

ORIGINAL ARTICLE

전기차 배터리 소모량 분석모형 개발 및 실증

서인선* · 이영미 · 오상울 · 곽명창 · 이현지

Development and Empirical Validation of an Electric Vehicle Battery Consumption Analysis Model

In-Seon Suh*, Young-Mi Lee, Sang-Yul Oh, Myeong-Chang Gwak, Hyeon-Ji Lee

ECOBRAIN Co.,Ltd., 167, Songpa-daero, Songpa-gu, Seoul, Korea

Abstract

In popular tourist destinations such as Jeju and Gangwon, electric rental cars are increasingly adopted. However, sudden battery drain due to weather conditions can pose safety issues. To address this, we developed a battery consumption analysis model that considers resistive energy factors such as acceleration, rolling resistance, and aerodynamic drag. Focusing on the effects of ambient temperature and wind speed, the model's performance was evaluated during an empirical validation period from November to December 2023. Comparing predicted and actual state of charge (SoC) across different routes identified ambient temperature, wind speed, and driving time as major sources of error. The mean absolute error (MAE) increased with lower temperatures due to reduced battery efficiency. Higher wind speeds on routes 1 and 6 resulted in larger errors, indicating the model's limitation in considering only tailwinds for aerodynamic drag calculations. Additionally, longer driving times led to higher actual SoC than predicted, suggesting the need to account for varying driver habits influenced by road conditions. Our model, providing more accurate SoC predictions to prevent battery depletion incidents, shows high potential for application in navigation apps for electric vehicle users in tourist areas. Future research should endeavor to the model by including wind direction, HVAC system usage, and braking frequency to improve prediction accuracy further.

Key words : SoC(state of charge), Electric vehicle, Battery, OBD data, Weather

1. 서론

제4차 친환경자동차 기본계획(MOTIE, 2021)에 따르면, 2030년까지 전기차 300만 대가 보급될 예정이며, 온실가스 배출을 2017년 대비 24% 감축할 계획이다. 이를 위해 산업통상자원부는 렌터카 등 사업용 차량의 친환경차 전환을 촉진하고 있다. 국내 전기차 등록 현황(MOLIT STATISTICS SYSTEM, 2023)에 따르면, 전기차 보급률은 전국적으로 증가하고 있으며, 특히 제

주와 강원 등 주요 관광지에서는 2019년 대비 각각 2배, 6배 증가했다.

전기차는 친환경적이며 내연기관차에 비해 유지보수가 간편하다는 장점이 있다. 그러나 기상 환경 변화에 따라 배터리가 급격히 소모될 수 있다. 기온의 급변화는 배터리 성능을 저하시키고, 에어컨 및 히터 사용은 배터리 소모량을 증가시킨다. Kim and Kim(2011)은 OCV (open circuit voltage)와 전류 적분을 이용하여 배터리의 SoC (state of charge)를 추정했다. Jang

Received 17 June, 2024; Revised 4 July, 2024;

Accepted 5 July, 2024

*Corresponding author : In-Seon Suh, ECOBRAIN Co.,Ltd., 167, Songpa-daero, Songpa-gu, Seoul, Korea
Phone : +82-70-7018-3083
E-mail : suhis@ecobrain.net

© The Korean Environmental Sciences Society. All rights reserved.
© This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

and Chung(2012)은 칼만 필터 기반 SoC 추정 성능을 개선하기 위해 실측 데이터를 바탕으로 PSIM 시뮬레이션을 진행했다. Ondruska and Posner(2014)는 SoC와 배터리 정보를 LR (linear regression)로 분석하여 목적지 경로에 따른 주행가능거리 예측 확률 정보를 제시했다. Han and Lee(2014)는 파라미터 식별 알고리즘을 이용한 SoC 알고리즘을 설계하고, 센서 고장 검출 식별(sensor fault detection isolation, SFDI) 알고리즘을 개발했다. Bae et al.(2015)은 전류적산법을 수정한 SoC 추정 방법을 제안하고, MATLAB을 이

용한 배터리 방전 시뮬레이션을 통해 방전시간을 검증했다. Vaz et al.(2015)은 SoC, 배터리 정보, 지형정보를 Genetic Algorithm으로 분석하여 일정 속도 내에서 최적의 배터리 상태와 최소 에너지 소비를 산출했다. Sun et al.(2019)은 SoC, 운행정보, 기온 등을 Gradient Boosting Decision Tree로 분석하여 -1.41 km에서 -1.58 km 오차의 주행가능거리를 예측했다. Lee et al.(2019)은 여름철 전기차 주행 중 에어컨을 가동한 결과 평균 5.3%, 최대 13.1%의 배터리 소모가 증가함을 확인했다. Lee et al.(2024)은 2022년 4월

