및 환경보존 같은 추가적인 이익을 도모할 수 있는 순기능이 있다.

본 연구에서 제안하고자 하는 딥러닝 기반의 변동성 평가에 대하여 정리하자면 딥러닝 기반으로 수요예측 기능을 진행하고 실제사용량과 비교하여 일치되지 않는 구간을 변동성을 확인할 수 있는 환경을 제공하는 것이다.

딥러닝 기반의 전력수요 변동성 평가는 필요한 이유는 시설마다 고유의 사용패턴이 존재하며 전력 사용용도, 세부적인 전력의 사용량, 계약용량, 자가발전용량 규모가 시설마다 다르다.[5] 그렇지만 시설의 형태에 따라서 한 가지 패턴이 존재하며 계절별, 일별, 월별, 시간별로 데이터를 분석해보면 전력사용 패턴이 일치함을 보인다.[6] 전력사용량처럼 복잡한 패턴의 시계열 데이터를 분석하기 위해 종속변수를 이용한 회귀분석부터 머신러닝 분야의 분석 알고리즘이 많이 접목된다.

그 중 가장 비슷하고 범용으로 연구되었던 Support Vector Machine을 이용한 경우에는 학습데이터의 경우 대다수의 시설의 데이터가 섞여있어서 시설 맞춤형으

로 구성하기에는 무리가 있다. 데이터를 발췌하여 임의 시설의 데이터만으로 구성하기에는 기존 사용되는 머신러닝 알고리즘만으로는 특정시간대의 변화량을 인지할 수 없기 때문에 이전 전력사용량 데이터만으로 추론하기는 어렵다고 사료된다.[7]

본 연구의 목적은 LSTM기반의 전력수요 변동성 평가 시스템을 제안하고 핵심모듈인 수요예측모듈의 정확성을 증명하기 보다는 실제 전력수요 모니터링 시스템 내 딥러닝을 이용하여 갑작스러운 전력패턴의 변화를 인지할 수 있는 모듈에 대한 활용 가능성을 확인한다. 그리고 웹기반 시스템에 모듈로 적용하여 관리자가 전력사용 패턴의 변동성을 판단하도록 시각화된 보고서를 제공하는 것이다.

II. 관련연구

변동성평가에 사용되는 가장 핵심기능이라고 할 수 있는 사용량 예측 기능에 대한 관련연구로는 혼합주기 전력수요모형(MIDAS)과 자기회귀시차분포모형(ARDL)을 이용하여 전력수요를 예측하고 비교한 연구가 진행되었다.[8]

2.1. 혼합주기 전력수요 모형

혼합주기 전력수요 모형(MIDAS)을 이용한 수요예측은 경제학 분야에서 GDP를 구하는데 사용되는 MIDAS 회귀모델[8]을 이용하여 전력소비를 예측하였다.

필요한 독립변수는 온도, 근무일수, 소득변수, 가격변수로 지정하였다. 온도는 난방수요와 냉방수요를 고려하여 난방도일과 냉방도일을 이용하여 일평균기온에서 기준온도와 차를 구해 누적 합산하여 계산되었다.

근무일수는 월단위에서 공휴일과 일요일을 제외하고 토요일을 0.5일로 설정하고 근무일수와 합산하여 지정되었다.

그 결과 월 단위 데이터가 완성되었고 이전데이터만 이용하는 것 보다는 월 단위, 주간 냉난방 차이가 반영될 경우에는 상대적으로 높은 정확성을 보인다고 하였다. 하지만 주간 일간으로 상대적으로 낮은 단위의 전력 수요 데이터가 존재한다면 차이점은 별로 없다고 하였다.[8]

2.2. 자기회귀시차분포모형을 이용한 전력수요 모형

다른 방법으로는 시계열 데이터를 분석하기 위하여 널리 쓰이고 있는 동태적 회귀분석 중 하나인 ARDL (Autoregressive Distributed Lag)를 이용하였다.

월 단위 전력수요가 몇 해 전 전력수요에 영향을 준다고 가정하고 자기회귀 차수를 포함하였다. 난방도일과 냉방도일을 전 월 독립변수에 포함시켰고 사용처에 따라 각자 다른 모델로 나타내어 통계적으로 유의함을 확인했다.[8]

2.3. 딥러닝 기반 전력수요 변동성 평가

이전 사용량 데이터 패턴분석을 이용하여 단순하게 회귀하여 수를 예측하였을 경우 상승세 하락세로 두 가지 중 하나로 계속적으로 표현되므로 정확성이 많이 떨어진다.

