

전력계통 Peak-Shaving 성능향상을 위한 1일 부하곡선 생성

Generation of Daily Load Curves for Performance Improvement of Power System Peak-Shaving

손수빈* · 송화창**

Subin Son, Hwachang Song[†]

*서울과학기술대학교 전기정보공학과

***Department of Electrical and Information Engineering,
Seoul National University of Science and Technology**

요 약

본 논문은 Peak Shaving 알고리즘의 성능 향상을 위한 예측 부하 곡선의 생성의 한 방법을 제시한다. 여기서 논하는 Peak Shaving 알고리즘은 대용량의 배터리 에너지 저장시스템 (BESS, Battery Energy Storage System)을 위한 PMS (Power Management System)의 장주기 스케줄링 알고리즘을 의미한다. 위의 PMS는 주로 배터리에서 에너지의 입출력을 제어하는 데에 주목적이 있다. 이를 위해서 Peak Shaving 알고리즘이 사용되는데, 여기서 예측 부하곡선과 실제 부하곡선 사이의 불확실성이 나타난다. 원활한 에너지의 충,방전을 위하여 본 논문에서는 주 단위의 표준화 방법과 계절별 부하의 특성을 고려한 예측 부하 곡선 생성 방법을 제안한다.

키워드 : 배터리 에너지 저장 시스템, 1일 부하 곡선, 부하 곡선 생성, 피크 저감, 주단위 표준화

Abstract

This paper suggests a way of generating one-day load curves for performance improvement of peak shaving in a power system. This Peak Shaving algorithm is a long-term scheduling algorithm of PMS (Power Management System) for BESS (Battery Energy Storage System). The main purpose of a PMS is to manage the input and output power from battery modules placed in a power system. Generally, when a Peak Shaving algorithm is used, a difference occurs between predict load curves and real load curves. This paper suggests a way of minimizing the difference by making predict load curves that consider weekly normalization and seasonal load characteristics for smooth energy charging and discharging.

Key Words : BESS, Daily Load Curve, Load Curve Generation, Peak Shaving, Weekly Normalization

1. 서 론

우리나라를 비롯한 전 세계는 산업이 고도화됨으로써 에너지의 수요량이 점점 증가하였고, 이에 따라 화석연료의 사용량도 지속적으로 증대되었다. 이러한 화석연료 사용의 증가는 필

연적으로 전 세계적인 기후변화와 환경오염 문제를 발생시켰다. 이런 문제들을 해결하기 위해 최근 선진국을 중심으로 하여 전 세계적으로 환경오염 문제를 줄일 수 있는 신재생 에너지 개발에 관심을 보이고 있다. 그러나 신재생에너지는 발전효율상의 문제점과 전력수급문제에 능동적으로 대처할 수 없다는 단점이 있어서 이를 보완할 방안이 필요하다. 이를 위해 차세대 기술 중의 하나로 고려되고 있는 대용량 배터리 전력저장 장치에 대한 관심이 증대되었다.

대용량 배터리 전력저장 장치는 생산된 전력에너지를 저장해서 필요할 때 사용함으로써 신재생 에너지의 간헐적인 특성을 개선할 수 있다. 다시 말해 전력 에너지를 저장해서 필요할 때 사용함으로써 에너지 이용 효율을 향상시키고 신재생 에너지의 활용도 제고 및 전력공급 시스템을 안정화하는 장치로써 미래 에너지 시장을 선도할 중요 기술로 인식되고 있다 [1-2]. 대용량의 전력 저장 장치를 사용하게 되면 하루 중의 최대 부하 사용과 최저 부하 사용의 격차를 해소함으로써 부하율을 향상시킬 수 있고, 분산전원과 신재생에너지의 출력을 안정화시킬 수 있고, 전력의 품질향상, 정전

접수일자: 2013년 9월 1일

심사(수정)일자: 2013년 10월 12일

게재 확정일자 : 2013년 11월 26일

† Corresponding author

본 논문은 본 학회 2012년도 추계학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

본 연구는 2011년도 산업통상부의 재원으로 한국에너지 기술평가원(20112010100060)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다.

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.

