

전기자동차들의 불확실한 행동을 고려한 DRMPC 최적화 기반 스마트 전기차 충전소 에너지 관리 시스템



중앙대학교 000, 김언규, 000

1. 제안배경

- 국제 사회의 탄소중립을 통한 환경보호 실천을 위해 **전기차** (Electric vehicle, : EV)에 대한 관심 증가.
- 이에 따라 전기차 이용 시 필수기반시설인 전기차 충전소의 수가 증가하고, 경제적인 전기차 충전소 운영을 위한 연구가 활발히 진행.



- 비용 절감 및 효율적인 에너지 운영을 위해 기존의 충전소에 신재생 에너지 **시스템**이 결합된 **스마트 전기차 충전소**가 제안됨
- 또한 스마트 그리드의 기술 발전으로 전기차 고객은 충전소로부터 충전만이 아닌, 잉여 에너지도 판매할 수 있을 것으로 전망.



- 하지만 **불확실한 전기차 고객의 행동**에서 비롯된 에너지 사용은 정확한 예측이 어려워 충전소의 경제적인 운영에 영향을 미침.
- 따라서 본 팀은 전기차 고객의 불확실한 행동을 고려한 경제적인 스마트 전기 **차 충전소 에너지 관리 시스템을** 제안.

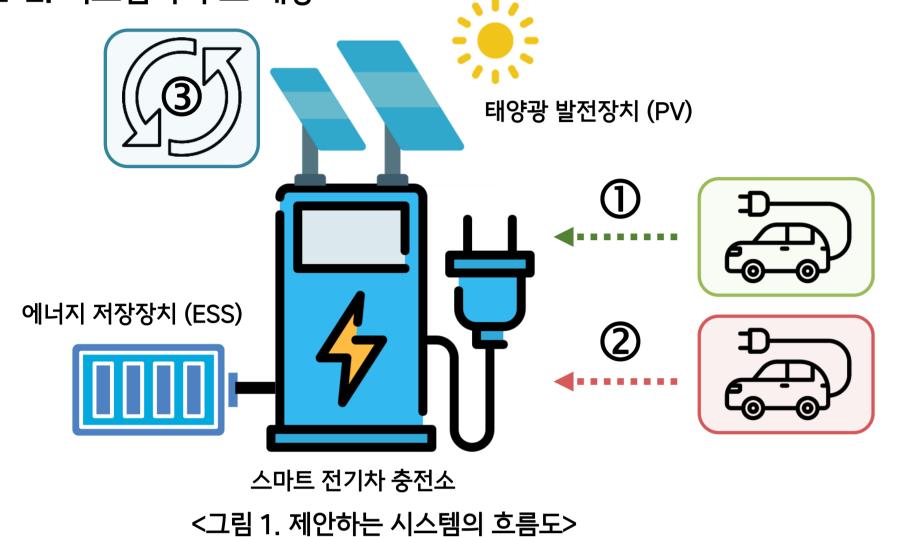


2. 핵심내용

2-1. 연구 목표

- 전기차 고객의 불확실한 에너지 구매 및 판매 환경을 고려한 스마트 전기차 충전소의 경제적인 에너지 운영 시스템 제안.
- 태양광 발전장치 (Photovoltaic system, PV) 와 에너지 저장장치 (Energy storage system, ESS) 의 신재생 에너지 시스템이 결합된 스마트 전기차 충전소 내 불확실한 환경요소들을 각 시간대별로 고려한 DRMPC 1) 기반의 시스템 제안.

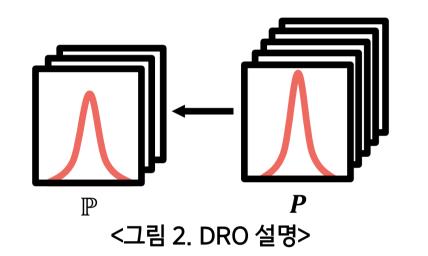
2-2. 시스템의 주요 내용



- 스마트 전기차 충전소 에너지 운영 환경
- 1) 시스템의 사용자는 **충전소 운영자**로 설정.
- 2) EV 고객으로부터 에너지 구입이 가능하다고 가정하며,
- 3) 연결된 PV와 ESS를 통해 에너지 운영 보조 [1].
- 시스템 과정

