



국내 전기차 수요 분석 및 예측

Demand Analysis and Forecasting of Battery Electric Vehicles in Korea

| | |
|--------------------|--|
| 저자 (Authors) | 곽재진, 김성수 Jaejin Kwak, Sungsu Kim |
| 출처 (Source) | 한국 SCM 학회지 20(1) , 2020.5, 24-35 (12 pages) Journal of the Korean Society of Supply Chain Management 20(1) , 2020.5, 24-35 (12 pages) |
| 발행처 (Publisher) | 한국SCM학회 Korean Society of Supply Chain Management |
| URL | http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE09350070 |
| APA Style | 곽재진, 김성수 (2020). 국내 전기차 수요 분석 및 예측. 한국 SCM 학회지, 20(1), 24-35. |
| 이용정보 (Accessed) | 연세대학교 165.***.14.104 2021/08/24 17:02 (KST) |

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

국내 전기차 수요 분석 및 예측

곽재진* · 김성수*†

*경북대학교 경영학부

Demand Analysis and Forecasting of Battery Electric Vehicles in Korea

Jaejin Kwak* · Sungsu Kim*†

*School of Business Administration, Kyungpook National University

Along with the South Korean government's efforts to increase the supply of electric vehicles (EV) in the market, the sales of EV have risen from 66 in 2010 to 34,162 in 2019. This research aims to discover the key factors that drive the demand of EV in Korea, excluding the government's incentives and environmental regulations. Throughout the analysis, three major factors have been found, which are cumulative number of EV charging station, number of news reports that include the keyword 'electric car' and 'electric vehicle', and mid and long-term trend of the after-tax gasoline prices that base on the past two months' prices. Moreover, a demand forecasting model was built and the feature importance of the variables was calculated. The cumulative number of charging station showed .56, the number of news reports showed .34, and the mid and long-term trend of gasoline price showed .11 of the feature importance.

Keyword : EV(electric vehicle), Random forest, Multiple linear regression, Machine learning, Forecasting

† **Corresponding Author** : School of Business Administration, Kyungpook National University, 80 Daehak-ro, Buk-gu, Daegu, 41566 Korea. Tel: 82-53-950-5422, E-mail: sungsukim@knu.ac.kr

Received: 30 April 2020, **Revised**: 22 May 2020, **Accepted**: 24 May 2020

1. 서론

전 세계적으로 환경 문제가 불거지고 에너지 위기가 고조됨에 따라 많은 국가들이 이산화탄소 배출과 자원 의존도를 낮추기 위한 노력을 기울이고 있다. 유럽에서는 자동차에 대한 규제가 많이 이루어지고 있는데 이는 자동차가 유럽 전체 이산화탄소 배출의 12%를 차지하고 있기 때문이다. 유럽 의회와 각 회원국 정부는 2025년부터 생산되는 자동차의 이산화탄소 배출량을 15%, 2030년부터는 37.5%를 감소하도록 규제하고 있으며, 자동차 제조사들의 친환경 자동차 생산을 장려하기 위해 인센티브 규제를 도입했다(Poliscanova & Mathieu, 2019).

대한민국의 경우 휘발유·가스차를 대상으로 2009년부터 2015년까지 미국의 초저배출차량(ULEV) 기준을 적용하였으며, 경유차를 대상으로 2009년부터 유럽연합 배출허용기준인 Euro 5를, 2014년부터 Euro 5 대비 미세먼지가 66%, 질소산화물(NOx)이 77% 줄어든 Euro 6 기준을 적용하였다. 또한 정부에서는 친환경차 관련 개발, 보급, 인프라 구축 등 다양한 지원 정책과 보급 노력을 이어 나가고 있다(Kim, 2018). 친환경 자동차란 휘발유차나 경유차에 비해 대기오염 물질을 적게 배출하는 하이브리드(HEV, Hybrid Electric Vehicle), 플러그인 하이브리드(PHEV, Plug-in Hybrid Electric Vehicle), 전기차(BEV, Battery Electric Vehicle), 수소차(FCEV, Fuel Cell Electric Vehicle) 등을 일컫는데 본 연구는 전기에너지만으로 구동되어 대기오염물질을 배출하지 않는 전기차(BEV)를 연구 대상으로 한다.

앞서 언급된 것처럼 정부의 환경규제와 더불어 친환경차 구매 지원정책으로 국내 전기차 보급 누적 대수는 국토교통부 자동차 등록현황 자료 기준 2010년 66대에서 2019년 89,918대로 늘어났다. Eppstein 등(2011)은 인센티브 정책(보조금, 구매혜택)이 친환경차의 시장 침투에 효과적임을 밝혀냈으며, Hao 등(2014)은 전기차 보조금 정책(Electric vehicle subsidy scheme)이 소비자가 느끼는 전기차 구매 비용 부담을 줄여주어 전기차 보급에 긍정적인 효과를 미쳤음을 밝혀냈다. Yang(2010)은 전기차 대중화에 있어 보

조금 정책만으로는 충분하지 않고, 내연기관 차량에 대한 환경규제가 더 효과적임을 밝혀냈다.

지속적인 증가세를 보이는 있는 국내 전기차 수요와 정부의 전기차 보급 장려 정책을 고려하였을 때 전기차 수요를 분석하고 예측의 정확도를 높이는 노력은 정부와 전기차를 생산하는 기업 모두에게 중요하다. 기존 연구를 살펴보면 Chae 등(2011)과 Chae 등(2016)은 Bass확산 모형을 사용하여 전기차 수요를 예측했고 Chu와 Im(2018)은 시나리오 기법과 선택실험법을 이용하여 전기차 수요를 분석하고 예측하였다. 본 연구에서는 전기차에 관한 언론 보도량이라는 기존에는 고려되지 않았던 새로운 변수를 고려하였고 다중선형회귀 모형과 머신러닝(Machine Learning) 모형 중 하나인 랜덤 포레스트(Random Forest)를 사용하여 전기차 수요 예측의 정확도를 높였다.