과 같은 현상에 보다 빠르게 대응할 수 있다. 그리고 이러한 대용량의 에너지 저장 시스템이 실제 전력 시스템에 도입이 된다면 전력의 수요를 보다 능동적으로 제어하고 전력 소비자와 전력회사 간의 실시간 전력거래가 효율적으로 이루어 질 수 있는 스마트 그리드 기술을 구현할 수 있게 된다. 다시 말해 전력회사는 에너지 저장 시스템의 제어로 첨두부하일 때 수요 대응을 효과적으로 실시하여 소비자의 불만을 줄일 수 있고, 소비자는 전력의 수요가 높아 가격이 높을 때 신재생 에너지를 사용하거나 에너지 저장시스템에 충전된 전력을 우선적으로 사용할 수 있게 된다 [3].

에너지 저장시스템의 장주기적인 역할과 단주기적인 역할 중에서 본 논문은 장주기적인 역할에 중점을 두었는데, 이는 주로 발전과 부하 수요 간의 에너지의 이동을 원활하게 하는 것이 주된 목적이다 [4-6]. 이를 위한 스케줄링 알고리즘에는 Peak Shaving이 이용이 된다. 전력저장시스템에 대한 장주기적인 활용방법에는 Peak Shaving 외에도 Load Leveling이라는 개념이 있다. 이 두 가지 방법은 개념적으로는 비슷하지만 지역 부하를 일정한 수준의 부하로 유지시키도록 한다는 점이 각 시점에서 일정한 전력을 공급하는 Load Leveling과는 다르다. 이러한 Peak Shaving 알고리즘에서 예측 부하 데이터와 실제 부하 데이터간에는 오차가 발생하게 된다. 오차가 발생하게 되면 에너지 저장 시스템에서 스케줄링에 오류가 발생하기 때문에 이를 줄이기 위하여 주 단위 표준화를 이용하고, 계절별 부하 특성을 고려한 연간 전력 수요 예측 방안에 대해 제시하고자 한다.

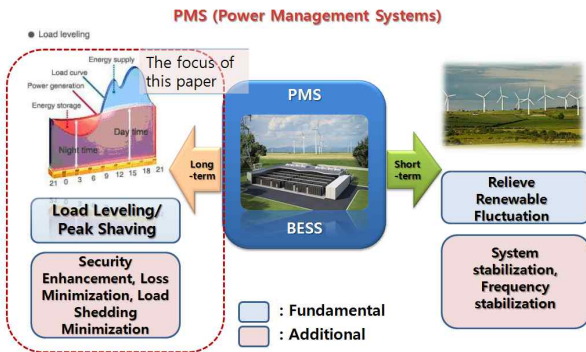


그림 1. PMS 알고리즘의 기능 및 목적
Fig. 1. Function and purpose of PMS algorithm

2. 표준화를 이용한 부하곡선 생성 알고리즘 기반 Peak Shaving

2.1 Peak Shaving 알고리즘

Peak shaving 알고리즘을 모델링함에 있어서 우리는 예측 부하 데이터와 실제 부하 데이터간의 차이를 고려해야 한다. 이는 여러 가지 방법이 적용될 수 있으나 배터리의 여러 물리적인 특성을 적용하기에 한계가 있기 때문에 실제 운용에 있어서는 어려움이 있다 [7-8]. 이 논문은 그러한 모델링이 아닌 예측 부하 데이터와 실제 부하 데이터간의 차이를 줄이기 위한 방안을 제안한다. 이 논문의 주제인 주 단위의 표준화와 계절별 부하특성을 고려하여 예측 부하 곡선을 생성하는 방법을 설명하기 전에 이 방법을 적용하게 될 Peak Shaving 알고리즘에 대하여 간단하게 설명하려

한다.

기본 Peak shaving 방전 알고리즘은 아래의 그림 2와 같이 임계값인 P_{shave} 변수를 도입하여 해당 시점의 부하가 P_{shave} 보다 높을 경우에는 배터리를 방전하도록 하여 배터리의 잔여에너지를 최소화하기 위해 P_{shave} 를 최소화하는 알고리즘이다.

