https://doi.org/10.7840/kics.2024.49.2.246

공동주택 전기차 이용자 맞춤형 충전기 추천 기법

서 종 관•, 이 유 형*, 유 명 식°

Electric Vehicle Charger Recommendation Approach Customized for Users in Residential Complexes

Jongkwan Seo•, Youhyung Lee*, Myungsik Yoo°

요 약

공동주택 거주자들은 심야시간 충전 경합, 충전기 위치 사각지대, 주차구역 점유 문제로 인해 충전소 호핑현상을 자주 경험한다. 본 논문에서는 7kW 완속충전기를 대상으로 전기차 이용자를 위한 맞춤형 충전기 추천 모델 제시하였다. 충전기의 이용특성을 분석하여 충전기의 시간대별 이용률을 도출하고, 이용자의 충전이력을 통해 주요 충전구간 및 충전 기여도를 산출하였다. 시뮬레이션을 통해 기존 충전기와의 추천 성공률 비교하여 추천 충전기의 성능이 향상됨을 검증하였다.

Key Words : Electric Vehicle, AC Charger, Charger Utilization Rate, Charging Contribution, Charging Success Rate

ABSTRACT

Residents of residential complexes often experience charging station hopping due to overnight charging competition, blind spots for charger location and parking space occupation. In this paper, a customized charger recommendation model is proposed for electric vehicle users, focusing on 7kW slow chargers. By analyzing the utilization rate of the charger is determined based on time slots. Additionally, the main charging hours and charging contribution rates are derived from users' charging history. Simulation results show an enhanced performance of the recommended chargers compared to existing ones, validating the improvement in the success rate of charger recommendations.

Ⅰ. 서 론

세계 주요국은 2050년 탄소중립 달성을 위해 기준연도 대비 균등 감축 수준으로 국가 온실가스 감축목표 NDC(Nationally Determined Contribution) 상향안을 마련하고 있다[1]. 운송 부문은 전체 CO2 배출량의 약 30%를 차지하며, 지구 온난화의 심각성을 증가시키는 주요 요인으로 지목되고 있다[2][3]. 이에 따라 유럽연합은 2035년부터 내연기관 신차 판매 금지 등 온실가스 배출 규제 정책을 추진하고 있으며, 환경 친화적인 전기자동차 전환에 속도를 내고 있다[4]. 글로벌 친환경차 시장은 연평균 28% 성장하여 2025년에는 약 2.8천만대 규모를 예상하고 있으며, 차종별로는 하이브리드 비중이 높은 수준에서 유지되는 가운데, 전기차 비중이

※ 본 연구는 에너지기술평가원 수요관리핵심기술사업(20222020900080) 지원으로 수행되었습니다.
• First Author : ION Communications, bellkseo@gmail.com, 정회원
° Corresponding Author : Soongsil University of IT convergence, myoo@ssu.ac.kr, 종신회원
* ION Communications, dorothy@i-on.net
논문번호 : 202309-073-C-RE, Received September 6, 2023; Revised October 13, 2023; Accepted October 16, 2023

10%를 넘어설 것으로 전망된다.

이러한 글로벌 시장에 맞추어 국내는 산업생태계를 미래차 중심으로 신속히 전환하고, 미래차 및 연관산업의 세계시장 선점을 위한 구체적인 이행전략을 수립하고 있다. 구체적으로는 2030 미래자동차 산업 발전전략 추진을 통해 미래차 경쟁력 1등 국가로의 도약을 비전으로 제시하여, 전기차 300만대 보급을 목표로 하고 있다. 또한, 충전기 의무설치 비율 상향, 공공기관 충전시설 개방 의무화 및 하이브리드 스테이션 구축 등 다양한 충전인프라 환경을 조성중이며, 2025년까지 생활거점 완속충전기 50만기와 이동거점 급속충전기 1.7만기를 배치할 계획이다. 2021년 기준으로 국내 전체 주택 중 공동주택의 비율은 78.3%에 이르고, 아파트에 거주하는 가구가 63.5%를 차지하는 것으로 나타났다. 이러한 주거적 특성을 고려하여 공동주택 내 완속충전기의 보급이 강조되고 있으며, 전기차 전용 주차구역의 의무화가 확대중이다. 공동주택 충전인프라는 주로 정부와 공공부문의 충전기 설치 보조금 지원으로 구축되고 있지만, 다수의 충전사업자들은 보조금 획득을 목적으로 사업자 위주의 충전소 위치 선정과 운영으로 인해 충전기 이용률의 양극화 문제가 매우 심각하다. 또한, 공동주택은 주차구역 점거, 긴 충전시간, 충전기 점유, 출입제한 문제로 인해 충전사각 지대에 놓여있다. 이로 인해 전기차 이용자는 장시간 충전을 대기하거나 사용 가능한 충전기를 찾아 다른 단지로 이동하는 호핑현상을 자주 겪는다. 따라서, 공동주택 주거적 특성을 고려하여 이용자의 충전패턴과 충전소 이용률을 고려한 맞춤형 충전 서비스가 필요하다.