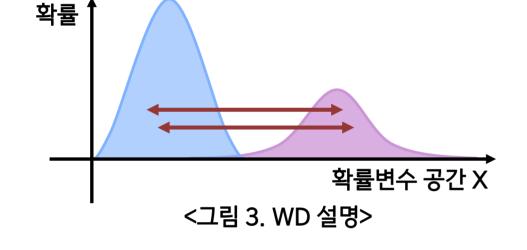
2-3. 시스템의 주요 기법 설명

. Distributionally robust optimization (DRO)



- 확률분포를 통해 불확실한 요소의 오차 발생 가능성을 고려하는 기법.
- 전기차 고객의 불확실한 에너지 구매 및 판매 환경을 고려하기 위해 적용.

II. Wasserstein distance (WD)



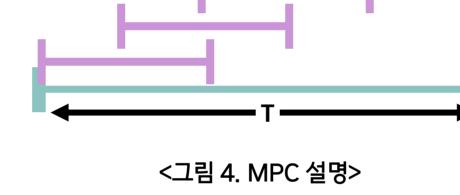
- 2개의 다른 확률분포 간의 거리 합을 나타내 는 기법.
- DRO에서 사용할 확률변수들 간의 거리를 통해 불확실성을 정량화 하기 위해 적용 [2].

100

- EV 고객의 에너지 판매 및 구매량에 대한 불확실성을 고려.

- ① EV 고객들에게 판매할 에너지 데이터 예측.
- ② EV 고객들에게 구매할 에너지 데이터 예측.
- 예측 데이터의 오차를 고려한 DRMPC 기반의
- 최적화된 에너지 솔루션 도출.

III. Model predictive control (MPC) ← Horizon →



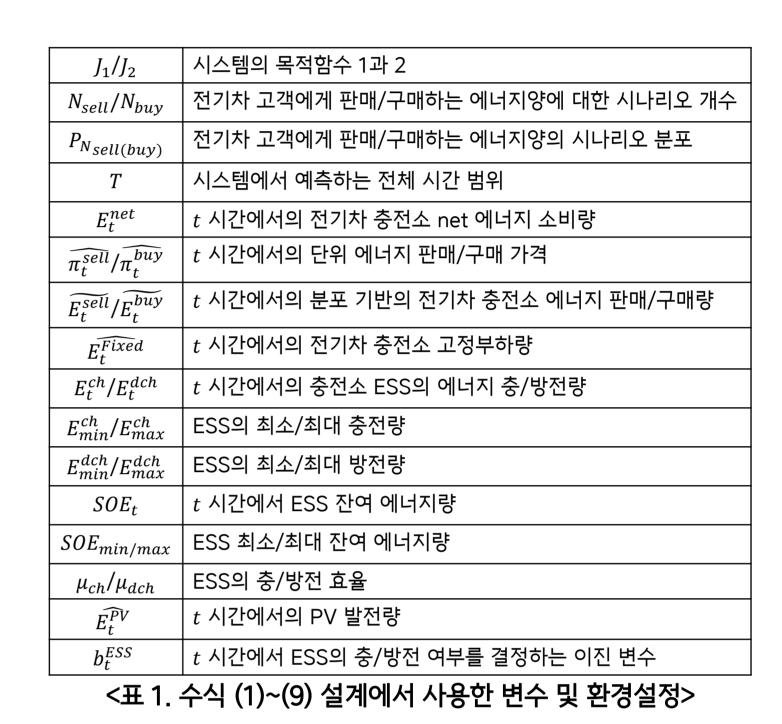
- 정해진 간격 (Horizon) 의 환경을 고려하여 해당시간대의 최적 솔루션을 도출하는 기법 • 충전소의 매 시간대별 최적의 에너지 운영
- 솔루션 도출을 위해 적용.