본 논문의 제2장에서는 국내 전기차 수요 분석 및 예측과 관련된 선행연구들을 소개한 뒤 연구에서 사용될 변수를 설정하고, 제3장에서는 변수와 관련된 데이터를 소개하고 연구가설을 세운다. 제4장에서는 분석결과에 대해 논하고, 제5장에서는 결론과 향후 연구방향에 대해 제시한다.

2. 문헌연구

국내 전기차의 수요를 분석하고 예측하기 위한 연구는 국내에서 최초로 전기차가 출시된 2010년을 기점으로 꾸준히 진행되었으나 향후 전기차 시장의 성장을 고려한다면 여전히 부족한 것으로 보인다. Chae 등(2011)은 선택기반 다세대 확산 모형을 활용하여 전기차 수요를 예측하였다. 해당 연구에서는 하이브리드 자동차 시장의 데이터에 Bass 확산 모형을 적용하여 유사추론을 하고, 전기차에 대한 선호 의식(stated preference) 조사를 통해 소비자들의 효용 구조를 파악한 후 확산 모형 모수를 보정하여 예측의 정확도를 높였다. 분석 결과 전기차의 가격이 하락하고 충전시간이 짧아질수록 소비자의 전기차 선택 비율이 증가한다는 점을 밝혀냈으며, 전기차 수요의 경우 당시 정부에서 발표한 2020년 전기차 보급 목표

대수인 100만대보다 다소 낮은 60만대로 예측하였다.

Chae 등(2016)은 Bass 확산모형을 이용하여 전기차 동차 수요예측 연구를 진행하였다. 해당 연구에서는 기존 국내 승용차 등록대수 데이터를 활용하여 포화 시장 규모의 변화를 예측하고, 전기차의 가격수용률과 소비자의 유가 변화 민감도를 적용하여 수요를 예측했다. 연구 결과, 가격 변화가 전기차 수요에 상당한 영향을 미친다는 점을 발견했으며, 유가 변화 민감도 또한 유가상승이 많이 일어나는 경우 전기자동차로의 구매 전환에 큰 영향을 미칠 것으로 분석했다.

Chu와 Im(2018)은 시나리오 기법과 선택실험법을 이용하여 국내 전기차 시장의 수요를 예측하였다. 해당 연구에서는 다항 선택 모형(multinomial hybrid choice model)을 이용하여 차량 유형(vehicle type), 총 소유비용(total cost of ownership), 그리고 개인 변수(personal variables)에 근거한 소비자 효용(consumer utility)을 분석했고, 그 결과 총 소유비용이 낮고, 주행거리에 관한 불안함(driving range anxiety)이 낮으며, 환경에 대한 걱정이 클수록 전기차를 구매할 확률이 높아진다는 것을 밝혀냈다. 또한 해당 연구에서는 충전시설, 유가, 배터리 기술, 그리고 정부 보조금을 전기차 수요에 영향을 주는 거시적 요인으로 추정했다. 이 연구에서는 편의성에 영향을 주는 요인으로 충전시설을 설정하고, 배터리 기술과 정부 보조금은 차량 가격에 영향을 주는 요인으로, 유가는 운영비용에 영향을 주는 요인으로 설정한 후 기존 시나리오, 배터리 가격 하락 시나리오, 유가 상승 시나리오를 상정한 후 각 시나리오를 분석한 결과 전기차 보급에 있어 장기적인 유가의 상승이 배터리 가격의 감소보다 더 큰 영향을 주는 것을 밝혀냈다. 또한 해당 연구는 국내 전기차 시장이 지속적으로 성장하여 2030년에는 약 15%의 시장점유율을 가질 것으로 예측했다.

해외에서도 전기차 수요를 분석하고 예측하기 위한 연구들이 수차례 진행되었다. Soltani 등(2017)은 횡단면 시계열 분석(cross-sectional/time-series analysis)을 이용하여 미국에서의 전기차 확산에 대해 분석하였으며, 미국 내 전기 가격이 전기차 시장 점유율에 부(-)의 영향을 주고, 정부의 보조금이 정(+)의 영향을 준다는 것을 밝혀냈다. 또한 Peng(2015)은 미국 내

전기차의 가격, 화석연료의 가격, 충전소의 수, 전기차의 기술, 그리고 정부의 정책이 전기차 판매에 영향을 준다는 것을 밝혀냈으며 지수 평활법(exponential smoothing method)을 이용하여 전기차 판매량을 예측하였다. Li(2017)는 충전 시설, 전기차 가격, 소비자의 소득이 전기차 수요에 영향을 미친다는 것을 밝혀냈으며 GMM(Generalized Method of Moments)을 이용하여 충전시설의 10% 증가가 8.4%의 전기차 판매 증가로 이어진다고 주장했다. Zhang(2017)은 단변량 모형(univariate model)인 특이 스펙트럼 분석(singular spectrum analysis)과 다변량 모형(multivariate model)인 벡터자기회귀모형(vector autoregressive model)을 이용하여 중국의 전기차 수요를 분석 및 예측했다. 해당 연구에서 월별 전기차 판매량, 소비자 물가 지수, 소비자 신뢰 지수, 생산자 물가 지수, 연료 소비자 가격, 차량 가격, 검색엔진 'Baidu'에서의 전기차 검색량을 변수로 연구한 결과 2017년 말에는 약 26만대의 전기차가 팔릴 것으로 예측했으며, 중국 내 전기차 판매량은 계속해서 증가하여 2020년 한 해에만 35만대의 전기차가 판매될 것으로 예측했다.

이에 본 연구는 선행연구를 참고하여 전기차 충전 시설, 유가, 1회 충전 시 최대 주행거리를 국내 전기차 수요에 영향을 미칠 수 있는 독립변수로 설정하고, 여기에 추가하여 전기차 관련 뉴스 보도량을 변수로 고려했다. 또한 기존 연구에서는 활용되지 않았던 다중선형회귀분석(Multiple Linear Regression Analysis)을 통해 위에 언급한 변수들이 전기차 수요에 미치는 영향을 살펴보고, 랜덤 포레스트 모형을 이용하여 수요 예측을 시행하였다.

