

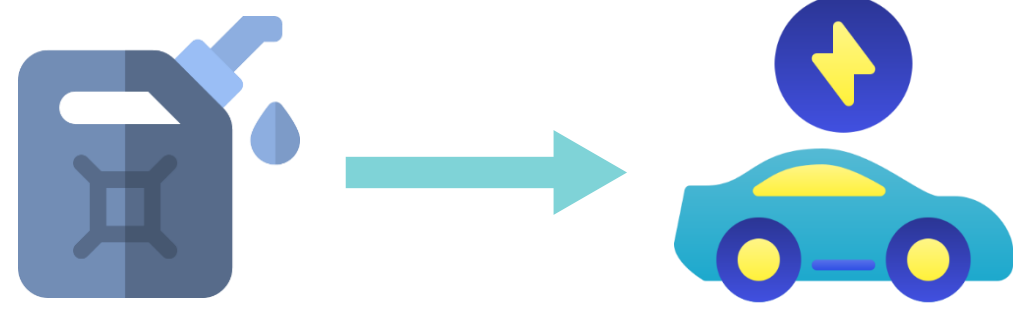
Peak shaving과 에너지 비용 최적화를 위한

분포 강건 최적화 기반의 에너지 저장장치 시스템 운영 알고리즘

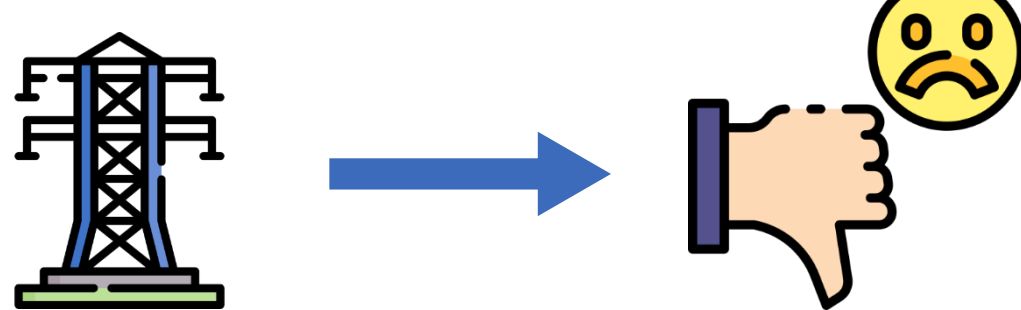
중앙대학교
김언규, 이상윤, 최대현

1. 제안배경

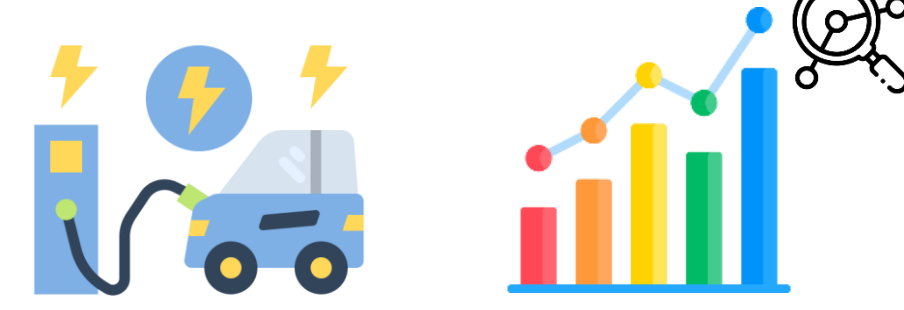
- 최근 신재생 에너지 기술이 발전됨에 따라 에너지 환경 내에서 신재생 에너지 발전원의 역할이 이전보다 커짐.
- 또한 국제 사회에서 탄소 중립을 실천하기 위해 내연기관차를 전기차 (Electric vehicle, EV) 로 대체 중.



- 전기차는 일반적인 전기 에너지 디바이스보다 많은 에너지를 소비해 연결된 전력망에 크게 영향을 미침.
- 한편 전기차 사용은 규칙적이지 않으며, 전기차의 불확실한 충전 부하량은 배전망과 같은 전력 계통에 악영향을 미칠 수 있음.



- 전기차에서 비롯된 불확실한 에너지 충전 환경에서 안정적인 에너지 사용 환경을 조성할 수 있는 알고리즘 제안.
- 또한 경제적인 운영을 위해 적은 샘플링 데이터로도 효율적인 솔루션을 도출할 수 있는 알고리즘 제안.