다른 선형회귀 모델을 이용할 경우 요소변수들이 많이 필요하며 일련의 연산과정을 거쳐야 하거나 추가적인 전력계측 감지 디바이스 외에 추가적인 감지 디바이스가 필요할 수 있다. 심지어 관리자로부터 수동적으로 몇몇 파라미터를 입력받아야 진행 할 수도 있다. 그러나 딥러닝 기반 수요예측을 이용하여 간단하게 이전 사용량을 기반으로도 충분히 가능성 있는 전력수요 변동성 평가를 진행 할 수 있다고 판단된다.

2.4. LSTM

RNN은 길이가 긴 시퀀스 정보를 처리할 수는 있지만 실제로 시퀀스 정보의 길이가 길어질 경우 성능이 저하된다. 이 문제를 장기 의존성(long-term dependencies) 문제라고 하는데, 이와 같은 문제를 극복하기 위한 RNN의 변형 모델 중 하나가 Long Short Term Memory (이하 LSTM)이다.[9]

본 연구에서는 시계열 데이터에서 패턴을 인식하는 인공지능망인 Recurrent Neural Network의 변형모델인 Long Short Term Memory를 기반으로 전력사용데이터 스스로 특징을 추출하게 함으로써 기존에 복잡한 식을 이용하거나 일련의 연산을 통해 얻을 수 있는 종속변수 없이 이전 사용량데이터만으로 전력수요 변동성 평가 기능을 구현한다.

III. LSTM기반의 전력수요 변동성 평가 시스템

본 연구에서 제안한 LSTM기반의 전력수요모형을 이용하기 위해 먼저 수요모형에 대한 세부 설정을 지정하였다. 그 다음 수요모형을 구현할 개발환경을 구성하고 사용할 데이터 셋을 구축하였다. 실제 개발을 위하여 수요예측모형을 구성하고 웹 시스템과 연동하는 과정을 거쳐 시스템을 구현하였다. 시스템은 그림 2와 같다.

3.1. 수요모형

실험에 따라 본 논문에서 제안하는 전력수요 변동성 평가모형을 구성하기 위한 하이퍼파라미터는 표 1과 같다. hidden layer 수 1개, node의 개수 10개, batch size는 128개, learning rate를 0.11로 설정하였으며, 반복 횟수는 200번으로 설정하였으며 활성화함수는 쌍곡선함수 중 Hyperbolic Tangent를 사용하였다. 마지막으로 최적화 알고리즘은 확률적 경사 하강법을 이용하여 진행하였다.

Table. 1 Power Demand Variation Estimation LSTM Model Setting

	Residential Facilities	Medical Facilities	Public office Facilities
Data Count	2016		
Train Set	1728		
Test Set	288		
Epoch	40		
Time Stamps	288		
Batch	288		
Learning Rate	0.1		
Activation Function	hyperbolic tangent		
Optimization Algorithm	stochastic gradient descent		

3.2. 개발환경

본 연구에서는 LSTM을 이용한 전력수요 변동성 평가 모형을 구성하기위해 DL4J를 이용하였다. DL4J를 선택한 이유는 GPU를 이용 할 수 있는 환경을 구축하기 용의하고 향후 연구인 스마트폰 전력수요 모니터링 시스템에서 적용하기 위하여 모바일 플랫폼으로 확장할 수 있는 프레임워크가 필요하다. 확장 가능한 프레임워크가 필요한 이유는 서버에서 연산하지 않고 데이터만 서버에서 내려 받아 클라이언트에서 진행하는 방식이 서버에 무리를 주지 않기 때문이다. 또한 사용하

기 편리한 인터페이스를 지원하기 때문에 선택하였다.

