

# 분위수 예측을 활용한 확률 최적화 기반의 가정용 에너지 저장장치 최적제어 알고리즘 연구

손민재, 송근주, 김민수, 임예지, 김재홍\*, 김홍석  
서강대학교, LG 전자\*

thsalswo536@gmail.com, kjsong4089@gmail.com, minsookim@sogang.ac.kr,  
mnillyj@naver.com, jaehong02.kim@lge.com\*, hongseok@sogang.ac.kr

## A Study on Optimal Control Algorithm for Residential ESS using Quantile Forecasting-based Stochastic Programming

Minjae Son, Keunju Song, Minsoo Kim, Yeji Lim, Jaehong Kim\* Hongseok Kim  
Sogang University, LG Electronics\*

### 요약

본 논문은 재생에너지 발전과 부하가 존재하는 상황에서 가정용 ESS 제어를 위한 알고리즘을 제안한다. 재생에너지와 부하는 각 요소가 불확실성 요소로 작용하여 ESS 제어를 어렵게 만든다. 따라서 본 논문에서는 미래 다중 불확실성을 고려하기 위해 분위수 예측 기반의 확률론적 최적제어 알고리즘을 제안한다.

### I. 서론

계통 운영자들의 관심이 중앙 집중형 단방향 공급에서 수요지 중심으로 옮겨 감에 따라 수요지에서의 재생에너지 발전량이 증가하고 있다. 특히, 수용가들은 더 이상 공급을 받기만 하는 수동적 주체에 머무르지 않고 재생에너지 기반의 에너지 생산을 통해 프로슈머(Prosumer)로 진화하고 있다. 프로슈머들은 태양광 발전이 충분할 때 저장하고 필요할 때 사용하기 위해 가정용 ESS 를 도입하기 시작했다. 가정용 ESS 는 에너지 저장 능력과 빠른 응답성으로 차익거래 및 P2P 에너지 교환에 선호되고 있으나, 재생에너지와 부하의 불확실성이 제어에 어려움을 유발하고 있다[1]. 이에 따라 불확실성이 고려된 ESS 제어 알고리즘에 관한 연구가 시급하다.

### II. 본론

#### II.1 가정용 ESS 제어 모델

본 논문에서는 가정용 ESS 제어를 위해 하루 전 계획을 수행한다. 하루 전 계획은 최소 시간 단위를 1 시간으로 하여 익일 24 시간에 대한 제어 계획을 세우는 과정이다. 따라서 미래 24 시간에 대한 태양광 발전과 가정 부하에 대한 불확실성이 존재한다. 이때 주거용 TOU(Time-of-Use) 요금제로 Southern California Edison 에서 제공하는 TOU-D-PRIME 을 사용하며 모든 시간에 대해 공개되어 있다. FIT(Feed-in-Tariff)는 허용되지 않는다.

본 논문에서는 미래 다중 불확실성이 고려된 제어를 위해 확률 최적화(Stochastic Programming) 방식을 활용한다. 확률 최적화는 불확실성이 존재하는 환경에서 미래 제어 신호를 결정하기 위해 사용되며, 다양한 미래 시나리오가 있을 때 비용을 고려하여 평균적으로 잘 제어하는 값을 해로

결정한다. 본 논문에서는 가정용 ESS 제어를 위해 다음과 같이 정식화 한다.

$$\min \frac{1}{|J| \times |K|} \sum_{t=0}^{T-1} C^{TOU}(t) \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} \left[ \begin{aligned} & \left( d_j(t) + g_k(t) + \right. \\ & \left. b_c(t) - b_a(t) \right)^+ \\ & \left( d_j(t) + g_k(t) + \right. \\ & \left. b_c(t) - b_a(t) \right)^- \end{aligned} \right] \\ + C^{deg} \{b_c(t) + b_a(t)\} \quad (2.1)$$