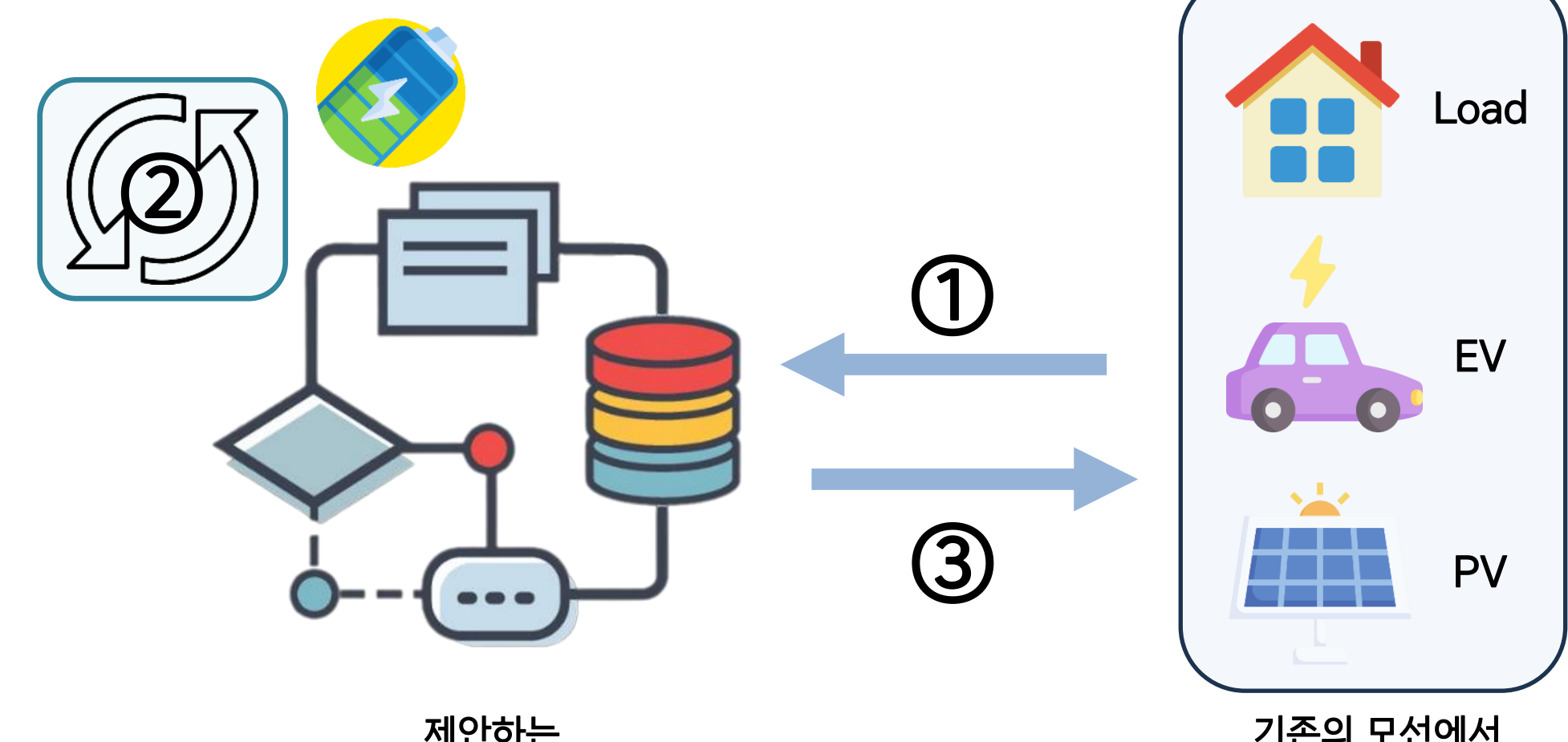


2. 핵심내용

2-1. 연구 목표

- 에너지 저장장치 (Energy storage system, ESS) 의 충/방전을 통해 배전망의 안정적인 에너지 운영에 기여
- 분포 강건 최적화 (Distributionally robust optimization, DRO) 로 불확실한 EV 환경 속에서 경제적인 에너지 운영에 기여

