

의사결정 중심 학습 관점에서 본 VPP 시장 참여 및 인접 연구 동향

고성혁***, 김대진*, 김윤수**

*한국에너지기술연구원

**광주과학기술원

e-mail:seonghyeok@kier.re.kr

Decision-Focused Learning for VPP Market Participation and Adjacent Applications: A Brief Review

Seong-Hyeok Ko***, Dae-Jin Kim*, Yun-Su Kim**

*Korea Institute of Energy Research

**Gwangju Institute of Science and Technology

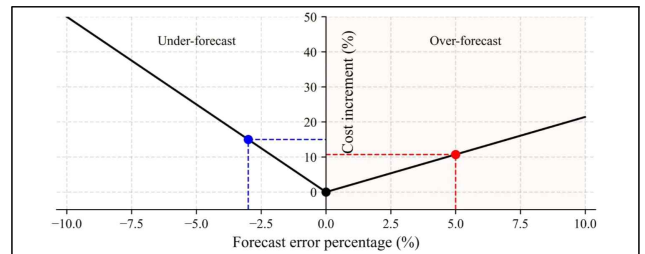
요약

본 논문은 가상발전소(Virtual Power Plant, VPP)의 전력시장 참여에서 예측 정확도 중심의 예측 후 최적화(Predict-then-Optimize, PTO) 방식이 갖는 한계를 의사결정 중심 학습(Decision-Focused Learning, DFL) 관점에서 검토한다. VPP 운영자는 재생에너지 출력, 시장가격 등 불확실성을 바탕으로 전력시장에 참여하며, 예측오차보다 최종 수익과 비용이 중요하다. 이에 의사결정 중심 학습 관점으로 VPP 시장 참여 및 인접 연구 동향을 조사하고, VPP 적용 가능성과 향후 연구 방향을 제시한다.

1. 서론

최근 재생에너지 보급 확대에 따라 전력계통의 불확실성이 커지고 있다. 태양광과 풍력 출력은 기상 조건에 따라 변동하고, 전력시장 가격도 수요, 연료비, 계통상태, 재생에너지 출력에 의해 크게 달라진다. 이러한 환경에서 가상발전소(Virtual Power Plant, VPP)는 재생에너지, 에너지저장장치(Energy Storage System, ESS) 등을 하나의 포트폴리오로 통합하여 전력시장에 참여하는 운영 주체로 부상하였다.

VPP 운영의 기본 구조는 재생에너지 출력, 시장가격 등을 예측 후 최적화(Predict-then-Optimize, PTO) 구조로 입찰량과 운영 스케줄을 결정한다. 그러나 통계적 예측오차가 작다고 해서 항상 높은 수익이나 낮은 비용이 보장되지는 않는다. 동일한 예측오차라도 최적화 문제의 목적함수와 제약조건에 따라 전혀 다른 의사결정을 유도할 수 있으며[1], 전력시스템 의사결정에서는 예측오차와 실제 비용 사이의 관계가 비대칭적, 비선형적일 수 있다[2].



[그림 1] 예측오차와 실제 비용의 비대칭성 [2]

이에 따라 예측값 자체의 정확도보다 “좋은 의사결정을 유도하는 예측값”을 학습하는 DFL이 주목받고 있다. 본 논문은 VPP 시장 참여 관점을 유지하면서, 전력시장 인접 연구를 검토하고 VPP 운영으로의 확장 가능성을 정리한다.