3. 데이터 및 연구가설

3.1. 데이터 개요

본 연구에서 사용된 데이터는 1) 전기차 등록 현황 데이터, 2) 전기차 공공 충전소 데이터, 3) 전기차 관련 뉴스 보도량 데이터, 4) 국내 정유사 휘발유 가격(세후) 데이터, 5) 국내 전기차(현대&기아) 주행거리

데이터이다. 1) 전기차 등록 데이터는 국토교통부의 ‘자동차 등록 현황 월별 통계’ 자료(2010.1~2019.12)에서 ‘연료별 등록 현황’ 중 ‘전기’의 총 합계를 이용하였다. 2) 전기차 공공 충전소 데이터의 경우 환경부에서 제공한 ‘환경부 공공 급속충전기 설치 현황’ 데이터(2014.10~2019.12)를 이용하여 설치일을 기준으로 월별 합산하여 이용하였다. 3) 전기차 관련 뉴스 보도량 데이터의 경우 국내 포털 사이트인 ‘네이버’에서 기사 제목 또는 본문에 ‘전기차’ 또는 ‘전기자동차’ 키워드가 포함된 국내 모든 언론 뉴스 보도를 크롤링(crawling)하여 월별(2009.1~2019.12)로 집계하였다. 4) 국내 정유사 휘발유 가격(세후, after tax) 데이터의 경우 한국석유공사에서 운영하는 ‘Opinet’에서 ‘국내 정유사 월간 판매가격’ 데이터(2008.1~2019.12)를 이용하였다. 마지막으로 5) 국내 전기차(현대&기아) 주행거리 데이터의 경우 2010년부터 2019년까지 현대자동차그룹에서 출시한 전기차 모델들의 1회 충전 최대 주행거리(all electric range) 데이터를 이용하였다.

Table 1. List of data sets

| Variables | Data Name | Description |
|----------------------|--|---|
| Dependent Variable | Number of registered EV | 2010.1-2019.12 Registered EV time series data |
| Independent Variable | Public EV charging station | 2014.10-2019.12 Public EV charging station time series data |
| | EV news reports | 2009.1-2019.12 EV news reports time series data |
| | Gasoline after-tax price | 2008.1-2019.12 Gasoline after-tax price time series data |
| | All electric range of Korean EV models | 2010-2019 Hyundai & Kia EV model's all electric range |

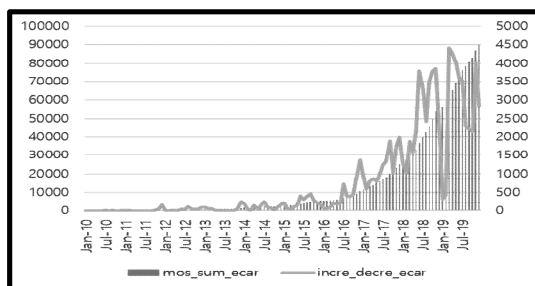


Fig. 1. Registered electric vehicle (2010-2019)

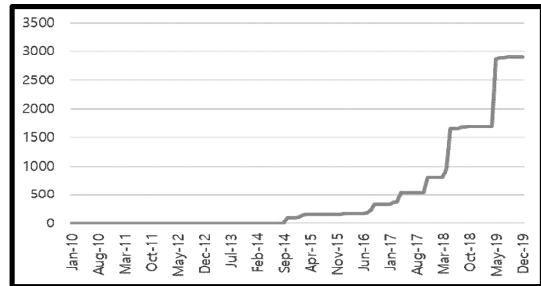


Fig. 2. Cumulative number of public charging station

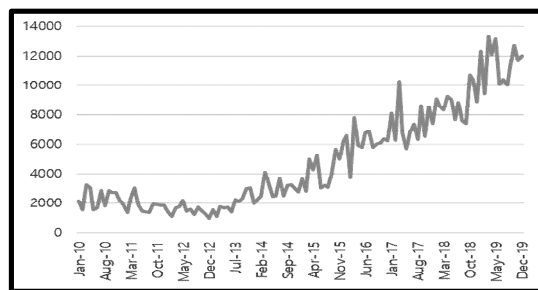


Fig. 3. Number of electric vehicle news reports

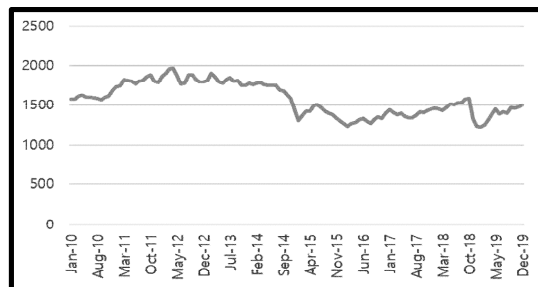


Fig. 4. Gasoline price (after-tax)

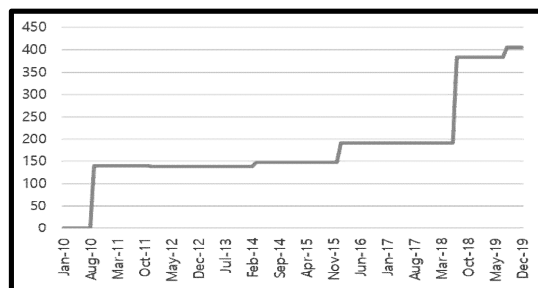


Fig. 5. All electric range of Korean EV models

3.2. 데이터 전처리

본 연구에서 사용된 데이터 중 일부는 연구의 정확도와 타당성 향상을 위해 전처리 과정을 거쳤다. 먼저 종속변수인 전기차 등록 데이터의 경우 독립변수의 변화에 따른 종속변수의 증감을 나타내기 위해 월별 등록 현황을 나타냈던 누계 값을 전월 대비 증가 값으로 가공하였다.