2-2. 알고리즘 주요 내용



<그림 1. 제안하는 알고리즘 흐름도>

■ ESS운영 환경

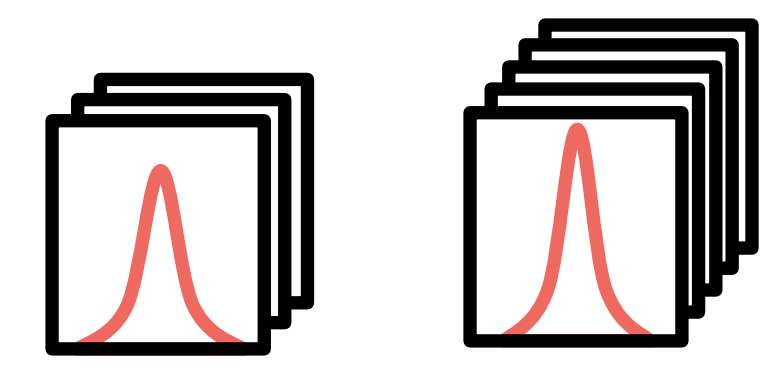
- 알고리즘은 모션에 연결된 ESS에 대해 설정.
- 전기차 충전 부하량에 대한 불확실성 고려.
- 연결된 태양광 발전장치 (Photovoltaic system, PV) 와 ESS를 통해 에너지 운영 보조.

■ 알고리즘 과정

- 기존의 모션에서 발생하는 에너지 데이터 예측.
- 예측 데이터의 오차를 고려한 DRO 기반의 최적의 에너지 솔루션 도출
- 도출된 솔루션을 통해 충전된 ESS를 상황에 맞게 방전.

2-3. 알고리즘의 주요 기법 설명

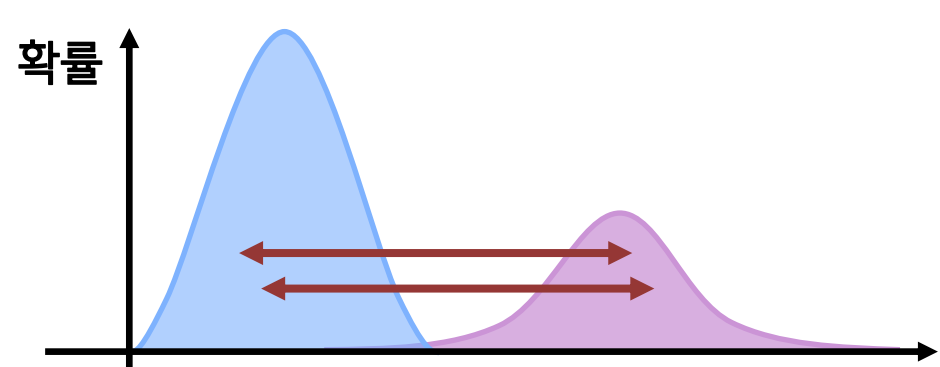
I. Distributionally robust optimization (DRO)



<그림 2. DRO 설명>

- 확률분포를 통해 불확실한 요소의 오차 발생 가능성을 고려하는 기법.
- 전기차의 불확실한 충전 환경을 고려하기 위해 적용.

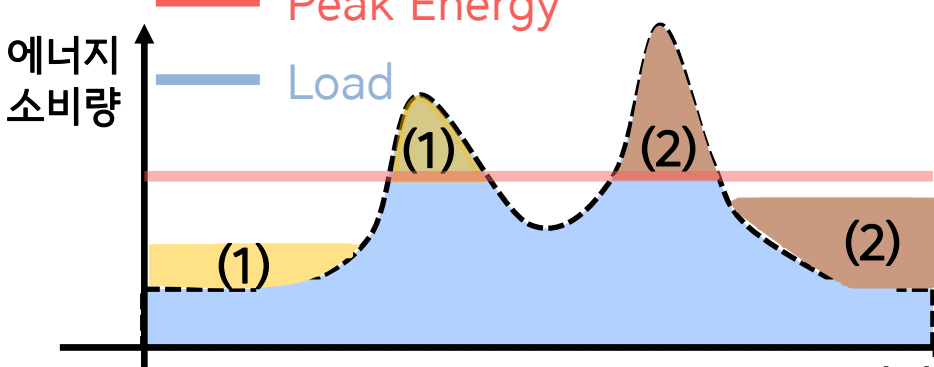
II. Wasserstein distance (WD)



<그림 3. WD 설명>

- 2개의 다른 확률분포 간의 거리 합을 나타내는 기법.
- DRO에서 사용할 확률변수들 간의 거리를 통해 불확실성을 정량화 하기 위해 적용 [1].