3.3. 수요예측 데이터 구성

전력사용형태를 기반으로 주거시설, 관공서, 병원 등으로 임의의 기관 하나를 설정하여 수요예측을 데이터와 실제 데이터를 비교하는 방법으로 진행하였다. 데이터는 수요반응자원 시스템 내에서 MSSQL에 누적된 데이터를 이용하여 분석하였다. [4] 데이터의 핵심구성은 그림 1에 나타난 바와 같이 EquipmentID, mr_ymdh, mmIndex, Value_5Min, NowDate로 구성되어있다. EquipmentID는 센서디바이스를 구분하기위한 ID이며 mr_ymdh는 해당일자를 표현한다. mmIndex는 하루를 5분단위로 나누어 색인화를 진행한 수로 구성되어있으며, Value 5Min은 실제 전력사용량을 KWh단위로 구성한다. NowDate는 센서디바이스가 데이터를 입력한 TimeStamp기능을 뜻한다.

EquipmentID	mr_ymdh	mmIndex	Value_5min	NowDate
1	2016-10-23	280	41.040001	2016-10-23 23:21:17.380
2	2016-10-23	280	88.32	2016-10-23 23:21:47.613
3	2016-10-23	282	74.400002	2016-10-23 23:32:53.023
4	2016-10-23	282	13.247999	2016-10-23 23:33:00.197
5	2016-10-23	283	91.440002	2016-10-23 23:33:12.263
6	2016-10-23	283	34.559998	2016-10-23 23:34:30.510
7	2016-10-23	283	6.816	2016-10-23 23:34:47.630
8	2016-10-23	283	32.16	2016-10-23 23:34:56.900
9	2016-10-23	283	132	2016-10-23 23:35:05.570
10	2016-10-23	283	123.840004	2016-10-23 23:35:07.103
11	2016-10-23	283	12.959999	2016-10-23 23:35:35.143
12	2016-10-23	283	41.040001	2016-10-23 23:36:15.327
13	2016-10-23	283	90.239998	2016-10-23 23:36:46.163
14	2016-10-23	284	61.920002	2016-10-23 23:37:52.110
15	2016-10-23	283	73.200005	2016-10-23 23:37:52.727
16	2016-10-23	284	95.040001	2016-10-23 23:38:10.157
17	2016-10-23	284	33.599998	2016-10-23 23:39:31.923

Fig. 1 Power Usage Data to use LSTM

3.4. 변동성 평가를 위한 수요예측 모델 설정

날짜는 2016년 11월 1주, 2주로 지정하였으며 데이터의 단위는 5분단위의 시계열 데이터로 구성되어있다. 그러므로 7일 단위 2016개의 데이터가 시설별로 2세트로 구성되어있다. 각각 2016개의 데이터 셋 중 1728개를 학습데이터를 지정하고 24시간 데이터인 288개를 예측하도록 한다. 위와 같이 정리된 데이터를 이용하여 288개의 데이터를 한 단위로 Test Set으로 표현하였다. 다른 전력수요 변동성 평가 연구[7]에 비해 데이터 셋의 수가 작은 이유는 최소화된 구성으로 모바일 플랫폼에서 구동할 수 있도록 확장예정이기 때문에 상대적으로 작은 데이터 셋의 크기를 가진다.

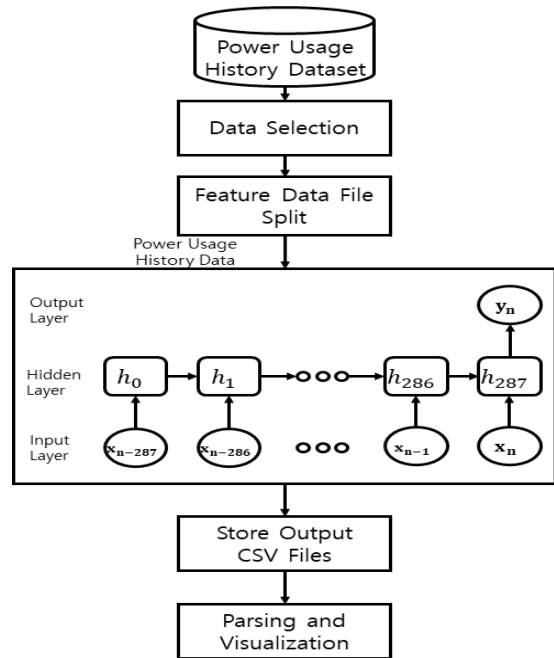


Fig. 2 Power Demand Variation Estimation System architecture using LSTM

3.5. 웹 시스템 설계

본 논문에서 제안하는 LSTM기반 전력수요 변동성 평가 시스템의 설계된 구조는 그림 3과 같다. HTTP Request에 고객번호를 담아 보내면 데이터 셋으로 부터 예측할 대상의 전력사용 데이터를 획득하는 과정을 거친다. 그 다음 획득한 전력사용데이터를 서버 내 커맨드 라인 인터페이스로 컴파일 된 LSTM기반 전력수요 변동성 평가 자바 클래스를 실행하여 파일시스템을 이용하여 결과를 남긴다. 그리고 마지막으로 결과파일을 요청하는 페이지로 이동시켜 데이터를 획득하고 요청을 보낸 브라우저에 시각화 하여 출력하는 기능을 설계하였다.