전기차 충전 관련 연구는 주로 충전 스케줄링, 충전수요 예측, 태양광 연계를 통한 요금절감, 배터리 충방전 최적화에 초점을 맞추고 있다. 공동주택 도메인에서 발생 가능한 충전 시나리오를 기반으로 최단시간 충전전력과 실시간 요금제에 따라 구분된 충전 스케줄링 전략이 제시되었다[5]. 또한, 충전시간을 예측하기 위해 사용자ID, 충전 시작시점, 요일 등의 입력 특성을 추출하고 다양한 기계학습 알고리즘을 적용하여 예측하는 연구도 진행되었지만 사용자별 충전 행동 패턴을 반영하지는 않았다[6]. 충전 스케줄링을 선점형과 비선점형으로 구분한 스케줄링 정책을 제안하여 최대 충전률 기반의 충전 프로파일을 제안하였으며[7], 최대 충전 분하를 줄이면서 충전 비용을 최소화하기 위하여 actor-critic learning-based smart charging algorithm(SCA) 알고리즘을 통한 충전 비용 관점에서의 충전 스케줄링 효과를 검증하였다[8]. 비제어 충전 모델과 충전 비용 절감을 고려한 충전 스케줄링 기법을 제안하였으며, Bilevel 프로그래밍 모델로 공식화하여 충전 스케줄링 효과를 확인하였다[9]. 그리고 충전 이력정보를 비롯하여 교통량, 날씨를 활용하여 4종류의 머신러닝 알고리즘에 기반 충전수요 예측 시스템을 제안하였다[10]. 또한, 충전사업자 측면에서 에너지 저장 장치 및 태양광을 기반으로 충전가격을 결정하고 이를 전기차 이용자들에게 충전지연에 대한 보상을 제공하는 충전기 운영 관점에서의 스케줄링이 제시되었다[11]. 연구[12]에서는 전기요금에 반응하는 배터리 용량의 충전 패턴을 분석하는 충전 인프라 시스템을 소개하였다. 전력시장에 참여하는 소규모 전력 거래의 경매 프로세스에서 ARIMA 모형 기반 수요예측과 Vickrey -Clarke-Groves 방식을 통한 에너지 거래시장의 효율적인 참여 형태를 제안하였다[13]. 수요관리 측면에서의 이용자 편의성 모델에 대한 전력 요금 정책을 반영한 형태의 최적화 알고리즘을 제안하였으며[14], 스마트 시티의 에너지 관리 관점에서 전기차와 밀접한 연관성을 고려하여 LSTM/RNN 딥러닝 알고리즘을 기반으로 태양광 예측 모델을 제안하였다[15]. 공동주택 충전기는 주로 거주자에 의해 이용되므로, 이용자 유동성이 휴게소 등 타 장소의 충전기에 비해 제한적이다. 따라서 일정 기간 간격으로 충전하는 이용자들의 충전행태를 분석하여 선호 충전기, 충전 시간대, 충전요금, 충전 소요시간 등의 충전성향을 도출할 수 있다.

본 논문에서는 공동주택에 설치된 완속충전기를 대상으로 전기차 이용자들의 충전행태를 분석하여 최적의 충전 장소를 부여함으로써 충전 성공률을 향상시키는 것을 목표로 한다. 논문의 구성은 다음과 같다. I장은 국내 충전 인프라 현황 및 공동주택에서의 충전 서비스 문제점을 제시한다. II장에서는 충전 데이터와 데이터 전처리 항목을 기술하며, 충전기 이용패턴과 이용자 충전행태를 도출한다. 그리고 충전기 추천 모델 구성을 III장에서 설명한다. IV장에서는 추천 모델 성능을 검증하고, V장에서는 본 논문의 결론 및 향후 연구 계획을 기술한다.

