

## 딥러닝 기반 주택용 계시별요금제 전환 시 전기요금 변화 예측

김동식\*, 정영모\*\*, 정범진\*\*\*  
 한국외국어대학교\*, 한성대학교\*\*, 서울과학기술대학교\*\*\*

### Predictions of Electrical Energy bills for Time-of-Use Rates Based on Deep learning

Dong Sik Kim\*, Young Mo Chung\*\*, Beom Jin Chung\*\*\*

Hankuk University of Foreign Studies\*, Hansung University\*\*, Seoul National University of Science & Technology\*\*\*

**Abstract** - 월별 전력 사용량과 현재 누진 요금제를 기준으로 한 고지서 데이터만을 사용하여 누진요금제와 계시별요금제 중 적절한 전기 요금 요금제를 결정하고 기대할 수 있는 요금 차이의 예측을 딥러닝기반으로 수행하였다. 아파트 단지에 대한 시뮬레이션의 프레임워크를 기반으로 다양한 전기 에너지 소비 시나리오에 대한 전기 요금 계산을 광범위하게 수행할 수 있을 것이다.

#### 1. 서 론

한국전력에서 구축하고 있는 AMI(advanced metering infrastructure)의 통신방식은 크게 변압기를 중심으로 근처 다수의 세대를 대상으로 유선 또는 무선통신 방식의 로컬네트워크를 구성하는 방식과 스마트미터에서 바로 LTE 모뎀을 통한 이동통신에 의한 원격네트워크 방식으로 구분된다. 이와 같은 AMI를 활용한 계시별 요금제 도입을 위해서 2020년 12월 17일에 전기요금체계개편안에서 제주지역을 대상으로 2021년 7월부터 국내 최초로 계시별 요금제 시범사업 추진 계획을 발표함에 따라, 향후 전기소비자는 자신의 전력사용패턴을 참조하여 누진요금제와 계시별 요금제 중에서 자신에게 유리한 요금제를 선택할 수 있을 것으로 기대된다. 최근 들어서 AMI 등을 통해서 15분 또는 1시간 주기 단위로 수집되는 각종 데이터를 통해서 AMI 서비스 예측, 전력 수요예측, AMI 네트워크망 운영관리 등 다양한 분야에서의 활용을 위한 연구가 진행되고 있다 [1,2].

본 논문에서는 AMI가 구축된 아파트 세대에서 기존의 누진 요금제를 기반으로 수집된 AMI 전력 데이터를 사용하여 누진 요금제와 계시별 요금제에 따른 전기요금을 분석하여 전기요금제별 전기요금의 유효리를 비교한다. 이때 월별 사용량과 전기요금만을 사용할 수 있다는 가정 하에 누진요금제와 계시별요금제 간에 적절한 요금제를 결정하는 데 지침을 제공하기 위한 예측기를 딥러닝 기반으로 설계하였다. 이러한 연구는 전기소비자가 자신의 전력정보를 통해서 유리한 전기요금제를 선택할 수 있게 하고자 한다. 본 연구에서 사용한 AMI 데이터는 스마트그리드 확산사업(2016년-2018년)의 일환으로 추진되었던 아파트 대상 AMI 구축사업을 통해서 세대 계량데이터 중에서 12,155세대로 구성된 아파트 11개 단지의 12개월 동안의 유효전력 측정 데이터이다.

<표 1> 예측기 설계를 위한 다양한 입력

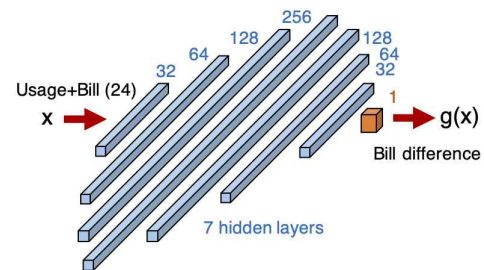
Method	Input $x$	$p$
Usage (1)	Annual usage	1
Bill (1)	Annual bill	1
Usage-Bill (2)	Annual usage and bill	2
Usage (12)	12 monthly usages	12
Bill (12)	12 monthly bills	12
Usage+Bill (24)	12 monthly usage and bills	24

#### 2. 선형회귀 예측

전기요금 차액은 선형회귀분석(linear regression analysis)을 기반으로 하는 다음과 같은 초평면에 의해 근사화될 수 있다.  $N$  쌍  $(x_i, d_i)$ 로 구성된 훈련열을 고려하자. 여기서  $x_i \in R^p$ 이고  $d_i$ 는 연간 전기료이다.

