

분산전력 시스템을 위한 강화학습 기반 CVR 제어 및 에너지 절감 효과 연구

이주승*, 이순우, 강지명

한국전기연구원

jseunglee@keri.re.kr, rheesw@keri.re.kr, jmkang@keri.re.kr

A Study on Reinforcement Learning-Based CVR Control and Energy Saving for Distributed Energy Systems

Jooseung Lee, Soonwoo Lee, Jimyung Kang

Korea Electrotechnology Research Institute

요 약

현재 탄소중립과 환경 보호 정책의 확산에 따라 재생에너지 기반의 분산전력 시스템이 활발히 도입되고 있다. 이러한 분산전력 시스템에서는 다양한 제어요소를 활용하여 전압 수준을 효율적으로 조절함으로써 부하 전력을 절감하는 보존 전압 강화 기법이 주목받고 있다. 본 논문에서는 강화학습을 이용하여 변압기의 tap을 일정 수준의 저전압 상태로 고정된 상황에서도 에너지 저장장치를 적절히 제어함으로써 전압 강화에 따른 부하 전력 절감을 실현하는 방안을 제안한다. 제안된 방법을 통해 다양한 부하 조건에서 저전압 상황을 방지하면서 동시에 에너지 소비를 줄일 수 있으며, 향후 분산전력 시스템 내에서 실시간 지능형 전압 제어 및 보존 전압 강화 수행을 위한 기반 기술로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

I. 서 론

최근 탄소중립과 환경 보호를 위한 정책이 강화됨에 따라, 기존의 중앙 집중형 전력 시스템에서 벗어나 분산전력 시스템의 도입이 활발히 이루어지고 있다 [1]. 특히 태양광, 풍력 등 재생에너지의 확산으로 인해, 지역 단위의 전력 품질 관리와 에너지 효율 향상이 중요한 과제가 되었다. 이러한 환경에서 보존 전압 강화(Conservation Voltage Reduction, CVR) [2] 기법은 부하의 전압 민감도 특성을 활용하여 소비 전력을 줄이는 효과적인 방법으로 주목받고 있다. 일반적으로 부하의 전압-전력 관계는 ZIP 부하 모델을 통해 표현되며 [3], ZIP 모델에 따르면 일정 범위 내에서 전압을 낮출 경우 유효전력 소비가 줄어들 수 있지만, 변압기의 tap 위치를 무분별하게 하강시킬 경우 일부 구간에서 저전압이 발생하여 부하 오동작이나 전력 품질 저하가 발생할 수 있다.

이에 따라 본 논문에서는 변압기의 tap을 일정 수준 이하로 고정된 상태에서, 에너지 저장장치(Energy Storage System, ESS)를 능동적으로 제어함으로써 저전압 문제를 방지하고, 동시에 CVR을 수행하는 방안을 제안한다. ESS는 부하 전력을 보조하는 기능을 통해 이러한 상황에서 효과적으로 작동할 수 있으며, 이와 같은 제어를 위해 최근 강화학습 기반의 제어 기법이 활발히 연구되고 있다 [4]. 이 중에서도 Deep Q-Network (DQN)은 비교적 단순한 구조에도 불구하고 우수한 학습 안정성과 제어 성능을 보여주며 다양한 에너지 응용 분야에 적용되고 있다 [5][6]. 본 연구에서는 DQN을 기반으로 ESS 제어 정책을 학습하고, 분산전력 시스템 환경에서의 효과적인 CVR 수행 가능성을 실험을 통해 검증한다.

II. 시스템 구성 및 제어 목표

본 연구에서 실험에 사용된 분산전력 시스템의 구조는 그림 1과 같다. 해당 시스템은 그리드에 연결된 변압기, 두 개의 부하, 태양광 발전원(Photovoltaic, PV), 그리고 ESS로 구성되어 있으며, ESS는 부하1과 직접 연결되어 있다. 각 부하의 전력 소비 특성은 ZIP 부하 모델을 기반으로 하며, 부하1의 ZIP 계수는 40:30:30, 부하2는 20:30:50으로 설정하였다.

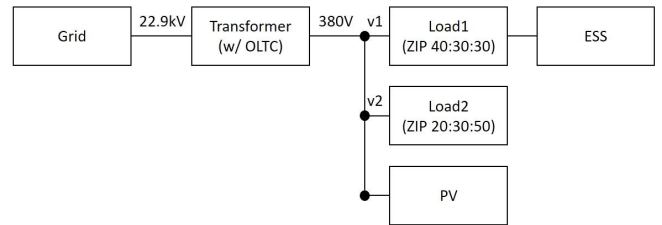


그림 1 Simplified Microgrid Circuit.