Table 2. Preprocessed number of EVs (Example)

| Period | Registered EVs (before) | Increments (after) |
|-----------|-------------------------|--------------------|
| Apr. 2016 | 6157 | 222 |
| May 2016 | 6331 | 174 |
| Jun. 2016 | 6543 | 212 |
| Jul. 2016 | 7260 | 717 |
| Aug. 2016 | 7677 | 417 |

독립변수인 전기차 공공 충전소 현황 데이터의 경우 먼저 설치일을 기준으로 집계된 각각의 충전소 데이터를 합산하여 월별 합계를 구하였다. 이후 특정 달에 설치된 충전소의 수보다 누적으로 설치된 수가 종속변수에 더 큰 영향을 줄 것이라는 가정 하에 충전소 월별 설치 값을 누적 시계열 값으로 가공하였다.

Table 3. Preprocessed charging station data (example)

| Period | Number of EV charging stations installed (before) | Cumulated number of EV charging stations (after) |
|------------|---|--|
| July 2016 | 9 | 186 |
| Aug. 2016 | 50 | 236 |
| Sept. 2016 | 91 | 327 |
| Oct. 2016 | 6 | 333 |
| Nov. 2016 | 1 | 334 |

전기차 관련 뉴스 보도량 데이터의 경우 1개월부터 12개월의 시차 효과를 적용하여 시계열 값으로 가공하였다.

Table 4. Preprocessed EV news reports (Example)

| Period | News reports | Time lag (1 month) | ... | Time lag (12 months) |
|-----------|--------------|--------------------|-----|----------------------|
| Jan. 2010 | 2146 | 1728 | ... | 673 |
| Feb. 2010 | 1544 | 2146 | ... | 526 |
| Mar. 2010 | 3255 | 1544 | ... | 712 |
| Apr. 2010 | 3029 | 3255 | ... | 826 |
| May 2010 | 1567 | 3029 | ... | 643 |

마지막으로 국내 휘발유 세후 가격 데이터의 경우 휘발유의 가격이 전기차의 수요에 영향을 줄 수 있는 여러 가지 경우의 수를 고려하여 1) 기본 값, 2) 시차 효과(time lag) 적용, 3) 평균 절대 편차, 4) 단기 추세, 5) 중장기 추세 값으로 가공하였다. 시차 효과(time lag)의 경우 1개월에서 6개월의 시차를 적용하였고, 평균 절대 편차의 경우 6개월 단위로 30개월까지의 휘발유 가격의 평균 절대 편차를 구하여 적용하였다. 휘발유 가격의 단기 추세의 경우 값을 구하려는 n월의 유가에서 지난 m개월간 유가 중 가장 높은 값을 감산하여 구하였다. 마지막으로 휘발유 가격의 중장기 추세의 경우 값을 구하려는 n월의 지난 m개월 평균에서 n-m월의 지난 m개월 평균을 감산하여 구하였다.

Table 5. Preprocessed after-tax gasoline price (Example)

| Period | Gasoline price (after-tax) | Time lag (2 months) | Averaged absolute variation (18 months) |
|-----------------------------|----------------------------|------------------------------------|---|
| Jan. 2018 | 1445.02 | 1429.88 | 24.7506 |
| Feb. 2018 | 1428.98 | 1428 | 25.4611 |
| Mar. 2018 | 1425.23 | 1445.02 | 24.1644 |
| Apr. 2018 | 1451.93 | 1428.98 | 23.3917 |
| Short-term trend (3 months) | | Mid and long-term trend (3 months) | |
| -1.88 | | 63.2333 | |
| 15.14 | | 47.9133 | |
| -16.04 | | 46.2133 | |
| -19.79 | | 26.95 | |

3.3. 연구가설

본 연구를 통해 국내 전기차 수요에 영향을 주는 변수를 밝혀내기 위해 선행연구와 데이터 사전연구를 통해 선정한 변수를 <Table 1>에 정리하고 다음과

같이 가설들을 설정했다.

- 가설1:** 전기차 공공 충전소의 누적 설치대수는 전기차 수요(등록)에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설2:** 전기차 관련 뉴스의 보도량은 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설2_a:** 시차 효과가 적용된 전기차 관련 뉴스의 보도량은 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설3:** 국내에서 출시된 전기차 모델의 1회 최대 주행거리는 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설4:** 국내 휘발유 세후 가격은 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설4_a:** 시차 효과가 적용된 국내 휘발유 세후 가격은 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설4_b:** 국내 휘발유 세후 가격의 평균 절대 편차는 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설4_c:** 국내 휘발유 세후 가격의 단기 추세는 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.
- 가설4_d:** 국내 휘발유 세후 가격의 중장기 추세는 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다.

4. 분석 결과

본 연구에서는 다중선형회귀분석을 통해 가설을 검증하기 이전에 단순선형회귀분석(simple linear regression analysis)을 통해 종속변수와 각 독립변수 간의 상관관계를 우선적으로 밝혀내 특정하였다. 이후 분산팽창요인(VIF)을 이용하여 다중공선성(multicollinearity)을 확인했다. 또한 랜덤 포레스트 회귀(random forest regression) 모델을 이용하여 국내 전기차 수요를 예측하는 모델을 생성했다. 랜덤 포레

스트 모형은 앙상블(Ensemble) 모형의 한 종류로 Base 모델로서 Decision tree를 사용하는데 계산의 복잡성(computational complexity)이 낮아서 데이터 크기가 큰 경우에도 모델을 빨리 구축할 수 있고 데이터 분포에 대한 특별한 전제가 필요하지 않다. 일반적으로 하나의 Decision tree 모형보다 예측 정확성이 높고 관측치 수에 비해 변수의 수가 많은 고차원 데이터에서 중요 변수 선택 기법으로 널리 활용된다. 본 연구에서 사용한 데이터도 관측치에 비해 변수의 수가 많은 편이다. 또한 랜덤 포레스트는 알려진 확률 분포를 가정하지 않기 때문에 선형회귀모델이나 로지스틱 회귀모델과 달리 개별 변수가 통계적으로 얼마나 유의한지에 관한 정보는 제공하지 않는다. 따라서 본 연구에서는 회귀모형을 통해 유의한 변수를 찾았다.

먼저, 충전소 누적 대수(CRS)와 전기차 월별 증가 수를 단순 선형 회귀 분석한 결과 <Table 6>과 같은 결과가 나왔으며 가설1은 통계적으로 유의함이 밝혀졌다.

