

전기차 이용자의 일단위 및 주단위 충전 프로파일 유형화 분석 : 순차패턴분석과 잠재계층분석을 중심으로

Identifying Daily and Weekly Charging Profiles of Electric Vehicle Users in Korea : An Application of Sequence Analysis and Latent Class Cluster Analysis

이 재 현* · 윤 서 연**

* 주저자 : 경북대학교 지리학과 조교수

** 교신저자 : 국토연구원 국토인프라연구본부 연구위원

Jae Hyun Lee* · Seo Youn Yoon**

* Dept. of Geography., Kyungpook National University

** Division of National Infrastructure Research, Korea Research Institute for Human Settlements

† Corresponding author : Seo Youn Yoon, syoon@krihs.re.kr

Vol. 21 No.6(2022)
December, 2022
pp.194~210

pISSN 1738-0774
eISSN 2384-1729
<https://doi.org/10.12815/kits.2022.21.6.194>

Received 24 October 2022
Revised 1 November 2022
Accepted 7 December 2022

© 2022. The Korea Institute of
Intelligent Transport Systems. All
rights reserved.

요 약

최근 정부가 지향하고 있는 이용자 중심의 충전인프라 구축방향은 실제 전기차 이용자들의 편의를 높이며, 새로운 전기차 이용자를 시장으로 유입할 수 있는 중요한 정책이다. 본 연구는 이러한 정책의 수립에 기초자료로 활용될 수 있는 실제 전기차 이용자들의 충전행태에 대한 깊이 있는 이해를 제공하는 것을 목적으로 수행되었다. 일주일 동안 수집된 충전일지 자료에 기반하여 전기차 이용자들의 충전행태를 일단위 및 주단위로 분석하였으며, 순차패턴 분석과 잠재계층 분석을 활용하였다. 그 결과, 5가지 일단위 충전 프로파일과 4가지 주단위 충전 프로파일을 도출하였으며, 이는 향후 이용자 중심 충전인프라 정책 수립뿐만 아니라 잠재 전기차 이용자들의 의사결정에 핵심적인 정보를 제공하여 전기차 시장을 활성화하는데도 기여할 것으로 판단된다.

핵심어 : 전기차, 충전행태, 순차패턴분석, 잠재계층분석

ABSTRACT

The user-centered EV charging infrastructure construction policy the government is aiming for can increase convenience for electric vehicle users and bring new electric vehicle users into the market. This study was conducted to provide an in-depth understanding of the charging behaviors of actual electric vehicle users, which can be used as basic information for the electric vehicle charging infrastructure. Based on charging diary data collected for a week, the charging of electric vehicles was analyzed on a daily and weekly basis, and sequence analysis and latent class analysis were used. As a result, five daily charging profiles and four weekly charging profiles were identified, which are expected to contribute to revitalizing the electric vehicle market by providing key information for decision-making by potential electric vehicle users as well for establishing user-centered charging infrastructure policies in the future.

Key words : Electric vehicle, Charging behavior, Sequence analysis, Latent class analysis

I. 서론

정부의 2050 탄소중립 목표 선언 이후 탄소중립·녹색성장기본법과 시행령이 제정되었고 이들 법령에 기반하여 다양한 탄소감축을 위한 정책이 지속적으로 수립 및 시행되고 있다. 이 중 친환경차 보급 및 활성화는 수송부문 탄소 감축의 핵심적인 역할을 담당하고 있어, 2030년까지 785만 대 보급을 목표로 이를 달성하기 위한 다양한 지원책을 마련해나가고 있다. 환경친화적 자동차의 개발 및 보급 촉진에 관한 법률 제3조에 기반하여 2006년부터 5년마다 수립된 친환경자동차 기본계획은 이러한 정부의 노력을 지속적으로 담아내고 있으며, 친환경차 구매 보조금 지급, 충전인프라 설치 지원금 등을 포함한 다방면에 걸친 지원을 포함하고 있다.

내연기관차와 친환경차의 핵심적 차이는 충전방식에 있기 때문에, 정부는 그동안 친환경차 이용자들의 충전편의성 확보와 일상생활 속에서 이동에 제약을 겪지 않도록 하기 위해 충전인프라의 선제적 보급과 같은 많은 노력을 기울여왔다. 그동안의 정책은 충전인프라 공급자들의 관점에서 설치가 용이한 지점 및 방식 위주로 충전인프라가 만들어졌다는 비판이 있어왔으나, 제4차 친환경차 기본계획에서부터 이용자 중심의 충전인프라 구축으로 방향성의 전환을 도모하고 있다.

이러한 관점에서 실제 전기차 이용자들의 충전행태를 깊이 있게 이해하는 것은 매우 중요하다. 전기차는 충전 속도에 따라 충전에 소요되는 시간이 다양하며, 충전 장소 또한 주유소가 아닌 일상생활 속 주차장이 주를 이루기 때문에 월간 충전주기 및 비용 등의 방식보다는 활동과 통행행태로 나타나는 일상생활 속에서 언제, 어디서, 어떤 충전기를 사용하여 충전하고 있는지를 이해하는가가 중요하다(Lee et al., 2020a; Lee et al., 2020b). 이를 정확히 이해하기 위해서는 개인단위로 장기간 수집된 활동-통행-충전 일지 등의 자료가 필요하지만 장기간 자료 구득의 어려움으로 인해 대부분 주단위 집계분석 위주의 분석이 주를 이루어왔다(Park et al., 2017; Lee et al., 2020b).

월단위 또는 주단위 집계적 분석 중심의 연구는 충전행태의 시간적 속성뿐만 아니라 충전 활동의 전후 관계를 반영하기 어렵다는 한계를 지니며, 내연기관차 이용자들의 전기차 도입 의사결정에 도움을 주는데 제약을 지닌다. 즉, 이들이 전기차 이용 시 선택하게 되는 시간대별 충전행태 및 주단위 충전행태 등에 대한 구체적인 정보를 제공할 수 없기 때문에, 현재 주어진 또는 미래 보급될 충전인프라 속에서 일상생활 변화를 조망할 수 없다는 한계를 지닌다.

이에 본 연구의 목적은 실제 전기차 이용자들의 시간대별, 충전기 유형별 특성을 고려한 일단위 및 주단위 충전행태를 분석하는데 있다. 즉, 충전일지 형식으로 일주일간 수집된 자료를 활용하여 하루 중 시간대별 대표적인 충전 프로파일 유형을 도출해내고, 이를 주단위로 묶어 충전 프로파일 유형을 도출하고자 한다. 또한 시간대별 충전 특성에 기반하여 주단위로 도출된 개인별 충전 프로파일은 개인의 특성과 활동-통행 행태 그리고 충전환경 등을 바탕으로 상호관계를 탐색하고자 한다. 이를 통해 전기차 시장으로 새롭게 유입될 내연기관차 이용자들에게 충전과 함께하는 새로운 일상생활에 대한 이해를 도와 전기차 활성화에 기여하고자 한다.

II. 선행연구

1. 전기차 충전인프라 입지 선정 관련 연구

전기차 충전소 입지 선정과 관련하여 선행연구를 살펴보면, Dong et al.(2014)은 미국 시애틀 메트로폴리탄

지역의 전기차 소유주를 대상으로 한 설문조사를 바탕으로 활동 기반 평가방법(Activity based assessment) 및 유전연산법(GA: Genetic algorithm-based optimization)을 활용해 충전소 입지 후보지에 대한 최적 입지를 도출하고자 하였다. Ji et al.(2015)는 활동이 아닌 통행에 기반한 분석을 수행하여, 연구지역 내 표본 전기차에 대한 차량별 O-D 데이터를 확보하여 전기차 이동량이 많은 도로를 파악한 후 사용자들이 실질적으로 필요로 하는 급속 전기차 충전소 입지를 도출하였다. Van der Kam et al.(2020)은 음이항 회귀분석(negative binomial regression model)과 다기준의사결정분석(MCA: Multi-criteria analysis)을 활용하여 네덜란드 전기차 충전소의 불균등한 분포를 지적하고, 새로운 방식의 충전소 입지 정책 대안 수립의 필요성을 역설했다.

