

ELM을 이용한 특수일 최대 전력수요 예측 모델 개발

Development of Peak Power Demand Forecasting Model for Special-Day using ELM

지 평 식* · 임 재 윤†
(Pyeong-Shik Ji · Jae-Yoon Lim)

Abstract - With the improvement of living standards and economic development, electricity consumption continues to grow. The electricity is a special energy which is hard to store, so its supply must be consistent with the demand. The objective of electricity demand forecasting is to make best use of electricity energy and provide balance between supply and demand. Hence, it is very important work to forecast electricity demand with higher precision. So, various forecasting methods have been developed. They can be divided into five broad categories such as time series models, regression based model, artificial intelligence techniques and fuzzy logic method without considering special-day effects. Electricity demand patterns on holidays can be often idiosyncratic and cause significant forecasting errors. Such effects are known as special-day effects and are recognized as an important issue in determining electricity demand data. In this research, we developed the power demand forecasting method using ELM(Extreme Learning Machine) for special day, particularly, lunar new year and Chuseok holiday.

Key Words : ELM, Forecasting model, Power demand, Special-day

1. 서 론

전력의 안정적인 공급 및 운용을 위하여 성능이 우수한 전력 수요 예측 모델의 개발은 매우 중요하다. 이러한 전력의 수요를 예측하기 위하여 시계열 분석방법에 기반을 알고리즘이 사용된다. 그러나 설연휴 또는 추석과 같은 특수일의 경우 시계열 데이터 분석보다는 연휴 특성을 고려하여 모델을 개발하여야 한다[1].

전력 수요 예측 모델은 회귀모델과 신경회로망 등으로 대표되는 지능형 예측 모델로 분류된다. 회귀 모델을 이용한 연구동향을 살펴보면, 다중회귀분석법을 이용하여 지역전력의 수요를 예측한 방법[2], 지수평활법 모델[3]과 이중계절 지수평활법[4], 삼중 계절 지수평활법[5], ARIMA 모형[6]을 이용한 전력수요 예측 방법이 있다. 또한 다양한 시계열 모형에 따른 일별 최대 수요전력의 예측 성능을 분석한 연구[7]도 진행되었다. 지능형 모델을 이용한 연구동향을 살펴보면, SVR(Support Vector Regression)을 이용하여 월별 전력수요예측을 적용한 방법[8], 뉴로-퍼지 모델을 이용하여 시간, 일간, 주간 단위 전력을 예측한 방법[9] 등이 있다.

최근에는 두 가지 알고리즘을 융합한 하이브리드 형태의 예측모델이 개발되고 있다. 대표적인 하이브리드 모델로는 웨이블릿과 신경회로망을 결합한 모델[10, 11]과 웨이블릿과 뉴

로퍼지모델을 결합한 모델[12] 등이 있다. 웨이블릿과 신경회로망을 결합한 모델[11]에서는 지능형 하이브리드 웨이블릿 모델을 이용하여 단기 부하 예측모델을 개발하고, 그 유용성을 평가하였다. 특히, 시계열 데이터를 웨이블릿에 의해 고주파 신호를 제거한 후, 저주파 신호가 강조된 시계열 데이터와 신경회로망을 접목한 모델을 개발한 것이 특징으로서, 입력인자로는 과거 수요데이터와 온도 특성을 고려하였다.

서술한 예측모델은 특수일이 아닌 경우에 대해서는 우수한 성능을 나타내지만 특수일에 대해서는 특수일의 특성을 반영하지 못하므로 모델 성능의 저하를 초래한다. 특수일에 대한 전력 수요예측을 위해 추석 연휴 전력수요 특성 분석을 통한 단기 전력 수요예측 기법을 개발한 연구도 진행되었다[13]. 또한 특수일이 아니지만 하계 특수 경부하기간의 단기 전력수요예측 연구도 수행되었다.

본 논문에서는 특수일 중에서 구정연휴와 추석 연휴의 일별 최대 전력수요예측을 위하여 처리속도가 우수한 ELM 모델을 개발하였다. 개발된 모델은 각각의 연휴 특성에 맞는 입력인자를 선택하고, 선택된 입력인자를 이용하여 효과적으로 해당되는 특수일의 일별 최대 수요 예측을 가능하도록 하였다. 제안된 방법은 기존에 제안된 방법과 비교함으로써 타당성을 입증하고자 한다.