Ⅱ. 충전 데이터 특징

일반적으로 공동주택은 개별 단지를 기준으로 충전소 명칭이 부여되며, 수전용량 제한으로 3~7kW 완속충전기가 주로 설치된다. 충전시간은 차량의 배터리 상태, 수명, 주변 온도 등 다양한 요인에 영향을 받는다. 7kW 완속충전기를 사용하여 64kWh 배터리를 가진 전기차의 경우, 완전 방전 상태에서 완충까지 약 10시간 정도 소요된다. 대부분의 전기차 이용자들은 평균 6시간 이상 충전기를 점유하고 있기 때문에 이론상으로는 1일

약 3회 정도 충전이 가능하다. 그러나 충전이 완료되었음에도 불구하고 지속적으로 충전기를 점유하는 충전 방해 행위가 종종 발생하고 일반 차량의 충전구역 점거로 인해 1일 2회 정도 충전이 진행된다. 따라서 본인이 원하는 시간대에서 불편 없이 충전기를 사용하기 위해서는 충전기를 선점하여야 하는데 이는 충전 시작시점과 매우 밀접하다. 예를 들어 퇴근 시간대는 충전을 시작하는 이용자가 많아 충전 경합률이 높기 때문에 충전 대기시간이 길어 충전기 선점이 쉽지 않다.

2.1 데이터 셋 및 전처리

본 연구는 전기차 충전사업자의 96개 충전소를 대상으로 2023년 1월부터 2023년 5월까지 5개월 동안 데이터를 수집하였으며, 각 충전소에 설치된 충전기 개수 및 이용자 수는 상이하다. 전체 데이터는 약 50만건이며, 데이터 유형은 충전소 정보와 충전이력으로 구분된다. 충전소 데이터는 충전사업자가 관리하는 정보로서 명칭, 주소, 장소유형, 운영시간, 사용대상 등 기본 정보와 1기 이상의 충전기를 포함한다. 충전기 데이터는 충전속도, 충전방식, 충전용량의 기기 정보와 충전 트랜잭션에 의해 변동되는 충전기 상태, 충전전류, 전압 등의 충전 데이터로 정의된다. 또한, 충전이력 데이터는 충전 이용자 관련 정보로서, 성명, 연락처, 회원유형, 로밍여부, 충전요금, 충전량, 충전 시작시간, 충전 종료시간 등으로 구성된다. 충전소와 충전기 데이터는 1일 1회 수집하였고, 충전 이력 데이터는 충전이 발생한 시점부터 종료시점까지 30초 주기로 수집하였다.

충전소 이용률은 충전소 내 충전기들의 평균 이용률이며, 일별과 시간대별로 분류하였다. 일별 이용률은 하루 동안의 충전기 이용 빈도를 나타내고, 시간대별 이용률은 각 시간대에서의 충전기 점유를 의미한다. 이용률이 높을수록 충전기 이용 시간이 많다는 것을 의미한다.

표 1. 데이터 전처리 항목
Table 1. Data preprocessing category

Type	Subject
Station	Charging station location type other than apartment house
Station	Less than 2 chargers belonging to the charging station
Charger	Average utilization of all chargers in a station is less than 20%
User	Total charge is less than 5 Wh
User	Total charging time is less than 5 minutes
User	Non-member charge transaction

이용률이 매우 낮은 경우에는 언제든지 충전기를 이용할 수 있기 때문에 추천 충전기 대상에서 제외된다. 또한, 충전소 내 충전기는 추천 대상의 범위를 나타내며, 충전기 수가 적은 경우에는 추천 대상의 수가 제한적이다. 따라서, 본 연구는 충전기가 3기 미만으로 설치된 충전소와 이용률이 20% 미만인 충전소는 전처리를 통해 제거하였다.

데이터 전처리 항목으로는 위 두 가지 제약조건과 더불어 충전량이 5Wh 이하, 충전시간이 5분 미만인 충전 트랜잭션과 충전 정보가 누락된 결측값은 제거하였다. 또한, 이용자의 충전행태 분석을 위하여 이용자를 특정하기 어려운 비회원 충전은 고려하지 않았다. 표 1은 데이터 전처리 항목을 나타낸다.