국내에서도 전기차 보급의 초기부터 효율적인 충전인프라의 입지 선정에 대한 연구가 다수 이루어졌다. Lee(2013)는 도로네트워크와 통행수요를 가정하고 전기차의 경로 및 운행거리와 배터리 잔량을 고려했을 때 완료하지 못하는 통행과 통행비용을 최소화하는 급속충전소의 입지를 도출할 수 있는 모형을 제시하였다. Lee and Jang(2016)은 제주도를 대상지로 하였으며, 충전소의 전력사용량과 주변 전기차 등록 주소를 고려하여 전기차 충전소의 영향권을 분석하였다. Ko et al.(2017)에서는 서울에서 운행 중인 택시를 대상으로 디지털 타코그래프를 이용하여 1주일간 이동 궤적을 기록하고, 최대 셋 커버링(maximum set covering)기법을 적용하여 해당 운행패턴을 지원할 수 있는 전기차 충전소의 위치를 도출하였다. 택시 운행 중 목적지 도착 후 충전을 위해 이동해야 하는 최대 거리인 ‘서비스 거리’와 서비스 거리 내에 위치한 충전수요 비율을 조건으로 지정하여 효율적인 충전소 위치를 도출하였으며, 따라서 충전소 운영비용과 이용자의 편의성 사이에는 트레이드 오프 관계가 있어 현실 적용 시에는 주의가 필요함을 제시하였다. Kim(2020)은 안양시를 대상지로 하여 교통량 조건 변화에 따라 집합커버, P-Median, P-Center 방법론에 의해 선정되는 급속충전기 입지의 차이를 비교하였다. Park et al.(2022)은 서울시를 대상지로 하여 24시간 동안의 전기차 충전소 작동 현황·유동 인구·차량 이동시간 등 시간대별 변수를 고려한 시간대별 전기차 충전소 접근성을 평가하였고, 이를 통해 추가적인 전기차 충전소의 설치가 필요한 곳과 전기차 충전소의 혼잡 시간대 등을 도출하였다. Sim(2022)은 도로망 기반의 공간적 위치할당 모델과 지역별 총 전기차 등록 대수를 기반으로 한 수요분석을 통해 공공 고속충전소의 최적 입지를 파악하는 방안을 제시하였다. 이 연구에서는 서울시의 2022년 급속충전기 지원 목표인 300기에 대해 충전기 설치완료구역과 설치제한구역을 고려하여 최적입지와 구별 배분을 도출하였다.

2. 전기차 이용자 충전행태 연구

1) 국외 충전일지 기반 전기차 충전행태 분석 연구

전기차 이용자를 중심으로 한 전기차 충전행태 연구는 설문조사를 통해 개인별 활동, 통행, 충전행태 특성을 수집하고 분석하는 경우가 많았다(Axsen et al., 2011; Schäuble et al., 2017). 일반적으로 전기차 이용자는 접근성과 충전시간의 유연성이 높은 가정에서 야간에 충전을 가장 많이 하며(Axsen et al., 2011; Schäuble et al., 2017), 15-20%는 직장에서, 약 5%는 쇼핑물이나 주차장 등 공공장소 혹은 여행경로에서 충전하는 것으로 나타났다. Morrissey et al.(2016)은 전기차 충전 기록을 바탕으로 아일랜드 전기차 사용자들이 충전을 위해 가장 자주 찾는 장소는 주차장이며, 가장 많이 사용하는 충전기 형식은 급속 충전기임을 도출했다. Lee et al.(2020b)은 캘리포니아 전기차 소유자를 대상으로 설문조사를 실시하여, 전기차 이용자의 충전 위치 및 충전행태를 조사하고, 전기차 이용자의 사회-인구-통계학적 특성, 차량 사양, 통근통행 특성 및 직장 충전 가용성 등과의 연관성을 분석하였다. Sutton et al.(2022)은 한정된 충전기 수량을 보유한 직장 내 전기차 충전소에서 근무 시간 동안 여러 근로자가 한꺼번에 충전을 진행하고자 할 때 발생하는 불가피한 혼잡을 줄이고, 충전수요에 유연하게 대응하기 위해 사용자 친화적 충전관리 전략을 제시했다.

2) 국외 충전 로그 기반 전기차 충전행태 분석 연구

개인에 대한 설문자료가 아닌, 차량 GPS 기록 및 충전소 기록을 활용한 충전행태 분석도 진행되었다. PHEV 차량의 GPS 데이터로부터 차량별 주행 횟수, 주행당 운행 거리, 주차 횟수 등에 대한 자료를 추출하여 PHEV의 총소유 비용(TCO: Total Cost of Ownership)을 최소화할 수 있는 배터리 크기 및 직장 충전소 설치 필요성에 대한 논의도 진행되었다(Björnsson and Karlsson, 2015). Mandev et al.(2022)은 미국과 캐나다에서 이용되는 Chevrolet Volt PHEV 10,488대의 이용패턴을 분석하여 90% 이상의 차량이 야간에 충전되며, 평균적으로 24시간에 한 번씩 충전됨을 제시하였다. 따라서 PHEV 차량의 충전소 접근성 개선 방안으로 저녁 시간 주차량이 많은 다세대 건물에 대한 전기차 충전소 설치 지원을 제안하였다. 전기차 보급의 활성화로 인해 다양한 공공 충전시설의 로그 데이터를 활용한 충전 프로파일 유형화 연구도 네덜란드에서 최근 진행되고 있다(Helmus et al., 2020). 이 연구에서는 가우시안 혼합모형(GMM: Gaussian Mixture Model)을 활용하여 총 12개의 서로 다른 충전유형을 도출하였으며, 7가지 주간 충전패턴과 6가지 야간 충전패턴을 도출하였다. 그러나 공용충전기 로그기록에만 기반하여 분석이 이루어져 비공용 충전기의 영향을 반영하지 못한데다, 활동-통행 관련 특성을 조사하지 않아 충전유형에 대한 해석에 어려움이 있었다. 또한, 활동-통행행태 군집분석에 중요한 요소인 활동선택 행태의 순차적인 특성을 고려하지 않은 방법을 활용하였다(Joh et al., 2001). 이로 인해 충전의 연속적인 특성과 완충 후 같은 날에는 더 이상 충전이 필요하지 않다는 특성들이 군집분석 방법에 반영되는 데는 제한적이었다고 볼 수 있겠다.

3) 국내 충전행태 관련 연구

국내에서 Byun et al.(2013)은 주거지와 상업시설에서의 충전시간과 충전비용에 대한 가상의 상황을 제시하여 충전기 선택 행태를 조사하고, 로짓모형을 이용하여 급속·완속 충전시설 선택행태 및 충전시간에 대한 시간가치를 분석하였다. Park et al.(2017)은 제주도를 대상으로 하여 급속충전기와 완속충전기의 이용특성과 충전기가 설치된 시설의 유형에 따라 시간대별 이용특성을 분석하였다. 급속충전기와 완속충전기 모두 업무시설과 공영주차장에 설치된 경우 이용률이 높았으며, 시간대별로는 급속충전기는 오후, 완속충전기는 오전에 이용률이 높은 것으로 나타났다. Lee et al.(2020b)은 설문조사를 통해 주중 및 주말 활동-통행패턴과 충전행태를 조사하였으며, 활동-통행과 충전 간의 연관관계를 잠재계층분석방법을 통해 도출하였다. 다만, 이 분석에서는 하루 중 충전의 순차적 특성과 일주일 단위의 충전행태 구성 등은 고려하지 않았고, 총 충전횟수와 충전량만 고려하였다.

3. 차별성

전기차 충전행태에 대한 선행연구를 검토한 결과, 실제 전기차 이용자들이 일상생활 속에서 어떠한 충전 패턴 유형을 지니고 있는지를 이해하기 위해 하루 중 시간대별 충전 프로파일 유형뿐만 아니라 일주일 단위의 충전 프로파일 유형을 도출해내는 연구는 제한적이었다. 또한 충전 주기를 고려할 수 있는 기간(수일~주)을 시간적 분석범위로 하여 개인 특성, 활동-통행 특성과 충전행태가 어떻게 결합되는지를 분석하고, 미래 충전 인프라에 대한 포괄적인 시사점을 도출하는 연구가 부재하다고 판단된다. 본 연구는 개인의 특성, 활동-통행 행태, 그리고 현재 및 미래의 전기차 충전환경을 바탕으로 향후 전기차 구매자의 충전패턴을 추정하고, 이를 바탕으로 정책 수립에 활용할 기초자료를 제공한다는 점에서 기존 연구들과 차별성을 지닌다.

Ⅲ. 연구방법

1. 데이터

본 연구는 전기차 이용자들을 대상으로 수집한 충전일지뿐만 아니라 활동, 통행일지 자료를 분석에 활용하였다. 설문조사는 온라인 조사 형식으로 진행되었으며 2020년 9~10월 2회에 걸쳐 실시되었다. 표본추출방법으로는 초기 전기차 이용자 집단이 사회경제적으로 편향되어있기 때문에 차종별 보급비율을 고려한 층화 표본추출법을 사용하였다(Lee et al., 2020b). 총 117명의 응답자로부터 819일 동안 수집된 충전, 활동, 통행일지가 수집되었다(11). 이들의 사회경제적 특성과 충전, 통행 및 활동장소 특성은 <Table 1>과 같으며, 해외 및 국내 타 연구에서도 보고된 바와 같이 국내 초기 전기차 이용자들은 30~40대 남성의 비중이 높고, 대도시 거주자 비중이 높은 것으로 나타났다(Lee et al., 2020a; Park et al., 2019).