2. 특수일에 대한 최대 전력수요예측

그림 1에서는 본 연구에서 제안된 특수일을 고려한 최대 수요예측 모델의 구성도를 나타냈다. 그림 1에서 보는 바와 같이 입력인자로는 특수일의 특성을 대표할 수 있는 인자를 상관관계 분석을 통하여 선택하였으며, 학습 알고리즘은 ELM(Extreme Learning Machine)을 사용하였다. ELM은

* Dept. of Electrical Engineering, Korea National University of Transportation, Korea

† Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering Daeduk College, Korea

E-mail : jyilm@ddc.ac.kr

접수일자 : 2015년 5월 3일

최종완료 : 2015년 5월 20일

반복학습을 하지 않기 때문에 전형적인 반복 학습 방법들에 비하여 매우 빠른 학습이 가능하다. 주요 특징으로 ELM은 작은 학습 오차값을 가질 뿐만 아니라 가중치들의 가장 작은 해를 얻는 경향이 있다. 따라서 ELM은 신경 회로망의 우수한 성능을 얻을 수 있다. 또한, 경사 기반 학습방법들이 국부최소(local minimum), 과잉적합(over-fitting)과 같은 문제점이 있는 반면에 ELM은 한 번의 학습으로 최적의 해에 직접적으로 도달하는 경향이 있다.

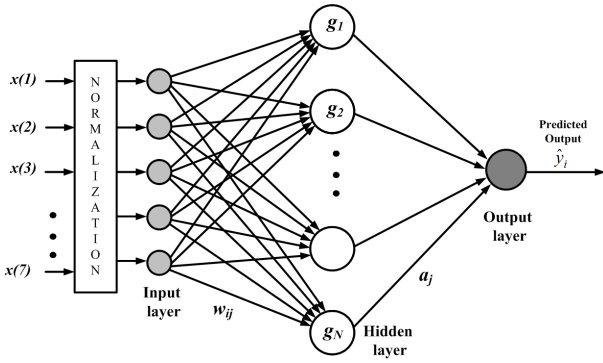


그림 1 제안된 알고리즘
Fig. 1 The proposed algorithm

그림 2는 ELM의 학습 절차와 구조를 보여준다. 그림 2에서 입력인자 x 는 상관성 분석을 통하여 특수일에 영향을 주는 인자를 선택하였으며, 출력 \hat{y} 는 특수일에 해당하는 최대 수요전력을 의미한다. ELM에 의한 예측 과정을 살펴보면 다음과 같다[14].

m 개의 데이터 $\{(\mathbf{x}_i, y_i), i=1, 2, \dots, m\}$ 와 한개의 출력노드를 가지고 N 개의 은닉노드들을 가지는 전방향 신경 회로망의 학습을 고려해보자. 여기서, 입력 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ 이고, $y_i \in R$ 이며, N 개의 은닉노드들의 활성화 함수 $g(x)$ 에 의한 전방향 신경 회로망의 출력은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{g}(\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{a} = y_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

여기서, $\mathbf{w}_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}]^T, j = 1, 2, \dots, N$ 은 j 번째 은닉노드와 입력노드들을 연결하는 가중치 벡터로 임의의 값으로 초기화 되며, $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 는 은닉노드들과 출력노드를 연결하는 가중치 벡터이다. $\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i$ 는 \mathbf{w}_j 와 \mathbf{x}_i 의 내적을 의미한다.

식 (2)는 다음과 같이 간결하게 표현될 수 있다.

$$\mathbf{G}\mathbf{a} = \mathbf{y} \quad (2)$$

여기서

$$\mathbf{G}(\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_N, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m) = \begin{bmatrix} \mathbf{g}(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_1) & \dots & \mathbf{g}(\mathbf{w}_N \cdot \mathbf{x}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{g}(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_m) & \dots & \mathbf{g}(\mathbf{w}_N \cdot \mathbf{x}_m) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (4)$$

\mathbf{G} 는 전방향 신경 회로망에서 은닉층의 출력으로 \mathbf{G} 의 i 번째 열은 입력 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m$ 과 관련된 i 번째 은닉노드들의 출력 벡터이다. 최종적으로, 다음과 같이 최소자승법에 의하여 출력 가중치 $\hat{\mathbf{a}}$ 을 구한다.