$$f(x) := x^T \beta + \beta_0, x \in R^p$$

이러한 초평면을 구하기 위하여 훈련열  $(x_i, d_i)$ 를 사용하여 제공 오차  $[f(x_i) - d_i]^2$ 의 합을 최소화시키는 최적화를 수행한다. 여기서  $\beta \in R^2$ 이고  $\beta_0 \in R$ 이다. 또한  $i$ 번째 가구의 경우, 입력 벡터  $x_i$ 는 표 1에 요약한 바와 같이 월간 또는 연간 사용량 전기료로 구성할 수 있다. 최적화된 회귀 함수  $f$ 에서 SVM의 경우와 유사한 방식으로  $f$ 의 부호를 관찰하여 누진요금제와 계시별요금제 간의 선호 요금제를 선택할 수 있을 뿐만 아니라 절략된 전기 요금을 추정할 수 있다.



<그림 1> 전기료 차액 예측을 위한 심층신경망(DNN) 구조

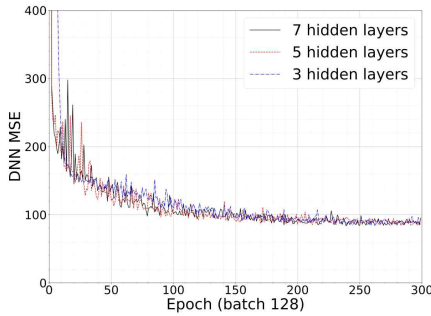
#### 3. 심층신경망 예측

DNN(deep neural network) 기법을 사용하여 전기요금 차액을 예측하고 이를 전기 요금 계획 선택을 위한 분류기를 설계하는 데 사용할 수 있다.

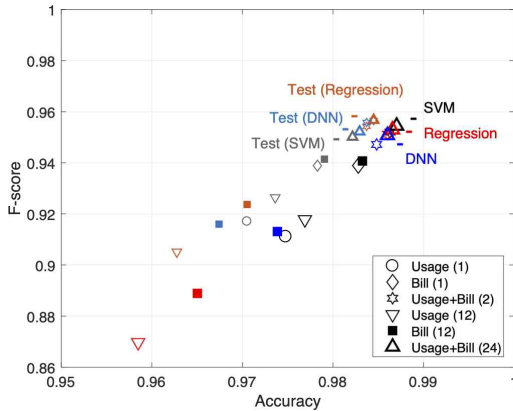
DNN을 설계하기 위해 선형회귀분석 사례와 동일한 훈련열  $(x_i, d_i)$ 를 사용한다. 여기서 입력  $x_i$ 는 정규화되지 않은 24개의 feature(“Usage+Bill (24)”,  $p=24$ )를 포함하고 7개의 숨겨진 레이어가 DNN 아키텍처에 추가된다. 그림 1과 같이 24개의 feature 중  $x$ 를 입력하면 각각 32, 64, 128, 256, 128, 64, 32개의 노드로 가지는 은닉층으로 이동하고 마지막 레이어는 1개의 출력을 전기료 차액 예측  $g(x)$ 로 출력한다. 은닉층의 출력에는 활성화 함수와 정규화가 적용되지 않았다. 훈련열에 대한 DNN을 설계하기 위해 손실 함수는 평균제곱오차(mean square error, MSE)이고 배치 크기는 128입니다. 감소하는 손실의 예를 그림 13에 도시하였고 최종 RMSE는 연간 8,983원이다. 입력  $x$ 는 월별 사용량 및 전기료의 24가지 feature로 구성되어 있다 ( $p=24$ ). 정규화 없이 입력  $x$ 는 32, 64, 128,

256, 128, 64, 32 노드를 가지는 7개의 은닉층을 거쳐 전기료 차액의 예측  $g(x)$ 에 도달한다. 은닉층의 경우 활성화 함수가 사용되지 않았다.

그림 2는 다양한 크기의 은닉층이 있는 DNN 구조를 기반으로 하는 10개 단지의 훈련열을 사용한 epoch에 대한 MSE 훈련 곡선의 예로 배치 크기는 128, 최대 훈련 epoch는 300, 학습률은 0.0005이다. 각 계층에는 정규화 없고 활성화 함수도 없다.