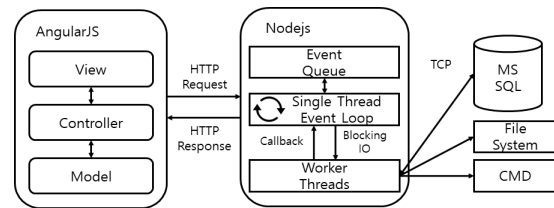


Fig. 3 Power Demand Variation Estimation Web System design structure

IV. 결 과

본 연구에서 제안한 LSTM기반 전력수요 변동성 평가 시뮬레이션을 위해 사용된 데이터는 주거시설, 의료시설, 관공서의 3개 사이트의 7일 단위로 2세트 전력사용데이터를 사용하였다. 시설별로 7일 단위 2세트의 데이터를 추출하여 6일을 학습하고 하루 데이터를 예측하고 비교 하였다.

표 2와 같이 Case1의 경우 주거시설의 데이터를 평일 1일~7일 구성하였고 Case 2의 경우 평일 8일~15일로 구성하였다. Case 3의 경우 의료시설에 대한 전력사용데이터를 평일 1~7일로 구성하였고 Case 4의 경우 8~15일 전력사용 데이터로 구성하였다. Case 5의 경우 관공서의 1~7일 전력사용데이터로 구성되었으며 Case 6의 경우 8~15일 전력사용데이터로 이루어져있다.

Table. 2 Power Demand Variation Estimation Case Information

	Residential Facilities	Medical Facilities	Public office Facilities
Case 1 (1~7days)	O	-	-
Case 2 (7-14day)	O	-	-
Case 3 (1~7days)	-	O	-
Case 4 (7-14day)	-	O	-
Case 5 (1~7days)	-	-	O
Case 6 (7-14day)	-	-	O

4.1. 주거시설 실험결과

주거시설의 전력사용데이터를 이용한 변동성 평가를 진행한 결과 그림 4와 같이 정확한 값을 추론하지는 못하였으나 한 가지 패턴별로 상승 변화폭을 인지하여 예측하는 결과를 출력하였다.

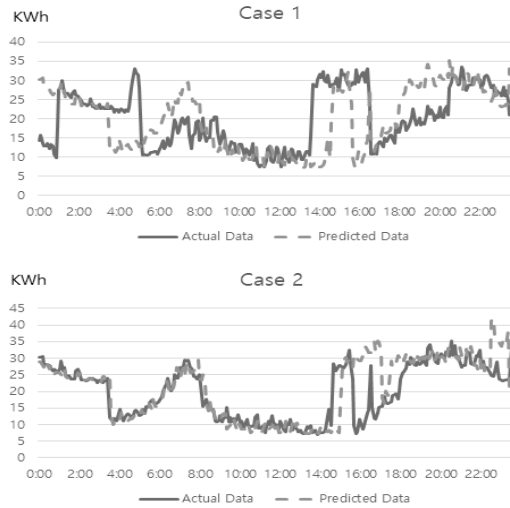


Fig. 4 Power Demand Variation Estimation Result Case 1~2

4.2. 의료시설 실험결과

의료시설의 전력사용데이터를 이용하여 전력수요 변동성 평가기능을 진행한 결과 그림 5와 같이 전체적인 흐름이나 사용량은 비슷하게 예측하지만 짧고 갑작스러운 전력 사용량 감소에 대해서는 인식하지 못했다. 그러나 다른 데이터들 보다 상대적으로 실제 사용데이터와 가장 비슷하게 전력수요를 예측했다.