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{G}^\dagger \mathbf{y} \quad (5)$$

여기서 \mathbf{G}^\dagger 는 은닉층의 출력 \mathbf{G} 의 Moore-Penros 일반화된 역행렬이다. 만일 $\mathbf{G}^T \mathbf{G}$ 가 비정칙인 경우, \mathbf{G} 의 Moore-Penros 일반화된 역행렬은 다음과 같이 얻어진다.

$$\mathbf{G}^\dagger = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \quad (6)$$

최종 예측은 다음과 같이 얻어진다.

$$\hat{\mathbf{y}} = \hat{\mathbf{G}} \hat{\mathbf{a}} \quad (7)$$

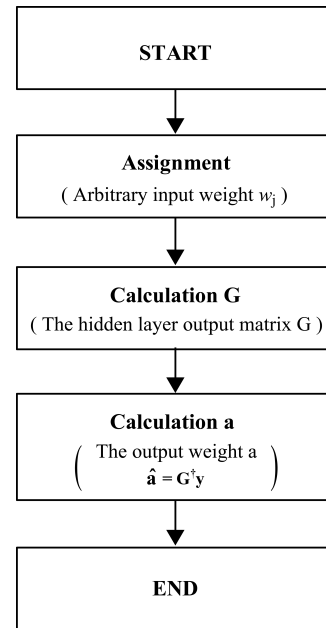


그림 2 ELM의 학습과정
Fig. 2 The learning process of ELM

3. 사례 연구

3.1 데이터의 구성 및 분석

표 1과 표 2에서는 구정연휴와 설날 연휴에 대한 년도별 일별 최대 수요전력을 나타냈다.

표 1에서 보는 바와 같이 구정 연휴는 구정 하루 전, 당일, 다음날 순으로 나타냈다. 표 1에 나타낸 인자들 중에서 경제성장률, 온도에 의한 최대 수요전력의 상관성을 분석하기 위하여 상관계수를 산출하였다. 표 3에서는 음력설에 대한 최대

표 1 음력 설날 연휴에 대한 년도별 최대 수요전력

Table 1 Daily Peak Power Demand per year for lunar new year holiday

년도	경제 성장률	하루 전날			당일			다음날		
		요일	최 대	기온	요일	최 대	기온	요일	최 대	기온
2006	5.2	토	44,859	1.3	일	39,237	4.5	월	40,115	5.0
2007	5.1	토	45,801	6.2	일	39,596	5.6	월	41,617	4.4
2008	2.3	수	50,720	-3.2	목	44,834	-3.9	금	46,181	-2.7
2009	0.2	일	50,320	-4.6	월	45,285	-3.3	화	46,881	-1.9
2010	6.1	수	68,963	-13.2	목	68,937	-9.1	금	68,539	-5.0

표 2 추석 연휴에 대한 년도별 최대 수요전력

Table 2 Daily Peak Power Demand per year for Chuseok holiday

년도	경제 성장률	하루 전날			당일			다음날		
		요일	최 대	기온	요일	최 대	기온	요일	최 대	기온
2006	5.2	목	34,557	21.4	금	31,589	21.1	토	34,247	20.3
2007	5.1	월	36,266	22.5	화	34,024	22.2	수	37,671	22.1
2008	2.3	토	40,415	23.3	일	36,649	24.4	월	40,474	25.1
2009	0.2	금	40,891	19.0	토	37,110	17.9	일	39,607	17.0
2010	6.1	화	45,151	21.4	수	38,764	16.7	목	41,282	17.0

수요 전력간의 상관분석결과를 나타냈다. 표 3에서 보는 바와 같이 경제 성장률은 하루 전의 일별 최대수요전력과 상관계수가 0.9, 당일은 0.88, 다음날은 0.9로 매우 높은 상관성을 갖음을 알 수 있다. 또한 온도에 대한 상관성 분석결과 하루 전은 -0.91, 당일은 -0.85, 다음날은 -0.79로 온도에 대해서도 부의 높은 상관성을 보임을 알 수 있다.