Table 6. Hypothesis 1 result

| Charging station - Electric vehicle (Simple Linear Regression Analysis) | | | | |
|--|----------|---------|--------|-----|
| Item | Estimate | S.E. | C.R. | p |
| CRS | 1.25596 | 0.06518 | 19.269 | *** |

다음으로 전기차 관련 월별 뉴스 보도량과 전기차 월별 증가 수를 회귀분석 하였는데, 전기차 관련 월별 뉴스 보도량(NRTL)의 경우 기존 값과 1개월에서 12개월의 시차 효과를 반영한 값을 모두 사용하였다. 분석 결과는 <Table 7>에 보이는 바와 같이 NRTL0 부터 NRTL12까지 모두 유의확률이 0.05보다 작고 C.R. 또한 1.965 이상이었으며, 가설2와 2_a 또한 통계적으로 유의함을 확인했다. 본 연구에서는 그 중 Critical Ratio (C.R.)가 16.803으로 가장 높은 NRTL6의 값을 추후 다중선형회귀분석에 이용하였다.

Table 7. Hypothesis 2 result

| News report - Electric vehicle (Simple Linear Regression Analysis) | | | | |
|---|----------|---------|--------|-----|
| Item | Estimate | S.E. | C.R. | p |
| NRTL0 | 0.28569 | 0.01834 | 15.564 | *** |
| NRTL1 | 0.28724 | 0.01896 | 15.152 | *** |
| NRTL2 | 0.29583 | 0.01865 | 15.862 | *** |
| NRTL3 | 0.29454 | 0.02013 | 14.63 | *** |
| NRTL4 | 0.30642 | 0.01947 | 15.74 | *** |
| NRTL5 | 0.31317 | 0.01912 | 16.379 | *** |
| NRTL6 | 0.31879 | 0.01897 | 16.803 | *** |
| NRTL7 | 0.30976 | 0.02076 | 14.923 | *** |
| NRTL8 | 0.32680 | 0.02038 | 16.037 | *** |
| NRTL9 | 0.32541 | 0.02214 | 14.695 | *** |
| NRTL10 | 0.33965 | 0.02278 | 14.908 | *** |
| NRTL11 | 0.33984 | 0.02337 | 14.539 | *** |
| NRTL12 | 0.36057 | 0.02303 | 15.657 | *** |

다음으로 전기차 1회 최대 주행거리와 전기차 증가 수를 회귀분석한 결과 <Table 8>과 같은 결과가 나왔으며 가설3 또한 통계적으로 유의함을 확인했다.

Table 8. Hypothesis 3 result

| All electric range - Electric vehicle (Simple Linear Regression) | | | | |
|---|----------|-------|--------|-----|
| Item | Estimate | S.E. | C.R. | p |
| AER | 9.607 | 0.660 | 14.556 | *** |

마지막으로 국내 휘발유 세후 가격과 전기차 등록 수를 회귀분석한 결과 <Table 9>와 같은 결과가 나왔다. 먼저 C.R.의 값이 p-value < 0.05 기준 1.965 이상이 되지 않는 가설4(GTL0), 가설4_a(GTL1~6), 가설4_b(GAVA6~30), 가설4_c(GST2~12)를 기각하였다. 유일하게 위 조건을 만족하며 통계적으로 유의함이 밝혀진 가설은 가설4_d였으며, 국내 휘발유 세후 가격(지난 2개월 가격 기준)의 증장기 추세가 전기차 수요에 정(+)의 영향을 미친다는 점을 발견했다.

Table 9. Hypothesis 4 result

| Gasoline price (after tax) - Electric vehicle (Simple Linear Regression) | | | | |
|---|----------|-------|--------|-------|
| Item | Estimate | S.E. | C.R. | p |
| GTL0 | -2.351 | 0.467 | -5.035 | *** |
| GTL1 | -2.405 | 0.465 | -5.173 | *** |
| GTL2 | -2.589 | 0.457 | -5.663 | *** |
| GTL3 | -2.876 | 0.443 | -6.491 | *** |
| GTL4 | -3.018 | 0.436 | -6.924 | *** |
| GTL5 | -2.965 | 0.441 | -6.728 | *** |
| GTL6 | -2.86 | 0.448 | -6.386 | *** |
| GAVA6 | 7.326 | 6.337 | 1.156 | 0.250 |
| GAVA12 | 8.545 | 8.647 | 0.988 | 0.325 |
| GAVA18 | -13.51 | 10.72 | -1.259 | -0.21 |
| GAVA24 | -36.68 | 11.83 | -3.10 | ** |
| GAVA30 | -61.59 | 13.58 | -4.534 | *** |
| GST2 | 1.266 | 1.609 | 0.787 | 0.433 |
| GST3 | 2.085 | 1.354 | 1.539 | 0.126 |
| GST6 | 0.979 | 1.10 | 0.889 | 0.376 |
| GST12 | 0.739 | 0.941 | 0.786 | 0.433 |
| GMLT2 | 4.000 | 1.517 | 2.637 | ** |
| GMLT3 | 1.995 | 1.329 | 1.501 | 0.136 |
| GMLT6 | -0.093 | 1.12 | -0.083 | 0.934 |
| GMLT12 | 0.495 | 0.811 | 0.611 | 0.542 |

이후 국내 전기차 수요에 있어 앞서 검증된 변수인 전기차 충전소 누적 대수, 전기차 관련 언론 보도(6개월 시차 반영), 전기차 1회 최대 주행거리, 국내 휘발유 세후 가격의 증장기 추세(2개월 기준)가 복합적으로 영향을 줄 것이라 판단하여 다중선형회귀분석을 진행했다. 분석 결과 <Table 10>에서 보이는 바와 같이 MLT2와 CRS, 그리고 NRTL6는 p-value < 0.05, C.R. > 1.965로 통계적으로 유의미함을 나타냈지만 AER의 경우 p-value = 0.092, C.R. = 1.7로 기각되었다. 위 결과를 반영하여 AER을 제외한 다중선형회귀분석을 진행하였으며 그 결과 결정계수(R²)가 0.8057이고 조정된 결정계수(Adjusted R²)가 0.8006인 높은 설명력을 가진 모형 <Table 11>을 완성했다.