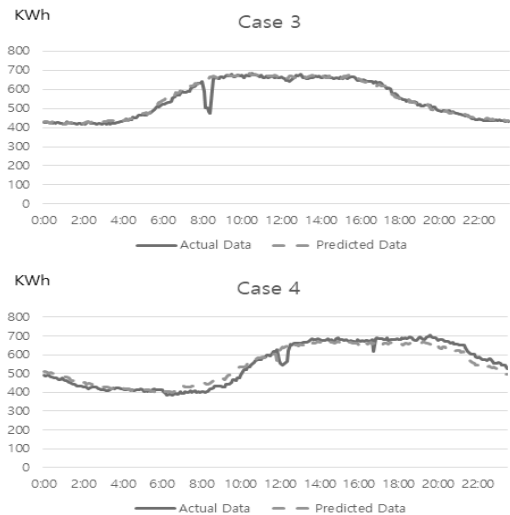


Fig. 5 Power Demand Variation Estimation Result Case 3~4

4.3. 관공서 실험결과

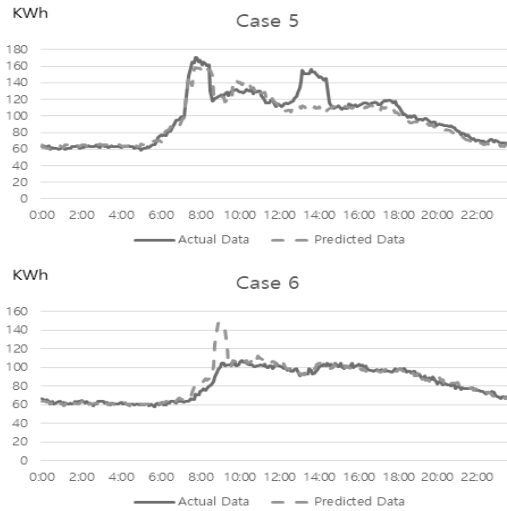


Fig. 6 Power Demand Variation Estimation Result Case 5~6

관공서의 전력사용데이터를 이용한 예측을 진행한 결과 그림 6와 같이 당일에만 존재하는 일시적인 전력 사용증가 사건을 제외하고 모든 전력 사용량의 상승 하락 패턴을 인지 할 수 있었지만 전력수요량 상승패턴 중 한번 수요량을 너무 크게 잡은 결과가 있었다.

4.4. 웹기반 시스템 기능 연동

```

MultiLayerConfiguration conf = new NeuralNetConfiguration.Builder()
    .seed(140)
    .optimizationAlgorithm(OptimizationAlgorithm.STOCHASTIC_GRADIENT_DESCENT)
    .iterations(1)
    .weightInit(WeightInit.XAVIER)
    .updater(Updater.NESTEROVS).momentum(0.9)
    .learningRate(0.1)
    .list()
    .layer(0, new GravesLSTM.Builder().activation(Activation.TANH).nIn(numOfVariables).nOut(10)
        .build())
    .layer(1, new RnnOutputLayer.Builder(LossFunctions.LossFunction.MSE)
        .activation(Activation.IDENTITY).nIn(10).nOut(numOfVariables).build())
    .build();
    
```

Fig. 7 Layer and Node setting for Power Demand Variation Estimation Function

DL4J로 구성된 웹기반 시스템과 연동하기 위해 HTTP 요청이 들어오면 일정 시점으로부터 1주일 전 데이터를 불러와 CSV파일로 분할하여 저장하며 JAVA로 구성되어있으며 그림 7의 코드 포함된 변동성 평가를 위한 수요예측 모듈이 동작해야한다.[10] 그러므로 미리 Jar 파일로 컴파일하고 Command Line Interface를

통하여 Jar 파일을 실행시킨다.[11] 위 작업은 Javascript의 Promise를 이용하여 진행하며 LSTM기반의 수요예측기능이 완성되었을 때 CSV(Comma-separated values) 파일을 포함하여 요청결과를 페이지를 돌려준다. 그림 8은 웹을 통해 사용자에게 제공하는 화면이다.

