

실시간 전력시장 가격 예측을 통한 AI 가전제품 사용 시간대 최적화 연구

조영호, 박주환, 이두희
건국대학교

Time of Use Optimization for AI Home Appliance through Predicted Real-Time Electricity Market Price

Young-ho Cho, Juhwan Park, Duehee Lee
Konkuk University

Abstract 최근 전력사용량이 증가하고, 신재생에너지를 활용한 발전방식으로 전환함에 따라 전력수급의 불안정성이 커졌다. 이에 따라 전력사용량을 조절할 필요성이 대두되고 있다. 전력사용량이 피크가 되는 시점에서의 전력사용을 피함으로써 전기요금을 절감하며 계통의 안정성도 추구할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 가정집에서의 전력사용량을 조절하여 전기요금을 절감하기 위한 연구를 수행한다. 먼저, HEMS와 AI기능이 탑재된 전자제품이 있는 가정집 모델을 제시한다. 둘째, 우리나라의 계통한계가격(SMP)을 실시간으로 예측한다. 셋째, AI가 탑재된 각 전자제품이 자체적으로 최적화를 수행하여, 전기가격을 최소화할 수 있는 사용 시간대를 결정한다. 최종적으로 본 연구에서 제시한 방법이 전기가격을 고려하지 않고 동작하던 기존의 방법에 비해 비용이 절감되었음을 확인한다.

1. 서 론

최근 국내 전력사용량 총량과 1인당 전력소비량은 꾸준히 증가했다[1]. 또한, 국가정책에 따라 원자력 발전이나 화력발전과 같은 발전방법이 축소되고, 신재생에너지 발전이 확대되었다. 전력수요는 점점 증가하지만, 공급이 감소함에 따라 전력수급의 불안정성이 커지고 있다[2]. 이에 따라 전력사용량을 조절할 필요성이 대두된다. 공장과 같이 대규모 전력을 사용하는 곳뿐만 아니라, 가정에서도 전력사용량을 조절해야 앞서 언급한 문제를 해결할 수 있다. 수요와 공급의 원칙에 따라 전력사용량이 피크가 되는 시점에 전기가격이 가장 비싸다. 각 가정에서는 전력사용량이 피크가 되는 시점에서의 전자제품 사용을 피함으로써 전기요금을 절감하며 계통의 안정성도 추구할 수 있다. [3]에서는 가정에서의 전력사용량을 조절하기 위해 가전제품의 전력 사용패턴을 분석했다. 이를 통해 가정집에서의 수요관리를 가능하게 했지만, 실시간 전기가격에 대한 예측을 수행하지 않았다. 실시간으로 변화하는 전기가격에 대응하지 못한다면 사전에 최적화를 통한 운영일정과 실제 운영일정 사이에 차이가 생긴다. 따라서 본 연구에서는 심층 신경망을 통해 전기가격을 예측한다.

본 연구를 통한 우리의 기여는 다음과 같다. 첫째, 실제 데이터와 예측 데이터 차이에 의해 발생하는 비용손실을 줄이기 위해 계통한계가격을 정확하게 예측하는 방법을 연구한다. 둘째, 전기가격을 최소화하기 위해 AI가 탑재된 각 전자제품이 자체적으로 최적화하여 사용 시간대를 결정한다.

2. 본 론

2.1 관련 이론

이 장에서는 본 연구에서 사용하는 LSTM 신경망과 HEMS에 대해 소개한다.

2.1.1 LSTM

시계열 예측에는 주로 과거 학습결과를 현재 학습에 사용하는 순환신경망(RNN)을 사용한다. 순환신경망이 길어지는 경우에는 과거의 학습 결과가 사라지는 장기 의존성 문제가 발생한다고 알려졌으며, 이를 보완하기 위해 Long Short-Term Memory(LSTM)이 제안되었다[4]-[5]. LSTM의 입력은 (batch_size, timestep, feature)로 구성된다. batch_size는 학습에 사용하기 위해 분할한 입력데이터의 개수를 의미하며, timestep은 분할된 데이터의 크기를 의미하며, feature는 동시에 입력되는 데이터의 개수를 의미한다.

2.1.2 HEMS

Home Energy Management System(HEMS)은 가정에 적용하는 에너지 관리 시스템을 의미한다. HEMS는 가정 내부에서 사용하는 에너지의 양을 관측하고, 비효율적인 에너지 사용을 줄이는 역할을 한다. IT 기술이 발전함에 따라 각종 전자제품과 유/무선으로 연결되어 조명, 에어컨 등을 끄고 켜는 것이 가능하다.