2-4. 시스템의 수식설계 및 재설계

$\max (J_1 - J_2)$	(1)
$J_1 = \inf_{\mathbb{P} \in P_{N_{sell}}} \mathbb{E}^{\mathbb{P}} \left[\sum_{t \in T} \widehat{\pi_t^{sell}} \widetilde{E_t^{sell}} \right]$	(2)
$J_2 = \sup_{\mathbb{P} \in P_{N_{buy}}} \mathbb{E}^{\mathbb{P}} \left[\sum_{t \in T} \widehat{\pi_t^{buy}} \left(\widetilde{E_t^{buy}} + E_t^{net} \right) \right]$	(3)
$E_t^{net} = \widehat{E_t^{fixed}} + \left(E_t^{ch} - E_t^{dch}\right)$	(4)
$SOE_t = SOE_{t-1} + \mu_{ch}E_t^{ch} - \frac{E_t^{dch}}{\mu_{dch}} + \widehat{E_t^{PV}}$	(5)
$0 \le \widetilde{E_t^{buy}} + E_t^{net}$	(6)
$SOE_{min} \leq SOE_{t} \leq SOE_{max}$	(7)
$E_{min}^{ch}b_t^{ESS} \leq E_t^{ch} \leq E_{max}^{ch}b_t^{ESS}$	(8)
$E_{min}^{dch}(1-b_t^{ESS}) \leq E_t^{dch} \leq E_{max}^{dch}(1-b_t^{ESS})$	(9)
$J_{1}^{(re)} = \sup_{\lambda_{t}^{sell} \geq 0, s_{t,k}^{sell} \in \mathbb{R}} \sum_{t \in T} \left(-\lambda_{t}^{sell} \epsilon_{t}^{sell} + \frac{1}{N_{sell}} \sum_{k=1}^{N_{sell}} s_{t,k}^{sell} \right)$	(10)
s. t. $\widehat{\pi_t^{sell}} \underline{E_t^{sell}} - \lambda_t^{sell} \left(\underline{E_t^{sell}} - E_{t,k}^{sell} \right) \ge s_{t,k}^{sell}$	(11)
$\widehat{\pi_t^{sell}} E_{t,k}^{\tilde{sell}} \ge s_{t,k}^{sell}$	(12)
$J_{2}^{(re)} = \inf_{\lambda_{t}^{buy} \geq 0, s_{t,k}^{buy} \in \mathbb{R}} \sum_{t \in T} \left(\lambda_{t}^{buy} \epsilon_{t}^{buy} + \frac{1}{N_{buy}} \sum_{k=1}^{N_{buy}} s_{t,k}^{buy} \right)$	(13)

$J_2^{(re)} = \inf_{\lambda_t^{buy} \ge 0, s_{t,k}^{buy} \in \mathbb{R}} \sum_{t \in T} \left(\lambda_t^{buy} \epsilon_t^{buy} + \frac{1}{N_{buy}} \sum_{k=1}^{N_{buy}} s_{t,k}^{buy} \right)$	(13
s. t. $\widehat{\pi_t^{buy}} \left(E_t^{buy} + E_t^{net} \right) + \lambda_t^{buy} \left(E_t^{buy} - E_{tk}^{\ddot{b}uy} \right) \le S_{tk}^{buy}$	(14

$$\begin{split} \widehat{\pi_t^{buy}} \left(\overline{E_t^{buy}} + E_t^{net} \right) - \lambda_t^{buy} \left(\overline{E_t^{buy}} - E_{t,k}^{\ddot{buy}} \right) &\leq s_{t,k}^{buy} \\ \widehat{\pi_t^{buy}} \left(E_{t,k}^{\ddot{buy}} + E_t^{net} \right) E_{t,k}^{\ddot{buy}} &\leq s_{t,k}^{buy} \end{split}$$





(15)

(16)

0.16

목적함수를 연산프로그램을 통해 해결하기 위해 유한 (finite) 차원의 convex 문제로 재설계 (10)~(16). 참고문헌 [3]을 통해 재설계. ([3]의 proposition 1 참고)