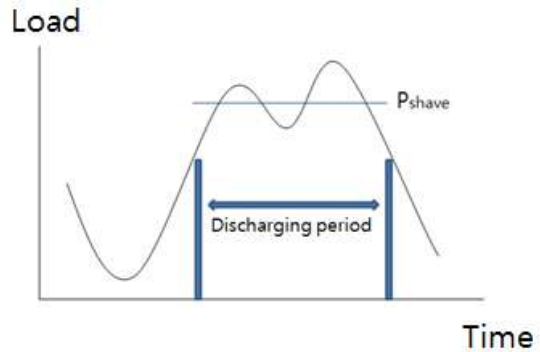


그림 2. 기본 Peak Shaving 방전 알고리즘 개념
Fig. 2. Concept of basic peak shaving discharging algorithm

기본 Peak Shaving 충전 알고리즘은 앞서 언급한 방전 알고리즘과 정반대되는 개념의 알고리즘이다. 충전 알고리즘의 임계값은 방전 알고리즘에서 사용한 P_{shave} 대신에 P_{fill} 이라는 변수를 도입해서 해당 시점의 부하가 P_{fill} 보다 낮을 경우에 배터리가 충전되도록 한다 [9].

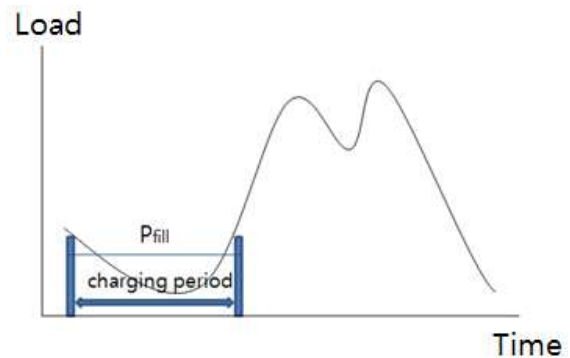


그림 3. 기본 Peak Shaving 충전 알고리즘 개념
Fig. 3. Concept of basic peak shaving charging algorithm

2.2 표준화를 이용한 부하곡선 생성 알고리즘

Peak shaving을 수행함에 있어서 본 논문에서 제안한 수요예측 알고리즘의 주된 목적은 peak shaving을 실제로 수행하게 될 때 필요로 하는 부하 곡선에 대한 데이터가 없을 때 과거의 실적 데이터(historical data)를 이용하여 예측 부하 데이터를 생성하는 것이다. 문헌 상에서 많은 부하예측에 대한 연구가 진행되었다 [10-11]. 예측 데이터와 실제 부하 데이터간에는 오차가 발생하는데, 오차를 줄이는 여러 방안 중에서도 1일, 1주일 간격의 부하 데이터 값의 변동이 비교적 작은 것과 그에 따른 규칙성, 계절에 따른 부하의 변화에서 착안하여 주 단위의 표준화를 이용한 부하 예측 알고리즘을 제안하고자 한다.

주 단위 표준화를 시키기 위해서는 우선 각각의 주별로 첨두 부하값 $Load_{peak}$ 를 구해야 한다. 주별 첨두 부하값을 구한 뒤, 이 값을 이용하여 표준화된 사용 전력 $Load_{normal}$ 값을 구한다. $Load_{normal}$ 값은 아래의 공식을 이용하여 구할 수 있다.

$$Load_{normal} = \frac{Load_{all}}{Load_{peak}} \quad (1)$$

식 (1)에서 $Load_{peak}$ 는 1주일 간격의 부하 데이터에서 최대 전력사용시간에서의 사용전력(주별 첨두 부하값)이며, $Load_{all}$ 은 그 주의 모든 부하 데이터 값들을 의미한다. 그리고 $Load_{normal}$ 은 앞서 언급했던 것과 같이 표준화된 주간 부하를 의미한다.