<Table 1> Descriptive statistics of personal and owned electric vehicle characteristics of respondents

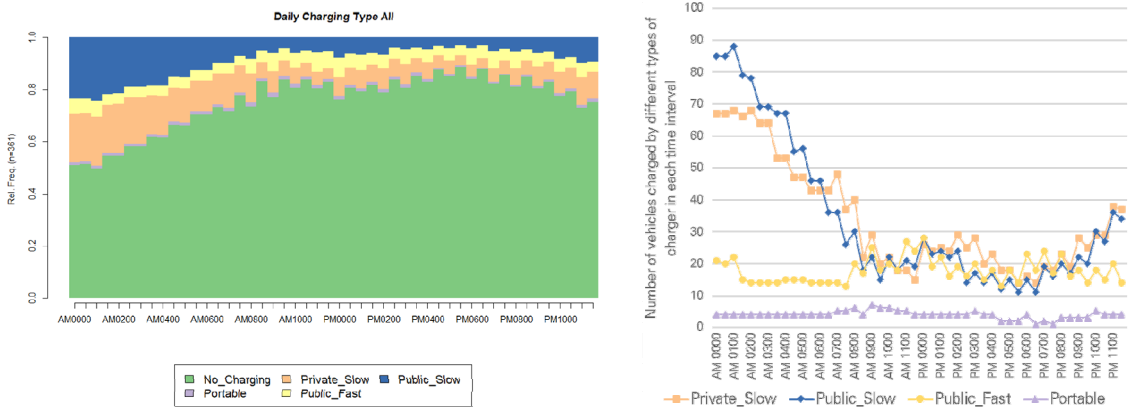
Personal and vehicle characteristics	Contents (N=117)
Gender	Male(81.2%), Female(18.8%)
Age	20s(5.1%), 30s(41.9%), 40s(41.9%), over 50s(11.1%)
Marriage	Married(86.3%), Not married(12.8%), Other(0.9%)
Occupation	Office job(67.5%), Personal business(11.1%), Sales/Service(8.5%), Manufacturing(4.3%), Homemakers(6.0%), Others(2.6%)
Housing type	Detached housing(12.8%), Multi-unit housing(6.0%), Apartments(76.9%), Others(4.3%)
Home location	Seoul(16.2%), Incheon(6.0%), Sejong(9.4%), Daejeon(5.1%), Daegu(7.7%), Pusan(0.9%), Ulsan(3.4%), Kwangju(1.7%), Kangwon(4.3%), Gyeonggi(20.5%), Chungnam(2.6%), Chungbuk(4.3%), Gyeongnam(3.4%), Gyeongbuk(6.0%), Jeonnam(4.3%), Jeonbuk(0.9%), Jeju(3.4%)
EV Models	Hyundai Ioniq EV(11.1%), Hyundai Kona EV standard_406km(23.1%), Kia Niro EV Standard_385km(15.4%), Kia Soul EV Noblesse 386km(1.7%), Kia Soul EV Prestige(4.3%), Chevrolet Bolt EV_414km(16.2%), Chevrolet Spark EV_135km(0.9%), Renault SM3 Z.E._213km(1.7%), BMW i3_248km(12.0%), Tesla Model3 long range/performance_499km(6.0%), Tesla Model 3 Standard_386km(2.6%), Tesla Model S Performance_451km(0.9%), Others(4.3%)
Purchase year	2014(1.7%), 2015(2.6%), 2016(2.6%), 2017(12.0%), 2018(37.6%), 2019(28.2%), 2020(15.4%)
Household Income (Unit: 10,000won)	less than 300 (20.5%), 300~500(33.3%), 500~700(22.2%), over 700(23.9%)
N of Vehicles in Household	1(37.6%), 2(52.1%), 3(7.7%), 4(2.6%)
Average number of trips	Weekdays 2.35, Weekend 2.07
Activity Location	Home 42.1%, Workplace 27.5%, Mart & shopping mall 6.0%, Public facilities 2.5%, Movies & Gyms 2.6%, Tourist spot 1.6%, Hotel & Resort 0.4%, Others 17.2%
Average weekly charging frequency	Weekday : 2.53, Weekend : 1.06

Source : Modified from Lee et al.(2020a), p93, p98

1) 한국교통연구원과 국토연구원 간 업무협약(2020. 7)에 기반하여 수집된 자료이며, 한국교통연구원 ‘2020 미래차 기반 교통체계 지원사업’과 국토연구원의 ‘친환경차 활성화 추이에 따른 이용자 중심 충전인프라 구축방안’ 연구에 활용되었음

충전, 활동, 통행일지는 2016년 가구통행실태조사 양식을 준용하여 7일간 수집하였으며, 2)도착장소의 유형을 거주지, 직장, 마트·쇼핑몰, 공공시설, 영화관·헬스 등 문화체육시설, 역사·문화 유적지 등 관광지, 호텔·리조트 등 숙박시설, 기타 등 8가지로 나누어 응답하도록 하였다. 또한 충전일지의 경우 충전 시작 및 끝 시간뿐만 아니라 비공용완속, 공용완속, 공용급속, 기타(이동형) 등 충전기의 특성도 함께 응답하도록 하였다. 구체적인 설문지 형식은 Lee et al.(2020a)을 통해 확인할 수 있다.

819일 중 충전이 없었던 날의 비중은 458일이었으며, 361일 동안 충전이 관찰되었다. 충전일지를 30분 단위 순차패턴 형식 자료로 변환하여 시간대별 충전 프로파일을 도출한 결과는 <Fig. 1>과 같다. 야간시간에 충전기 사용 비중이 높게 나타났으며, 충전기 특성 중에서는 공용 및 비공용 완속충전기 비중이 가장 높게 나타났다. 충전 비중이 가장 낮은 시간은 오전 8~9시 및 오후 4~6시 경이며, 이는 출퇴근 시간 차량의 이용과 관련이 있는 것으로 보인다.



<Fig. 1> Overall Daily Charging Type

2. 분석방법

1) 하루 중 시간대별 충전행태 프로파일 분석(순차패턴분석)

전기차의 충전패턴은 충전기 유형에 따라 차이가 있으나 짧게는 30분(급속)에서 최대 20시간 이상(이동형)을 필요로 하는 활동으로 하루 중 일정 시간을 선택하여 나타나는 속성을 지니고 있다. 일상생활 속 개인의 활동과 통행은 연속적인 시공간적 선택이며, 이로 인해 개인이 하루 중 선택한 활동 간에는 연쇄관계를 가진다. 따라서 이러한 활동과 통행 패턴을 유형화하기 위해서는 순차적(서열적) 속성을 고려한 방법론 사용이 필요하며(Wilson, 1998), 활동의 특성과 교통수단의 특성 등 2가지 이상의 순차(서열)속성을 고려할 때는 다차원 서열 분석방법(Multi-Dimensional Sequential Alignment Method)이 적합하다(Joh et al., 2001; Joh, 2007). 하루 중 충전행태 또한 이러한 연속적인 시공간적 선택 중 하나이며, 이전 충전여부, 시간, 사용한 충전기 여부에 따라 이후 충전 활동은 연쇄적으로 나타난다. 예를 들어, 오전에 충분히 충전된 차량은 오후에 충전할 필요가 없으나, 오전 중 짧은 시간 완속충전만 가능했던 차량은 오후에 다시 충전을 필요로 할 수 있기 때문이

2) 충전기를 공용/비공용으로 구분은 기존 선행연구(Chakraborty et al., 2019; Lee et al., 2020b)뿐만 아니라, IEA Global EV outlook(2022) 보고서에서도 표준적으로 사용되고 있는 충전인프라 구분 방법을 준용하였음. 이는 전기차 충전기 공용/비공용으로 따라 충전기 사용 접근성이 달라지고, 속도도 달라지기 때문임

다. 따라서, 본 연구에서는 하루 중 시간대별 충전행태 프로파일을 도출하기 위해서 활동-통행 패턴 유형화 방법론 중 순차적 속성을 고려한 방법론을 활용하는 것이 적절하다고 판단하였다.