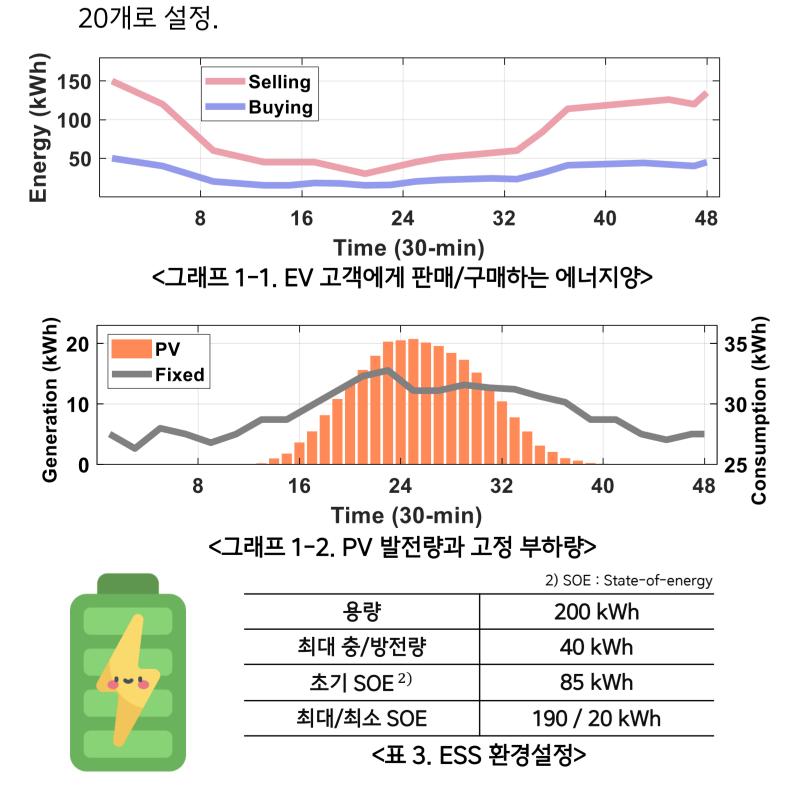
$J_1^{(re)}/J_2^{(re)}$	재설계된 시스템의 목적함수 1과 2
$\epsilon_t^{sell}/\epsilon_t^{buy}$	t 시간에서의 에너지 판매/구매량의 WD
$E_{t,k}^{ ilde{sell}}/E_{t,k}^{ ilde{buy}}$	t 시간에서의 에너지 판매/구매량에 대한 k 번째 샘플
$\frac{E_t^{sell}}{}$	t 시간에서의 에너지 판매량 시나리오에 대한 최솟값
$E_t^{buy}/\overline{E_t^{buy}}$	t 시간에서의 에너지 구매량 시나리오에 대한 최소/최대값

<표 2. 수식 (10)~(16) 재설계에서 사용한 변수 및 환경설정>

3. 시뮬레이션 분석

3-1. 시뮬레이션 가정

- 총 예측시간은 24시간 이며, 단위 시간은 30분 으로 설정.
- $\widehat{\pi_t^{buy}}$ 는 TOU Price를 적용하고, $\widehat{\pi_t^{sell}}$ 는 $\widehat{\pi_t^{buy}}$ 의 2배로 설정.
- EV 고객에게 판매/구매하는 에너지양 $\left(\widetilde{E_t^{sell}}/\widetilde{E_t^{buy}}\right)$ 의 예측값은 <그래프 1-1>과 같이 설정.
- PV 발전량과 고정 (Fixed) 부하량은 <그래프 1-2>와 같이 설정.
- ESS는 해당 시간대에 충/방전 중 하나만 동작한다고 가정.
- 오차 시나리오에 대한 확률분포는 <표 4>와 같이 설정.
- MPC의 Horizon은 17, $\widetilde{E_t^{sell}}/\widetilde{E_t^{buy}}$ 에 대한 오차 시나리오 개수는



분포 종류

4-1. 요약

관리 시스템을 제안.

