

Support Vector Regression을 이용한 전기자동차 충전전력 예측 및 분석

권상협, 손다혁, 전승찬, 박혜리, 배성우[†]
한양대학교

Prediction and analysis of electric vehicle charging demand with support vector regression

Sanghyeob Kwon, Dahyeok Son, Seungchan Jeon, Herie Park, Sungwoo Bae[†]
Hanyang University

Abstract - 환경규제와 자동차 시장 패러다임 변화로 전기자동차의 보급이 활발해지고 있다. 하지만 전기자동차의 수가 점차 늘어나면서, 소비자의 전기자동차 충전 패턴에 따라 전기자동차 충전전력은 전력계통에 악영향을 미칠 수도 있다. 본 논문에서는 전력계통의 신뢰도 향상을 위해 R 프로그램을 통한 서포트 벡터 회귀 분석법으로 전기자동차 충전수요전력을 예측하였다. 서포트 벡터 회귀 분석을 활용하여 전기자동차 충전수요를 예측하였고, 실측 데이터와의 비교를 통해 예측 모델의 정확도를 분석하였다.

1. 서 론

다수의 전기자동차를 동시에 충전할 경우 부하전력이 급증할 수 있으므로, 전기자동차는 전력계통의 운영 측면에서 큰 영향을 미칠 수 있다. 최근 정부는 전기자동차의 보급 증대 정책을 발표하였다. 전기자동차의 수가 증가하면 기존 내연기관의 문제점인 배기가스 배출을 해결하여 지구온난화 예방에 기여할 수 있겠으나, 전력계통 측면에서는 계통의 불안정성이 높아져 현재와 같은 방법으로 전력망을 운영하기에는 한계가 있을 수 있다. 특히, 전기자동차는 일종의 변동성 부하로 시간에 따른 부하변화율이 크기 때문에 전기자동차의 충전수요를 정확하게 예측하고 분석함으로써 적절한 예비전력을 유지하고 손실전력을 최소화시켜 안정적인 전력공급이 가능토록 해야 할 필요가 있다 [1], [2].

따라서 본 논문에서는 정확한 전기자동차 충전수요 예측을 위해 머신러닝 알고리즘 중 Support Vector Regression (SVR) 방법을 이용한 예측 모델을 제안한다. 이 모델을 통하여 제주도 전기자동차 충전전력데이터를 기반으로 한 제주도 전기자동차 충전전력을 예측하였으며, 실제 데이터와의 비교를 통해 예측 모델의 정확도를 분석하였다.

2. 본 론

2.1 Support Vector Regression (SVR) 개념

SVR은 데이터를 이용하여 모델을 학습시킨 후, 학습 데이터를 이용하여 데이터의 입출력 관계에 대한 함수를 생성 시키고, 이로부터 예측하고자 하는 데이터를 추정해내는 알고리즘이다. SVR의 선형함수는 식 (1)로 나타낼 수 있다 [3].

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b \quad (1)$$

식(1)에서 w 는 가중치로 방향을 정의하는 매개변수, b 는 편향치로 위치를 정의하는 매개 변수이다.

식(1)은 선형 방정식이므로 비선형 데이터를 예측하기 위해서는 커널함수를 사용하여, 비선형 차원으로 풀어야 한다. 비선형 방정식은 식(2)으로 나타낼 수 있다[3].

$$f(x) = \langle w, \Phi(x_i) \rangle + b \quad (2)$$

식(1)을 이용하여 초평면과 데이터 간의 거리의 최솟값을 찾는 목적함수와 커널 함수를 포함하는 제약함수를 통해 최적화해를 구할 수 있다. 식(3)으로 최적화 방정식을 표현 될 수 있다 [3].

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \quad \frac{\|w\|^2}{2} \\ & \text{subject to} \quad \begin{cases} y_i - \langle w, \Phi_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle w, \Phi_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

식(3)은 라그랑제 함수 듀얼 최소화 문제로 변환하여, 위 제약식 3개를 하나의 식으로 나타낼 수 있다. 식(4)로 라그랑제 함수는 표현 된다 [3].

$$\begin{aligned} L = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ & - \sum_{i=1}^l \lambda_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + \langle w, \Phi_i \rangle + b) \\ & - \sum_{i=1}^l \lambda_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + y_i - \langle w, \Phi_i \rangle - b) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \end{aligned} \quad (4)$$

커널함수 ($\Phi(x_i)$)의 훈련벡터 (x_i)는 고차원으로 mapping이 되며, SVR은 고차원의 최대 margin(ε)의 초평면을 분리할 수 있다. 그러므로 비선형 데이터들은 SVR을 이용하여 예측할 수 있다 [3], [4]. SVR은 다른 예측 기법과 달리 많은 경우에서 성능이 양호하므로 많은 비선형 데이터 예측에 사용 된다 [3].