순차분석방법론에서는 두 개의 순차패턴을 일치시키는데 필요한 최소 노력의 정도를 거리(distance) 또는 비유사성(dissimilarity)로 정의한다. 두 개의 순차패턴을 일치시키기 위해서는 대체(substitution), 삽입-삭제(indel : Insertion and deletion) 등을 통해 가능한데, 활동-통행 패턴의 유형화를 위해서는 시간대별 패턴의 유사성을 강조하기 위해 삽입-삭제 방식보다는 대체 방식을 더욱 선호한다(Su et al., 2021). 일반화된 해밍거리(generalized Hamming distance)는 Gabadinho et al.(2011)이 제안한 순차분석에서 대체방식만으로 두 순차패턴을 일치시키는데 필요한 비용(substitution cost)을 나타내는 비유사성 척도이며, 이는 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$SC(S_p, S_q) = 2 - P(S_p | S_q) - P(S_q | S_p) \dots\dots\dots (1)$$

여기서 S_p 와 S_q 는 각각 서로 다른 순차 패턴을 의미하고, $SC(S_p, S_q)$ 는 S_p 와 S_q 를 일치시키는데 필요한 대체 비용을 의미하며, 이는 0~2 사이 값을 가진다. $P(S_p | S_q)$ 는 S_q 패턴의 t순서에서 관측된 S_p 패턴의 t+1에서 관측될 확률을 의미한다. 따라서 이 값이 1과 가까울수록 S_q 패턴의 t순서에 위치한 값이 S_p 패턴의 t+1 순서 값으로 전환하는 비율이 높은 것을 의미하며, 이는 $SC(S_p, S_q)$ 값이 작아져 비유사성이 낮다는 것을 의미한다. 또한 $P(S_q | S_p)$ 와 $P(S_p | S_q)$ 의 값은 다르다.

이 거리는 모든 대응 순차패턴에 대해서 도출할 수 있으며, 이를 바탕으로 표본 간 대체 비용 행렬(substitution cost matrix)을 도출할 수 있다. 이 거리 행렬을 바탕으로 군집분석을 수행할 수 있으며, 본 연구에서는 활동-통행 패턴 유형화 분석에서 주로 사용하는 계층적 군집분석 중 하나인 집적적 계층 군집화 기법(AGNES: AGglomerative NESTing)을 활용하였다(Su et al., 2021; McBride et al., 2019). 최적 군집의 수를 결정하기 위해서는 군집 내 순차패턴 간 비유사성의 합(Within Sum of Square, WSS)과 군집 내 평균 비유사성 수준이 가장 인접한 군집과의 평균적인 비유사성에 비해 얼마나 유사한지 나타내주는 실루엣 계수(Silhouette coefficients)를 이용하였다. 1개 군집부터 시작하여 10개 군집의 가정까지 테스트하였으며, 군집을 늘어남에 따라 WSS 값이 크게 줄어들지 않는 지점과 인접군집과 비교했을 때 군집 내의 차이가 크지 않게 되는 지점을 확인하여 최적군집 수를 결정하였다. 단, 하루 중 단 한 번의 충전도 없었던 날은 순차패턴 분석에서 사전 분류하여 제외하였다.

2) 주간 충전행태 프로파일 분석

주단위 충전행태 프로파일을 분석하기 위해서는 주단위 충전관련 변수의 집계 값을 주로 활용한다(Lee et al., 2020a; Lee et al., 2020b). 그러나 주 단위로 집계한 충전 횟수 및 시간을 활용할 경우 충전의 시간대별 특성뿐만 아니라 충전기 활용특성 또한 담아낼 수 없다는 한계를 지닌다. 따라서 본 연구에서는 하루 중 시간대별 충전 프로파일 분석결과를 활용하여 주단위 충전 프로파일 유형을 분석하였다. 즉, 하루 단위의 충전행태 프로파일 유형화 결과를 바탕으로 이들의 유형이 일주일을 기준으로 어떻게 구성되어있는지 확인하였다. 단, 주간 충전행태 프로파일 분석에서는 일 단위 사전 분류 시 제외되었던 미충전 프로파일을 추가 후 분석하여, 미충전 프로파일의 비중 또한 주간 충전행태 분석에 반영될 수 있도록 하였다.

(1) 잠재계층군집분석

하루 단위 분석결과는 각 유형으로 결과가 도출되며, 이를 주단위로 집계하면 유형별 관측일수가 된다. 즉, 첫 1유형 일 단위 충전행태는 0~7회 관측되고, 제2유형, 제3유형 등도 이와 같다. 즉, 충전행태를 일주일 단위로 집계한 값은 각 유형별로 0에서 7의 값을 가지게 되며, 이는 연속적인 수치가 아니라 n회 관측되는 횟수(count) 형태의 데이터이다. 따라서 횟수 형태의 데이터를 이용하여 주단위 충전행태 유형을 도출해내기 위해서는 이산확률분포 특성을 고려한 군집분석을 활용해야 한다. 따라서 본 연구에서는 포아송 분포 특성을 고려하여 군집분석을 수행할 수 있는 잠재계층군집분석을 활용하였다(Vermunt and Magidson, 2002). 이 분석 방법은 각각의 군집에 각 개인(일주일간의 충전행태)이 속할 확률을 분석결과로 도출해주어, 이를 외부 변수(공변인)들과의 연관성 분석에 활용할 수 있다는 점에서 장점을 지닌다(Vermunt, 2010; Lee and Park, 2020, 재인용). 즉, 이 방법론을 주단위 충전유형과 각 개인의 특성뿐만 아니라 활동-통행 특성들과의 연관관계를 분석하는데도 도움을 줄 수 있으며, 이에 최근 교통 및 전기차 관련 연구에서도 활발하게 이용되고 있다(Lee et al., 2017; Hardman et al., 2019; Lee et al., 2020a; Lee et al., 2020b). 잠재계층 군집분석의 식은 (2)과 같이 나타낼 수 있다. 일반적인 모형에서 x 는 잠재계층을, y_{it} 는 변수 i 에 대한 개인 t 의 응답변수, T 는 표본 수를 나타낸다. 따라서, 본 논문에서 y_{it} 는 전기차 사용자 각 개인의 유형별 충전 프로파일 관측일 수이며, x 는 주단위 충전 프로파일 그리고 $f(y_{it}|x)$ 는 x 패턴에 속한 개인 t 가 일단위 충전유형 i 에서 관측된 날의 수이다.

$$f(y_i) = \sum_{k=1}^K P(x) \prod_{t=1}^T (y_{it} | x) \dots\dots\dots (2)$$

(2) 다항로지스틱 회귀분석(3단계 접근방법)

잠재계층군집분석 3단계 접근방법(3-step approach)은 총 3단계로 이루어지는데, 1단계에서는 n개의 군집 가정을 활용한 최적 잠재계층군집모형의 도출, 2단계에서는 각 케이스별 최적 잠재계층군집에 속할 확률을 고정한다., 3단계는 2단계에서 도출된 확률을 종속변수로 활용하여 공변인과의 통계적 연관관계를 추정하는 단계이다. 먼저 최적 군집의 수는 AIC(Akaike Information Criterion), BIC(Bayesian Information Criterion) 등의 모형적합도 지수가 파라미터 수의 증가에 따라 얼마나 개선되는지 살펴보는 방법을 통해 결정한다. 즉, 군집의 수가 늘어남에 따라 파라미터의 수는 일정하게 늘어나게 되는데, 이에 따라 모형이 개선되는 수준은 점차 줄어들게 된다. 따라서, 모형적합도의 개선 폭이 확연하게 줄어드는 지점이 최적 모형으로 선정되며, 이는 타 군집방법론에서 WSS값을 기준으로 주로 활용되는 Elbow 방법론과 유사하다. 또한, 분류오류와 잠재계층의 해석 가능성 또한 함께 고려하여 최적 잠재계층 군집의 수를 결정하고 이 결과를 고정한다.