표 2에서는 추석 연휴에 대한 일별 최대 수요전력을 나타냈다. 표 2에 나타낸 인자들 중에서 경제 성장률, 온도에 의한 최대 수요전력의 상관성을 분석하기 위하여 상관계수를 산출하였다. 표 4에서는 추석 연휴에 대한 최대 수요 전력간의 상관분석결과를 나타냈다. 표 4에서 보는 바와 같이 경제 성장률은 하루 전의 일별 최대수요전력과 상관계수가 0.97, 당일은 0.96, 다음날은 0.93으로 매우 높은 상관성을 갖음을 알 수 있다. 그러나 온도에 대한 상관성 분석결과 하루 전은 -0.08, 당일은 -0.68, 다음날은 -0.53으로 온도에 대해서는 경제 성장률에 비하여 높은 상관관계를 나타내지는 않았다. 그

표 3 음력설에 대한 최대 수요전력간의 상관성 분석

Table 3 Correlation analysis between peak power demand for lunar new year holiday

인자	하루 전	당일	다음 날	비고
경제성장률	0.90	0.88	0.90	누적값
온도	-0.91	-0.85	-0.79	평균 온도

표 4 추석에 대한 최대 수요전력간의 상관성 분석

Table 4 Correlation analysis between peak power demand for Chuseok holiday

인자	하루 전	당일	다음날	비고
경제성장률	0.97	0.96	0.93	누적값
온도	-0.08	-0.68	-0.53	평균 온도

림 3과 그림 4에서는 구정연휴와 추서에 대한 경제성장률 및 온도와 일별 최대 수요전력의 데이터 분포도를 나타냈다.

성능지표로는 식 (8)에 나타낸 평균제곱오차인 RMSE (Root means square error)를 고려하였다.

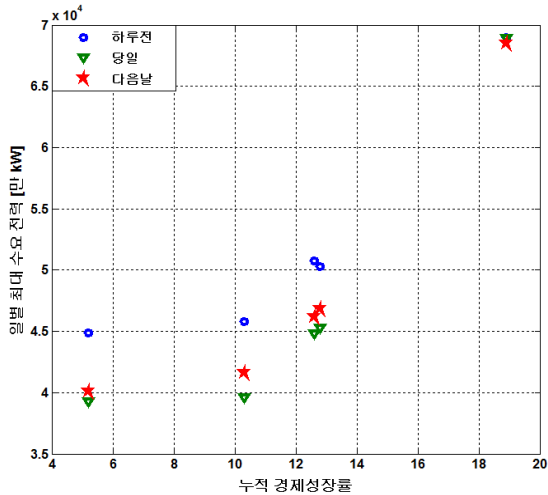
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Actual_i - Forecast_i)^2} \quad (8)$$

표 5에서는 예측결과를 나타냈다. 예측 모델 구축을 위해 2006년도에 2009년도에 발생한 최대수요전력 데이터를 학습용으로 사용하였고, 2010년도 데이터를 이용하여 검증을 하였다. 구정 설날 당일의 예측모델은 상관성이 높은 온도와 경제성장률, 그리고 구정 설날 전날의 최대 수요전력을 입력인자로 선택하였으며, 추석 당일의 예측모델은 경제성장률과 추석 전날의 최대 수요전력을 입력인자로 선택하였다. 표 5에서 보는 바와 같이 특수일 고려없이 시계열 데이터만을 사용한 기존방법은 구정 설날에 대해 RMSE 오차가 2306, 제안된 방법은 1806으로 예측 오차가 감소되었음을 확인할 수 있다. 또한, 추석 당일의 예측결과는 특수일 고려없이 시계열 데이터만을 사용한 기존방법은 RMSE 오차가 3105, 제안된 방법은 2900으로 예측 오차가 감소되었음을 확인할 수 있다. 표 5에서 보는 바와 같이 특수일에 맞는 인자를 선택하여 학습함으로써 예측모델의 성능이 향상됨을 알 수 있다.