2.2 충전기 이용특성 분석

공동주택은 출입 제한으로 인해 외부 이용자가 장기간 충전하는 경우는 거의 없고, 주로 거주자가 충전기를 사용한다. 앞서 설명 한대로, 충전 시작시점은 충전 성공률을 결정하는 매우 중요한 요소로서, 충전 대기시간에 영향을 준다. 거주자들은 주로 퇴근 시간 이후에 충전을 시작해서 밤새 충전하는 패턴을 보인다. 특히, 충전기 이용이 가장 많은 시간대는 19시이며, 다른 이용자와의 충전 경합이 발생한다. 타 시간대에 비해 충전 대기시간이 길고, 충전기를 이용하지 못하는 상황이 빈번히 일어난다. 하지만, 12시 이전에는 비교적 자유롭게 충전기를사용할 수 있다. 따라서 충전기의 시간대별 이용패턴을 통해 충전 시작시간을 분석하여 충전 집중 시 간대를 추정해야 한다.

그림 1은 시간대별 충전 시작시점에서의 충전횟수와 충전요금 구간을 나타낸다. 전반적으로 오후 시간대에 충전기를 많이 사용하는 추세를 보인다. 17시부터 충전 시작이 100회 이상 급증하여 5시간 동안 500회 이상 충전이 시작되었다. 특히, 19시는 하루 중 가장 많은 충전이 발생하였으며, 21시 이후부터는 충전 시작 횟수가 100회 미만으로 감소한다. 이는 이전 시간에 이미 충전이 시작되어 21시에는 대부분의 충전기가 사용중

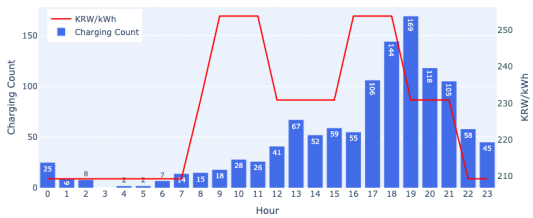

그림 1. 충전시작 경합 시간대
Fig. 1. Charging start time contending time period

으로 충전 가능한 충전기 수가 적기 때문에 충전을 시작하는 횟수는 감소한다. 그리고 충전 요금은 충전 시작시점과 연관성이 크지 않는 것으로 나타났다. 이는 완속충전기는 구간별 충전 요금 차이가 크지 않아서 이용자들은 충전 요금보다는 충전 시작시점에 대해 더 민감한 것으로 보인다.

충전소에는 1기 이상의 충전기가 설치되어 있으며, 충전용량에 따라 완속과 급속으로 구분된다. 충전소 가동률 측면에서의 일별 이용률과 개별 충전기의 시간대별 이용률로부터 충전 혼잡도를 정의하였다. 식 (1)은 24시간 동안 발생한 모든 충전기의 평균 이용률 S_{du} 이며, 일 단위 충전소의 이용 현황을 나타낸다. 여기서, 사용 충전기 개수 합계 C_u, 전체 충전기 개수 C_n, T는 24시간을 나타낸다. 그리고 충전기 시간대별 이용률은 각 시간대에서의 동시 충전에 대한 지표로서, 충전기 점유 현황을 나타낸다. 식(2)는 충전기 시간대별 이용률 S_{hu} 을 나타내며, T_i는 0부터 23시까지의 개별 시간대이다.

$$S_{du} = \sum_{C \in S} \frac{C_u}{C_n T} \quad (1)$$

$$S_{hu} = \sum_{C \in S} \frac{C_u}{C_n T_i} \quad (2)$$

그림 2는 충전기의 시간대별 이용률을 나타낸다. 대부분의 충전기는 24시간 사용되었으며, U자 형태의 전형적인 공동주택에서의 충전기 이용률 추이를 보인다. 충전 혼잡구간은 60% 이상 이용률을 보이는 시간대로서, 18시부터 다음날 6시까지이며, 해당 시간대에서는 충전 경합이 높아 충전기가 사용이 제한적이다. 특히, 충전기 ID 1184는 13시부터 다음날 6시까지 18시간 동안 60% 이상 이용률이 보이며, 거의 매일 충전기가 사용되었다. 충전기 이용률이 높은 경우에는 특정 사용자가 충전기를 독점 점유하는 행태를 고려해야 한다.