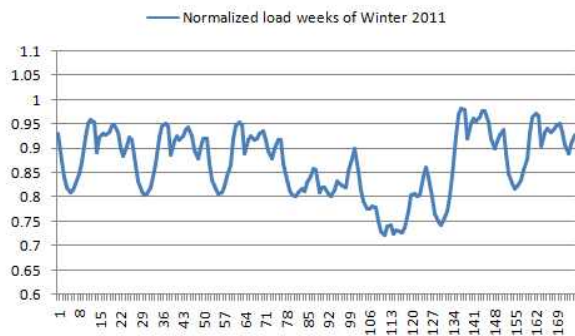


그림 4. 표준화된 2011년 겨울의 평균 주간부하
Fig. 4. Normalized load weeks of Winter 2011

위 그림은 식 (1)을 이용하여 2011년 겨울의 부하 데이터를 표준화한 후에 겨울(13주)의 표준화된 부하 데이터 값을 요일별로 평균을 구한 것이다. 시간대별로 수요일, 목요일, ..., 화요일의 주간부하를 나타낸다. 그림에서 확인할 수 있듯이 토요일과 일요일은 평일에 비해서 부하 수준이 낮다는 것을 알 수 있다. 이런 식으로 2011년의 각 계절별 평균 주간부하 $Load_{normal}^{average}$ 를 구한다.

앞서 구한 계절별 평균 주간부하와 주별 피크값을 사용하면 수요예측을 할 수 있다.

$$Load_{pre} = Load_{normal}^{average} \times Load_{peak} \quad (2)$$

위 식 (2)에서 표준화된 계절별 주간부하 데이터의 요일별 평균값 $Load_{normal}^{average}$ 에 그 계절의 주별 피크값 $Load_{peak}$ 을 곱하면 그 계절의 예측 부하데이터를 얻을 수 있다. 위 식 2에서 $Load_{pre}$ 는 예측 부하데이터를 의미한다. 표준화를 이용한 예측 부하 곡선 생성은 아래와 같은 과정으로 수행된다.

- Step1: 1주일 간격의 데이터에서 첨두부하값을 선택
- Step2: 식 (1)을 이용하여 표준화된 주간 부하값을 계산
- Step3: 주간 부하를 요일 별로 평균을 계산
- Step4: 식 (2)를 이용하여 예측 부하 데이터를 계산
- Step5: 예측 부하데이터와 실제 부하데이터를 비교

3. 시뮬레이션 결과

3.1 부하 곡선 생성

그림 5는 식 (2)의 예측 부하 데이터를 구할 때 필요한 주별 피크값 $Load_{peak}$ 인 2011년 겨울의 주별 피크값을 의미한다. 그림 6은 앞서 설명한 주단위 표준화 방법을 이용하여 2011년의 부하 데이터로 2012년의 부하를 예측한 뒤, 이를 실제 부하 데이터와 비교한 것이다.

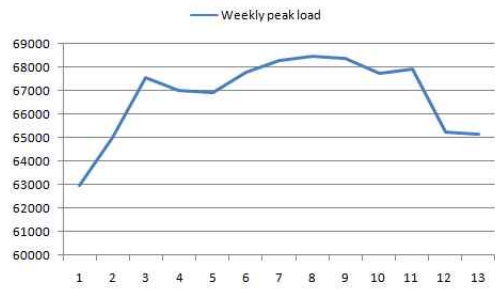


그림 5. 2011년 겨울의 주별 피크값
Fig. 5. Weekly peak load value of 2011 Winter

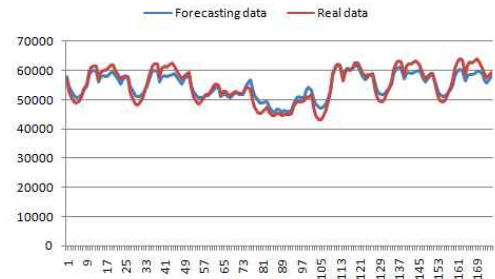


그림 6. 2012년 겨울(12월 첫째주)의 예측, 실제데이터
Fig. 6. Forecasting data and real data of 2012 Winter(The first week of December)

그림 7~9는 같은 방식으로 구한 2011년 봄, 여름, 가을의 주별 피크값을 의미한다.