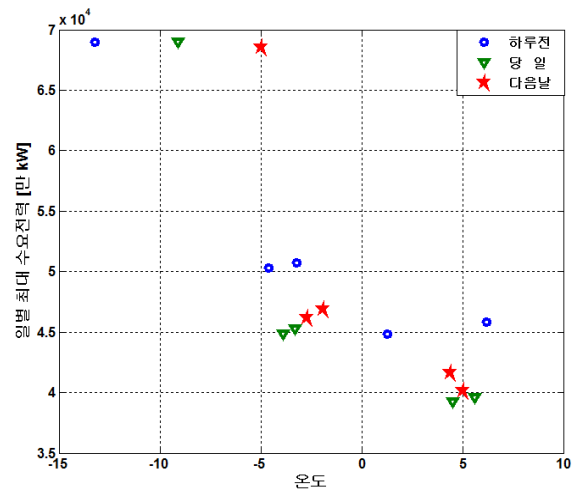
표 5 구정 설날과 추서에 대한 예측 결과

Table 5 Forecasting results for lunar new year and Chuseok holiday

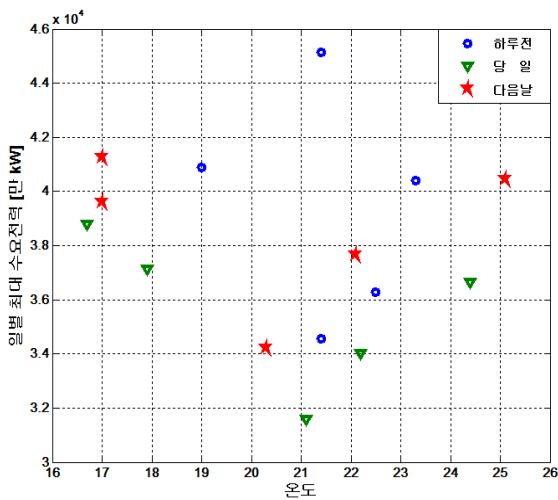
구분	기존방법	제안방법
설날	2306	1806
추석	3105	2900



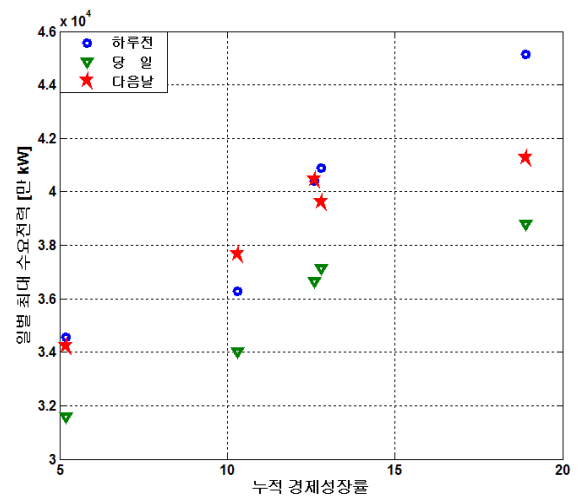
(a) 경제 성장률과 최대 수요전력 분포도



(a) 온도와 최대 수요전력 분포도



(b) 온도와 최대 수요전력 분포도



(a) 누적 경제 성장률과 최대 수요전력 분포도

그림 3 구정 연휴에 대한 최대 수요전력간의 데이터 분포
 Fig. 3 Data distribution between peak power demand for lunar new year holiday.

그림 4 추석 연휴에 대한 최대 수요전력간의 데이터 분포
 Fig. 4 Data distribution between peak power demand for Chuseok holiday.

4. 결 론

대부분의 최대전력 수요 예측모델은 특수일이 아닌 경우에 대해서는 우수한 성능을 나타내지만 특수일에 대해서는 특수일의 특성을 반영하지 못하므로 모델 성능의 저하를 초래한다. 따라서 본 논문에서는 구정 설날 및 추석 등의 특수일에 적합한 예측모델을 개발하고, 개발된 방법의 성능을 평가하였다. 실험결과 특수일 고려없이 시계열 데이터만을 사용한 기존방법은 구정 설날에 대해 RMSE 오차가 2306, 제안된 방법은 1806으로 예측 오차가 감소되었다. 또한, 추석 당일의 예측결과는 특수일 고려없이 시계열 데이터만을 사용한 기존방법은 RMSE 오차가 3105, 제안된 방법은 2900으로 예측 오차가 감소되었다.