III. Peak shaving



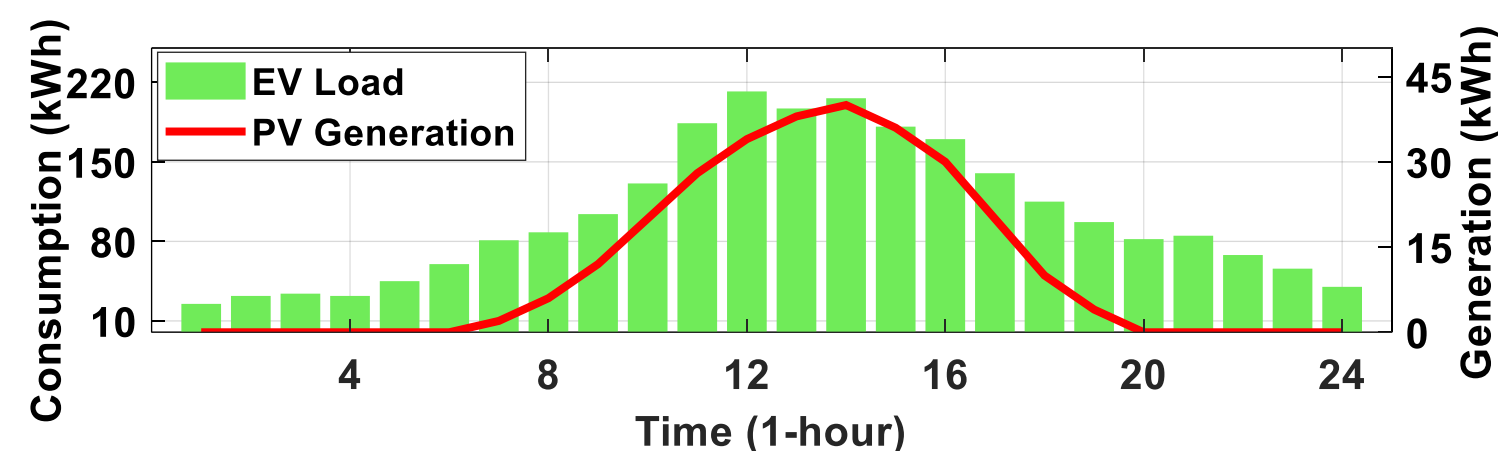
<그림 4. Peak shaving 설명>

- 에너지를 많이 사용하는 피크 시간대의 에너지량을 억제하는 기술.
- ESS를 충/방전을 통해 안정적이고 경제적인 배전망을 운영하기 위해 적용 [2].