또한 HEMS는 계통에 연결되어 소비자의 수요를 정확히 전달하는 역할을 한다. 전력공급자는 이 정보를 통해 전력수요를 보다 정확히 예측하고, 발전계획을 세울 수 있어 전력계통의 안정성 확보에도 도움이 된다.

2.2 실험 방법

이 장에서는 본 연구에서 사용한 최적화 모델과 실험 방법에 대해 소개한다.

2.2.1 HEMS-AI 전자제품 연동모델

각 가정에 HEMS와 AI기능이 탑재된 전자제품이 있다고 가정한다. HEMS는 LSTM 신경망을 통해 실시간으로 전기 가격을 예측한다. 이 정보를 AI가 탑재된 전자제품에 전송한다. 각 기기들은 자체적으로 전기가격을 고려하여 운영일정을 30분 단위로 최적화해 비용을 최소화한다. 이때 사용자의 편의를 고려하며, 결정된 제품의 운영일정을 실시간으로 HEMS에 전달하고 전력을 공급받아 제품을 가동한다. 본 연구에서는 현실성 있는 실험을 위해 우리나라의 실시간 계통한계가격(SMP)을 사용한다. 과거 5일의 전기가격을 LSTM의 입력으로 사용해 미래 24시간의 전기가격을 예측하여 실험에 사용한다.

2.2.2 AI 전자제품 모델링

AI 기기의 전력사용량은 시중에서 판매중인 대기압 제품을 분석하여 모델링하였다. 여기서 사용자의 생활패턴에 큰 영향을 미치거나, 상시적으로 전력을 사용하여 추가적인 조절이 불가능한 요소들을 최적화 대상에서 제

외하였다. 이에 따라, 세탁기, 건조기, 식기세척기, 로봇청소기를 모델링하여 실험에 사용한다.

식(1)은 각 전자제품이 가동 시간대를 최적화하기 위한 공식이다. 여기서 $\hat{\pi}_t$ 는 시간 t 에서의 예측된 전기가격이며, I_t 는 시간 t 에서의 가동 유무이다. P 는 각 기기에 따른 30분당 전력소비량이다. 시간 t 에서 HEMS가 공급하는 전력의 총량은 식(2)의 E_t 를 통해 구할 수 있다. 여기서 cl , dy , wh , dw 는 각각 로봇청소기, 건조기, 세탁기, 식기세척기를 의미한다.

$$\min \sum_{t=h}^{48} \hat{\pi}_t \cdot P \cdot I_t \quad (1)$$

$$E_t = P^{cl} \cdot I_t^{cl} + P^{dy} \cdot I_t^{dy} + P^{wh} \cdot I_t^{wh} + P^{dw} \cdot I_t^{dw} \quad (2)$$

추가로 본 연구에서는 각 전자제품이 현실적으로 가동 가능 시간대 결정하도록 제약했다. 로봇청소기는 충전시간대를 결정하는 것이므로 상시로 충전이 가능하도록 했다. 하지만 건조기, 세탁기, 식기세척기의 경우, 충전소음을 유발하기 때문에 밤 동안에는 가동이 되지 않도록 제약했다. 건조기는 세탁이 완료된 후 2시간 이내에 가동하도록 하였으며, 식기세척기의 경우, 건조기, 세탁기와 달리 일일 2번 가동하도록 했다.

2.3 실험 결과

HEMS는 정시가 되기 전에 현재 시간으로부터 23시까지의 전기가격을 예측한다. 따라서 하루에 총 24번의 예측이 이루어진다. 그림 1은 HEMS가 1시간 간격으로 LSTM을 통해 예측한 파형 24개와 추후 관측된 실제가격을 비교한 것이다. 00시에 예측한 23시까지의 예측결과보다 시간이 지난 상태에서의 예측한 결과가 실제관측값에 근사하는 것을 확인하였다.

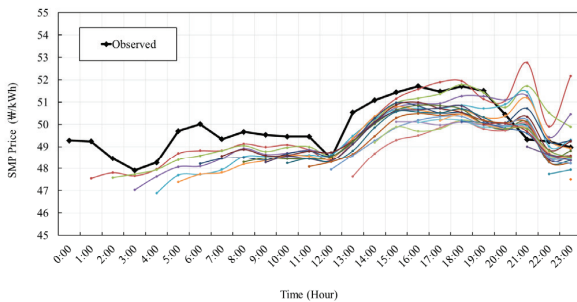


그림 1. LSTM을 통해 예측한 SMP 가격 비교

본 실험에서는 AI 전자제품이 각자의 제약이 따라 최적의 사용 시간대를 결정하는 것을 확인한다. HEMS는 앞선 실험을 통한 전기가격 예측데이터를 각 AI 전자제품에 전송한다. 각 전자제품은 식(1)과 사용시간대 제약을 사용하여 최적화를 한다. 이후 사용 시간대를 HEMS에 보고하면, HEMS는 이를 취합하여 최종 사용전력 E_t 를 구한다. 최종적으로 구해진 E_t 는 그림 2에 나타나있다.