정규 분포

데이터 예측값

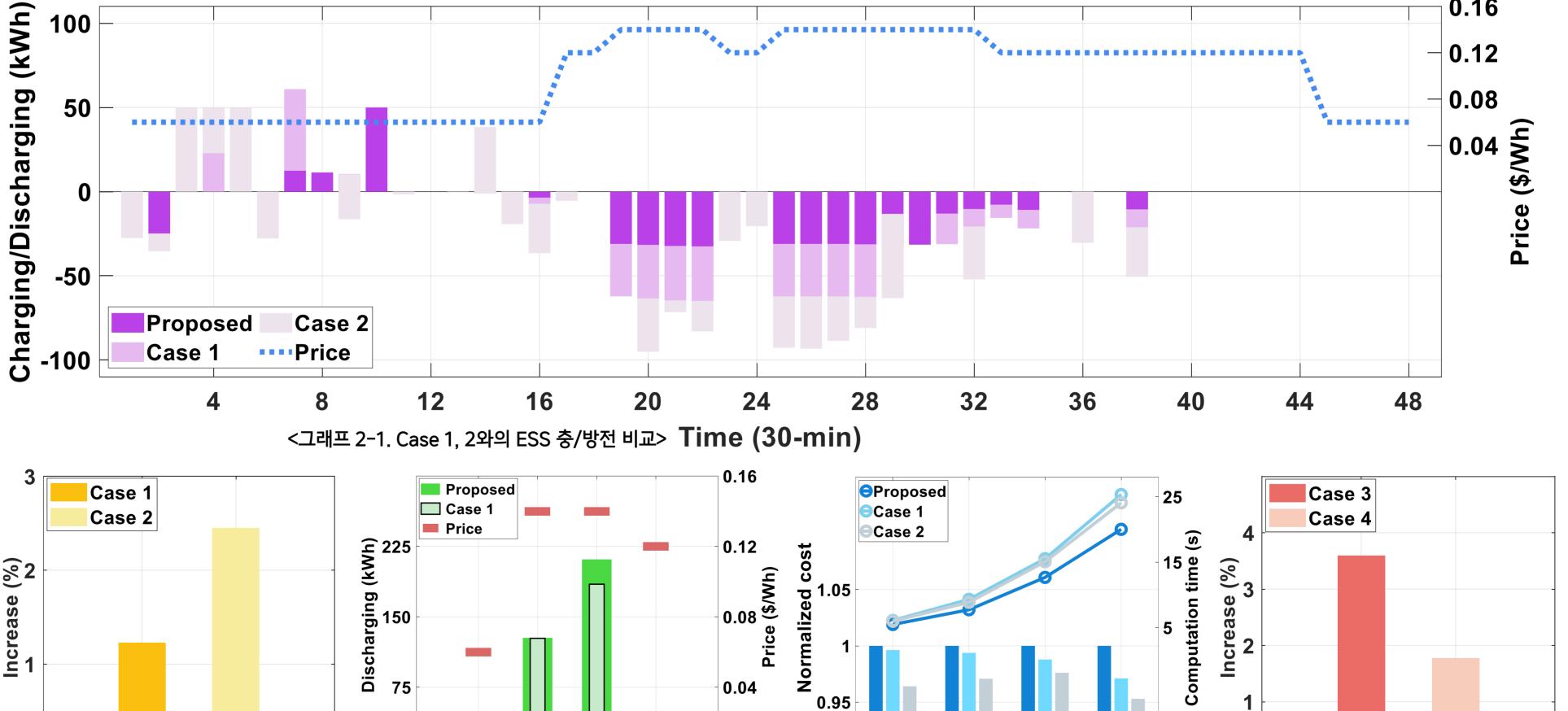
• 전기차 고객의 불확실한 에너지 운영 환경을 고려한 경제적인 스마트 전기차 충전소 에너지

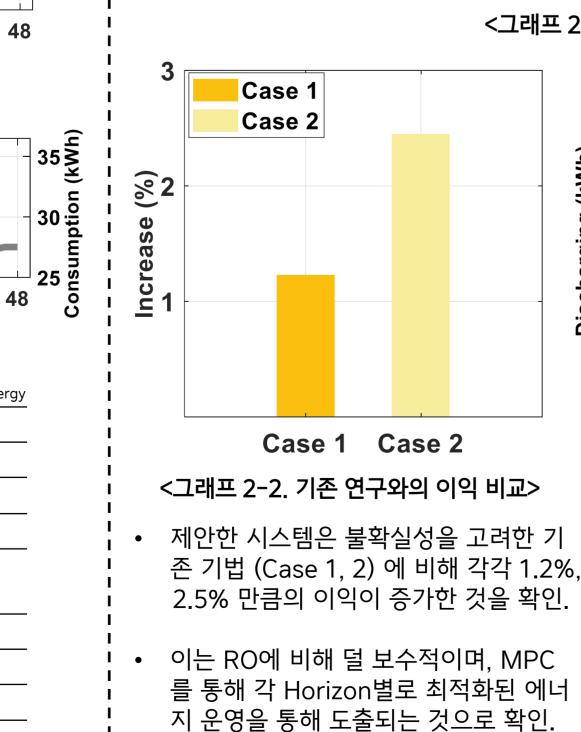
• 기존의 시스템들보다 적은 데이터의 환경에서도 수익성이 더 좋은 결과를 도출하였으며, 결합된

<표 4. 오차 시나리오에 대한 확률분포>

신재생 에너지 시스템에 대한 효율적인 에너지 운영도 도출.