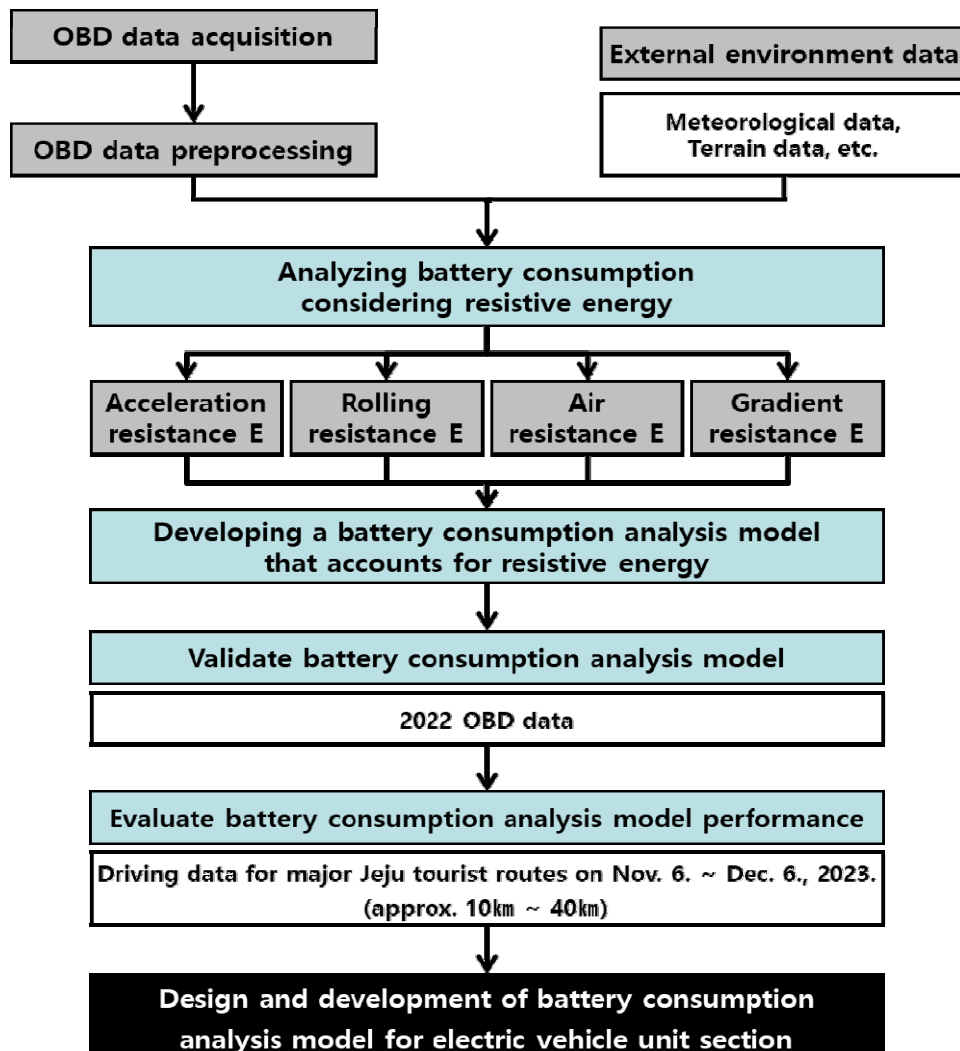


Fig. 1. Study flow chart.

부터 2023년 2월까지 -15°C 에서 30°C 범위의 외기온도 데이터를 바탕으로 동일 경로를 주행하며 얻은 전기차 배터리 소모량을 분석하여, -15°C 에서 24°C 대비 35.4%가량의 배터리 소모가 증가함을 확인했다.

제주도와 강원도는 전기차 수요가 높은 지역으로, 산악지대가 많고 폭설·폭우 등 갑작스러운 기상 변화가 자주 발생하여 배터리 방전 사고 발생 가능성이 다른 지역보다 크다. 연구 동향을 분석한 결과, 전기차 배터리는 지형, 기온 등 외부 환경요인이나 에어컨·히터 사용의 영향을 받는 것으로 나타났다. 그러나 배터리 소모량 예측 모형에 실온행 데이터를 적용하여 성능을 평가한 사례는 부족했다. 본 연구는 2017년부터 2021년까지의 제주도 주행 OBD (on board diagnostics) 데이터를 이용하여 가속, 브레이크 빈도수, 주행속도, 고도 변화 등 배터리 소모에 미치는 요인을 파악하고, 저항 에너지를 고려한 배터리 소모량 분석 모형에 대한 연구이다. 2022년 제주도 주행 데이터를 적용하여 모형의 적용성을 검증했고, 2023년 11월 6일부터 12월 6일까지 제주도 주요 관광 경로를 주행한 데이터를 적용하여 모형의 성능을 평가했다. Fig. 1은 본 연구의 연구 흐름도이다.