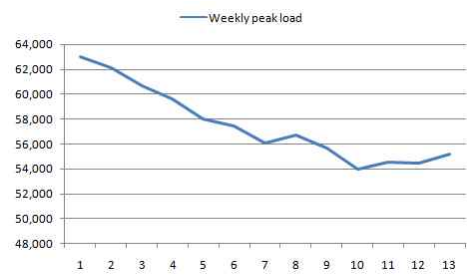


그림 7. 2011년 봄의 주별 피크값
Fig. 7. Weekly peak load value of 2011 Spring

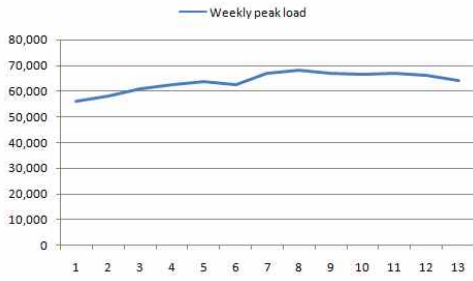


그림 8. 2011년 여름의 주별 피크값
Fig. 8. Weekly peak load value of 2011 Summer

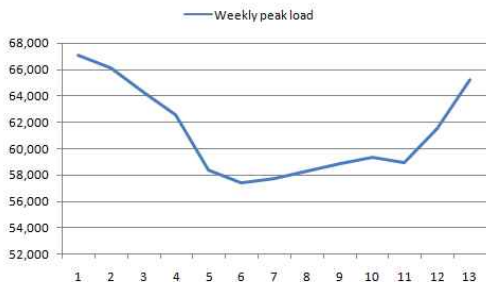


그림 9. 2011년 가을의 주별 피크값
Fig. 9. Weekly peak load value of 2011 Fall

위 그림 7~9의 각 계절별 주별 피크값 데이터에 아래의 그림 10~12의 표준화된 2011년 각 계절별 평균 주간부하를 곱하게 되면 2012년의 계절별 예측 부하 데이터를 얻을 수 있다.

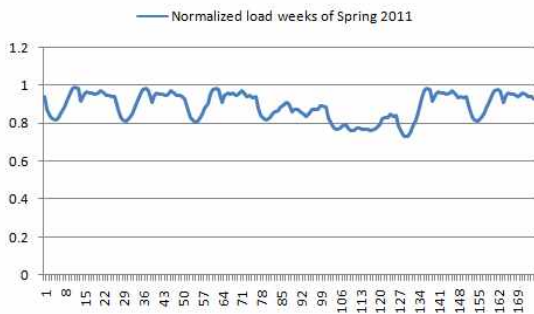


그림 10. 표준화된 2011년 봄의 평균 주간부하
Fig. 10. Normalized load weeks of Spring 2011

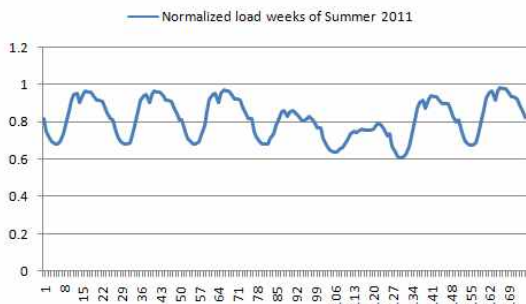


그림 11. 표준화된 2011년 여름의 평균 주간부하
Fig. 11. Normalized load weeks of Summer 2011

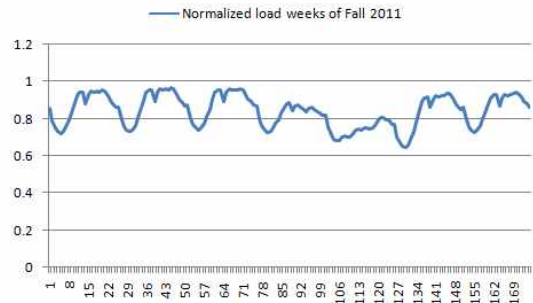


그림 12. 표준화된 2011년 가을의 평균 주간부하
Fig. 12. Normalized load weeks of Fall 2011

3.2 예측 데이터와 실제 데이터간의 비교

그림 13~15는 2011년의 부하 데이터를 이용하여 구한 2012년의 봄, 여름, 가을의 특정 1주일간의 예측 부하 데이터와 실제 부하데이터를 나타낸다.

