

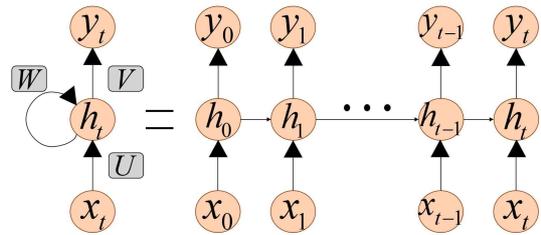
# 인공지능을 이용한 전기 자동차 충전 예측 사례 분석

임준석, 박혜리, 배성우<sup>†</sup>  
한양대학교

## Survey on the Predict of Electric Vehicle Charging Using Artificial Intelligence

Junseok Lim, Herie Park, Sungwoo Bae<sup>†</sup>  
Hanyang University

**Abstract** - 전기차의 수가 급증함에 따라 전기차 충전전력인 전력계통에 미치는 영향을 예측하고 파악하는 것이 중요해지고 있다. 전기차는 시공간적인 변동성을 가지고 있으므로, 그 충전 수요를 정확히 예측하는 일은 매우 어려운 과제이다. 본 논문은 전기차 충전 수요전력 예측을 위한 인공지능 기법 중 Recurrent Neural Network, Support Vector Regression, Markov Chain 기법의 기본 개념, 적용 이론 및 각 알고리즘의 장점과 단점을 조사·분석하였다.



<그림 1> RNN의 기본 구조도

### 1. 서 론

전기차 (Electric Vehicle)는 무공해 자동차로서 온실가스의 배출을 줄이고, 미세먼지 발생을 저감시켜 지구온난화를 억제한다. 정부는 2022년까지 전기차 35만대를 보급하고 전기차 급속충전기 1만기를 구축하는 목표를 발표하였다. 급증하는 전기차 보급에 대응하기 위해 전기차 충전 인프라 구축, 배터리 주행거리 향상, 전기차 성능개선에 관한 연구가 진행되고 있으며, 이와 더불어 전기차가 전력계통에 미치는 영향이 고려되어지고 있다.

본 논문은 전기차가 전력계통에 미치는 영향을 확인하기 위해 전기차 충전수요 예측 알고리즘을 수립하고 관련 사례들을 분석한다. 본 논문에서 분석한 전기차 충전수요 예측 알고리즘은 순환 신경망 (Recurrent Neural Network), 서포트 벡터 회귀 (Support Vector Regression, SVR), 마르코프 체인 (Markov Chain) 기법이다. 충전수요 예측을 위한 각 알고리즘의 개념과 장·단점에 대해 요약하여 서술한다.

### 2. 전기 자동차 충전 예측 알고리즘

#### 2.1 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)

Recurrent Neural Network (RNN)은 시계열 데이터와 같이 순서를 가지고 있는 데이터를 처리하는 순환 신경망이다. 이는 이전의 정보를 공유하여 현재의 문제를 해결하는 데에 활용되며, 데이터 시퀀스 (sequence)의 길이에 영향을 받지 않고 입력과 출력을 적용할 수 있는 구조이므로 필요에 따라 유연하고 다양한 구조를 만들 수 있다. 하지만 학습 과정에서 그래디언트가 매우 커져 숫자가 아닌 값 (NaN)으로 바뀌게 됨에 따라 학습 과정이 중단되는 그래디언트 발산이 발생할 수 있다 [1].

#### 2.1.1 RNN의 기본 개념

그림 1과 같이, 은닉층의 뉴런 (Hidden-layer-Neuron)은 직전 시점에서의 은닉층의 뉴런에서 나온 값들을 계속해서 자신의 바로 다음 시점의 은닉층으로 내보내는 재귀적 활동을 한다. 즉, 현재 시점에서 은닉층의 뉴런이 가지고 있는 값은 과거의 은닉층 내 뉴런의 값으로부터 영향을 받는다 [2].

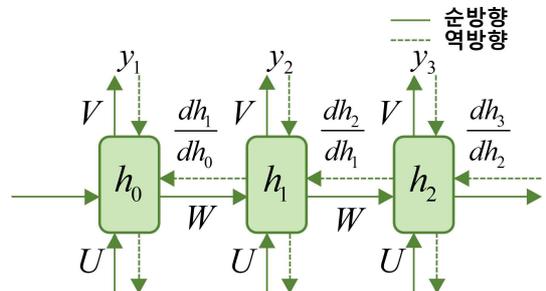
입력이 들어오는 방향과 같은 방향으로 출력층 (Output layer)에서 결과 값이 나온다. 이를 순전파 (Forward propagation)라고 하는데, 이때 발생한 오차는 역전파 (Back propagation)를 통해 역방향의 은닉층과 입력층으로 다시 보내어지면서 갱신된다. 순전파와 역전파의 기능을 통해 파라미터 (parameter)의 값이 적절하게 갱신되며, 이들 파라미터는 표 1에 표기하였다 [2].