〈그림 2〉 DNN 아키텍처기반 epoch에 대한 MSE 훈련 곡선



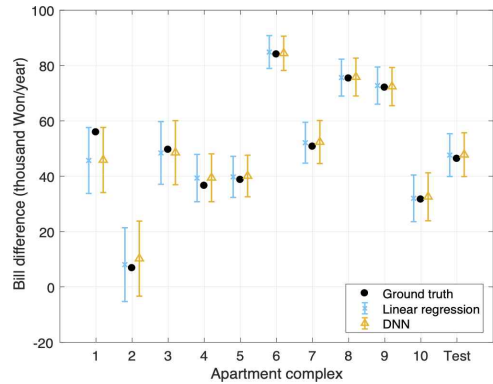
〈그림 3〉 SVM, 선형회귀 및 DNN 분류기를 사용한 테스트 단지의 정확도 및 F-점수

#### 4. 실험 결과

먼저 선형회귀 및 DNN을 기반으로 설계된 분류기를 정확도 및 F 점수 측면에서 비교한다. SVM(support vector machine)의 경우[3], 테스트 단지의 정확도와 F-점수는 그림 3에서 “Test (SVM)” 로 표시하였다. 입력이 “Usage+Bill (2)” ( $p=2$ )일 때 최대 정확도와 F-score는 각각 0.9791 및 0.9413이다. 테스트 단지에 대한 결과는 10개 단지의 경우와 유사하다.  $\alpha$ 와  $\alpha_0$ 의 매개변수 개수에 대한 훈련열의 총 세대수의 비율인 훈련비율은 상대적으로 높아 좋은 훈련 성능을 제공한다. 선형회귀 및 DNN을 기반으로 설계된 분류기의 정확도와 F-점수도 그림 2에 도시하였다. 여기서  $i$ 번째 가구에 대한 분류는 각각  $f(x_i)$ 와  $g(x_i)$ 의 부호를 확인하여 이루어진다. 2개의 feature를 사용하는 “Usage+Bill (2)” 및 24개의 feature를 사용하는 “Usage+Bill (24)”에 대해 SVM 사례와 유사한 결과를 보여준다. 테스트 단지의 결과도 SVM의 경우와 유사하다. 그러나  $p=1$  또는  $p=12$ 의 feature를 고려한다면 전기요금 계획을 선택할 때 SVM 분류기를 사용하는 것이 선형회귀나 DNN의 경우보다 더 유리하다.

그림 3에서 볼 수 있듯이 “Usage+Bill (24)”의 경우 SVM, 선형회귀 및 DNN의 결과는 삼각형 표시와 유사하

다. 전기 요금이 “Bill (12)”로만 제공되는 경우 선형회귀 및 DNN의 결과는 SVM의 경우보다 실선으로 된 정사각형으로 상당히 나쁘다.



〈그림 4〉 선형회귀 및 DNN 분류기를 사용한 요금차액 예측 정확도 및 정밀도

다음으로 선형회귀 및 DNN 방법의 예측을 비교해보자. 선형회귀 및 DNN 방법의 예측 정확도 및 정밀도를 그림 4에 도시하였다. 선형회귀 및 DNN 방법 모두 유사한 표준 편차로 유사한 전기요금 절약을 제공할 수 있음을 관찰했다. 따라서 선형회귀 또는 DNN법을 이용하여 계시별요금제로 전환할 경우 연간 전기요금 절감액을 성공적으로 예측할 수 있다.

#### 5. 결론

월별 전력 사용량과 현재 누진 요금제를 기준으로 한 고지서 데이터만을 사용하여 누진요금제와 계시별요금제 중 적절한 전기 요금 요금제를 정확하게 결정할 수 있었다. 적은 수의 월별 청구서 또는 사용량 데이터를 사용할 수 있는 경우 SVM 기술을 선택하는 것이 좋다. 반면에 요금제 변경으로 인한 절감액을 알고 싶다면 선형회귀 또는 심층신경망기법을 사용하여 절감액을 예측할 수 있다. 아파트 단지에 대한 시뮬레이션의 프레임워크를 기반으로 다양한 전기 에너지 소비 시나리오에 대한 전기 요금 계산을 광범위하게 수행할 수 있을 것이다.

#### 감사의 글

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술 평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구과제입니다 (No. 20219710100040).

#### [참고 문헌]

- [1] W. Jung, B. J. Chung, and D. S. Kim, “Analysis of the single and general contracts in electricity supply for high-voltage apartments,” *Jour. IEIE*, vol. 57, no. 10, pp. 87-95, Oct. 2020.
- [2] D. S. Kim, W. Jung, and B. J. Chung, “Analysis of the electricity supply contracts for medium-voltage apartments in the republic of Korea,” *Energies*, vol. 14, no. 2, 293, 2021.
- [3] J. Jung, D. S. Kim, B. J. Chung, and Y. M. Chung, “Analysis on the Residential Progressive and Time-of-Use Rates Based on AMI Data,” *Jour. IEIE*, vol. 58, no. 9, pp. 66-77, Sep. 2021.