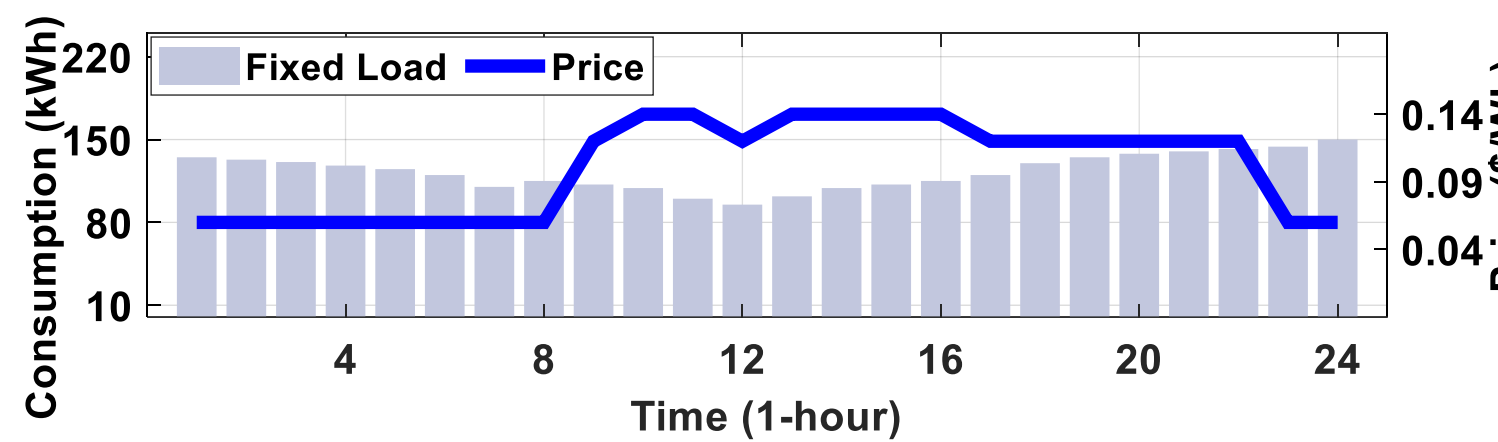
4. 시뮬레이션 분석

4-1. 시뮬레이션 가정

- 총 예측시간은 24시간이며, 단위 시간은 1시간으로 설정.
- EV 충전 부하량 (E_t^{EV}) 의 예측값과 PV 발전량은 <그래프 1-1>과 같이 설정.
- 고정 (Fixed) 부하량과 시간대별 에너지 가격 (π_t) 은 <그래프 1-2>와 같이 설정.
- ESS는 해당 시간대에 충·방전 중 하나만 동작한다고 가정.
- 오차 시나리오에 대한 확률분포는 <표 4>와 같이 설정.
- E_t^{EV} 에 대한 오차 시나리오 개수는 15개로 설정.



<그래프 1-1. EV 충전 부하량과 PV 발전량>

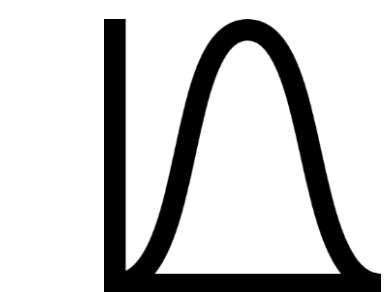


<그래프 1-2. 고정 부하량과 시간대별 에너지 가격>



용량	350 kWh
최대 충/방전량	150 kWh
초기 SOE ¹⁾	175 kWh
최대/최소 SOE	350 / 35 kWh

<표 3. ESS 환경설정>



분포 종류	정규 분포
평균	데이터 예측값
분산	2 ²

<표 4. 오차 시나리오에 대한 환경설정>

5-1. 요약

- 전기차의 불확실한 충전 부하량 환경에서 Peak shaving을 통해 안정적인 ESS 시스템 운영 알고리즘을 제안.
- 기존의 알고리즘들보다 불확실한 환경에서도 적은 비용으로도 경제적인 에너지 운영을 도출.

5-2. 기대효과 및 미래연구

- 미래 에너지 사회에서 데이터 기반 (Data-driven) 의 실시간 전기차 충전 패턴을 고려하여 경제적인 에너지 운영에 대한 기대.
- 하나의 노드만이 아닌 실제 다수 노드의 환경을 고려한 배전망 운영 알고리즘을 구현할 계획.

3-1. 알고리즘 수식설계 및 재설계

$$J = \sup_{\mathbb{P} \in \mathcal{P}_{N_{EV}}} \mathbb{E}^{\mathbb{P}} \left[\sum_{t \in T} C_t (E_t^{EV}) \right] \quad (1)$$

$$C_t (E_t^{EV}) = \pi_t E_t^{net} \quad (2)$$

$$E_t^{net} = E_t^{Load} + E_t^{EV} + (E_t^{ch} - E_t^{dch}) - E_t^{PV} \quad (3)$$

$$E_t^{shave} = \max \left\{ 0, \left(E_t^{Load} + E_t^{EV} - E_t^{PV} \right) - E^{peak} \right\} \quad (4)$$

$$SOE_t = SOE_{t-1} + \rho_{ch} E_t^{ch} - \frac{E_t^{dch}}{\rho_{dch}} \quad (5)$$

$$0 \leq E_t^{net} \leq E^{peak} \quad (6)$$

$$0 \leq E_t^{shave} \quad (7)$$

$$E_t^{dch} \leq E_t^{shave} \quad (8)$$

$$SOE_{min} \leq SOE_t \leq SOE_{max} \quad (9)$$

$$E_{min}^{ch} b_t^{ESS} \leq E_t^{ch} \leq E_{max}^{ch} b_t^{ESS} \quad (10)$$

$$E_{min}^{dch} (1 - b_t^{ESS}) \leq E_t^{dch} \leq E_{max}^{dch} (1 - b_t^{ESS}) \quad (11)$$