2. 이론적 배경

2.1 가속 저항에너지

가속 저항에너지는 차량이 가속함에 따라 발생하는 저항에너지이다. 이는 차량의 가속도에 비례하며, Eq. (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$P = f_m M \alpha V \quad (1)$$

여기서 f_m 은 질량계수이고, M 은 차량의 질량, α 는 가속도 그리고 V 는 주행속도이다. 질량계수와 차량의 질량은 변하지 않는 상수이며, 차량에 물건이 많이 적재될 경우 질량이 증가할 수 있으나, 본 연구는 이를 고려하지 않았다. 가속도 및 주행속도는 OBD 측정 자료를 기반으로 계산했다.

2.2 구름 저항에너지

구름 저항에너지는 차량 주행 중 타이어가 회전할 때 발생하는 저항에너지이다. 이는 타이어의 구름 저항과

차량 속도에 비례하며, Eq. (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$P = MgC_{rr} V \cos\theta \quad (2)$$

여기서 M 은 차량의 질량, g 는 중력, C_{rr} 은 타이어의 구름 저항계수, V 는 주행속도 그리고 $\cos\theta$ 는 차량이 주행하는 도로의 경사이다. 차량의 질량과 중력은 변하지 않는 상수이고, 타이어의 구름 저항계수는 Young et al.(2012)이 제시한 값을 인용하였다. 주행속도는 OBD 측정 자료를 기반으로 계산하고, 도로 경사는 OBD 측정 자료와 GPS의 거리차와 고도차를 이용하여 계산했다.

2.3 공기 저항에너지

공기 저항에너지는 차량이 전방 운전할 시 공기에 의해 받는 저항에너지이며, 통상적으로 차량은 공기저항을 최소화하는 모습으로 설계돼 있다. 이는 차량의 전면 유리 면적, 차량 속도, 풍속 등 요소들의 영향에 따라 변화하는 모습을 보이며, Eq. (3)와 같이 표현할 수 있다.

$$P = \frac{1}{2} \rho A C_d V (V - V_m)^2 \quad (3)$$

여기서 ρ 는 공기 밀도, A 는 차량의 전면 유리 면적, C_d 는 공기 저항계수, V 는 주행속도 그리고 V_m 은 바람에 대한 요소이다. 공기 밀도는 변하지 않는 상수이고, 차량의 전면 유리 면적은 면적이 넓을수록 공기 저항이 커진다. 공기 저항계수는 Young et al.(2012)이 제시한 값을 인용하였고, 주행속도는 OBD 측정 자료를 이용하여 계산했다. 바람에 대한 요소는 바람 방향에 따라 부호가 변하는데, 순풍은 차량의 후방에서 불어와 공기 저항 에너지가 감소하는 반면, 역풍은 차량의 진행 방향에서 불어와 공기 저항 에너지가 증가하고 더 많은 에너지를 소비하게 된다. 본 연구에는 순풍에 의한 에너지 감소를 고려했다.

2.4 경도 저항에너지

경도 저항에너지는 차량 주행 시 도로 경사에 의해 받는 저항에너지이다. 전기차는 전기모터를 발전기로 사용하기 때문에 내리막길 주행에서 역학에너지를 전기에너지로 변환하여 배터리에 저장할 수 있는데 이러

한 과정을 회생제동이라고 한다. Zheng et al.(2012)은 회생제동과 배터리 SoC가 밀접한 관계가 있으며, FTP75 주행 시험모드에서 75% 회생제동을 고려할 시 구동에너지의 약 24%가 배터리에 저장됨을 확인하였다. 이에 본 연구는 회생제동을 고려하여 저항에너지 및 SoC를 산정하였고, 도로 경사도에 의해 나타나는 정도 저항에너지는 Eq. 4와 같이 표현할 수 있다.

$$P = MgV\sin\theta \quad (4)$$

여기서 M은 차량의 질량, g는 중력, V는 주행속도 그리고 $\sin\theta$ 는 차량이 주행하는 도로의 경사이다. 차량의 질량과 중력은 변하지 않는 상수이고, 주행속도는 OBD 측정 자료를 이용하여 계산하였다. 도로 경사는 경사에 비례하며, 내리막길의 경우 저항에너지가 회생제동에 의하여 값이 변환돼 배터리에 저장된다.