Table 10. Multiple linear regression result

| Electric vehicle (Multiple Linear Regression) | | | | |
|--|----------|---------|--------|----------|
| Item | Estimate | S.E. | C.R. | <i>p</i> |
| MLT2 | 2.81445 | 0.71011 | 3.963 | *** |
| CRS | 0.69203 | 0.14935 | 4.634 | *** |
| NRTL6 | 0.10368 | 0.03351 | 43.094 | ** |
| AER | 1.85112 | 1.08865 | 1.700 | 0.092 |

Table 11. Adjusted multiple linear regression result

| Electric vehicle (Multiple Linear Regression) | | | | |
|--|----------|---------|-------|----------|
| Item | Estimate | S.E. | C.R. | <i>p</i> |
| MLT2 | 2.54401 | 0.69769 | 3.646 | *** |
| CRS | 0.83783 | 0.12327 | 6.797 | *** |
| NRTL6 | 0.11935 | 0.03248 | 3.674 | *** |

Table 12. Summary of hypotheses testing results

| Hypothesis | Result |
|---|--------|
| H1. Cumulative number of public charging station does not have a positive impact on EV demand | reject |
| H2. The number of electric vehicle news reports does not have a positive impact on EV demand | reject |
| H2-a. The time-lagged number of electric vehicle news reports does not have a positive impact on EV demand | reject |
| H3. AER of Korean EV models does not have a positive impact on EV demand | reject |
| H4. After-tax price of gasoline does not have a positive impact on EV demand | accept |
| H4-a. The time-lagged After-tax price of gasoline does not have a positive impact on EV demand | accept |
| H4-b. The mean absolute deviation of After-tax price of gasoline does not have a positive impact on EV demand | accept |
| H4-c. The short-term trend of after-tax gasoline price does not have a positive impact on EV demand | accept |
| H4-d. The mid and long-term trend of after-tax gasoline price does not have a positive impact on EV demand | reject |

Correlation matrix는 변수들 간의 상관관계인 피어슨 상관 계수(Pearson correlation coefficient)를 보여주는데 <Fig. 6>을 보면 언론 보도량 변수와 전기차 공공 충전소 누적 대수 변수 간 강한 양의 상관관계가 존재함을 알 수 있다. 이 경우 다중회귀모형에서 독립변수들 간의 상관관계로 다중공선성(multicollinearity) 문제가 있을 수 있는데, <Table 13>

에 보여주는 바와 같이 세 독립변수의 분산팽창지수(VIF)가 10보다 상당히 작으므로 다중공선성 문제는 없는 것으로 판단된다.

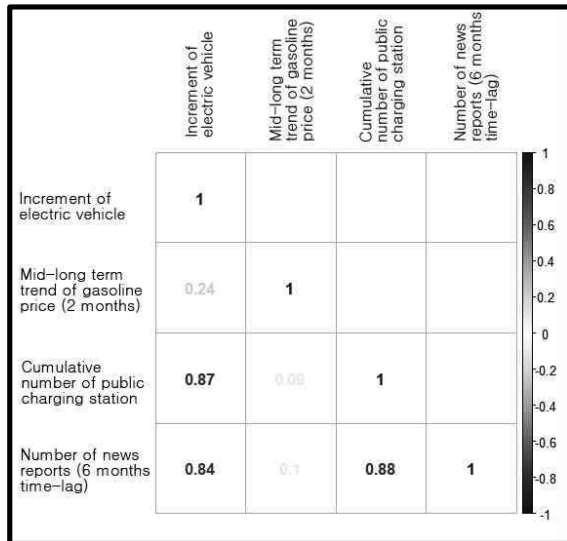


Fig. 6. Correlation matrix of variables

Table 13. Variance inflation factors of the variables

| Variance Inflation Factors (VIF) | | |
|----------------------------------|----------|----------|
| MLT2 | CRS | NRTL6 |
| 1.010425 | 4.363433 | 4.370429 |

해당 모형에 대하여 잔차분석을 진행한 결과 <Fig. 7>에서 보이는 바와 같이 오차의 평균은 0에 가까우나 잔차들의 분산이 일정하지 않은 것으로 나타났다. Normal Q-Q를 보여주는 <Fig. 8>에서는 대부분의 plot이 기준선 위에 위치하는 것으로 봐서 잔차가 정규성을 만족하는 것으로 판단되었다. <Fig. 9> scale-location을 보면 산포가 작으며 기울기가 0보다 큰 것으로 나타났다. 마지막으로 설명 변수가 얼마나 극단에 치우쳐 있는지를 보여주는 <Fig. 10>을 보면 대부분의 값이 한쪽으로 몰려있는 형태로 모형의 적합성을 나타냈다.