표 1. 전자제품 사용시간대 최적화 전후 전기요금 비교

기간	최적화 전	최적화 후
1일	243.2[W]	235.3[W]
7일	1932.6[W]	1822.3[W]

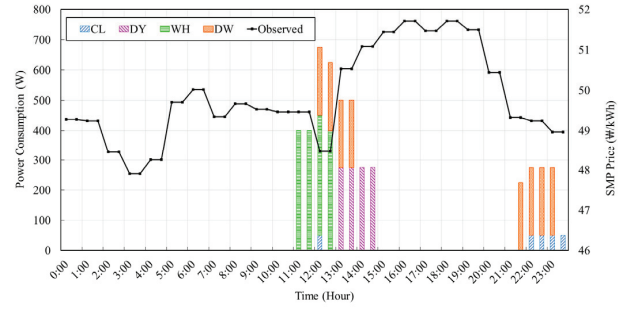


그림 2. 전자제품 사용 시간대 최적화

그림 2는 각 전자제품의 사용 시간대와 실제 관측된 전기가격을 비교한 것이다. SMP 가격예측의 오차범위 내에서 가장 저렴한 시각에 각 제품이 가동한 것을 확인할 수 있다. 표 1에서의 전기요금 비교를 통해 사용시간대 최적화 후의 전기요금이 피크시간대에 사용하는 것에 비해 감소한 것을 확인할 수 있다. 따라서 위의 실험결과를 통해 각 전자제품이 최적화를 통해 전기가격이 저렴한 시간대에 가동한 것을 확인할 수 있다.

3. 결 론

최근 전력사용량이 증가하고, 신재생에너지를 활용한 발전방식으로 전환함에 따라 전력수급의 불안정성이 커졌다. 따라서 본 연구에서는 전력사용량이 피크가 되는 시점에서의 전력사용을 피함으로써 전기요금을 절감하며 계통의 안정성도 추구하기 위한 연구를 수행했다. 먼저, HEMS와 AI 기능이 탑재된 전자제품이 있는 가정집 모델을 제시하였다. 둘째, 우리나라의 계통한계가격(SMP)을 실시간으로 예측하였다. LSTM 신경망을 통해 작은 오차범위 내에서 전기가격을 예측하였다. 셋째, AI가 탑재된 각 전자제품이 자체적으로 최적화를 수행하여, 전기가격을 최소화할 수 있는 사용 시간대를 결정하였다. 건조기, 세탁기, 식기세척기, 로봇청소기가 전기가격이 저렴한 시간대에 동작하였음을 확인하였다. 최종적으로 본 연구에서 제시한 방법이 전기가격을 고려하지 않고 동작하던 기존의 방법에 비해 비용이 절감되었음을 확인하였다. 추후 연구를 통해, 본 연구에서 다루지 않은 다양한 전자제품들을 통한 비용 절감 방법을 연구할 예정이다.

[참 고 문 헌]

- [1] KEPCO, "Statistics of Electric Power in Korea.", 2020.
- [2] 민대기, 류종현, 최동구, "탈원전·탈석탄·신재생 에너지 확대 정책에 따른 신규 전원구성의 수급 안정성 평가.", *Korean Energy Economic Review*, vol. 17, no. 1, pp. 1-35, 2018.
- [3] Pipattanasomporn, Manisa, Kuzlu, Murat, Rahman, Saifur, Teklu, Yonael, "Load profiles of selected major household appliances and their demand response opportunities." *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 2, pp. 742-750, 2013.
- [4] Dong-Ha Shin, Kwang-Ho Choi, Chang-Bok Kim, "Deep Learning Model for Prediction Rate Improvement of Stock Price Using RNN and LSTM," *Journal of KIIT*, vol. 15, no. 10, pp. 9-16, 2017.
- [5] Alex Graves, Abdel-rahman Mohamed, Geoffrey Hinton, "Speech recognition with deep recurrent neural networks," *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 664 5-6649, 2013.