Fig. 2. Electric vehicle OBD installation.

Table 1. Electric vehicle specifications

Columns	Specifications
Vehicle type	IONIQ EV
Quantity	2
Collection period	2017.11.8. ~ Current
Battery capacity (Ah)	78
Energy capacity (kWh)	28.0
Weight (kg)	1,445
Range per charge (km)	191
Fuel efficiency (km/kWh)	6.3
Time resolution	5 second

Table 2. Status of OBD data collection

Columns	Data	Columns	Data
1	Vehicle type	9	Latitude
2	Modem number	10	Longitude
3	Year	11	Terrain elevation
4	Month	12	Vehicle speed
5	Day	13	Distance traveled
6	Hour	14	SoC
7	Minute	15	Driving range
8	Second	16	Temperature

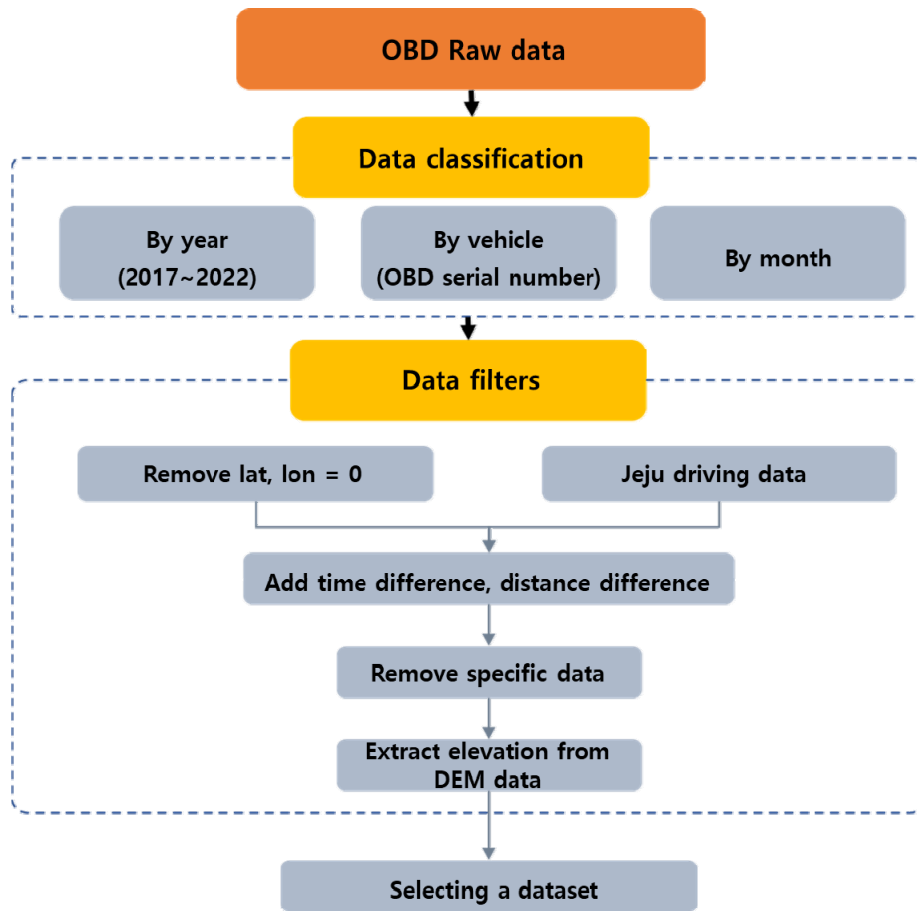


Fig. 3. OBd data preprocessing flowchart.

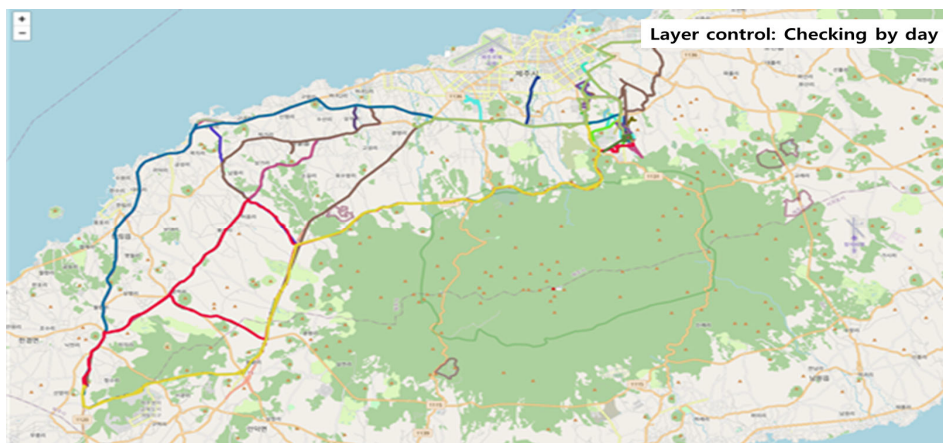


Fig. 4. Displaying preprocessed data.