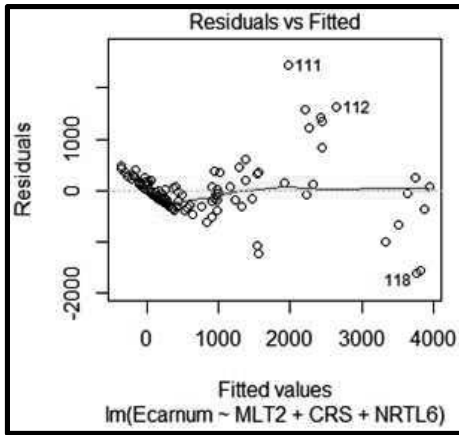


Fig. 7. Residuals vs Fitted

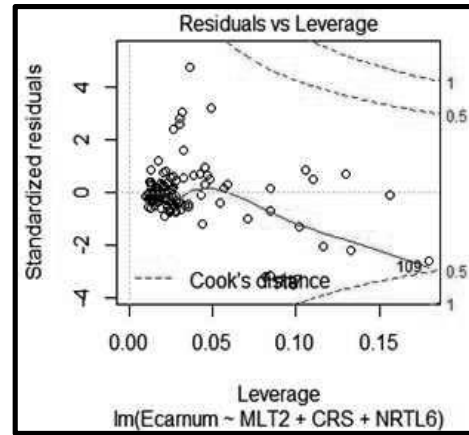


Fig. 10. Residuals vs Leverage

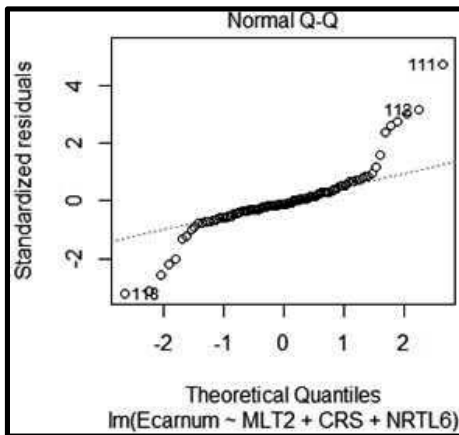


Fig. 8. Normal Q-Q

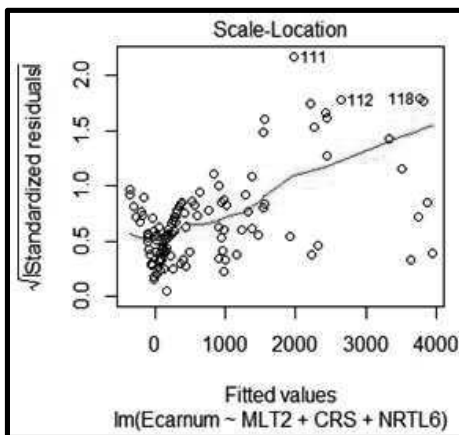


Fig. 9. Scale-Location

위 내용을 종합한 후 랜덤 포레스트 회귀를 이용하여 전기차 수요를 예측하는 모델을 생성했다. Dobbin과 Simon(2011)은 예측 모델 생성에 있어 training set의 최적 비율이 최소 40%에서 최대 80%임을 밝히고, 관측치가 적을수록 training set의 비율이 커져야한다고 주장했다. 따라서 본 연구에서 사용한 데이터는 상대적으로 관측치 수가 많지 않기에 데이터의 80%는 training set으로, 나머지 20%는 prediction set으로 설정한 후 'Brightics Studio'를 활용하여 머신러닝을 진행하였다. 그 결과 <Table 14>에 보이는 바와 같이 각 변수들의 특성 중요도(feature importance)가 충전소의 경우 56%, 언론 보도량은 34%, 그리고 휘발유의 증장기 추세는 11%로 나타났다.

Table 14. Random forest training result

| Feature Importance | | |
|--------------------|-------|------|
| CRS | NRTL6 | MLT2 |
| .56 | .34 | .11 |

또한 트레이닝 이후 앞서 설정한 prediction set과 비교 분석한 결과 해당 예측 모델의 결정계수는 0.968로 높은 설명력을 보여주고 있으며, 평균 제곱 오차는 40643.949, 평균 제곱근 편차는 201.603, 평균 절대 편차는 85.880, 중위수 절대 편차는 27.5, 설명 분산 점수는 결정계수와 동일한 0.968로 나타났다. 이어서 <Fig. 11>과 <Fig. 12>에 해당 모델의 예측값

과 실제값을 시각화 하였고 예측 모형의 정확도가 높은 것으로 나타났다.

Table 15. Random forest regression result

| | |
|--------------------------------|-----------|
| R^2 | 0.968 |
| Mean Squared Error | 40643.949 |
| Root Mean Squared Error | 201.603 |
| Mean Absolute Error | 85.880 |
| Mean Absolute Percentage Error | inf |
| Median Absolute Error | 27.500 |
| Explained Variance Score | 0.968 |

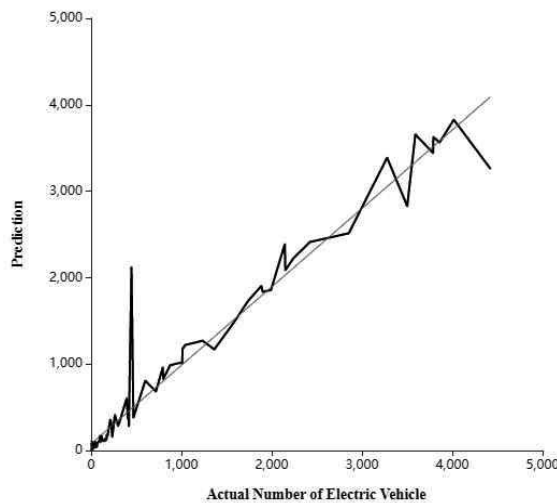


Fig. 11. Forecasting model prediction result 1

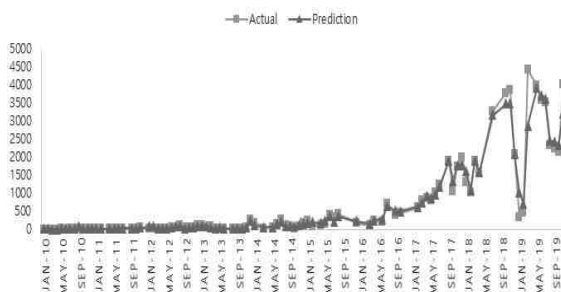


Fig. 12. Forecasting model prediction result 2

5. 결론 및 향후 연구방향

국내에서 전기차에 대한 수요가 해가 거듭될수록

증가하는 만큼 그 수요를 분석하고 예측하는 일은 전기차를 보급하려는 정부와 전기차를 생산하는 기업들에게 매우 중요하다.