3단계는 2단계에서 고정한 확률을 종속변수로 두고, 주단위 충전행태에 영향을 미치는 요인들을 공변인으로 활용하여 다항로지스틱 회귀분석을 실시하는 과정이다. 본 연구에서는 효과코딩(effect coding) 방식으로 다항로지스틱 회귀분석을 활용하였는데, 이는 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\eta_{m|z_i} = \log\left(\frac{P(y = m | z_i)}{[\prod_{m'=1}^M P(y = m' | z_i)]^{1/M}}\right) = \beta_{m0} + \sum_{p=1}^P \beta_{mp} * z_{ip} \dots\dots\dots (3)$$

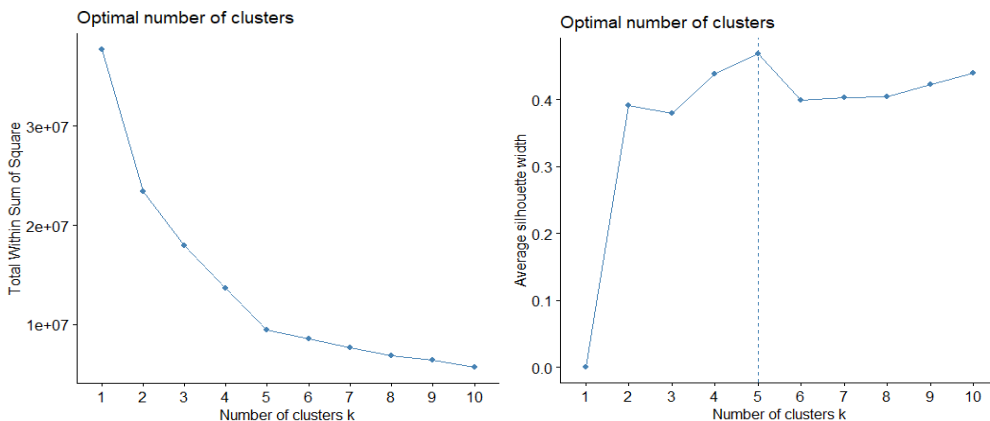
여기서 $\eta_{m|z_i}$ 는 각 개인이 m 유형의 주단위 충전행태를 보일 확률이고, m 은 1단계에서 도출된 주단위 충전

행태 유형을 의미하고, M 은 총 주단위 충전행태의 수를 의미한다. 또한 p 는 공변인의 수, z_i 는 공변인을 의미한다. 이렇게 효과코딩 기법을 활용해 구해진 파라미터 β_{mp} 는 기준 대안이 존재하는 일반적인 다항로지스틱 회귀분석과는 다르게 m' 를 통해 구해진 다른 모든 주단위 충전행태의 기하평균과 비교했을 때 통계적으로 유의하게 설명되는 지를 바탕으로 z -value가 구해진다. 따라서, 효과코딩 방식으로 분석한 결과는 기준 집단 대비 선택으로 해석하는 것이 아니라, 평균 대비 상대적으로 얼마나 차이가 나는가로 해석해야 하기 때문에, 집단 간 차이를 탐색적으로 분석하기에 장점이 있으나 민감도 분석에는 제한이 있다(Vermunt, 2010; Lee et al., 2020b). 본 연구에서는 충전 프로파일 간의 차이를 탐색적으로 확인하기 위하여 이 방법을 이용하였다. 또한 모형의 추정은 최대우도 3단계 접근법(ML 3-STEP approach)을 활용하였는데, 이는 회귀계수의 과소추정 문제점을 보완한 방법론 중 군집에 속할 확률을 종속변수로 활용할 시 가장 적합한 방법이다(Vermunt, 2010; Lee and Park, 2020 재인용). 또한, 주단위 충전행태와 공변인들 간의 통계적 연관성은 z -value를 통해 검증하였다.

IV. 연구결과

1. 하루 중 시간대별 충전 프로파일 유형화 분석 결과

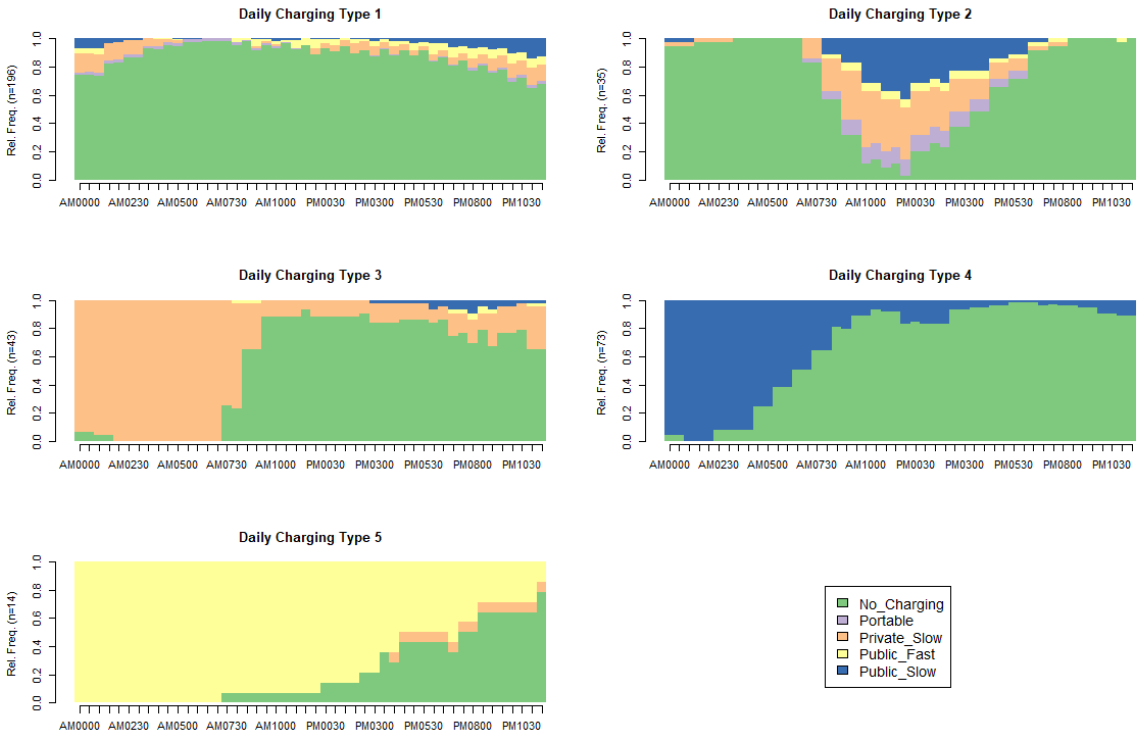
하루 중 시간대별 충전 프로파일 분석을 위한 순차패턴분석은 R4.1.3에서 이루어졌으며, TraMineR 패키지를 활용하였다(Gabardin et al., 2011). 최적군집을 확인하기 위하여 WSS와 Silhouette 계수를 확인한 결과, 5개 군집을 이용한 시점에 WSS를 기준으로 경사가 급변하는 지점이 나타났고, Silhouette 계수 또한 5개 군집 가정에서 가장 높게 나타났다(Fig. 2). 따라서 본 연구에서는 최적 군집을 5개로 확정하여 분석을 진행하였다. 단, 충전이 전혀 없었던 458일은 또 다른 집단으로 사전 분류하였기 때문에, 주단위 분석에서는 충전이 없었던 날을 포함한 총 6개의 하루 중 시간대별 충전 프로파일 유형을 분석에 활용하였다.



<Fig. 2> Optimal Number of Clusters

첫 번째 하루 중 시간대별 충전 프로파일(Daily Charging Type 1)은 충전이 없었던 날을 제외하고는 가장 많은 총 196일(98명)이 관측되었고, 짧은 시간 동안 다양한 충전기를 활용하여 충전한 것을 확인할 수 있다

<Fig. 3>. 시간대별 특성을 살펴보면 자정에 가장 높은 충전 비율을 보였고 약 20~30% 정도의 충전이 이루어진 것을 확인할 수 있다. 또한 비공용완속 및 공용 완속, 급속 충전기 모두 사용된 것을 확인할 수 있으며, 새벽시간에는 대부분 충전을 중단한 것으로 확인된다. 따라서 이 유형을 “단시간 충전 프로파일”으로 명명하겠다.



<Fig. 3> Heterogeneous Daily Charging Profiles from Sequence Analysis

2번째 유형(Daily Charging Type 2)은 22명의 이용자로부터 총 35일이 관측된 낮시간을 주로 활용한 충전 프로파일로, 오전 6시 이후부터 충전이 시작되어 정오에 정점을 보이고, 오후에는 점차 충전을 중단하는 차량이 줄어들어 오후 8시경 대부분 충전을 중단하는 것으로 나타났다. 충전기 종류는 대부분 공용완속과 비공용완속이 각각 절반가량을 차지하였으며, 이동형 충전기 사용패턴도 이 프로파일에서 많이 나타났다. 따라서 이 충전 프로파일 유형을 “일과시간 집중형 완속 충전 프로파일”로 명명하겠다.

3번째 유형(Daily Charging Type 3)은 21명의 이용자로부터 총 43일 관측된 유형이며, 주로 자정 이후부터 비공용충전기를 사용하여 대부분 충전하는 충전 프로파일이었다. 충전 중인 차량은 오전 6시 30분경부터 점차 이탈하는 패턴을 보이며, 9시경에는 대부분 충전을 멈추는 것을 확인할 수 있다. 그러나 약 10% 정도의 이용자들은 지속적으로 또는 다시 충전하는 것으로 보이며, 오후 2시 이후부터 공용완속 충전기를 사용하는 패턴도 관측되었다. 이 충전 프로파일 유형은 “야간 비공용 완속 충전 프로파일”로 명명하겠다.