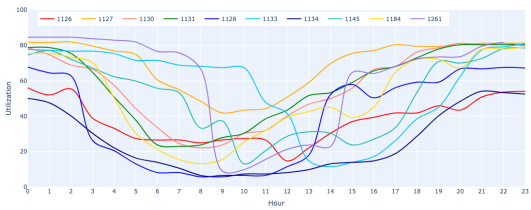

그림 2. 충전기 시간대별 이용률 추이
Fig. 2. Charger hourly utilization rate trends

표 2. 충전기 이용 특성
Table 2. Charger station features

Charger ID	Utilization Rate	Charging Count	User Count
1126	61.29	274	61
1127	79.22	362	48
1128	61.11	288	48
1130	73.75	325	20
1131	73.30	312	24
1133	70.01	280	25
1134	38.27	275	32
1145	69.16	251	20
1184	73.07	250	12
1261	77.97	253	37

표 2는 충전 혼잡 시간대에서의 충전기 이용률, 충전횟수, 이용자 수에 대한 충전기 이용 특성을 나타낸다. 충전기 이용률이 높을수록 충전횟수는 선형 증가하는 경향이 있지만, 이용자 수는 밀접한 상관관계가 없는 것으로 나타났다. 이는 특정 사용자가 충전기를 점유하여 잦은 충전한 것으로 볼 수 있다. 이처럼 충전기 이용률은 높지만 이용자 수가 적은 경우에는 특정 이용자가 원하는 시간대에 충전기를 사용하고 있다는 의미이며, 해당 이용자는 타 충전기의 추천이 불필요하다. 따라서, 충전기의 이용률과 이용자 수를 고려하여 개별 이용자마다 충전기 추천 여부를 결정해야 한다.

2.3 충전기 이용특성 분석

공동주택 거주자들은 댁내에서 가장 가까운 공동주차장에서 주로 충전하기 때문에 이용하는 충전기 수는 제한적이다. 이용자 충전 이력을 통해 선호 충전기 목록, 충전 빈도, 충전량, 충전 금액, 충전 시작시간, 충전 소요시간 등의 충전행태 도출이 가능하다. 선호 시간대는 가장 많이 충전하는 시간대이며, 충전 소요시간의 편차는 크지 않다. 본 연구에서는 이용자의 충전 시간대와 평균 충전 소요시간을 이용자의 주요 충전구간으로 정의하였다. 따라서 충전기 추천은 이용자의 충전 시작시간대와 충전 소요시간을 보장하면서 충전 성공률이 가장 높은 충전기를 추천해야 한다.

식 (3)은 충전 트랜잭션에서 발생한 이용자의 충전 소요시간 U_{ac}을 나타낸다. 여기서, $U_{c,t}^h$, $U_{c,n}^h$ 은 h-th 시간대에서의 총 충전횟수와 총 충전시간이다. 그리고 식 (4)는 충전 시작시간 U_c^s과 충전 종료시간 U_c^e으로부터 도출한 이용자의 충전 시간대 U_c^h이다. 표 3은

표 3. 이용자 충전행태
Table 3. User charging behavior

UserID	ChargerID	Duration	Main Charging Hours
20029	3585	14.92	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23
26266	1145	14.35	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 21, 22, 23
19536	1184	14.09	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23
10074	1130	13.93	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 20, 21, 22, 23
14034	3267	13.50	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 19, 20, 21, 22, 23
19424	1261	13.33	0, 1, 2, 3, 4, 5, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23
13331	1127	13.17	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 20, 21, 22, 23

충전 빈도가 높은 이용자(User ID)의 충전행태이며, 4개의 필드로 구성된다. 가장 많이 사용한 충전기(Charger ID), 충전 소요시간(Duration), 주요 충전구간(Main Charging Hours)을 나타낸다.