J	알고리즘의 목적함수.
C_t	t 시간에서의 1개의 모션에서 발생하는 에너지 비용
N_{EV}	EV의 충전 부하량에 대한 시나리오 개수
$\mathcal{P}_{N_{EV}}$	EV의 충전 부하량의 시나리오 분포
T	알고리즘에서 예측하는 전체 시간 범위
E_t^{EV}	t 시간에서의 분포 기반의 EV 충전 부하량
π_t	t 시간에서의 단위 에너지 가격
E_t^{net}	t 시간에서의 net 에너지 소비량
E_t^{Load}	t 시간에서의 고정 부하량
E_t^{ch}/E_t^{dch}	t 시간에서의 ESS의 에너지 충/방전량
E_t^{PV}	t 시간에서의 PV 발전량
E_t^{shave}	t 시간에서의 shaving되는 에너지량
E^{peak}	peak 부하량
SOE_t	t 시간에서 ESS 잔여 에너지량
SOE_{min}/max	ESS 최소/최대 잔여 에너지량
ρ_{ch}/ρ_{dch}	ESS의 충/방전 효율
$E_{min}^{ch}/E_{max}^{ch}$	ESS의 최소/최대 충전량
$E_{min}^{dch}/E_{max}^{dch}$	ESS의 최소/최대 방전량
b_t^{ESS}	t 시간에서 ESS의 충/방전 여부를 결정하는 이진 변수

<표 1. 수식 (1)~(11) 설계에서 사용한 변수 및 환경설정>

* 재설계의 목적	* 재설계 방법								
목적함수를 연산프로그램을 통해 해결하기 위해 유한(finite) 차원의 convex 문제 해결하기 위함. 참고문헌 [3]을 통해 재설계. ([3]의 proposition 1 참고)	$\sup_{\mathbb{P} \in \mathcal{P}_N} \mathbb{E}^{\mathbb{P}} [l(\xi)]$ $\inf_{\lambda \geq 0, s_m \in \mathbb{R}} \left(\lambda \epsilon + \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N s_m \right)$ $\text{s.t. } \sup_{\xi \in \Xi} \left(l(\xi) - \lambda \ \xi - \xi_1\ _1 \right) \leq s_m$								
	<table> <tr> <td>Ξ</td><td>Closed, convex 집합</td></tr> <tr> <td>ξ</td><td>집합 Ξ의 랜덤 벡터</td></tr> <tr> <td>\mathcal{P}_N</td><td>Wasserstein ambiguity set</td></tr> <tr> <td>ξ_N</td><td>샘플 시나리오의 N번째 벡터</td></tr> </table>	Ξ	Closed, convex 집합	ξ	집합 Ξ 의 랜덤 벡터	\mathcal{P}_N	Wasserstein ambiguity set	ξ_N	샘플 시나리오의 N번째 벡터
Ξ	Closed, convex 집합								
ξ	집합 Ξ 의 랜덤 벡터								
\mathcal{P}_N	Wasserstein ambiguity set								
ξ_N	샘플 시나리오의 N번째 벡터								

$$J' = \inf_{E_t^{EV} \geq 0, s_{t,m}^{EV} \in \mathbb{R}} \sum_{t \in T} \left(\lambda_t^{EV} \epsilon_t^{EV} + \frac{1}{N_{EV}} \sum_{m=1}^{N_{EV}} s_{t,m}^{EV} \right) \quad (12)$$

$$\text{s.t. } C_t (E_t^{EV}) + \lambda_t^{EV} (E_t^{EV} - E_{t,m}^{EV}) \leq s_{t,m}^{EV} \quad (13)$$