향후 구정 설날 및 추석뿐만 아니라 다른 특수일에 대해서도 제안된 방법을 적용하여 성능을 평가하고자 한다.

감사의 글

이 논문은 2014년도 한국교통대학교 교내학술연구비의 지원을 받아 수행한 연구임.

References

[1] Oh-Sung Kwon, Kyung-Bin Song, "Development of Short-Term Load Forecasting Method by Analysis of Load Characteristics during Chuseok Holiday," Trans. KIEE, Vol. 60, No. 12, pp. 2215-2220, 2011.
 [2] B. W. Nam, K. B. Song, K. H. Kim, J. M. Cha, "The Spatial Electric Load Forecasting Algorithm using the Multiple Regression Analysis Method," Journal of KIIEE, Vol. 22, No. 2, pp. 63-70, 2008.

- [3] R. Ramanathan, R. Engle, C. W. J. Granger, F. VahidAraghi, C. Brace, "Short-term forecasts of electricity loads and peaks," *International Journal of Forecasting*, Vol. 13, pp. 161-174, 1997.
- [4] J. W. Taylor, "Short-term electricity demand forecasting using double seasonal exponential smoothing," *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 54, pp. 799-805, 2003.
- [5] J. W. Taylor, "Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting," *European Journal of Operational Research*, Vol. 204, pp.139-152, 2010.
- [6] R. Weron, *Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach*, Wiley, Chichester, 2006.
- [7] J. S. Lee, H. G. Sohn, S. Kim, "Daily Peak Load Forecasting for Electricity Demand by Time series Models," *The Koran Journal of Applied Statistics*, Vol. 26, No. 2, pp. 249-360, 2013.
- [8] HyungRo Lee, Hyunjung Shin, "Electricity Demand Forecasting based on Support Vector Regression," *IE Interfaces*, Vol. 24, No. 4, pp. 351-361, 2011.
- [9] Yong-Jin Park, Bo-Hyeun Wang, "Neuro-Fuzzy Model based Electrical Load Forecasting System: Hourly, Daily, and Weekly Forecasting," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 14, No. 5, pp. 533-538, 2004.
- [10] A. S. Pandey, D. Singh, S. K. Sinha, "Intelligent Hybrid Wavelet Models for Short-Term Load Forecasting," *IEEE Trans. on Power systems*, Vol. 25, No. 3, pp.1266-1273, 2010.
- [11] C. Guan, P. B. Luh, L. D. Michel, Y. Wang, P. B. Friedland, "Very Short-Term Load Forecasting: Wavelet Neural Networks With Data Pre-Filtering," *IEEE Trans. on Power systems*, Vol. 28, No. 1, pp.30-41, 2013.
- [12] M. Hanmandlu, B. K. Chauhan, "Load Forecasting Using Hybrid Models," *IEEE Trans. on Power systems*, Vol. 26, No. 1, pp. 20-29, 2011.
- [13] Myung Suk Kim, "Modeling special-day effects for forecasting intraday electricity demand," *European Journal of Operational Research*, Vol. 230, pp. 170-180, 2013.
- [14] G. B. Huang, Q. Y. Zhu, and C. K. Siew, "Extreme learning machine: theory and applications," *Neuro-computing*, Vol. 70, No. 1-3, pp. 489-501, 2006.

저 자 소 개



지 평 식 (池平植)

1994년 충북대학교 대학원 전기공학과 석사과정 졸업(공학석사), 1998년 동대학원 박사과정 졸업(공학박사), 현재 한국교통대학교 전기공학과 교수, 대한전기학회 충북지회장

E-mail : psji@ut.ac.kr



임재윤 (林裁尹)

1984년 충북대 공대 전기공학과 졸업, 1986년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사), 1995년 홍익대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사), 1999~2000 Texas A&M Univ. 방문교수, 현재 대덕대학교 교수

E-mail : jylim@ddc.ac.kr