2. 본론

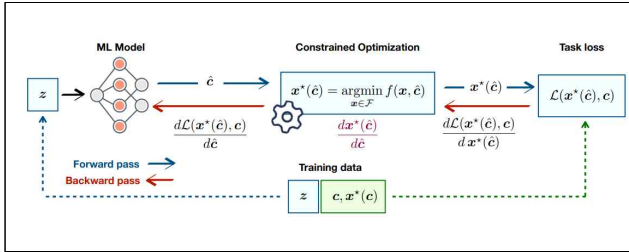
2.1 의사결정 중심 학습 방법론

DFL의 핵심은 예측 모델을 학습시킬 때 예측값의 통계적 오차가 아닌, 예측값으로 인해 발생하는 최적의 의사결정의 비용 차이(Regret)를 손실함수로 정의하여 학습시킨다.

$$l(\hat{y}, y) = yw^*(\hat{y}) - z^*(y) \quad (1)$$

식(1)의 y 는 실제값, \hat{y} 는 예측값을 의미한다. $w^*(\hat{y})$ 는 예

측값 기반 최적화 결과이며, $z^*(y)$ 는 실제값 기반 최적화 결과이다. DFL은 기존 통계적 손실함수가 아닌 식(1)과 같은 최적화 결과 기반의 손실함수를 사용하여 최적화 결과가 예측 모델의 학습에 반영되는 것이 핵심이다.



[그림 2] DFL 프레임워크 [3]

DFL은 예측값 변화에 따른 최적 결정 변화를 계산해야 하며, 이를 기반으로 학습하는 것이 중요하다. 하지만 주로 사용되는 Linear Programming (LP) 문제의 경우 최적 의사 결정은 의사 결정 가능 영역의 꼭짓점에서 불연속적으로 결정되므로, 미분할 수 없다는 문제점이 있다. 따라서 VPP에 적용하기 위해서는 해당 문제점을 해결해야 하며, 대표적인 방법으로는 문헌 [1]에서 제안한 볼록 대리 손실이 있다.

2.2 VPP 시장 참여 및 인접 연구 동향

ESS 차익거래 연구는 DFL의 필요성을 잘 보여준다. 문헌 [4]은 PJM 시장 데이터를 이용해 가격 예측 모델과 ESS 스케줄링을 결합하여 학습하는 모델을 제안하였다. 제안 모델은 통계적 오차 기반 모델보다 예측오차가 클 수 있음에도 평균 일일 차익거래 수익이 46.8% 개선되었다. 이는 VPP 내 ESS 운영에서 가격 피크와 변동 방향을 의사결정 관점에서 포착하는 것이 단순 가격 정확도보다 중요할 수 있음을 시사한다.

문헌 [5]는 하루전 시장 입찰과 실시간 가격 불확실성을 결합한 삼중 최적화 구조를 제안하고, 실시간 가격의 상·하한을 운영비용 관점에서 학습하였다. 제안 방식은 기존 가격 구간보다 하루전 입찰량을 줄이고 실시간 시장 활용을 늘려 평균 비용을 약 3.4% 절감하였다. 이는 VPP의 하루전·실시간 연계 입찰과 강건 최적화 전략에 적용할 수 있다.

문헌 [6]은 ESS의 예비력 시장 참여 문제에서 용량가격, 에너지가격, 예비력 가동시간을 예측하고, ESS 입찰 최적화 문제를 Karush-Kuhn-Tucker 조건을 활용하여 학습 과정에 포함하였다. 벨기에 예비력 시장 사례에서 제안 DFL 방법은 기존 PTO 방식 대비 최대 9.47%의 수익 증가를 했으며, Imbalance 구매량과 배터리 Degradation 측면에서도 안정적인 결과를 보였다.

문헌 [7]은 재생에너지 포트폴리오의 예측 조정을 전체 예

측 정확도보다 시장 기반 의사결정 비용을 줄이는 방향으로 예측 조정 함수를 학습하는 방법을 제안하였다. 포트폴리오 관리자와 개별 풍력 발전사업자 간 예측 불일치를 조정하면서, 각 참여자가 독립 시장 참여 대비 손해를 보지 않도록 비용 배분 제약을 반영한다. 실제 시장 사례에서 제안 방법은 독립 참여 대비 전체 평균 수익을 약 1.30% 향상했으며, 개별 자원 모두에서 높은 평균 수익을 보였다.