2.2 예측모델의 정확성 측정방법

SVR을 이용하여 얻은 예측 모델의 정확도를 측정하기 위한 다양한 방법이 있다. 본 논문에서는 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)와 Root Mean Square Error (RMSE)의 두 가지 방식으로 알고리즘의 정확도를 평가 하였으며, 식(5), (6)으로 나타낼 수 있다 [5].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

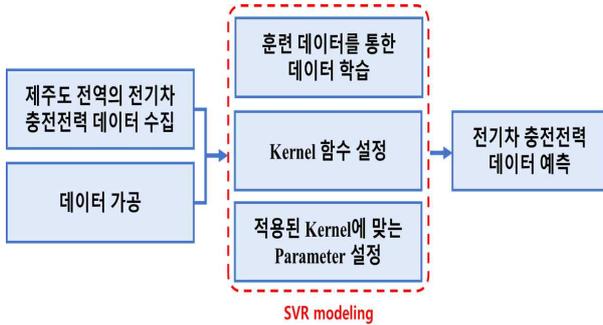
위 식에서 y_i 는 i 번째의 실측 데이터, \hat{y}_i 는 i 번째의 예측 데이터, n 은 데이터의 수를 의미한다. MAPE의 단위는 %이고, RMSE의 단위는 데이터의 단위로 본 논문에서는 kW이다.

2.3 SVR을 이용한 전기차 충전전력 예측

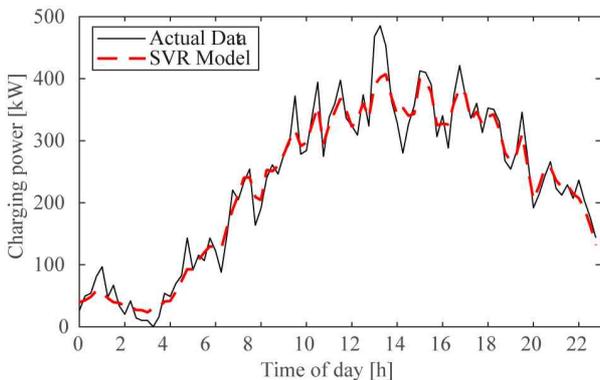
본 논문에서는 그림1과 같이 SVR을 이용한 전기차 충전전력 예측모델을 제안한다. 본 연구에 활용한 데이터는 2019년 3월 1일부터 동년 6월 15일의 제주도 전역의 전기자동차 충전 전력데이터이다. 3월 1일부터 5월 31일까지의 데이터를 훈련데이터로 사용하였고, 6월 16일 데이터를 테스트 데이터로 사용하였다. SVR의 커널함수는 Radial Basis Function (RBF) 커널함수를 사용하였고, 커널함수 식은 식(7)로 표현될 수 있다 [5].

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (7)$$

커널함수의 파라미터 값은 최적 hyper-parameter 방식을 사용하여 γ 값과 cost값을 구하였다.