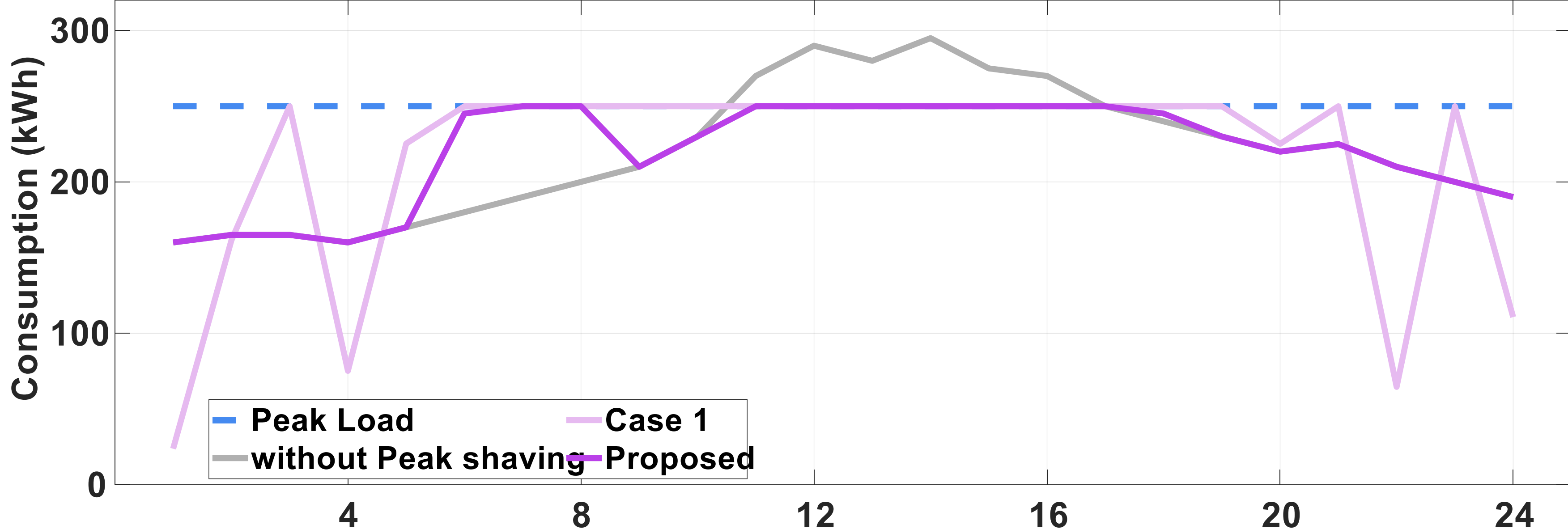
$$C_t (E_t^{EV}) - \lambda_t^{EV} (E_t^{EV} - E_{t,m}^{EV}) \leq s_{t,m}^{EV} \quad (14)$$

$$C_t (E_{t,m}^{EV}) \leq s_{t,m}^{EV} \quad (15)$$

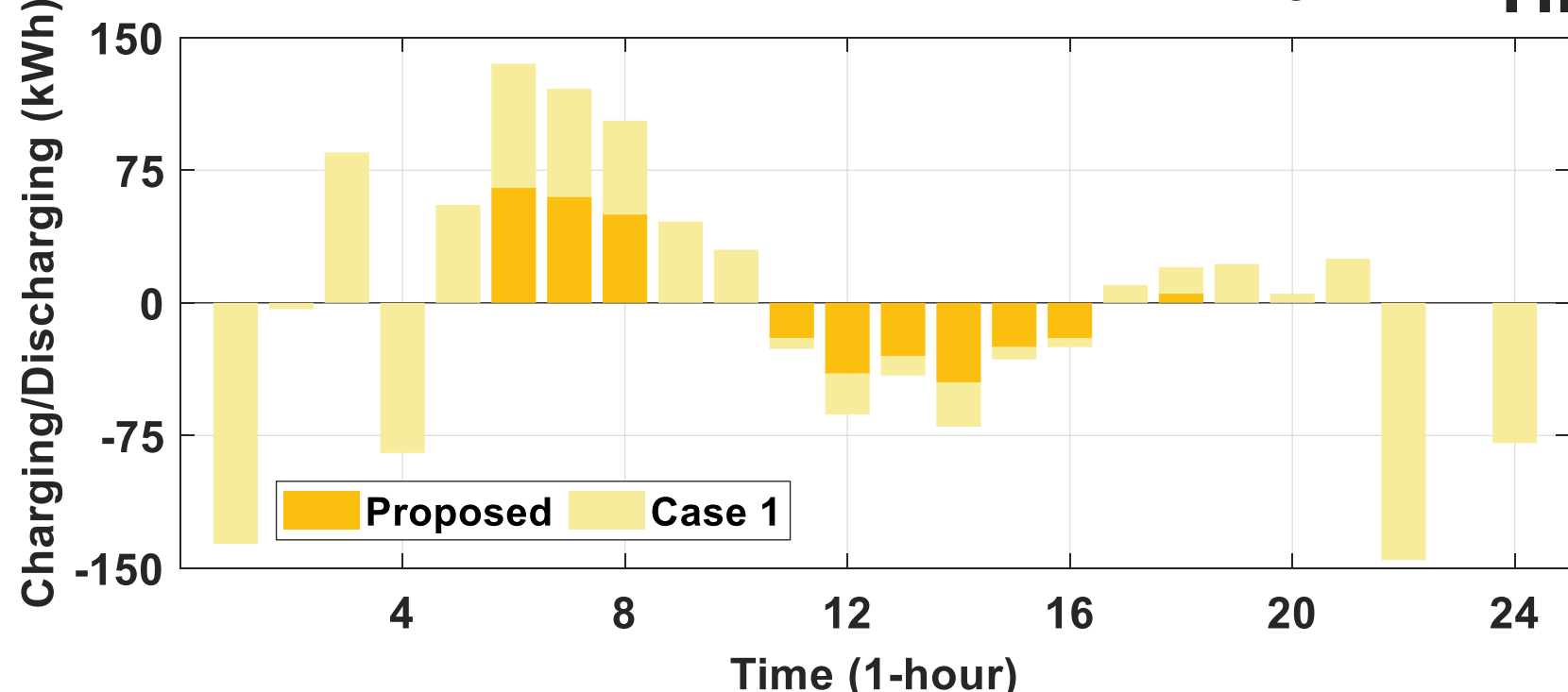
J'	재설계된 알고리즘의 목적함수
ϵ_t^{EV}	t 시간에서의 EV 충전 부하량의 WD
$E_{t,m}^{EV}$	t 시간에서의 EV 충전 부하량에 대한 k 번째 샘플
$E_{t,m}^{EV}/E_t^{EV}$	t 시간에서의 EV 충전 부하량에 대한 최소/최대값