$$s.t. \quad E(t+1) = E(t) + \eta b_c(t) - \frac{1}{\eta} b_a(t) \quad (2.2)$$

$$u_b(t) - u_s(t) = d(t) - g(t) + b_c(t) - b_a(t) \quad (2.3)$$

$$0 \leq b_c(t) \leq \bar{b}_c \quad (2.4)$$

$$0 \leq b_a(t) \leq \bar{b}_a \quad (2.5)$$

$$\underline{E} \leq E(t) \leq \bar{E} \quad (2.6)$$

$$E(0) = E^{init} \quad (2.7)$$

$$\forall t \in T$$

$$vars. \{u_b(t), u_s(t), b_c(t), b_a(t), \forall T\}$$

위 수식에서  $C^{TOU}$ 는 TOU 가격,  $C^{FIT}$ 는 FIT 가격, 그리고  $C^{deg}$ 는 배터리 열화 비용을 의미한다. 또한  $u_b$ 와  $u_s$ 는 각각 에너지 구매량 및 판매량 그리고  $b_c$ 와  $b_a$ 는 충전량 및 방전량을 나타낸다. (2.1)은 목적함수를 나타내며,  $C^{deg}$ 와 곱해진 항이 배터리 열화 비용으로 표현된다.  $j$ 와  $k$ 는 미래에 발생할 수 있는 각 태양광 및 부하의 시나리오를 나타낸다. 데이터의 분포를 알 수 없어 기대값은 산술 평균을 통해 계산한다. 제약 조건에서  $E$ 는 에너지 저장량,  $d$ 는 부하, 그리고  $g$ 는 태양광 발전량이다. (2.2)는 ESS 충방전 식에 해당하며, (2.3)은 수급균형조건이다. (2.4)부터 (2.6)은 충방전 및 저장 한계를 순서대로 명시하며 (2.7)은 초기 저장조건이다.

#### II.2 확률 최적화 수행을 위한 시나리오 생성

확률 최적화 수행 시 시나리오 생성을 위해 가장 널리 사용되는 방법 중 하나는 몬테카를로 방법(Monte Carlo Method)이다. 대수의 법칙에 근거해 단순 샘플링을 수행한다는 장점이 있지만, 수렴을 위해 충분히 많은 시도가 필요하다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 샘플링에 소요되는 계산 복잡도를 낮추고 실제 값의 상한 및 하한을 예측하기 위해 분위수 예측(Quantile Forecasting)을 수행한다. 식 (2.1)에서 태양광과 부하의 시나리오가 서로 조합적으로 계산되어 다양한 시나리오를 생성하고 있다. 이때 분위수 예측을 활용하면 최악의 시나리오를 포함할 수 있다는 장점이 있다. 본 연구에서는 이를 위해 0.1 분위수부터 0.1 간격으로 0.9 분위수까지 고려한다. 그림 1 은 부하 시나리오 생성의 예시이다.

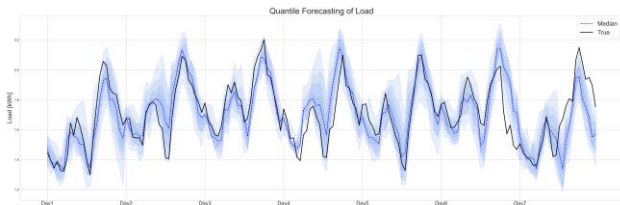


그림 1 부하 시나리오 생성을 위한 분위수 예측 결과

중앙값을 기준으로 대칭되는 분위수끼리 같은 색상을 갖도록 나타내었다. 파란색 점선은 중앙값이며, 검정색 실선은 실제 값을 나타낸다. 그림 2 는 태양광 분위수 예측이며 빨간색 점선은 중앙값, 검정색 실선은 실제 값이다.