4번째 유형(Daily Charging Type 4)은 총 73일이 분류되었으며 34명으로부터 관측되었고, 주로 야간에 공용완속충전기만을 이용한 충전 프로파일이었다. 자정 무렵부터 대부분 충전이 이루어지는 것을 확인할 수 있으며, 새벽 2시 이후부터 점차 충전 중단이 점진적으로 이루어지고, 오전 9시경 대부분이 충전하지 않는 프

로파일이었다. 이 유형의 특징 중 하나는 3번째 “비공용 완속 충전 프로파일”과는 대조적으로 이른 시기부터 충전 중단이 일어나고, 늦은 시간부터 충전이 시작된 것인데, 이는 공용충전기 이용자들이 비공용충전기 이용자들보다 상대적으로 짧은 시간 충전하고, 충전 시간이 다양하다는 점도 시사한다. 이 충전 프로파일의 이름은 “야간 공용 충전 프로파일”로 명명하였다.

마지막으로 5번째 유형(Daily Charging Type 5)은 공용 급속충전기를 야간뿐만 아니라 주간까지 장기간 이용한 유형이다. 이 유형은 총 14일 동안 11명의 이용자로부터 관측된 유형이며, 급속충전기 과잉 이용 패턴을 보였다. 자료의 신뢰성 확인을 위하여 충전장소와 활동패턴을 함께 확인한 결과, 전기차를 사용하지 않는 날 집에서 머무르며 봄비지 않는 급속충전기를 오랜 시간 사용한 것으로 보인다.³⁾ 일부 완속 충전기를 오후부터 추가로 사용한 행태도 포함되어 있으나, 본 연구에서는 이 유형을 “주야간 급속 충전 프로파일”로 명명하였다.

2. 주 단위 충전 프로파일 유형화 분석결과

주 단위 충전 프로파일을 유형화 분석을 위하여, 위 과정에서 도출된 하루 중 시간대별 충전 프로파일 유형화 결과를 활용하였다. 미충전 프로파일을 포함하여 총 6개 유형의 충전 프로파일이 분석에 활용되었으며 개인별로 각 유형으로 분류된 충전 프로파일이 몇 일인지 집계하여 분석에 활용하였다. 총 21개의 고유 조합이 관측되었다. 이중 미충전과 단시간 충전 프로파일(1번 유형)의 조합이 44명으로 가장 많이 관측되었고, 미충전 프로파일, 단시간 충전 프로파일(1번 유형)과 야간 공용 충전 프로파일(4번 유형) 조합과 미충전 프로파일, 단시간 충전 프로파일(1번 유형)과 야간 비공용 충전 프로파일(3번 유형) 조합이 각각 13, 12명으로 다음을 이었다. 이는 대부분의 전기차 이용자들이 미충전 프로파일과 단시간 충전 프로파일 위주의 구성을 가지고 있으며, 추가적인 충전패턴은 선택적으로 가진 것으로 볼 수 있겠다.

1) 잠재계층군집분석 결과

충전 프로파일의 조합뿐만 아니라 관측된 일수의 속성을 고려하여 주단위 충전 프로파일을 도출하기 위해 잠재계층군집분석을 실시하였다. 소프트웨어로는 다양한 잠재계층분석 목적으로 개발되었으며, 안정적인 결과를 도출해주기 때문에 다양한 사회과학 및 교통관련 연구에 활용된 바 있는 LatentGold6.0을 분석에 활용하였다(Vermunt, 2010; Lee et al., 2020b; Lee and Park, 2020; Hardman et al., 2019). 분석결과, 모형4에서 AIC3의 값이 가장 낮게 나타났으며, AIC의 경우 모형 5에서, BIC의 경우 모형 3에서 가장 낮은 값이 도출되었다<Table 2>. BIC 값의 경우 모형 4와 모형 3은 큰 차이가 없으나, 모형 5에서 큰 폭으로 변화하였으며, AIC 값의 경우에도 모형 4가 모형 3에 비해서 큰 폭으로 개선되었으나, 모형 5 및 모형 6과는 유사한 수준의 적합도를 보인다. 또한 AIC3의 경우 모형 4에서 가장 낮은 값을 보여주고 있어, 세 개의 모형적합도 지수를 종합하여 고려하였을 때 모형 4를 가장 적합한 모형으로 선정하였고, 이를 이후 분석 과정에서 활용하였다.

3) 환경친화적 자동차의 개발 및 보급 촉진에 관한 법률 시행령은 2018년 9월 21일 개정되었으나 각 지자체에서 이를 반영하고 단속을 실시한 시기는 상이함. 따라서 본 연구의 조사기간인 2020년 9-10월에는 이러한 법령이 적용되지 않는 지역도 존재하였기 때문에 과잉이용한 패턴으로 판단됨(예, 경북 포항의 경우 2021년 1월부터 과태료 부과, 경북일보, 2020. 10. 21

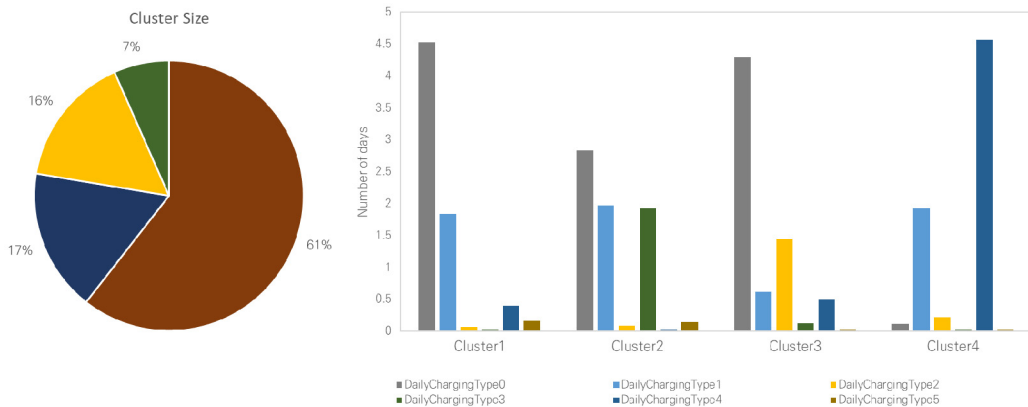
<https://www.kyongbuk.co.kr/news/articleView.html?idxno=2056336>)

<Table 2> Latent Class Cluster Analysis Model Estimation Results

Models	N of Clusters	LL	N. Par.	BIC(LL)	AIC(LL)	AIC3(LL)	Class. Error	Entropy R ²
Model1	1	-825.4	6	1679.3	1662.8	1668.8	0.000	1.0000
Model2	2	-771.2	13	1604.4	1568.5	1581.5	0.007	0.9192
Model3	3	-734.6	20	1564.4	1509.1	1529.1	0.048	0.8048
Model4	4	-720.2	27	1568.9	1494.3	1521.3	0.097	0.7338
Model5	5	-710.9	34	1583.8	1489.9	1523.9	0.151	0.6895
Model6	6	-705.7	41	1606.6	1493.4	1534.4	0.202	0.6605
Model7	7	-702.7	48	1634.0	1501.5	1549.5	0.215	0.6487
Model8	8	-700.3	55	1662.5	1510.6	1565.6	0.222	0.6485
Model9	9	-697.8	62	1690.9	1519.6	1581.6	0.240	0.6342
Model10	10	-695.5	69	1719.5	1528.9	1597.9	0.245	0.6315

주 단위 충전 프로파일 중 첫 번째 그룹은 전체의 61%를 차지한 프로파일로, 주중 4.5일가량을 충전하지 않고, 운행에 필요한 충전을 주당 2일가량 단시간 충전을 통해 획득하는 그룹으로 나타났다<Fig. 4>. 이 그룹에 속한 일부 이용자들은 야간에 공용 완속충전기를 주 1회 정도 사용하며, 급속충전기도 장시간 이용하는 것으로 보인다. 따라서 이 그룹은 “단시간 충전 행태”를 보이는 전기차 이용자로 볼 수 있겠다. 두 번째 그룹은 전체의 17%를 차지하고 주당 4일 정도의 충전을 하는 그룹으로 2일가량의 단시간 충전과 2일가량의 비공용 완속충전기를 이용한 야간 충전을 하는 그룹으로 나타났다. 이는 “단시간 충전과 야간 비공용충전을 혼용”하는 주단위 충전행태로 볼 수 있으며, 전체 그룹 중 두 번째로 충전하는 날의 수가 많았다.