3-2. 시뮬레이션 결과 및 분석 (시뮬레이션에서 사용된 Case들은 오른쪽 <표 5>를 참고.)





- [1 16] [18 22] [24 32] [33 44]
 - <그래프 2-3. 시간대별 ESS 방전량 비교> 제안한 시스템에서의 ESS 총 에너지 방 전량이 (MPC를 적용하지 않은) Case 1
 - MPC에서의 Horizon별 최적화된 에너지 운영으로 더 많은 방전량을 통해 경제적 운영을 도출.

보다 1.4% 더 많은 것을 확인.

- 10 20 Number of scenarios <그래프 2-4. 시나리오 개수에 따른 성능 비교>
- 제안한 시스템은 모든 경우에서 제일 경제 적인 운영을 도출하며, 이를 통해 데이터

효율적인 연산이 이루어지는 것을 확인.

- 시나리오 개수가 늘어날수록 연산시간이 증가하는 경향을 보이지만, 30분 단위의 운영임을 고려했을 경우 실제 적용에 무리 가 없을 것으로 판단.
- Case 3 Case 4
 - <그래프 2-5. Case 3, 4와의 성능 비교>
 - 불확실성을 고려하지 않은 기존 기법들 (Case 3, 4) 은 제안한 시스템보다 각각 3.6%, 1.8% 더 경제적인 에너지 운영을 도출.
 - Case 3, 4의 이상적인 에너지 환경을 고 려하였을때, 제안한 시스템이 실제 환경 에 더욱 실용적일 것으로 판단.

최적화 기법 (불확실성 고려) MPC Case DRO (0) Proposed 3) DRO (o) Case 1 $RO^{4)}$ (0) Case 2 $DO^{5)}(X)$ Case 3 DO (X) Case 4

<표 5. Case study 분류>

3) Proposed: 제안한 DRMPC 기반의 충전소 에너지 관리

4) Robust optimization (RO) : 불확실한 환경에서 최악으 시나리오를 고려하여 솔루션을 도출하는 최적화 기법.

5) Deterministic optimization (DO): 불확실성은 고려하지 않으며, 예측된 값이 참값이라 가정하여 솔루션을 도출하는 최적화 기법.

3-3. 최종분석

- 제안한 DRMPC 기반의 충전소 운영 시스템은 불확실성을 고려한 경제적인 에너지 운영 솔루 션을 도출하는 것을 확인.
- Case 분석을 통해 기존의 기법들보다 더 경제 적인 충전소를 운영하고, ESS 에너지를 더욱 효율적으로 사용하는 것을 확인.
- 기존의 기법들에 비해 더 절감된 시간 동안 데 이터 효율적인 연산을 통해 우수한 솔루션을 도출하는 것을 확인
- 이상적인 환경에서의 솔루션과 적은 차이를 보 임으로서, 실제 환경에서 우수한 성능을 도출 할 것으로 예상.

4. 결론

4-2. 기대효과 및 미래연구

- 미래 에너지 사회에서 데이터 기반 (Data-driven) 의 실시간 전기차 고객들의 에너지 행동 패턴을 고려하여 경제적인 전기차 충전소 운영에 대한 기대.
- 전기차 충전소 에너지 환경요소들을 예측할 수 있는 머신러닝 기반의 지능형 모델을 결합하여 미래 에너지 환경에 대한 예측 및 대응 알고리즘을 구현할 계획.
- 전압, 주파수를 비롯한 실제 전력망 환경요소를 고려한 충전소 운영 알고리즘을 구현할 계획.
- [1] N. A. El-Taweel, et al., "Optimization model for EV charging stations with PV farm transactive energy", IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 18, no. 7, pp. 4608-4621, 2021.
- [2] P. Mohajerin Esfahani and D. Kuhn, "Data-driven distributionally robust optimization using Wasserstein metric: Performance guarantees and tractable reformulations", Mathematical Programming, vol. 171, pp. 115-166, 2018. [3] R. Gao and A. Kleywegt, "Distributionally robust stochastic optimization

참고 문헌

with Wasserstein distance", Mathematics of Operations Research, 2022.