3. 연구 적용 및 결과

3.1 전기차 운행 OBD 데이터 수집 및 전처리

IONIQ EV 전기차에 OBD 단말기를 장착하여 누적 주행거리, SoC, 예상 주행가능거리 등의 데이터를 수집하였다. Table 1은 차량의 제원을 정리한 표이고, Table 2는 OBD 데이터 수집 항목을 정리한 표이다. Fig. 2는 IONIQ EV에 OBD가 장착된 모습이다.

수집된 데이터를 연도별, 차량별, 월별로 분류하였고, 시간 차와 거리 차 정보를 추가하였다. 그리고 이동시간 전후 시간 차가 5초 이상 발생하거나 거리 차가 5 m 이하 또는 20 m 이상이 발생하면 이상치로 판단하여 이를 제외하였다. OBD 데이터의 시간별 고도를 보완하기 위해 국토지리정보원의 제주 DEM (digital elevation model) 90 m 해상도 자료를 이용하였다. 차량의 GPS 이동 경로와 DEM 자료를 분석하여 차량 이동에 따른 고도 데이터를 추출하였고, 이를 통하여 지형 경사도를 확인하였다. Fig. 3은 수집 데이터를 분류 및 제외하여 전처리하는 과정이고, Fig. 4는 전처리가 완료된 데이터를 지도상에서 확인한 것이다.

3.2 저항에너지를 고려한 배터리 소모량 분석 모형

본 연구는 외부 환경 요인을 기온과 풍속으로 선정하였고, 기상청 AWS (automatic weather station)와 ASOS (automated synoptic observing system) 자료를 활용하였다. 그리고 전기차 운행 데이터를 외부 환경 자료와 융합하여 저항에너지를 고려한 전기차 배터리 소모량 분석 모형을 설계하였다. 그리고 OBD에서 수집된 2022년 SoC 데이터를 적용하여 저항에너지를 고려한 전기차 배터리 소모량 분석 모형을 검증하였다. Table 3을 살펴보면, 해당 모형은 연간 6.45 MAE (mean absolute error, 평균 절대 오차)가 발생하였다. 그러나 계절별로 분석하였을 때 여름과 가을은 실제 배터리 소모보다 과소 추정되는 반면 겨울은 과대 추정되었다. 특히 겨울의 오차는 10.98로 가장 크게 나타나, 배터리 소모의 요인으로 고려한 외기 온도와 풍속뿐만 아니라 공조시스템 가동이나 운전자 습관에 의해 달라지는 브레이크 횟수 등의 다른 원인에 의한 것으로 판단했다. 따라서 외기 온도와 풍속의 영향을 집중적으로 평가하기 위해, 실증 시나리오에 따른 배터리 소모량 분석 모형을 추가 평가하였다.

3.3 실시간 배터리 소모량 예측정보 생산 검증

2022년 계절별 검증 결과를 고려하여 본 실증 연구는 실증 기간을 2023년 11월 6일부터 12월 6일까지 선정하였고, 목적지에 도착 시 수집된 SoC 데이터로 분석 모형을 평가하였다. 실증 경로별 출발지와 목적지는 제주관광공사에서 선정한 제주 주요 관광지와 제주전기차서비스에서 측정한 전기차 충전소 이용 순위를 기반으로 선정하였다. Table 4는 선정된 경로를 정리한 표이다.

경로 1부터 경로 7까지 각 실증 경로를 3~5번가량 반복 주행하며 OBD 데이터를 수집하였다. 외기온도와 풍속 외 배터리 소모 추가 요인을 제거하기 위해, 주행시 공조 설정을 하지 않았으며, 회생제동은 IONIQ EV 차량의 기본 설정인 level 1로 고정해 주행하였다. 목적지 도착 후 OBD에서 수집된 SoC와 저항에너지를 고려한 배터리 소모량 분석 모형에서 예측한 SoC를 비교하여 외기온도와 풍속에 의한 배터리 소모 영향을 분석하였다. 분석 모형에서 활용한 외기온도와 풍속은 주행 경로 주변 AWS 관측자료를 사용하였고, 풍향은 고려하지 않았다. 저항에너지를 고려한 배터리 소모량 분석 모형을 경로별로 성능을 평가한 결과는 Table 5에서 확인할 수 있으며, 경로별 오차는 Fig. 5와 같다.