<표 1> RNN에 존재하는 파라미터 값

Parameter	Nomenclature
$x_t$	입력 (input)
$y_t$	출력 (output)
$h_t$	은닉 상태 (hidden state)
$W$	직전 은닉 상태에서 현재 은닉 상태로의 가중치
$U$	입력에서 은닉 상태로의 가중치
$V$	은닉 상태에서 출력으로의 가중치

#### 2.1.2 RNN의 적용 이론

순환 신경망이 학습을 할 때 역전파 방식을 사용하지만, 과파미터가 모든 시간 단계에서 공유되므로 각 출력의 그래디언트는 현재 시간뿐만 아니라 이전 단계에도 영향을 준다. 그림 2는 3층의 순환 신경망 구조를 보여준다. 순방향으로 전파되는 동안 손실함수  $L_t$ 를 계산하기 위해 가중치 매개변수를 조작해나가는 동작을 수행한다. 역전파 과정 중에  $U, V, W$ 에 대해 그래디언트가 각 시간 단계에서 생성되고 이들은 전체의 그래디언트 합계로 업데이트된다. 해당 그래디언트들은 체인 규칙 (Chain rule)을 이용하여 세 개의 하위 부분 그래디언트로 분해 될 수 있다 [3].



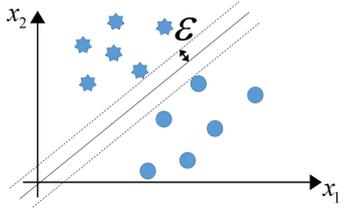
<그림 2> 3층으로 된 순환 신경망

#### 2.2 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression, SVR)

선형과 비선형 회귀, 분류, 이상치 탐색에서도 사용 가능한 서포트 벡터 회귀는 다목적 머신러닝 모델의 일종이다. 하지만 SVR은 이진 분류에서만 동작을 하고 다계층에서는 이 기법이 일관성 있게 적용되지 않는다 [4].

### 2.2.1 서포트 벡터 회귀의 기본 개념

그림 3은 서포트 벡터와 마진(Margin)에 대한 기본 개념도이다. 데이터들을 2차 평면에서 아주 가깝고 정확하게 분류하는 선을 결정 경계선이라고 한다. 마진은 이 선에서 가장 가까운 데이터와 선 사이의 거리이다. SVR은 제한된 마진 오류 안에 데이터가 가능한 한 많은 샘플이 들어갈 수 있도록 학습한다.



〈그림 3〉 서포트 벡터와 마진

### 2.2.2 서포트 벡터 회귀의 적용 이론

SVR은 최소 제곱 오차 함수를 이용하여 회귀 문제에 이를 활용한다. 이는 수학적으로 식(1)과 같이 나타낼 수 있다 [4]:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (1)$$

여기서,  $N$ 은 데이터 개수이고  $t_i$ 와  $y_i$ 는 목표 값과 출력 값을 나타낸다.  $\lambda$ 는 라그랑지 승수이며 균등제약 조건과 함께 주어지는 식을 풀이하는 기본적인 방법이다.  $w$ 는 가중치 벡터이다.

출력 값과 결과 값의 차이가 설정한  $\epsilon$ 보다 작으면, 0을 반환하는 엡실론 둔감 오차 함수 ( $\epsilon$ -insentive)를 이용하여 변형한다. 오차 함수는 식(2)와 같이 표현할 수 있다 [4]:

$$\sum_{i=1}^N E_{\epsilon}(t_i - y_i) + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (2)$$

테스트 점  $z$ 에 대한 예측은 식(3)을 따른다 [4]:

$$f(z) = \sum_{i=1}^n (\mu_i - \lambda_i K(x_i, z) + b) \quad (3)$$

여기서,  $\mu_i$ 와  $\lambda_i$ 는 두 세트의 제한 변수들이다.  $K(x_i, z)$ 는 커널 함수이며 방사 기저 함수일 경우 식(4)로 표현 가능하다 [3]:

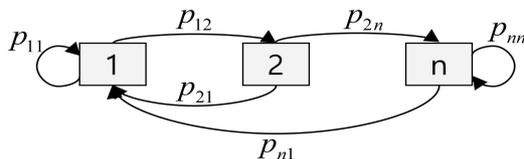
$$K(x_i, z) = \exp(-(x_i - z)^2 / 2\sigma^2) \quad (4)$$

### 2.3 Markov Chain 모델

마르코프 체인 모델은 마르코프 특성을 갖는 인공지능 모델이다. 이 모델은 정해진 개수의 상태를 가지고 있으며, 각 스텝마다 한 상태에서 다른 상태로 랜덤하게 천이된다. 마르코프 체인의 장점은 확률 과정이 메모리가 없다는 점인 반면, 예측 주기가 길어질수록 예측 정확도가 떨어진다는 단점이 있다 [5].