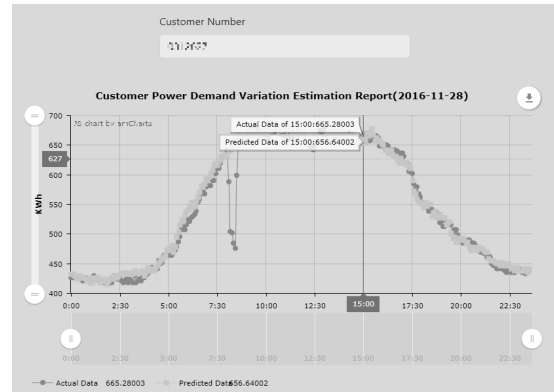


Fig. 8 Power Demand Variation Estimation Web Report for customer

V. 논 의

5.1. 딥러닝 기반 수요예측 시스템의 유용성

단일데이터만으로 시계열 패턴분석인 LSTM을 이용하여 도출된 시각화된 결과보고서를 이용하여 수용가별 전력수요 변동성 평가가 가능하다. 변동성 평가를 위한 수요예측을 기반으로 급작스러운 전력사용 패턴의 변화를 시설관리자가 알 수 있다. 그리고 웹 시스템과 연동을 통하여 분석하기 편리한 시각화 인터페이스를 제공한다.

5.2. 딥러닝 기반 수요예측 시스템의 단점

단점으로는 관리자가 리포트를 확인하고 시설의 전력사용의 변화의 원인분석 과정을 자동화 하지 못한 부분이 있다. 변동성평가에 대한 결과를 판단하는 부분은 아직 머신러닝을 이용하여 구현하는데 다소 제약이 있다고 판단된다. 전력의 사용 패턴이나 계절별 온도차 문제가 아니라 그 외 사용량이 변화할 수 있는 요소가 많기 때문이다. 예를 들어 임의의 시설의 구성원중 대다수가 부재하는 일이 발생하게 된다면 머신러닝시스

템은 이를 사용패턴이상으로 판단하게 된다. 혹은 사용 하던 기계의 고장이나 시설 내 추가적인 공사가 발생하게 될 때 또한 사용패턴이 비정상적으로 지정되게 된다. 이를 위해서 시설의 전력관리자가 고려할 사항들을 적용하여 변동성 평가를 주관적으로 진행하여야 한다는 제약점이 생김을 확인했다.

VI. 결 론

본 연구에서 제안하는 변동성 평가시스템 구현을 진행하였다. 핵심모듈인 수요를 예측하는 부분에서 관공서, 병원과 같이 전력사용량 데이터가 일정한 형태로 패턴을 이루며 전력사용량이 상대적으로 높은 지역의 경우 사용패턴이 한 가지 패턴으로 출력되므로 변동성 평가를 위한 그래프가 일치하는 편을 보이지만 주거시설 케이스의 경우 전력사용량이 상대적으로 낮고 유동성 평가에 적절하지 않았다. 그 이유는 주거시설이 상대적으로 온도 변화에 민감한 시설이어서 온도 변화에 대한 정보를 포함하여 최근일자 보다 비슷한 온도일 경우 전력사용량을 학습하여 전력수요 변동성 평가기능을 구성한다면 더욱 현재기준으로 보다 향상된 변동성 평가를 판단해 낼 수 있을 것이라 판단된다.

6.1. 본 연구에서 제시하는 수요예측기능 활용 가능한 방안

본 연구에서 사용한 DL4J 같은 경우 스마트폰 환경에서 구동 할 수 있다. 전력소비 예측연산 자체가 많은 시간과 리소스를 필요하여 스마트폰 환경에서는 적절하지 않지만 스마트폰 사용비중이 가장 낮은 자정 혹은 특정시간대에 스케줄링 하는 방식으로 구성하면 시간이 조금 더 걸리더라도 무리하지 않을 것 이라고 판단된다. 스마트폰 수요반응 어플리케이션에서 데이터만 서버로부터 내려 받아 클라이언트 디바이스가 직접 본 연구에서 제안한 수요예측 기능을 실행하여 각 사업장에 최적화된 전력수요 변동성 평가 결과를 서버에 무리를 주지 않고 얻을 수 있을 것이다.

6.2. 향후 개선하고자 하는 시스템 기능 및 기술적 내용

전력수요 변동성 평가의 정확성을 높이기 위하여 외부요인을 반영해야 한다.[12] 대표적으로 기온과 혼합한 혼합주기 전력수요 모형(MIDAS)를 응용하여 시간

대 별 시설 주소기반 온습도를 획득하여 공공데이터포털에서 내려 받아 학습데이터에 활용 할 수 있도록 데이터베이스로 구축하여 적용해야한다. 또한 Node.JS를 이용해야만 하는 의존성이 없다면 Java 기반의 Spring Framework를 이용하여 변동성 평가 모듈과 웹서버 프로젝트를 Maven으로 효과적으로 관리하는 부분이 필요하다. 마지막으로 관리자의 분석을 편하게 진행하기 위해 공휴일, 토요일, 일요일 외에 관리자 지정 휴무일을 설정할 수 있는 인터페이스를 제공해야한다.