세 번째 그룹은 전체의 16%를 차지하고 낮시간 충전 비중이 가장 높은 그룹으로 주중 약 1.5일 정도의 “낮시간 충전 중심”의 전기차 이용자로 볼 수 있으며, 단시간 충전 또는 야간 공용 충전을 통해 보충하는 충전행태를 보이는 그룹이다. 마지막으로 네 번째 그룹은 “매일 충전하는 그룹”으로 전체의 약 7%가량을 차지하고 있다. 이 그룹은 공용 완속충전기를 이용해 주당 약 4.5일 가량 충전하며, 주 2일 정도는 단시간 충전을 하는 그룹으로 나타났다.



<Fig. 4> Weekly Charging Profiles

2) 다항로지스틱 회귀분석 결과

각 그룹의 특징을 다항로지스틱 회귀분석을 통해 살펴본 결과는 <Table 3>과 같다. 첫 번째 단시간 충전 행태를 보이는 그룹은 상대적으로 가구 내 차량이 많고, 전기차를 오래 사용한 그룹이며, 1회 충전으로 장거리를 이용할 수 있는 전기차 보유자였다. 이 그룹에 속한 사람들은 주중 통행거리와 주말 통행횟수 및 통행거리가 짧은 편이고, 주말에 집과 직장에서 보내는 시간이 상대적으로 짧아 충전수요가 많지 않다고 판단된다. 그러나 충전 필요를 느끼는 운행가능거리가 상대적으로 길고, 집(비공용)과 직장에 충전기가 설치되어있지 않으므로 짧은 시간동안 다양한 곳에서 주 2일 충전을 하는 것으로 보인다. 반면 단시간 충전과 야간 비공용충전을 혼용하는 두 번째 그룹은 주로 나이가 많은 전기차 이용자이며, 집에 개인충전기가 설치되어있으나 직장에는 충전기가 없고, 주말 통행거리가 긴 그룹으로 나타났다.

<Table 3> Step 3 Model Estimation Results

Covariates		Cluster1	z-value	Cluster2	z-value	Cluster3	z-value	Cluster4	z-value
Intercept		6.099	0.547	-22.926	-0.718	-27.946	-1.889	44.773	3.540
Socio-demographic	Age	0.020	0.381	0.193	3.031	0.286	3.057	-0.499	-4.502
	Female(1)	2.785	1.784	-2.884	-0.980	-2.518	-1.897	2.617	1.530
Vehicles	N of Vehicles	2.702	4.095	1.602	1.802	0.154	0.225	-4.459	-2.939
	Ownership period(month)	0.144	4.620	0.099	1.617	-0.178	-3.255	-0.064	-2.165
	Electric Range	0.012	3.417	0.003	0.530	0.007	1.474	-0.022	-3.145
Charging	Charging anxiety distance	0.017	3.998	-0.012	-1.007	0.001	0.138	-0.006	-0.883
	Home Private Charger installed(1)	-3.523	-3.260	9.233	6.023	-2.506	-2.769	-3.204	-2.048
	Workplace Charger installed(1)	-3.602	-4.087	-8.105	-5.698	8.288	4.938	3.419	3.606
Travel Behavior (with Electric Vehicles)	Weekday N_trips	2.083	4.600	0.026	0.060	-1.010	-1.331	-1.099	-1.529
	Weekday Travel distance	-0.030	-2.582	-0.032	-0.786	0.018	1.071	0.044	2.082
	Weekend N_trips	-1.342	-5.140	0.058	0.163	0.875	1.509	0.409	0.660
	Weekend Travel distance	-0.020	-2.665	0.079	4.965	-0.064	-4.005	0.006	0.499
Duration at activity locations (average)	Weekday Home	0.005	0.012	0.093	0.068	0.434	0.638	-0.532	-1.182
	Weekday Workplace	-0.087	-0.239	0.545	0.460	-0.300	-0.682	-0.158	-0.359
	Weekend Home	-0.567	-3.575	0.080	0.377	0.661	1.892	-0.174	-0.713
	Weekend Workplace	-0.437	-3.491	0.341	1.405	0.743	3.021	-0.648	-2.822

* Bold marked : p-value < 0.05

낮시간 충전 중심의 세 번째 그룹 또한 상대적으로 연령이 높은 그룹으로 나타났고, 전기차 보유기간이 짧고, 직장에 충전기가 설치되어있으나 집에는 비공용 충전기가 설치되어있지 않은 그룹으로 나타났다. 이는 주말 통행거리가 짧은 대신 직장에서 보내는 시간이 긴 것과 연관이 있는 것으로 보인다. 마지막으로 매일 충전하는 그룹은 가구 내 차량이 적고, 전기차 완충 시 주행가능거리도 짧으며, 전기차 이용 기간도 짧은 상대적으로 젊은 이용자 그룹으로 나타났다. 그러나 이 그룹의 이용자들은 주중 통행거리가 상대적으로 길기 때문에 매일 충전이 필요한 것으로 판단된다. 또한 직장에 충전기가 설치되어있기 때문에 매일 충전이 가능한 것으로 판단된다.

이상의 결과를 종합해보면, 개인의 특성과 차량의 특성, 충전환경 및 활동-통행태 모두 주단위 충전행태

유형 결정에 영향을 미치는 것으로 보이며, 특히 가구 및 직장에서의 충전환경이 가장 중요한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 Lee et al.(2020b)에서 확인한 주단위 충전행태 결정하는 가장 중요한 요소와 동일한 요소가 중요하게 도출되었다는 점에서 기존 연구를 재확인한 연구결과임과 동시에, 장소의 혼합 차원에서의 충전행태 결정 요인과 하루 중 시간대별, 충전기 유형별 충전행태 결정 요인이 유사하다는 것을 확인하였다는 점에서 기존 연구와 차별적인 결과를 도출해냈다고 볼 수 있겠다.

V. 결론

본 연구는 새로운 전기차 구매자들의 의사결정뿐만 아니라 전기차 충전인프라 정책 수립에 기초정보를 제공하기 위해 실제 전기차 이용자들의 일상생활 속에서 충전이 어떻게 이루어지고 있는지 이해하고자 일단위 및 주단위 충전 프로파일을 도출하였다. 일주일 단위 충전일지 자료와 순차패턴분석 방법을 활용하여 하루 중 시간대별 충전 프로파일의 5가지 유형을 도출하였다. 또한, 이 결과에 잠재계층분석 3단계 방법론을 적용하여, 총 4가지 주단위 충전 프로파일을 도출했을 뿐만 아니라, 이들과 상호관련성이 깊은 개인, 활동, 통행, 충전환경 특성을 도출하였다.

그 결과 주단위 충전 프로파일 유형은 한가지 유형의 일단위 충전 프로파일만으로 구성되기도 하지만, 다양한 유형의 충전 프로파일이 모여서 주단위 충전 프로파일이 구성되는 것을 확인할 수 있었다. 또한 개인의 충전환경은 개인의 충전행태를 결정하는 가장 중요한 요인이며, 개인의 특성, 차량의 특성, 통행 특성, 활동 장소에서 머무르는 시간 등이 모두 유의미한 관련성을 지니는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 현재 내연기관차를 이용 중인 잠재 전기차 이용자들이 자신의 활동, 통행, 충전환경 특성을 바탕으로 어떠한 방식으로 충전 프로파일을 구성해 나가야 할지 가이드라인을 제공한다는 점에서 실무적으로 매우 유용한 결과로 판단된다.

또한 완속 충전 중심의 일과시간 집중형 완속 충전 프로파일, 야간 비공용 완속 충전 프로파일, 야간 공용 충전 프로파일 등 3가지 일단위 충전 프로파일 유형들은 서로 다른 시간대에 피크 충전수요를 보여주었고, 충전을 시작하고 중단하는 시간대도 서로 다르게 나타났다. 이러한 결과는 전기차 시대가 본격적으로 시작된 지금, 건축물 단위의 전기에너지 수요를 예측하고, 이를 바탕으로 에너지 정책을 수립할 때 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

나아가 아파트 등 공동주택 위주의 주거환경 속에서 장시간 충전이 필요한 인프라의 활용 비중은 미국 등 단독주택 위주의 주거형태를 지닌 국가들에 비해 아직까지 낮은 수준인 것이 확인되었다. 그러나 비공용완속충전기의 보급 및 직장 충전기의 보급은 전기차 보급 증대와 함께 혼잡이 예상되는 도심지의 급속충전 수요를 분산시킬 수 있다는 가능성을 확인해 주고 있다. 이는 안정적으로 충전할 수 있는 충전환경이 제공되었을 때 단시간 급속 충전을 통해 일상생활을 영위하기 위해 필요한 전력을 보충하지 않아도 된다는 뜻으로 완속충전인프라 보급 관련 정책에 중요한 시사점을 가진다.