#### 2.3.1 Markov Chain의 기본 개념

마르코프 특성이란 시간  $t$ 에서의 확률은  $t-1$ 의 상태에만 종속된다는 것이다. 이용 가능한 상태들은 천이 확률로 연결되어 있으며, 이 확률은 어떤 상태에서 다음 상태로 향할 가능성을 나타낸다. 마르코프 결정 과정과는 다르게 특정 상태로 이동하는 데에 영향을 미치는 행동은 없다고 가정한다. 그림 4는 마르코프 체인의 기본 구조도를 나타낸다.



〈그림 4〉 마르코프 체인 (Markov Chain)의 기본 구조도

#### 2.3.2 Markov Chain의 적용 이론

그림 4에 나타난 마르코프 체인의 동작을 시각적으로 재현하기 위해 식(5)와 같이 상태천이행렬  $P$ 를 도입한다 [6]:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & 0 \\ p_{21} & 0 & p_{2n} \\ p_{n1} & 0 & p_{nn} \end{pmatrix} \quad (5)$$

여기서 각 행렬의 성분  $p_{ij}$ 는 상태  $i$ 로부터 상태  $j$ 까지 전달될 확률이다. 제로 요소(zero element)는 노드 간에 연결이 되지 않았음을 의미한다. 각 쌍의 노드에 대해 지시선을 사용하여 다른 노드에 도달할 수 있고, 노드 간에 환원 가능하지 않은 경우에만 그 노드는 강한 연결성을 갖는다.

마르코프 체인은 현재 상태의 확률이 이전 상태의 확률에 의존하는 확률 과정이며, 이는 하나 이상이 될 수 있다. 마르코프 체인의 확률 과정은 식(6)과 같이 표현할 수 있다 [6]:

$$p(x_{k+1} = s_{k+1} | x_k = s_k, x_{k-1} = s_{k-1}, \dots, x_0 = s_0) \quad (6)$$

$$= p(x_{k+1} = s_{k+1} | x_k = s_k)$$

여기서  $s_k$ 는  $k$ 번째 노드의 상태를 말하고  $x_k$ 는 상태  $s_k$ 에서의 확률이다.  $k+1$ 번째 상태인  $s_{k+1}$ 에서 발생하는 확률  $x_{k+1}$ 은 이미 지나간 시점에서의 상태에 대한 확률이 아닌  $k$ 번째 상태에 의해 결정되어지는 확률값을 의미한다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 인공지능을 이용한 전기차 충전 수요 예측 알고리즘 중 RNN, Support Vector Regression, Markov Chain 기법에 대해 소개하였다. 본 논문에서 살펴본 전기차 충전 수요 예측 알고리즘의 장점과 단점은 표 2와 같이 평가 분석하였다. 본 논문에서 검토한 전기차 충전 예측 기법은 평일과 주말, 공휴일과 기후처럼 여러 가지 외부의 조건에 영향을 받는다. 따라서, 다양한 조건을 고려할 수 있는 전기차 충전 예측 알고리즘의 설계 및 개발이 필요하다.

표 2. 전기차 충전 수요 예측 알고리즘인 RNN, Support Vector Regression, Markov Chain의 장·단점 비교 분석

알고리즘	장점	단점
RNN	<ul style="list-style-type: none"> <li>순서가 있는 데이터 처리에 용이</li> <li>데이터 시퀀스 길이에 영향을 받지 않고 입력과 출력을 받아들임</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>학습 과정에서 그래디언트가 매우 커져 학습과정이 중단될 수 있음</li> </ul>
Support Vector Regression	<ul style="list-style-type: none"> <li>선형이나 비선형 회귀, 분류, 이상치 탐색 등 다목적적으로 사용 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>다계층에서는 이진 분류가 동작 하지 않음</li> </ul>
Markov Chain	<ul style="list-style-type: none"> <li>확률 과정이 메모리가 없음</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>예측 주기가 길어질수록 정확도가 떨어짐</li> </ul>

#### 감사의 글

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

#### 참고 문헌

- [1] A. Almalag, G. Edwards, "A Review of Deep Learning Methods Applied on Load Forecasting," *IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, Vol.16, pp.511-516, 2017
- [2] B. Kermanshahi, "Recurrent neural network for forecasting next 10 years loads of nine Japanese utilities," *Neurocomputing*, Vol.23, pp.125-133, 1998
- [3] S. Marshland, *Machine Learning: An Algorithm Perspective*. London: Taylor & Francis Group, 2009
- [4] Q. Sun, J. Liu, X. Rong, M. Zhang, X. Song, Zhaohong, "Charging load forecasting of electric vehicle charging station based on support vector regression," *IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*, pp.1777-1781, 2016
- [5] M. Arias, M. Kim, S. Bae "Prediction of electric vehicle charging-power demand in realistic urban traffic networks," *Applied Energy*, Vol.195, pp. 738-753, 2017
- [6] S. Bae, "태양광발전 출력전력 예측기법 연구 동향," *The Korean Institute of Electric Engineers*, Vol.67, pp.16-25, 2018