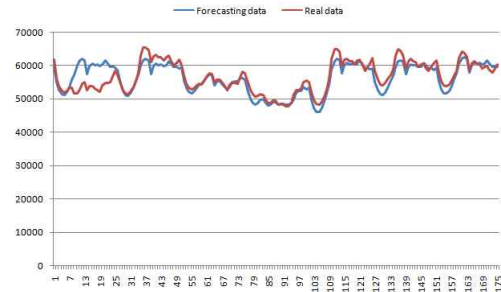


그림 13. 2012년 봄(3월 첫째주)의 예측, 실제데이터
Fig. 13. Forecasting data and real data of 2012 Spring(The first week of March)

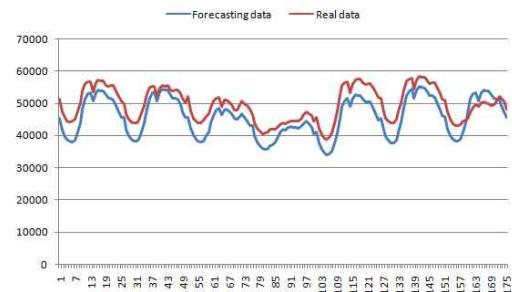


그림 14. 2012년 여름(6월 첫째주)의 예측, 실제 데이터
Fig. 14. Forecasting data and real data of 2012 Summer(The first week of June)

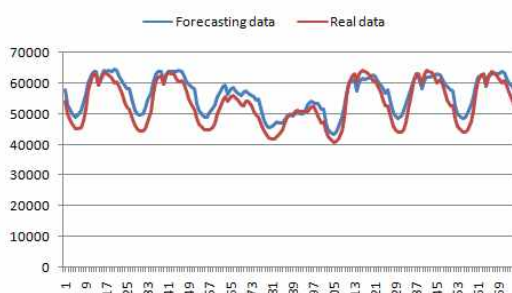


그림 15. 2012년 가을(9월 첫째주)의 예측, 실제 데이터
Fig. 15. Forecasting data and real data of 2012 Fall (The first week of September)

3.3 오차율

예측 데이터의 정확도를 확인하기 위해서 예측 데이터와 실제 데이터간의 비교가 필요한데, 이는 식 (3)에서 제시한 오차율 식으로 가능하다. 이 식을 예측 데이터와 실제 데이터에 적용하게 되면 아래의 표 1과 같은 계절별 오차율을 구할 수 있다.

$$Error = \left| \frac{Load_{real} - Load_{pre}}{Load_{real}} \right| \times 100[\%] \quad (3)$$

표 1. 계절별 오차율
Table 1. Seasonal error rates

	Error rate
Sprint	6.76%
Summer	4.21%
Fall	6.29%
Winter	5.26%
Overall	5.63%

본 논문에서는 지난 1년 동안의 부하데이터를 기반으로 하여 계절별 부하특성을 고려해서 다음 년도의 부하 데이터를 예측하는 방법으로써 주단위의 표준화를 이용하였다. 2011년의 실제 부하 데이터를 가지고 2012년의 부하데이터를 예측한 결과 그 데이터 값들과 2012년의 실제 부하데이터와의 오차율은 계절별로 최소 4.21%, 최대 6.76%였다. 2012년 1년간의 전체 데이터들을 취합하여 오차율을 계산해보았을 때 전체 오차율은 5.63%로써 기존의 회귀 분석과 같은 방법보다 낮은 오차율을 가졌다. 이렇듯 오차율을 어느 정도 줄일 수는 있으나 실제 데이터와 예측 데이터간의 오차율을 0%로 만든다는 것이 실제로는 불가능한 일이다. 그렇기 때문에 추후 연구에서는 다년간의 부하 데이터 자료들을 이용하여 보다 객관적인 데이터들을 획득할 것이고, 이번 논문에서 제시한 오차율 5.63%를 줄일 수 있도록 공휴일이나 날씨와 같은 다른 여러 요인들까지도 고려하는 방안을 제안하여 더욱 정확한 데이터를 얻을 것이다.