본 연구에서는 정부의 보조금과 환경규제 이외에 국내 전기차 수요에 영향을 주는 변수들을 찾고 분석한 후 향후 전기차 수요를 예측하는 모형을 제시했다. 연구결과 국내에 설치된 전기차 공공 충전소 대수, 전기차 관련 언론 보도 수, 그리고 국내 휘발유 세후 가격 중장기 추세가 국내 전기차 수요에 직접적인 영향을 주는 변수로 나타났다. 이후 랜덤 포레스트 회귀를 이용하여 기계학습을 한 결과 각 변수의 특성 중요도가 공공 충전소는 56%, 전기차 관련 언론 보도는 34%, 휘발유 세후 가격의 중장기 추세는 11%로 나타났으며, 해당 모형의 결정 계수는 0.968로 높은 설명력을 나타냈다. 본 연구는 기존 연구에서 사용되지 않았던 전기차 언론 보도량 변수를 이용하였으며, 다중선형회귀분석을 통해 공공 충전소 수와 언론 보도의 양이 국내 전기차 수요에 큰 영향을 주고, 유가의 중장기 추세 또한 일정 부분 영향을 준다는 시사점을 제시했다. 또한 머신러닝을 기반으로 랜덤 포레스트 모형을 이용하여 정확도가 높은 수요 예측 모형을 생성했다.

정부에서는 이를 참고하여 전기차 공공 충전 시설을 확대하고 전기차에 대한 대외적인 홍보활동을 통해 전기차 보급 목표를 달성할 수 있을 것이며, 기업의 경우 정부의 충전소 설치 계획과 전기차 관련 언론 보도량을 분석하여 미래 수요를 예측하고 생산 목표를 설립할 수 있을 것이다.

하지만 본 연구는 분석에서 사용된 데이터와 분석 방법에서 몇 가지 한계점을 드러낸다. 첫째, 본 연구에서 사용된 데이터는 2010년 1월부터 2019년 12월 까지 수집된 월별 자료로 총 120개이나 정부 보조금 지급 시점과 전기차 확산 시점을 고려했을 때 유효한 데이터는 제한되어 있다. 둘째, 환경부에서 제공한 전기차 공공 충전소 데이터의 경우 충전소 설치 직후 기록된 데이터가 아닌 일정 시간이 흐른 후 종합하여 기록한 데이터이다. 이러한 이유로 공공 충전소 대수에 대한 정보가 소비자에게 전달되기까지 불분명한 시차가 존재할 수 있다. 셋째, 전기차 1회 최대 주행거리 데이터의 경우 현대자동차 그룹에서 출

시한 국내 전기차 모델로 제한하였다. 넷째, 본 연구에서는 선형회귀분석을 중점으로 진행하였는데, 분석 결과에서 나왔듯 모형의 잔차 분산이 일정하지 않았다. 이는 독립변수와 종속변수 사이에 비선형(nonlinear) 관계가 존재할 수 있음을 나타낸다. 따라서 향후 연구에서는 추가적으로 수집된 데이터를 활용하여 분석의 정확도와 타당도를 높이고 비선형회귀분석을 통해 정확도를 높일 것이다.

REFERENCES

- [1] Chae, A., Kim, W., Kim, S. & Kim, B. (2011). A demand forecasting for electric vehicles using choice based multi-generation diffusion model. *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, 10(5), 113-123, 1738-0774(pISSN)
- [2] Chae, H., Chung, J. & Kim, J. (2016). Demand forecast for electric vehicles in Korea using a bass diffusion model. *Journal of Environmental Policy and Administration*, 24(1), 109-132, DOI: 10.15301
- [3] Chu, W. & Im, M. (2018). A study on demand forecasting of Korea electric vehicle market based on scenario and choice experiment method. *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, 43(4), 45-65.
- [4] Dobbin, K. K. & Simon, M. R. (2011). Optimally splitting cases for training and testing high dimensional classifiers. *BMC Medical Genomics*, 4(31), <https://doi.org/10.1186/1755-8794-4-31>
- [5] Do, B. & Park, J. (2018). Electric vehicle demand reached 50,000 while the government subsidy 20,000, *Korea Economics*. retrieved from <https://www.hankyung.com/economy/article/2018012868211>
- [6] Eppstein, J. M., Grover, K. D., Marshall, S. J., & Rizzo, M. D. (2011). An agent-based model to study market penetration of plug-in hybrid electric vehicles. *Energy Policy*, 39(6), 3789-3802.
- [7] Hao, H., Ou, X., Du, J., Wang, H., & Ouyang, M. (2014). China's electric vehicle subsidy scheme: Rationale and impacts. *Energy policy*, 73, 722-732.
- [8] Kim, K. (2018). 2018 National green vehicle policy. *Korea Automobile Manufacturers Association Web Journal*, 347. Retrieved from http://www.kama.or.kr/jsp/webzine/201802/pages/issue_02.jsp
- [9] Li, S., Tong, L., Xing, J., & Zhou, Y. (2017). The

- market for electric vehicles: Indirect network effects and policy design. *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, 4(1), 89-133.
- [10] Peng, Z., Yu, Z., Wang, H., & Yang, S. (2015). Research on industrialization of electric vehicles with its demand forecast using exponential smoothing method. *Journal of Industrial Engineering and Management*(ISSN 2013-0953), 8(2), 365-382. <http://dx.doi.org/10.3926/jiem.1287>
- [11] Poliscanova, J. & Mathieu, L. (2019). New car CO2 standards: Is the job of securing electric cars in Europe done?. *Transport & Environment*, 03, 1-3.
- [12] Soltani-Sobh, A., Heaslip, K., Stevanovic, A., Bosworth, R., & Radivojevic, D. (2017). Analysis of the electric vehicles adoption over the United States. *Transportation Research Procedia*, 22, 203-212.
- [13] Yang, C. (2010). Launching strategy for electric vehicles: Lessons from China and Taiwan. *Technological Forecasting and Social Change*, 77(5), 831-834.
- [14] Zhang, Y., Zhong, M., Geng, N., & Jiang, Y. (2017). Forecasting electric vehicles sales with univariate and multivariate time series models: The case of China. *PLoS ONE*, 12(5): e0176729. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176729>



곽재진

현재: 경북대학교 경영학부 학사과정
관심분야: 빅데이터, 머신러닝,
데이터분석, 경영정보



김성수

펜실베이니아주립대학교
경영과학/산업공학 박사
현재: 경북대학교 경영학부 부교수
관심분야: SCM, Logistics, 인공지능
/머신러닝, Finance