경로별 예측 SoC 성능과 실측 SoC 비교 결과, 경로 1의 평균 MAE는 3.34로 가장 높게 나타났다. 이는 해당 경로에서 예측 SoC와 실측 SoC 간의 차이가 크다는 것을 의미한다. 반면, 경로 3과 4의 평균 MAE는 각각 0.81과 1.00으로 나타나 예측 모델이 실측과 매우 가깝게 나타났다. Fig. 6과 같이 환경 조건(기온 및 풍속)의 영향을 고려한 MAE 분석 결과, 기온이 낮을 때 MAE가 증가하는 경향을 보였다. 이는 저온 환경에서 배터리 효율이 저하되는 영향으로 판단된다. 또한, MAE가 비교적 높은 경로인 1과 6에서 풍속이 높을수록 오차가 증가하는 경향이 뚜렷이 나타났다. 이는 개발한 분석 모형이 순풍만을 고려하여 공기 저항 에너지를 계산하기 때문에, 풍향 조건을 추가로 고려하여 보완할 필요가 있음을 시사한다. 경로별로 주행 시간이 길어짐에 따라 예측 SoC에 비해 실측 SoC가 큰 경로 1과 7에서 오차가 증가하는 경향이 나타났다. 도로 혼잡이나 교통 체증으로 인해 브레이크를 밟는 횟수가 증가하면 전기차의 회생제동 기능이 활성화되어 배터리 소모 대신 배터리 충전이 발생한 요인으로 판단된다.

Table 3. Validate battery consumption analysis that account for resistive energy (using 2022 IONIQ EV OBD data)

	Data count	Measured value SoC	Predicted value SoC	Error (MAE)
Spring	11,493	60.02	59.23	6.91
Summer	12,279	63.07	65.18	3.30
Autumn	6,209	61.83	63.98	5.09
Winter	9,261	64.57	61.06	10.98
Total	39,242	62.29	62.27	6.45

Table 4. IONIQ EV driving paths

Path	Departure	Arrival	Distance	Direction
1	Jeju International Airport P1 Parking Lot	Jusangjeoldae Parking Lot	39 km	N → S
2	Jeju Shilla Hotel EV Charging Station	Jeju Folk Village Museum	44 km	S
3	Haevichi Hotel Surface Parking Lot	Seopjikoji Parking Lot	19 km	E
4	Phoenix Island Electric Vehicle Charging Station	Sangumburi Small Parking Lot	24 km	E
5	Sangumburi Small Parking Lot	Ramada Plaza Jeju Hotel	21 km	E → N
6	Jeju International Airport P1 Parking Lot	Hyeopjae Beach Electric Vehicle Charging Station	29 km	N → W
7	Jeju Shinhwa World A Parking Lot	Seogwipo Mael Olle Market EV charging station	27 km	W → S

Table 5. Battery consumption analysis model validation results considering resistive energy

Path	Case ¹⁾	Driving distance(km)/ Driving time(min)	Temperature(°C)		Wind speed(%)	Measured value SoC	Predicted value SoC	Error (MAE)
			Mean	ΔT				
1	1	39 / 64	14.42	9	4	87.52	86.78	0.74
	2	39 / 63	20.30	7	1.5	32.30	28.43	3.87
	3	39 / 64	10.40	11	3.6	57.94	51.24	6.70
	4	39 / 64	14.56	9	2.4	23.11	21.02	2.09
	5	39 / 68	12.72	10	3.5	50.97	47.66	3.30
2	1	44 / 67	19.40	3	4.2	82.80	82.23	0.57
	2	44 / 66	23.26	1	2	26.41	27.15	0.74
	3	44 / 70	15.88	2	4.4	51.76	49.91	1.85
	4	44 / 71	17.72	3	2.7	38.04	35.87	2.17
	5	44 / 63	17.42	3	2.6	43.82	43.56	0.26
3	1	19 / 28	18.57	1	3.7	76.50	76.54	0.04
	2	19 / 26	23.07	1	2.4	20.49	20.69	0.2
	3	19 / 26	14.47	1	1	46.20	44.55	1.65
	4	19 / 30	15.65	1	2.1	32.38	31.01	1.36
	5	19 / 22	16.63	1	2.8	36.39	35.58	0.82
4	1	24 / 37	17.07	3	3.8	70.22	70.29	0.07
	2	24 / 34	21.67	4	1.4	14.99	15.07	0.08
	3	24 / 35	12.93	3	4.4	40.58	38.25	2.33
	4	24 / 34	13.02	5	3	27.06	25.26	1.79
	5	24 / 35	15.62	3	2.7	30.26	29.53	0.73