VPP가 다수 소유자의 자원을 집합하는 구조임을 고려하면, DFL은 입찰 최적화뿐 아니라 공정한 이익 배분과 예측 정보 조정까지 확장될 필요가 있다.

[표 1] VPP 시장 참여 및 인접 연구 동향

문헌	목적	DFL 예측 불확실성	특징	한계점
[4]	ESS 차익거래 수익 최대화	하루전 가격	통계적 오차와 차익거래 오차를 결합하여 성능 개선	단일 ESS 중심이며, VPP 반영은 제한적임
[5]	하루전 및 실시간 시장 입찰 비용 절감	실시간 가격 상·하한 구간	가격 구간을 통계적인 학습이 아닌 운영비용 관점에서 학습	삼중 최적화 구조로 계산 부담이 큼
[7]	ESS 예비력 시장 참여	예비력 용량가격, 에너지가격, 예비력 가동시간	KKT 기반 ESS 제약조건을 학습 과정에 포함	ESS 단일 자원 및 단일 시장 중심, 계산이 복잡함
[8]	풍력 포트폴리오 예측 조정 및 공정 이익 배분	계층적 예측 불일치 조정	전체 자원과 개별 자원의 수익 향상	풍력 중심, 타 자원 및 시장 확장 필요

3. 결론

검토한 연구들은 VPP 운영에서 DFL이 세 가지 방향으로 유용함을 보인다. 첫째, 가격 예측과 ESS 운영을 결합하여 에너지 시장 수익을 높일 수 있다. 둘째, 하루전·실시간 시장가격의 불확실성 구간을 비용 또는 수익 관점에서 학습함으로써 입찰 전략을 고도화할 수 있다. 셋째, 예비력 시장 등 다중 시장 DFL로 확장할 수 있으며, 전체 포트폴리오 수익뿐 아니라 개별 자원의 이익 배분과 예측 조정까지 함께 고려할 수 있다.

향후 연구에서는 VPP 다중 시장 참여, ESS·전기차·부하 등 다양한 자원의 물리 제약을 포함하면서도 계산할 수 있는 DFL 구조, 그리고 다중 불확실성을 동시에 고려하는 DFL 연구로 확장할 수 있다. 이는 VPP가 단순한 자원 집합체를 넘어 불확실성 하에서 경제성과 계통 안정성을 동시에 추구하는 지능형 시장 참여자로 발전하는 데 기여할 수 있다.

참고문헌

- [1] A. N. Elmachtoub and P. Grigas, “Smart Predict, then Optimize,” *Management Science*, vol. 68, no. 1, pp. 9–26, 2022.
- [2] H. Zhang et al., “Decision-Focused Learning for Power System Decision-Making Under Uncertainty,” *IEEE Transactions on Power Systems*, 2026.
- [3] J. Mandi et al., “Decision-Focused Learning: Foundations, State of the Art, Benchmark and Future Opportunities,” *arXiv*, 2023, doi: 10.48550/ARXIV.2307.13565.
- [4] L. Sang, Y. Xu, H. Long, Q. Hu, and H. Sun, “Electricity Price Prediction for Energy Storage System Arbitrage: A Decision-Focused Approach,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 13, no. 4, pp. 2822–2832, 2022.
- [5] A. F. Alrasheedi, K. A. Alnowibet, and A. M. Alshamrani, “A smart predict-and-optimize framework for microgrid's bidding strategy in a day-ahead electricity market,” *Electric Power Systems Research*, vol. 228, 110016, 2024.
- [6] A. Paredes, J.-F. Toubreau, J. A. Aguado, and F. Vallee, “On the Participation of Energy Storage Systems in Reserve Markets using Decision Focused Learning,” *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 42, 101677, 2025.
- [7] H. Wen and P. Pinson, “Value-oriented forecast reconciliation for renewables in electricity markets,” *European Journal of Operational Research*, vol. 332, pp. 492–504, 2026.