$$U_{ac} = \sum_{C \in S} \sum_{h=1}^{24} \frac{U_{c,t}^{h}}{U_{c,n}^{h}} \tag{3}$$

$$U_{c}^{s} \leq U_{c}^{h} \leq U_{c}^{e} \tag{4}$$

Ⅲ. 충전기 추천 모델

본 장에서는 충전기의 시간대별 이용률과 이용자의 충전행태를 고려한 충전기 추천 모델을 제시하였다. 그림 3은 이용자의 충전기 추천 알고리즘이며, 충전기와 이용자의 2단계로 이루어진다. 추천 충전기 선정 절차는 다음과 같다. 데이터 전처리에 의해 충전소 내 충전기 개수 제한 및 최소 이용률 기준에 따라 추천 후보 충전소 목록을 선별한다. 선별된 충전소 내 모든 충전기를 대상으로 식 (3)과 식 (4)로부터 충전 시간대와 충전 소요시간을 도출하여 이용자의 주요 충전구간을 결정한다. 그리고 충전기별로 이용자의 주요 충전구간에서의 이용자의 충전 기여도를 산출한다. 여기서, 충전 기여도는 이용자의 주요 충전구간에서 충전횟수 U_{n}^{m} 와 충전기의 최대 충전 가능횟수 C_{a}^{m} 를 통해 계산하였다.

이용자의 주요 충전구간에서 일정 비율 이상 충전기 사용하는 경우에는 충전 기여도가 높기 때문에 타 충전

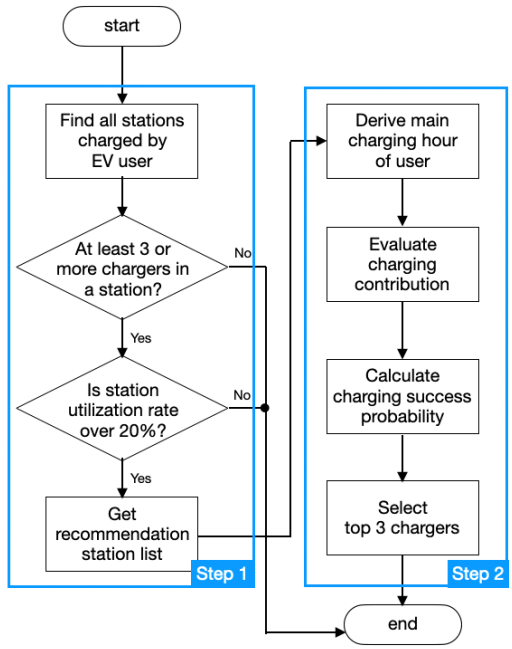

그림 3. 충전기 추천 알고리즘
Fig. 3. Charger recommendation algorithm

기의 추천은 불필요하게 된다. 시간대의 최대 충전 가능 횟수는 한 달 기준으로 주 개수에 따라 결정되며, 5주차까지 있는 월은 5회이다. 또한, 이용자의 충전 기여도 기준은 그림 2에서 나타난 대로 충전 혼잡 시간대에서 충전기 이용률이 60% 이상인 점을 고려하여 0.7로 설정하였다. 마지막으로

$$R_{c} = \frac{U_{n}^{m}}{C_{n}^{m}} < C_{utz} \tag{5}$$

$$U_{c,s} = \frac{C_{a}^{m} - (C_{n}^{m} - C_{u}^{m})}{C_{a}^{m}} * 100 \tag{6}$$

각 충전기의 최대 충전 가능 횟수 C_{a}^{m}, 실제 발생한 충전 횟수 C_{n}^{m}, 이용자가 사용한 충전 횟수 C_{u}^{m} 를 통해 충전 성공률 $U_{c,s}$ 을 산출하였다. 최종적으로 충전기 추천은 충전 성공률이 높은 순서대로 결정된다. 식 (5)와 식 (6)은 이용자의 충전기여도와 충전성공률에 대한 식이다.

Ⅳ. 시뮬레이션

본 장에서는 실제 운영되는 충전기를 대상으로 이용자에게 제시한 추천 알고리즘의 검증을 수행하였다. 2023년 6월 동안 1,636명의 이용자가 추천 서비스를 이용하였으며, 충전기 이용 횟수는 12,589건으로 일평균 400건 이상으로 적극적인 서비스 참여가 이루어졌다. 충전 성공률 검증은 6월에 추천 충전기를 사용한 충전 성공률과 1월부터 5월까지 자주 사용한 충전기의 충전성공률을 비교하였다.