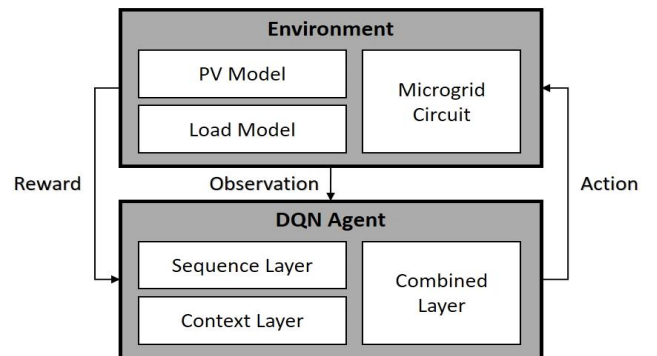


그림 2 Reinforcement Model Architecture.

제어 주기는 15분 간격으로 설정하였으며, 제어 목적은 각 부하 노드의 전압이 0.93 p.u. 이상을 유지하는 조건 내에서, 가장 낮은 전압 상태를 유도하여 부하를 절감하는 것이다. 변압기는 neutral tap 포지션 13을 기준으로 설정되어 있으며, 각 tap 포지션은 약 0.52%의 전압 조절 범위를 가진다. ESS 제어 없이 0.93 p.u. 이상의 전압을 유지하려면 tap 포지션을 17로 설정해야 하며, 본 실험에서는 이를 레퍼런스 상태로 정의하였다. 최종적으로 본 연구에서는 tap 포지션을 14로 고정된 상태에서 ESS를 제어하여 전압 저하를 방지하면서 동시에 부하 절감을 수행한다. 전력 시뮬레이션은 Python 기반의 pandapower 라이브러리를 사용하여 수행되었다.

III. 강화학습 기반 제어 모델 구조

본 논문에서는 위에서 정의한 시스템을 기반으로, DQN 구조를 활용한 강화학습 기반의 제어 모델을 설계하였다. 전체 모델은 그림 2와 같이 environment와 agent로 구성되며, agent는 policy network와 target network로 분리된 표준 DQN 구조를 따른다. Action space는 ESS의 충/방전 전력을 의미하며, -50kW부터 +50kW까지 10kW 간격으로 총 11개의 불연속 action으로 구성된다.

Agent의 정책 결정은 미래의 예측 sequence data와 현재 상태 context data를 입력으로 받아 수행된다. Sequence data는 미래의 Load1, 2, PV의 출력값이며, context data는 현재의 시간 정보, ESS 상태, ESS 제어가 없는 경우의 각 노드별 전력 및 전압값으로 구성된다. Sequence data는 DQN에서 Long Short-Term Memory (LSTM) layer를 거쳐 압축되며, context data는 Multi-Layer Perceptron (MLP) layer를 통해 처리되고, 두 처리된 중간 출력은 MLP로 구현된 combined layer로 입력되어 각 action에 대한 value값을 출력한다.

한편 보상 함수는 다음의 요소들을 종합하여 정의하였다:

1. 각 노드의 전압이 0.93 p.u. 미만으로 하락했는지 여부
2. 6시간 및 24시간 이동 평균 전력 소비량
3. Episode 종료 시 누적 전력 소비량
4. 종료 시점 ESS의 상태와 초기 ESS 상태의 차이

IV. 실험 및 결과 분석

DQN 기반 제어 모델의 효과를 평가하기 위해, 총 5일치 data를 1개 episode로 설정하여 학습을 수행하고, 성능을 평가하였다. 시뮬레이션 결과 중 대표적인 하루의 전압 변화에 따른 부하를 그림 3에 나타내었다. 해당 그림에서는 ESS 제어가 없는 경우와 DQN-ESS 제어가 활성화된 경우를 비교하였으며, CVR 제어에 따른 부하 절감 효과를 시간대 별로 확인할 수 있다. DQN agent는 부하가 적은 구간에서 ESS를 충전해두고, 전압 저하가 예상되는 부하가 큰 시점에 방전하여 노드 전력을 보상함으로써, 전체 소비 전력을 낮추면서 동시에 전압 위반을 방지하는 형태로 동작하도록 학습된 것을 알 수 있다. 이와 같은 제어 전략을 통해 전압 범위 위반 없이 부하 절감 효과를 얻을 수 있었으며, 실험을 통해 CVR의 실제 적용 가능성을 확인할 수 있었다.