3.4 Peak shaving 적용 결과

Peak shaving을 수행함에 있어서 본 논문에서 제안한 수요예측 알고리즘의 주된 목적은 peak shaving을 실제로 수행하게 될 때 필요로 하는 부하 곡선에 대한 데이터가 없을 때 과거의 실적 데이터(historical data)를 이용하여 예측 부하 데이터를 생성하는 것이다.

부하곡선 생성 알고리즘의 주목적은 peak shaving을 실제로 수행하게 될 때 필요로 하는 부하 곡선에 대한 데이터가 없을 때 과거의 데이터(historical data)를 이용하여 예측 부하 데이터를 생성하는 것이다. 또한 Peak shaving에 이를 적용하여 예측, 실제 데이터간의 오차를 줄여야 한다. 이를 확인하기 위하여 2011년 겨울의 데이터를 이용하여 2012년 겨울의 부하 수요 곡선을 만들었고, 이 중에서 12월 1일의 데이터를 가지고 Peak shaving을 수행하였다. 위 그림에서 알 수 있듯이 예측부하 데이터와 실제부하 데이터를 가지고 수행한 Peak shaving에는 오차가 발생한다. 이는 예측 부하데이터와 실제 부하데이터간의 오차 때문인데 위 그림 17의 경우 데이터간의 오차가 shaving이 시작되는 지

점과 끝나는 지점을 다르게 만들었고, 각 시간대별로 배터리에 저장되는 전력의 양도 다르게 만들었다. 비록 스케줄링에 차이가 발생하긴 했지만, 예측과 실제 부하곡선전체 오차율은 2.53%였다. 또한 shaving의 시작점과 끝점은 각각 30분 차이밖에 나지 않았고, 배터리에서 방출되는 전체 전력량의 차이가 1% 미만이었다. 이를 근거로 비교적 정확한 Peak shaving이 수행되었다는 것을 확인할 수 있다.

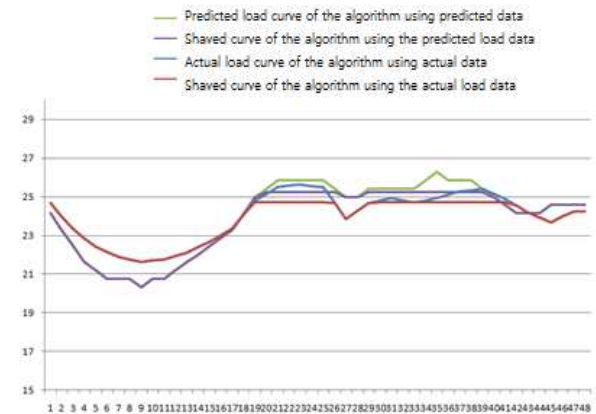


그림 16. 2012년 겨울(12월 1일)의 예측, 실제 데이터를 이용한 Peak shaving의 결과

Fig. 16. Result of Peak shaving using predict data and real data of 2012 Winter (Dec. 1)

4. 결 론

본 논문은 Peak Shaving 알고리즘의 성능 향상을 위한 예측 부하 곡선의 생성의 한 방법을 제시한다. 여기서 논하는 Peak Shaving 알고리즘은 대용량의 배터리 에너지 저장시스템 (BESS, Battery Energy Storage System)을 위한 PMS (Power Management System)의 장주기 스케줄링 알고리즘을 의미한다. 위의 PMS는 주로 배터리에서 에너지의 입출력을 제어하는 데에 주목적이 있다. 이를 위해서 Peak Shaving 알고리즘이 사용되는데, 알고리즘이 필요로 하는 부하 곡선이 제공되지 않을 때, 과거의 데이터를 기반으로 하여 예측 부하 데이터를 생성해야 한다. 여기서 예측 부하곡선과 실제 부하곡선 사이의 불확실성이 나타난다. 원활한 에너지의 충,방전을 위하여 본 논문에서는 주 단위의 표준화 방법과 계절별 부하의 특성을 고려한 예측 부하 곡선 생성 방법을 제안하였다.