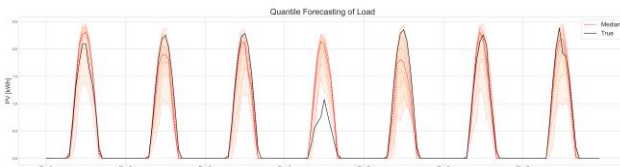


그림 2 태양광 시나리오 생성을 위한 분위수 예측 결과

### II.3 실험 및 결과

본 연구에서 제안한 최적화 방식의 성능 평가를 위해 태양광 및 부하 데이터를 활용한다. 각각은 3 년치 데이터이며 6 개월치 데이터를 테스트 셋으로 활용한다. 분위수 예측에는 [2]에서와 같이 LSTM 모델을 사용하되 Pinball Loss 를 손실함수로 사용하였다. 그림 3 은 상술한 문제 상황에서 하루 전 계획을 수행한 결과 중 일부이다. 녹색 막대 그래프는 ESS 에 대한 충방전 제어를 나타내며, 양수값인 경우 충전, 음수값인 경우 방전을 나타낸다. 제안 방법은 태양광 발전이 많고 TOU 가격이 낮을 때 충전하도록 계획하고 있으며, 수요가 높고 TOU 가격이 높아졌을 때 적극적으로 방전하도록 하고 있다.

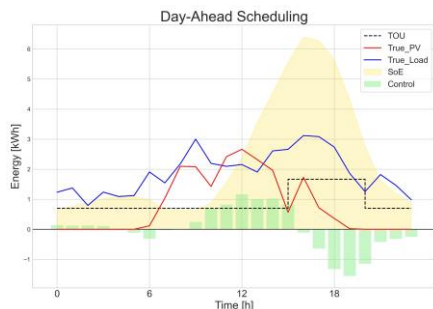


그림 3 하루 전 계획 수행 결과

제안 방법의 성능 비교를 위해 규칙 기반(Rule-based) 알고리즘을 활용한다. 규칙 기반 제어는 태양광 발전량이 부하량보다 많을 때 충전하고 반대의 경우, 방전하는 알고리즘이다. 이 방식은 과거 태양광 및 부하 값 기반의 패턴 분석으로 TOU 가 잘 설계된 경우 매우 효과적이며 계산 복잡도도 낮다.

	규칙 기반	확률 제어
비용(3 개월)	\$445.0	\$413.2
비용(6 개월)	\$1224.3	\$1093.3

표 1 규칙 기반 및 확률 제어에 따른 비용 결과

표 []는 각각의 알고리즘으로 3 개월 그리고 6 개월 간 운영 후 정산된 가정 전기요금이다. 두 경우 모두 요금이 절감되는 것을 확인할 수 있으며, 3 개월 운영 시 7.1% 정도 확률제어를 통해 요금을 낮출 수 있고, 6 개월 운영 시에는 15.3%까지 절감된다. 이것은 운영 기간이 길수록 더욱 현저한 차이를 나타낸다. 비용차이는 불확실성 고려 유무에 달려있다. 규칙 기반 제어는 매 순간 최대 또는 최소의 전략을 수립하여 제어하지만, 확률제어는 미래 태양광과 부하 잠재량을 고려하여 충방전량을 조절한다.

### III. 결론

본 논문에서는 가정용 ESS 운영 시 존재하는 불확실성에 대비하기 위해 확률 제어 기반 ESS 운영 전략을 제안하였다. 일반적인 최적화 기법과 규칙 기반 제어 대신 미래 불확실성을 목적함수에 포함하였고 분위수 예측 기반의 시나리오를 사용하였다. 이러한 방식은 불확실성을 정량화 하여 비용 최소화에도 도움을 주는 것으로 확인되었다. 실험 결과 확률 제어 기반의 운영 전략이 가장 뛰어난 결과를 보여주었고, 이것은 기간이 길어질수록 비용 절감 효과가 큰 것으로 확인되었다. 향후 연구에서는 더욱 효과적인 시나리오 생성 및 수학적 정식화로 비용 최소화를 하고자 하며 이를 위해 불확실성 정량화 기법에 관한 연구가 필요할 것이다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 ㈜LG 전자의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 202295006.01)

### 참고 문헌

- [1] Wang, Zeyu, Ahlmahz Negash, and Daniel S. Kirschen. "Optimal scheduling of energy storage under forecast uncertainties." IET Generation, Transmission & Distribution 11.17 (2017): 4220-4226.
- [2] Kim, Minsoo, et al. "Stochastic optimization of home energy management system using clustered quantile scenario reduction." Applied Energy 349 (2023): 121555.