Path	Case ¹⁾	Driving distance(km)/ Driving time(min)	Temperature(°C)		Wind speed(%)	Measured value SoC	Predicted value SoC	Error (MAE)
			Mean	ΔT				
5	1	21 / 43	15.16	3	3.9	66.07	64.17	1.89
	2	21 / 45	21.10	3	1.4	10.32	10.2	0.12
	3	21 / 52	11.39	3	3	35.82	32.02	3.80
	4	21 / 39	15.07	2	2.8	25.40	23.67	1.73
6	1	29 / 51	18.60	1	2.5	66.39	64.98	1.41
	2	29 / 53	10.29	2	7	94.29	90.69	3.60
	3	29 / 51	13.28	2	2.3	91.16	88.08	3.08
7	1	27 / 42	19.66	1	2.1	57.26	57.36	0.1
	2	27 / 39	11.40	3	2	84.55	80.66	3.89
	3	27 / 38	15.04	4	3.6	81.65	79.44	2.21

¹⁾ Case: Iteration count

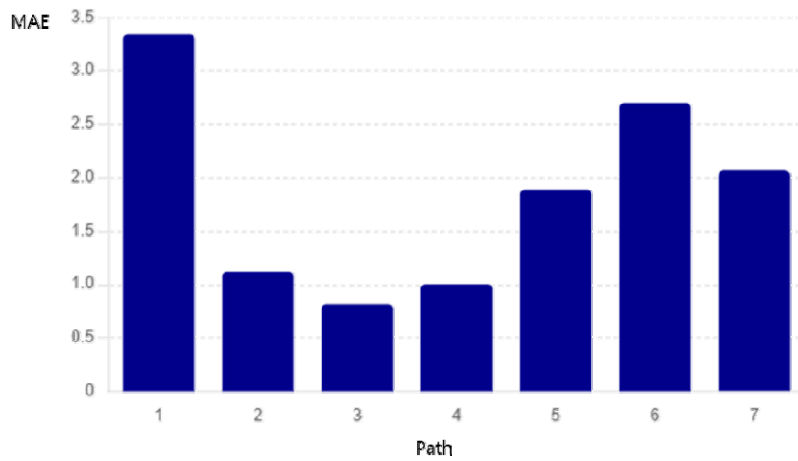


Fig. 5. Average value of error per driving path.

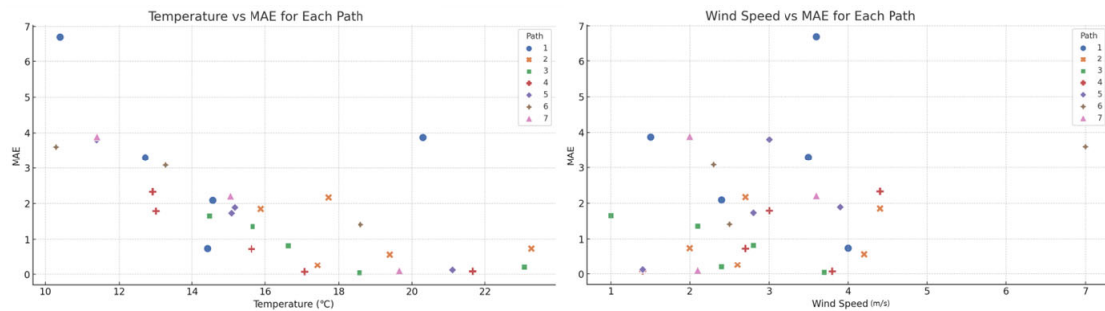


Fig. 6. MAE variation due to environmental conditions (temperature, wind speed).