<그림1> SVR 전기차충전전력 예측 흐름도



<그림2> 전기차 충전전력 데이터

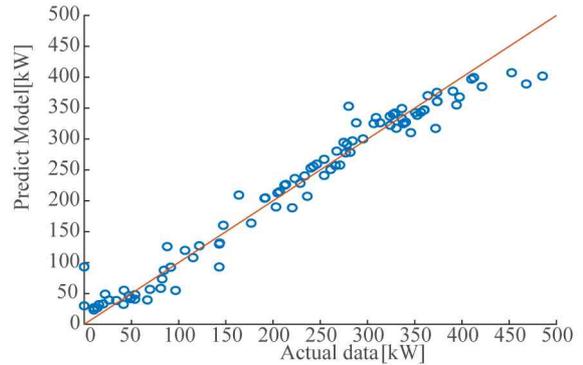
본 논문에서는 빅데이터를 분석할 수 있는 R 프로그램을 사용하였고, e1071 패키지를 이용하여 전기자동차 충전전력 예측 모델을 생성시켰다. 시뮬레이션을 통해 예측 모델의 최적 파라미터를 추정하고, 전기자동차 충전전력 예측 값을 연산하였다. 그림2는 시간에 대한 실제 전기자동차 충전전력과 예측 모델의 출력력을 나타낸 그래프이다. 실선 부분은 실제 전기자동차 충전전력을 나타내고, 점선은 전기자동차 충전전력 예측 데이터를 나타낸다. x축은 0시부터 24시까지의 시간(h)이며, y축은 충전전력(kW)이다. 실측 그래프에서 0시부터 6시까지의 새벽시간대에는 충전전력이 낮은 경향을 보이고, 6시부터 14시까지는 전기자동차 충전수요가 증가함에 따라 충전전력이 증가하고 있는 것을 확인할 수 있다. 이러한 추세에 따라 14시에 피크전력에 도달하며, 그 이후로부터 24시까지 충전전력이 감소함을 알 수 있다. SVR을 이용한 학습모델의 예측결과 또한 실측 데이터와 동일한 양상을 보인다.

2.4 실측 데이터와 예측 데이터의 비교

SVR을 이용하여 예측한 전기자동차 충전전력 데이터와 실제 데이터의 유사도는 그림3에서 확인할 수 있다. 실선은 예측 데이터와 실측 데이터가 완전히 일치했을 때를 표현한 선이며, 점들은 예측 데이터와 실제 데이터를 비교했을 때의 분포를 보여

준다.

예측 모델의 정확도를 평가하기 위하여 실제 데이터에 대한 예측 데이터의 MAPE와 RMSE를 계산하였다. 그 결과 MAPE 값은 15.9%로, 데이터 예측 정확도는 84.1%이다. RMSE의 값은 23.5kW이다.



<그림3> 예측데이터와 실측데이터 비교

3. 결 론

최근 국제 사회의 환경 문제를 해결하고, 미래 자동차 산업의 경쟁력을 키우기 위한 전기자동차 보급 정책 등으로 전기자동차 시장이 활성화 되고 있다. 전기자동차의 보급 증가로부터 파생될 수 있는 전력계통의 불안정성에 주목할 필요가 있다. 특히, 전기자동차의 충전 수요전력은 그 시간적 변동성이 크므로 이를 정확히 예측·분석하여 전력계통의 신뢰도를 높이는 방안을 강구해야 한다.

본 논문에서는 머신러닝기법 중의 하나인 Support Vector Regression 기법을 사용하여 훈련 데이터를 바탕으로 예측 데이터를 분석하였다. R 프로그램을 이용한 SVR 시뮬레이션 결과, 제안한 예측 모델의 정확도는 약 84.1%임을 확인하였다. 향후 연구에서는 충전전력 값이 급변하는 tipping point의 데이터 값을 데이터 전처리 과정을 통해 모델링 하여, 보다 정확하고 개선된 전기자동차 충전 전력 예측 데이터를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다 (No. 20161210200560).

[참 고 문 헌]

- [1] Mariz B. Arias, Myungchin Kim, Sungwoo. Bae, "Prediction of electric vehicle charging-power demand in realistic urban traffic networks," *Applied Energy*, vol. 195, no. 1, 2017
- [2] 황우현, "4차 산업혁명 시대의 국내외 전기자동차 보급 확대 정책과 전력망 재편 방향," *The Korean institute of Electrical Engineers*, 1, 2019
- [3] Debasish Basak, Srimanta Pal and Dipak Chandra Patranabis, "Support vector regression," *Neural Information Processing*, vol. 11, no. 10, Oct. 2007
- [4] M. Matijaš, M. Vukićević, S. Krajcar, "Supplier short term load forecasting using support vector regression and exogenous Input," *Journal of Electrical Engineering*, vol. 62, no. 5, pp. 280 - 285, Sep. 2011
- [5] Alexandros Karatzoglou, David Meyer, Kurt Hornik, "Support vector Machines in R," *Journal of Statistical Software*, vol 15. no. 9, 6, 2006