제안한 방법을 이용하여 만든 예측 부하 곡선을 실제 Peak shaving 알고리즘에 적용한 결과 실제 데이터를 이용한 Peak shaving과 큰 차이를 보이지 않았다. 이는 특정 일자에 국한된 결과일 수도 있겠지만 부하의 시간에 따른 변동 특성이나 생성되어질 예측 데이터와 실제 데이터간의 오차율을 감안하였을 때, 다른 데이터를 사용해도 비슷한 결과를 얻었을 것이다. 추후 연구에서는 다년간의 부하 데이터 자료들을 이용하여 조금 더 객관적인 데이터들을 획득할 것이고, 이번 논문에서 제시한 오차율 5.63%를 줄일 수 있도록 공휴일이나 날씨와 같은 다른 여러 요인들까지도 고려하는 방안을 제시해서 더욱 정확한 데이터를 획득할 것이다.

References

- [1] EPRI, *Electricity Energy Storage Technology Options*, EPRI Report, 2010.
- [2] U.S. DOE, *Basic Research Needs for Electrical Energy Storage*, DOE Report, 2007.
- [3] Sung-Wook Park, Jin Soo Seo and Bo-Hyeun Wang, "Development of Home Electrical Power Monitoring System and Device Identification Algorithm" *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 21, No. 4, pp. 407-413, 2011.
- [4] P. Denholm, E. Ela, B. Kirby, and M. Milligan, *The Role of Energy Storage with Renewable Electricity Generation*, NREL Report: TP-6A2-47187, 2010.
- [5] P. Mercier, R. Cherkaoui, and A. Oudalov, "Optimizing a battery energy storage system for frequency control application in an isolated power system," *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 24, No. 3, pp. 1469-1477, 2009.
- [6] X. Li, L. Liao, B. Li, and Z. Wang, "Improvement of power quality and voltage stability of load by battery energy storage system," *Proc. of Conferecne of Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, Lisbon, Portugal, 18-20 March 2009.
- [7] Y. H. Joo, K. H. Jung, D. W. Kim, and J. B. Park, "A Study of Short-Term Load Forecasting System Using Data Mining" *Journal of Korean Institute of Fuzzy and Intelligent System*, vol. 14, No. 2, pp. 130-135, 2004.
- [8] J.-Y. Lee, W. Kim, and C.-H. Hyun, "Robust High-Gain Observer Based SOC Estimator for Uncertain RC Model of Li-Ion Batteries" *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 23, No.3, pp. 214-219, 2013.
- [9] S. Ohn, J.-S. Kim, H. Song and B. Chang, "Fuzzy LP Based Power Network Peak Shaving Algorithm" *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 22, No. 6, pp. 754-760, 2012.
- [10] P. R. J. Campbell and K. Adamson, "Methodologies for Load Forecasting," Proc. of 3rd International Conference Intelligent Systems, London, UK, 2-6 September 2006.
- [11] S.-H. Yoo, "A Nonlinear Observer Design for Estimating State-of-Charge of Lithium Polymer Battery" *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 22, No. 3, pp. 300-304, 2012.

저 자 소 개



손수빈(SuBin Son)

2013년 : 서울과기대 전기공학과 공학사
2013년~현재 : 서울과기대 대학원
전기공학과 석사과정

관심분야 : PMS 알고리즘, BESS의
전력망 응용, 스마트그리드

Phone : +82-2-970-9873

E-mail : subregas@seoultech.ac.kr



송화창(Hwachang Song)

1997년 : 고려대 전기공학과 공학사
1999년 : 고려대 전기공학과
공학석사

2003년 : 고려대 전기공학과
공학박사

2003년~2004년: 아이오와 주립대 post-
doctoral scholar

2005년~2007년 : 군산대 전자정보공학부 조교수

2008년~현재 : 서울과기대 전기정보공학과 부교수

관심분야 : 전력시스템 제어, 풍력발전, 스마트그리드 및 최
적화 응용

Phone : +82-2-970-6403

E-mail : hcsong@seoultech.ac.kr