ACKNOWLEDGEMENT

This study was supported by the Industry Professional Manpower Ability Building Program for Smart Energy based on IoT and Fast Data (No.20164030300230)

REFERENCES

- [1] B. J. Jang and S. G. Han, "Energy-IT fusion technology trends and major issues," *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, vol. 28, no. 7, pp. 44-51, Aug. 2010.
- [2] E. S. Yang, A. R. Kim, B. A. Kim and B. R. Shin, *World Energy Market Insight* 1st ed. Ulsan: Korea energy economics institute, 2016.
- [3] M. J. Sung and K. W. Shin, "A Small-area Hardware Implementation of EGML-based Moving Object Detection Processor," *Journal of Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 12, pp.2213-2220, Dec. 2017.
- [4] J. Y. Eum, "A Study on the Development of Energy Supply and Demand Prediction Models for Smart City Energy Management System(CEMS)," MS. thesis, Sangmyung University, Seoul, 2015.
- [5] J. Y. Lee and L. Kolasani, "Security Based Network for Health Care System," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 1, no. 1, pp. 1-6, Mar 2015.
- [6] J. K. Ko, I. K. Yang and I. H. Yu, "A Study On Demand Pattern Analysis for Forecasting of Customer's Electricity Demand," *International Journal of Information and Communication Engineering*, vol. 9, no. 4, pp. 358-362, Aug. 2011.

- [7] N. H. Jo, "SVM Load Forecasting using Cross-Validation," *The Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 55A No.11, pp. 485-491, Nov. 2006.
- [8] C. H. Kim, "Power demand forecasting model using mixed cycle data," Korea energy economics institute: KR, Research Report, 2014.
- [9] S. H. Song, "The Emotion Analysis Based on Long Short Term Memory using the Central and Autonomic Nervous System Signals," MS thesis Sangmyung University, Seoul, 2018.
- [10] Y. Sugomori, *Java Deep Learning Essentials* 1st ed. Birmingham, WD: Packt Publishing Ltd, 2016.
- [11] Skymind. Deeplearning4j: Open-source, Distributed Deep Learning for the JVM [Internet]. Available: <https://deeplearning4j.org/quickref>.
- [12] M. Mutingi, C. Mbohwa and P. dube, "System dynamics archetypes for capacity management of energy systems," in *4th International Conference on Power and Energy Systems Engineering*, Berlin: DE, pp. 199-205, 2017.



서덕희(Seo, Duck-Hee)

2016년 상명대학교 미디어소프트웨어학과 학사
2016 ~ 현재 상명대학교 모바일소프트웨어학과 석사과정
※관심분야 : 모바일소프트웨어, 사물인터넷, 기계학습



유준수(Joonsoo Lyu)

2007년 세명대학교 전기공학과 학사
2007년 11월 ~ 현재 : ㈜이투에스 시스템 개발부 연구원
2017년 ~ 현재 : 상명대학교 전기공학과 석사과정
※관심분야 : 전력품질, 신재생에너지/수요예측, 발전기 여자시스템



최은정(Eun Jeong Choi)

2016년 상명대학교 미디어소프트웨어학과 학사
2016 ~ 현재 상명대학교 컴퓨터과학과 석사과정
※관심분야 : 빅데이터 분석, 오피니언 마이닝, 감성분석



조수환(Soohwan Cho)

2002~2004년 : 삼성전자 무선 사업부 근무
2009년 : 고려대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
2009~2011년 : 한국원자력연구원 선임연구원
2011 ~ 현재 : 상명대학교 미래융합공학대학 전기공학과 부교수
※관심분야 : 전력배전계통, 전력품질, 신재생에너지/수요예측, 수요관리



김동근(Dong Keun Kim)

2003년 : 연세대학교 의료정보 석사
2008년 : 연세대학교 생체공학 박사
2009년 ~ 현재 : 상명대학교 미래융합공학대학 휴먼지능정보공학과 부교수
※관심분야 : 생체정보공학, 헬스케어, 감성공학, HCI