4. 결 론

제주나 강원 같은 관광지에서 렌터카가 전기차로 확대되고 있으며, 날씨에 따라 갑작스러운 배터리 소모로 안전사고가 발생하기도 한다. 이에 따라 전기차 배터리의 소모에 영향을 주는 가속, 구름, 공기 저항 등 저항 에너지를 고려한 배터리 소모량 분석 모형을 개발하였다. 외기온도와 풍속의 영향을 보기 위해, 2023년 11월부터 12월 사이의 실증기간 동안 모형의 성능을 평가하였다. 경로별 예측 SoC 성과와 실측 SoC 비교 결과, 외기 온도, 풍속, 주행 시간 등이 주요 오차 요인으로 확인되었다. 기온이 낮을수록 MAE가 증가하는 경향을 보였으며, 이는 저온 환경에서 배터리 효율이 저하되기 때문이다. 경로 1과 6에서는 풍속이 높을수록 오차가 커졌는데, 이는 순풍만을 고려한 공기 저항 에너지 계산의 한계 때문이다. 주행 시간이 길어질수록 예측 SoC보다 실측 SoC가 높게 나타나고, 이는 도로 환경에 따라 달라지는 사용자 운전 습관도 고려할 필요가 있음을 시사한다. 본 연구의 모형은 전기차 사용자를 위한 관광지 길 안내 애플리케이션 등에 적용되어, 보다 정확한 예측 SoC 값을 제공함으로써 배터리 방전 사고를 예방하는데 높은 활용도가 기대된다. 향후 연구에서는 풍향 조건을 포함한 에너지 계산과 운전자 습관을 고려한 공조 시스템 사용 유무나 브레이크 히트 등을 반영하여, 모형의 예측 성능을 더욱 향상할 필요가 있다.

감사의 글

이 연구는 2022년도 중소벤처기업부의 기술개발사업(S3310841) 지원을 받아 수행되었습니다.

REFERENCES

- Bae, S. H., Jeon, S. U., Park, J. W., 2015, A Study on SOC estimation method using battery discharge characteristics, 2015 The Institute of Electronics Engineers of Korea Conference, The Institute of Electronics Engineers of Korea, 1193-1195.
- Han, M. Y., Lee, K. S., 2014, Estimation of state-of-charge and sensor fault detection of a lithium-ion battery in electric vehicles, *Trans. Korean Inst. Elect. Eng.*, 63(8), 1085-1091.
- Jang, K. W., Chung, G. B., 2012, A SOC estimation using kalman filter for lithium-polymer battery, *The Korean Institute of Power Electronics*, 17(3), 222-229.
- Kim, Y. H., Kim, D. H., 2011, Implementation of battery 'state of charge' estimation algorithm, *J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.*, 10(1), 27-32.
- Lee, G. R., Song, J. G., Lim, Y. S., Park, S. H., 2024, Energy consumption evaluation of passenger electric vehicle based on ambient temperature under real-world driving conditions, *Energy Conversion and Management*, 306, 118289.
- Lee, T. H., Ha, S. W., Choi, Y. J., Kim, K. J., Choi, D. H., 2019, Analysis of battery consumption according to air-conditioner operation of commercial electric vehicle, *KSAE (Transactions of the Korean Society Automotive Engineers)*, 27(2), 145-150.
- MOLIT STATISTICS SYSTEM, 2023, EV registrations by region in Korea.
- MOTIE, 2021, The fourth basic plan for eco-friendly vehicles.
- Ondruska, P., Posner, I., 2014, Probabilistic attainability maps: Efficiently predicting driver-specific electric vehicle range, 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 1169-1174.
- Sun, S., Zhang, J., Bi, J., Wang, Y., 2019, A Machine learning method for predicting driving range of battery electric vehicle, *Journal of Advanced Transportation*, 2019(6), 1-14.
- Vaz, W., Nandi, A. K., Landers, R. G., Koylu, U. O., 2015, Electric vehicle range prediction for constant speed trip using multi-objective optimization, *J. Power Sources*, 275, 435-446.
- Young, K., Wang, C., Wang, L., Strunz, K., 2012, Chapter 2 electric vehicle battery technologies, *Engineering, Environmental Science*.
- Zheng, C. H., Park, Y. I., Lim, W. S., Cha, S. W., 2012, A Study on battery SOC estimation by regenerative braking in electric vehicles, *KSAE (Transactions of the Korean Society Automotive Engineers)*, 20(1), 119-123.

-
- Director. In-Seon Suh
ECOBRIAN R&D Center, ECOBRAIN Co.,Ltd.
suhis@ecobrain.net
 - CEO. Young-Mi Lee
ECOBRAIN Co.,Ltd.
leeym@ecobrain.net

-
- Team Manager. Sang-Yul Oh
New Business Development Team, ECOBRAIN Co.,Ltd.
osy@ecobrain.net
 - Research Engineer. Myeong-Chang Gwak
ECOBRIAN R&D Center, ECOBRAIN Co.,Ltd.
gmc@ecobrain.net
 - Research Engineer. Hyeon-Ji Lee
ECOBRIAN R&D Center, ECOBRAIN Co.,Ltd.
hjlee@ecobrain.net