<표 2. 수식 (12)~(13) 재설계에서 사용한 변수 및 환경설정>

4-2. 시뮬레이션 결과 및 분석 (시뮬레이션에서 사용된 Case들은 오른쪽 <표 5>를 참고)



<그래프 2-1. Case 1과의 net 에너지량 비교>



<그래프 2-2. Case 1과의 ESS 충/방전량 비교>

- 제안한 알고리즘은 기존 기법인 Case 1에 비해 더욱 안정적인 에너지 사용량을 보임

- Case 1과 달리 Price가 상대적으로 높은 시간대인 10시 ~ 12시에 ESS를 방전하며, 이에 따른 비용 절감은 Case 1에 비해 75%가 증가.

- 이는 RO에 비해 덜 보수적인 상황을 고려하여 도출되는 것으로 확인.

- 제안한 알고리즘을 기준으로 Case 1, 2를 정규화한 결과, Case 1은 6.1% 더 많은 비용을 도출하며, Case 2의 경우 0.2% 적은 비용 도출.

- 이는 RO가 더 보수적인 결과를 도출하며, SO는 worst-case를 고려하지 않아 제안한 알고리즘보다 경제적인 솔루션을 도출되는 것으로 확인.

- Case 2와의 비용 차이가 미비한 것을 고려했을 때, 제안한 알고리즘이 실제 환경에 더욱 실용적일 것으로 판단.

Case	최적화 기법 (worst-case)
Proposed ²⁾	DRO (○)
Case 1	RO ³⁾ (○)
Case 2	SO ⁴⁾ (x)

<표 5. 오차 시나리오에 대한 환경설정>

- 2) Proposed : 제안한 DRO 기반의 ESS 시스템 운영 알고리즘
- 3) Robust optimization (RO) : 불확실한 환경에서 최악의 시나리오를 고려하여 솔루션을 도출하는 최적화 기법
- 4) Stochastic optimization (SO) : 불확실한 환경에서 시나리오의 분포를 확실히 만든다 가정하에 솔루션을 도출하는 최적화 기법

4-3. 최종분석

- 제안한 DRO 기반의 ESS 시스템 운영 알고리즘은 불확실성을 고려한 안정적인, 경제적인 에너지 운영 솔루션을 도출하는 것을 확인.

- Case 분석을 통해 기존의 기법보다 더욱 안정적인 에너지 운영을 하고, ESS의 충/방전을 통해 효율적인 ESS 시스템 운영을 하는 것을 확인.

- worst-case를 고려하지 않은 솔루션과 적은 차이를 보임으로서, 제안한 알고리즘이 더욱 우수한 성능을 도출할 것으로 예상.

참고 문헌

- [1] 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.
- [2] H.T. Nguyen and D.-H. Choi, "Three-Stage Inverter-Based Peak Shaving and Volt-VAR Control in Active Distribution Networks Using Online Safe Deep Reinforcement Learning", IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 13, 3266-3277, 2022
- [3] R. Gao and A. Kleywegt, "Distributionally robust stochastic optimization with Wasserstein distance", Mathematics of Operations Research, 2022.