그림 4와 표 4는 기존 충전 성공률이 60% 미만인 이용자를 대상으로 기존 충전기와 추천 충전기의 충전 성공률 비교 결과를 보여준다. Previous 필드는 이용자가 가장 많이 사용한 Charger와 Success Rate이며, Recommendation 필드는 추천 Charger와 Success Rate

그림 4. 충전 성공률 비교 결과
Fig. 4. Charging success rate comparison results

표 4. 기존 충전기와 추천 충전기 성공률
Table 4. Previous charger and recommendation charger

UserID	Previous		Recommendation	
	Charger	Success Rate	Charger	Success Rate
26425	1608	54	1607, 1605	95
24310	1028	35	1026, 1027	80
9233	1126	47	1129, 1127	77
28748	1135	44	1134, 1126	80
30420	1027	50	1026, 1028	100
30205	1029	52	1130, 1131	90
20051	1031	56	1030, 1029	92
25535	1259	50	1261, 1260	100
14396	1253	45	1258, 1255	80
24169	1160	55	1159	100
22857	1098	25	1095, 1094	100
21387	1194	51	1197, 1195	96
20029	3585	55	3586	100
14760	1161	50	1160, 1159	95
14034	3267	50	3255	100

이다. 추천 서비스에 참여한 이용자들은 기존 대비 평균 80% 이상 충전 성공률이 향상되었으며, 충전기 이용률에 따라 충전 성공률이 100%인 이용자도 존재한다. 이용자의 주요 충전구간에서의 낮은 이용률을 보이는 충전기를 선정하였기 때문에 충전 성공률이 향상되었음을 알 수 있다. 또한, 충전 기여도가 높은 이용자가 사용하는 충전기를 제외하여 충전 경합 발생 빈도가 낮아진 점도 충전 성공률에 큰 영향을 끼친 것으로 판단된다. 따라서 이용자 맞춤형 추천 서비스는 개별 이용자의 선호 충전기를 활용하여 충전 시간대와 충전 소요시간을 최대한 보장한 형태의 충전기 추천으로 이용자들은 기존의 충전기를 이용하면서 충전 대기시간은 단축되고, 충전 성공률이 향상되는 효과를 얻을 수 있다.

Ⅴ. 결 론

본 논문에서는 공동주택 이용자를 대상으로 맞춤형 충전기 추천 모델을 제시하였다. 실제 충전 데이터를 기반으로 충전기 시간대별 이용률과 이용자의 충전이력 정보를 분석하여 이용자의 주요 충전구간 및 충전행태를 도출하였다. 또한, 불필요한 추천을 방지하기 위해 충전 기여도를 적용하였고, 이에 따라 충전 대상 여부를 결정하였다. 마지막으로 이용자의 충전 성공률 비교를 통해 추천 알고리즘 성능을 검증하였다. 이용자는 기존의 충전패턴을 유지하면서 충전기를 이용함으로써 충전 경합 발생 빈도와 충전 대기시간이 감소하는 효과를 얻을 수 있다. 그리고 낮은 이용률을 보이는 충전기를 활용함으로써 충전기 분산화에 기여할 것으로 기대된다.

향후 연구 방향으로는 머신러닝을 이용한 충전 수요 예측에 관한 연구를 진행하고자 한다. 동일한 형식으로 결론을 작성한다.

References

[1] A. Karaşan, F. Kutlu Gündoğdu, İ. Kaya, and B. Özkaya, “Investigation of governmental strategy prioritization for greenhouse gas emission reduction based on the UN environmental program,” *Int. Conf. Decis. Aid Sci. and Appl.*, pp. 1197-1200, Chiangrai, Thailand, 2022. (https://doi.org/10.1109/DASA54658.2022.9765031)

[2] C. Roe, E. Farantatos, J. Meisel, A. P. Meliopoulos, and T. Overbye, “Power system

level impacts of PHEVs," *2009 42nd Hawaii Intern. Conf. Syst. Sci.*, pp. 1-10, Waikoloa, HI, USA, 2009. (https://doi.org/10.1109/HICSS.2009.345)

[3] S. Bhandarkar, "Vehicular pollution, their effect on human health and mitigation measures," *Veh. Syst. Dynamics*, pp. 33-40, Feb. 2013. (https://www.researchgate.net/publication/235339079)

[4] P. Nema, S. Nema, and P. Roy, "An overview of global climate changing in current scenario and mitigation action," *Renew. and Sustain. Energy Rev.*, vol. 16, no. 4, pp. 2329-2336, May 2012. (https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.01.044)