본 연구는 기존 연구에서 순차패턴분석방법과 잠재계층분석방법을 단계적으로 혼합 이용하여 기존 연구에서는 도출하지 못했던 일단위 시간대별 충전 프로파일을 도출하고, 이 결과를 활용하여 일단위 프로파일 유형 구성에 기반한 주단위 충전 프로파일을 도출해냈다는 점에서 학술적 의의를 지닌다고 할 수 있다. 그러나 일단위와 주단위 군집을 하나의 모형 또는 분석방법의 틀 안에서 동시에(Simultaneously) 도출해내지 못했다는 점은 연구의 한계로 볼 수 있겠다. 따라서 향후 연구에서는 다수준 군집 분석방법론을 활용하여 새로운 결과를 도출해내고자 한다. 또한, 초기 전기차 이용자들을 대상으로 1주일 단위 충전일지 방식을 사용

하여 데이터를 수집하였기 때문에 충분한 표본 확보에 어려움이 있었고, 이로 인해 다양한 주단위 충전 프로파일 도출에 제한이 있었다. 따라서 향후 연구에서는 차량과 동기화된 자료수집방식을 고안하여 많은 표본을 수집하고, 중장기 충전행태 유형화 연구 또한 진행해 나갈 예정이다.

REFERENCES

- Axsen, J., Kurani, K. S., McCarthy, R. and Yang, C.(2011), “Plug-in hybrid vehicle GHG impacts in California: Integrating consumer-informed recharge profiles with an electricity-dispatch model”, *Energy Policy*, vol. 39, pp.1617-1629.
- Björnsson, L. H. and Karlsson, S.(2015), “Plug-in hybrid electric vehicles: How individual movement patterns affect battery requirements, the potential to replace conventional fuels, and economic viability”, *Applied Energy*, vol. 143, pp.336-347.
- Byun, W. H., Lee, K. and Kee, H. Y.(2013), “Analysis of Choice Model for EV Charger Types and Willingness to Pay for Charging Rate Based on Logit model”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 12, no. 4, pp.56-65.
- Chakraborty, D., Bunch, D. S., Lee, J. H. and Tal, G.(2019), “Demand drivers for charging infrastructure—charging behavior of plug-in electric vehicle commuters”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 76, pp.255-272.
- Dong, J., Liu, C. and Lin, Z.(2014), “Charging infrastructure planning for promoting battery electric vehicles: An activity-based approach using multiday travel data”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 38, pp.44-55.
- Gabardinho, A., Ritschard, G., Mueller, N. S. and Studer, M.(2011), “Analyzing and visualizing state sequences in R with TraMineR”, *Journal of Statistical Software*, vol. 40, no. 4, pp.1-37.
- Hardman, S., Lee, J. H. and Tal, G.(2019), “How do drivers use automation? Insights from a survey of partially automated vehicle owners in the United States”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 129, pp.246-256.
- Helmus, J. R., Lees, M. H. and Van den Hoed, R.(2020), “A data driven typology of electric vehicle user types and charging sessions”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 115, 102637.
- IEA(2022), *Global EV Outlook 2022*.
- Ji, W., Nicholas, M. and Tal, G.(2015), “Electric vehicle fast charger planning for metropolitan planning organizations: Adapting to changing markets and vehicle technology”, *Transportation Research Record*, vol. 2502, no. 1, pp.134-143.
- Joh, C. H.(2007), “An Activity-Based Analysis of Contextual Information of Activity Patterns and Profiles”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 25, no. 6, pp.171-183.
- Joh, C. H., Arentze, T. and Timmermans, H.(2001), “Pattern recognition in complex activity travel patterns: comparison of Euclidean distance, signal-processing theoretical, and multidimensional sequence alignment methods”, *Transportation Research Record*, vol. 1752, no. 1, pp.16-22.
- Kim, G.(2020), *Optimizing Fast EV Charging Infrastructure Location with Trafficflow Data*, Master's Thesis, Seoul National University.

- Ko, J., Kim, D., Nam, D. and Lee, T.(2017), “Determining locations of charging stations for electric taxis using taxi operation data”, *Transportation Planning and Technology*, vol. 40, no. 4, pp.420-433.
- Lee, G. H. and Park, J.(2020), “The Classification and Effect of News Users’ ‘News Media Repertoire’By Latent Class Analysis”, *Korean Journal of Communication & Information*, vol. 99, pp.148-176.
- Lee, J. H., Chakraborty, D., Hardmanb, S. J. and Tal, G.(2020), “Exploring electric vehicle charging patterns: Mixed usage of charging infrastructure”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 79, 102249.
- Lee, J. H., Davis, A., Yoon, S. Y. and Goulias, K. G.(2017), “Exploring daily rhythms of interpersonal contacts: Time-of-day dynamics of human interactions with latent class cluster analysis”, *Transportation Research Record*, vol. 2666, no. 1, pp.58-68.
- Lee, J. H., Yoon, S. Y., Yeon B. M. and Park, S.(2020), *Development of User-centric Charging Infrastructure Policies for Rapid Adoption of Zero Emission Vehicles*, Korea Research Institute for Human Settlements, Sejong.
- Lee, M. S. and Jang, Y. J.(2016.04), “Analysis of Status and Utility of Electric Car Charger in Jeju”, *Korean Institute of Industrial Engineers Conference*, Korean Institute of Industrial Engineers, pp.5150-5169.
- Lee, Y. G.(2013), *UE-based Location Model of EV Rapid Charging Stations for Different Battery State-of-charge*, Doctoral Dissertation, Seoul National University.
- Mandev, A., Plötz, P., Sprei, F. and Tal, G.(2022), “Empirical charging behavior of plug-in hybrid electric vehicles”, *Applied Energy*, vol. 321, 119293.
- McBride, E. C., Davis, A. W. and Goulias, K. G.(2019), “Fragmentation in daily schedule of activities using activity sequences”, *Transportation Research Record*, vol. 2673, no. 4, pp.844-854.
- Morrissey, P., Weldon, P. and O’Mahony, M.(2016), “Future standard and fast charging infrastructure planning: An analysis of electric vehicle charging behaviour”, *Energy Policy*, vol. 89, pp.257-270.
- Oh, S. C. and Kim, J. M.(2009), “A Optimal Facility Location Using Set Covering and Minisum (Application to Optimal Location of 119 Eru)”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 27, no. 4, pp.103-113.
- Park, J., Huh, S. and Kim, J.(2019), *Advanced Vehicle Technologies and Implications for Future Transport System*, Korea Transport Institute.
- Park, J., Kang, J. Y., Goldberg, D. W. and Hammond, T. A.(2022), “Leveraging temporal changes of spatial accessibility measurements for better policy implications: A case study of electric vehicle (EV) charging stations in Seoul, South Korea”, *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 36, no. 6, pp.1185-1204.
- Park, K., Jeon, H., Jung, K. and Son, B.(2017), “Charging Behavior Analysis of Electric Vehicle”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 35, no. 3, pp.210-219.
- Schäuble, J., Kaschub, T., Ensslen, A., Jochem, P. and Fichtner, W.(2017), “Generating electric vehicle load profiles from empirical data of three EV fleets in Southwest Germany”, *Journal of Cleaner Production*, vol. 150, pp.253 - 266.

- Sim, H.(2022), “Optimal Location of Public Fast Chargers for Electric Vehicle Supply in Seoul”, *Journal of Climate Change Research*, vol. 13, no. 4, pp.511-523.
- Su, R., McBride, E. C. and Goulias, K. G.(2021), “Unveiling daily activity pattern differences between telecommuters and commuters using human mobility motifs and sequence analysis”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 147, pp.106-132.
- Sutton, K., Hardman, S. and Tal, G.(2022), *Strategies to Reduce Congestion and Increase Access to Electric Vehicle Charging Stations at Workplaces*, UC Davis PHEV Center, UCD-ITS-RR-22-55, pp.1-29.
- Van der Kam, M., Van Sark, W. and Alkemade, F.(2020), “Multiple roads ahead: How charging behavior can guide charging infrastructure roll-out policy”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 85, 102452.
- Vermunt, J. K. and Magidson, J.(2002), “Latent class cluster analysis”, *Applied Latent Class Analysis*, vol. 11, pp.89-106.
- Vermunt, J. K.(2010), “Latent class modeling with covariates: Two improved three-step approaches”, *Political Analysis*, vol. 18, no. 4, pp.450-469.
- Wilson, W. C.(1998), “Activity pattern analysis by means of sequence-alignment methods”, *Environment and Planning A*, vol. 30, no. 6, pp.1017-1038.