평가 data 중 앞의 4일 간의 data에서 레퍼런스 상태 대비 하루 단위 소비 전력 절감률은 날짜 별 부하 상태에 따라 1일차에 1.2%, 2일차에 1.0%, 3일차에 1.0%, 4일차에 0.7%로 나타났으며, 전체 평균으로 1.0%의 소비 전력 절감이 전압 조건 위반 없이 이루어졌다. 한편 학습 과정에서 보상의 변화 추이는 그림 4와 같이 점진적으로 개선되는 형태를 보였다.

V. 결론

본 연구에서는 분산전력 시스템 환경에서 CVR을 통한 에너지 절감을 달성하기 위해, 강화학습 기반의 ESS 제어 기법을 제시하고 실험적으로 그 성능을 검증하였다. 변압기의 tap을 낮은 위치에 고정된 상태에서 DQN agent를 이용해 ESS를 제어함으로써, 전압이 0.93 p.u. 이상 유지되도록 하면서 동시에 소비 전력을 최소화하는 제어 정책 학습이 가능하였고, 정량적으로는 약 1% 수준의 전력 절감 효과를 안정적으로 달성하였다.

향후에는 본 기법을 보다 복잡한 전력 시스템에 확장 적용하고, Double DQN이나 Actor-Critic 계열 등 최신 강화학습 모델을 활용하여 제어 성능을 향상시키는 시스템을 구현할 계획이다.

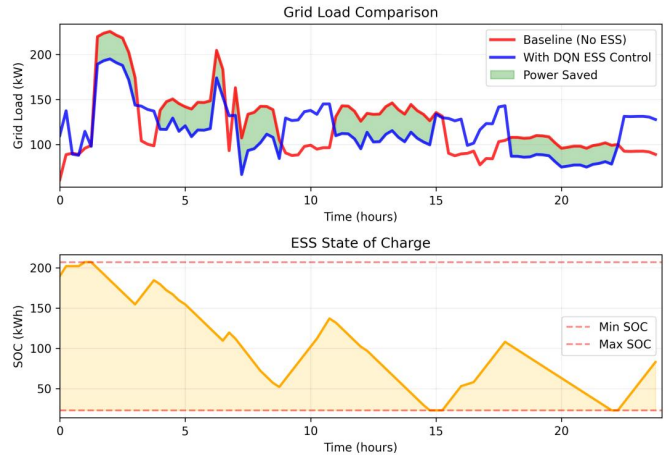


그림 3 Impact of DQN-Based ESS Control

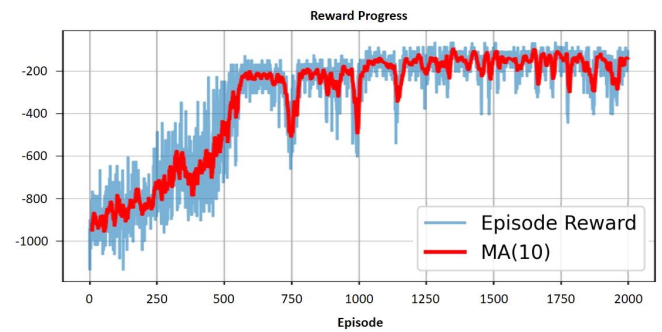


그림 4 Reward Progress on Training

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 202202090010A)

참 고 문 헌

- [1] X. Fang, S. Misra, G. Xue, and D. Yang, "Smart Grid—The New and Improved Power Grid: A Survey," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 14, no. 4, pp. 944–980, 2012.
- [2] K. P. Schneider, B. A. Mather, B. C. Pal, C. H. Warren, D. P. Chassin, et al., "Evaluation of Conservation Voltage Reduction (CVR) on a National Level," *Pacific Northwest National Laboratory (PNNL) Technical Report PNNL-19596*, July 2010.
- [3] H. Renmu, M. Jin, and D. J. Hill, "Composite Load Modeling via Measurement Approach," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 2, pp. 663–676, May 2006.
- [4] Y. Zhang, X. Wang, J. Wang, and Y. Zhang, "Deep reinforcement learning based Volt-VAR optimization in smart distribution systems," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 12, no. 1, pp. 361–371, Jan. 2021.
- [5] V. Mnih et al., "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, vol. 518, pp. 529–533, Feb. 2015.
- [6] H. van Hasselt, A. Guez, and D. Silver, "Deep reinforcement learning with Double Q Learning," in *Proc. AAAI Conf. Artif. Intell.*, vol. 30, no. 1, pp. 2094–2100, 2016.