[5] D. Keum, S.-O Seo, and C. Cho, "Study on scheduling of an apartment for the electric vehicle charging," *KSAE Annu. Conf. and Exhib.*, Nov. 2013. (https://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE02174907)

[6] Y. Chung B. Khaki, T. Li, C. Chu, and R. Gadh, "Ensemble machine learning based algorithm for electric vehicle user behavior pattern," *Applied Energy*, vol. 254, 2019. (https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113732)

[7] C. Attaianese, A. Di Pasquale, P. Franzese, D. Iannuzzi, M. Pagano, and M. Ribera, "A model-based EVs charging scheduling for a multi-slot Ultra-Fast Charging Station," *Elect. Power Syst. Res.*, vol. 216, Dec. 2022. (https://doi.org/10.1016/j.epsr.2022.109009)

[8] Y. Cao, H. Wang, D. Li, and G. Zhang, "Smart online charging algorithm for electric vehicles via customized actor-critic learning," *IEEE Internet Things J.*, vol. 9, no. 1, pp. 684-694, Jan. 2022. (https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3084923)

[9] J. Liu, G. Lin, S. Huang, Y. Zhou, Y. Li, and C. Rehtanz, "Optimal EV charging scheduling by considering the limited number of chargers," *IEEE Trans. Transp. Elect.*, vol. 7, no. 3, pp. 1112-1122, Sep. 2021. (https://doi.org/10.1109/TTE.2020.3033995)

[10] S. Shahriar, A. R. Al-Ali, A. H. Osman, S. Dhou, and M. Nijim, "Prediction of EV charging behavior using machine learning," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 111576-111586, 2021. (https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3103119)

[11] C. M. Jeong, H. S. Moon, and Y.-T. Yoon, "Optimal scheduling and reward-pricing of electric vehicle charging station considering reward for charging schedule shifting," *Trans. KIEE*, pp. 313-314, Oct. 2020. (https://www.dbpia.co.kr/Journal/articleDetail?nodeId=NODE10520129)

[12] O. Andersen, B. B. Krogh, C. Thomsen, and K. Torp, "Modeling and analyzing electric vehicle charging," *2016 17th IEEE Int. Conf. on Mob. Data Manag.*, vol. 1, pp. 302-309, Porto, Portugal, 2016. (https://doi.org/10.1109/MDM.2016.52)

[13] J. Lee, C. Lee, and S. Cho, "A study on the local power demand prediction through the ARIMA model for VCG auction based peer-to-peer power transaction," *J. KICS,* vol. 47, no. 6, pp. 845-854, Jun. 2022. (https://doi.org/10.7840/kics.2022.47.6.845)

[14] L. Park, Y. Jang, S. Cho, and J. Kim, "Residential demand response for renewable energy resources in smart grid systems," *IEEE Trans. Industr. Inform.,* vol. 13, no. 6, pp. 3165-3173, Dec. 2017. (https://doi.org/10.1109/TII.2017.2704282)

[15] D. Kim, D. Kwon, L. Park, J. Kim, and S. Cho, "Multi scale LSTM-based deep learning for very-short-term photovoltaic power generation forecasting in smart city energy management," *IEEE Syst. J.*, vol. 15, no. 1, pp. 346-354, Mar. 2021. (https://doi.org/doi:10.1109/JSYST.2020.3007184)

서 종 관 (Jongkwan Seo)

2007년 2월 : 인하대학교 정보통신 공학과 학사
2012년 2월 : 광운대학교 전자공학과 석사
2022년 9월~현재 : 숭실대학교 전자정보 공학부 박사
2019년 4월~현재 : 아이온커뮤니케이션즈 책임연구원
[ORCID:0009-0005-7309-5367]

유 명 식 (Myungsik Yoo)

1989년 2월 : 고려대학교 전자공학과 학사
1991년 2월 : 고려대학교 전자공학과 석사
2000년 6월 : SUNY at Buffalo Dept. of EE 박사
2000년 9월~현재 : 숭실대학교 전자정보공학부 교수
[ORCID:0000-0002-5578-6931]

이 유 형 (Yoohyung Lee)

2016년 2월 : 인하대학교 수학과
2016년 8월~현재 : 아이온커뮤니케이션즈 선임연구원
[ORCID:0009-0008-3163-9014]