

전력량 예측 및 부하 패턴을 근거로 한 부하 곡선 예측

지평식, 조성현, 이종필, 남상천, 임재윤*, 김정훈**
 충북대 전기공학과, *충남전문대 전기과, **홍익대 전기공학과.

Electric Energy Forecasting and Development of Load Curve Based on the Load Pattern

P.S.Ji, S.H.Cho, J.P.Lee, S.C.Nam, J.Y.Lim* and J.H.Kim**
 Dept. of Electrical Engineering, Chungbuk Nat'l Univ.
 *Dept. of Electrical Engineering, Cugnram Junior College.
 **Dept. of Electrical Engineering, Hongik Univ.

Abstract

In this paper, we are proposed development of electric energy method and load curve. A daily electric energy is forecasted using artificial neural network. The load curve is obtained by combining forecasted electric energy and typical daily load patterns which are classified using KSOM and Fuzzy system. As a result, we know that we could get more accurate results and easier application than the results from based on the hourly historical data.

1. 서론

전력은 저장이 어렵고 시시각각 변화하는 수요를 만족하기 위해 공급력을 항상 확보하지 않으면 안된다. 그러나 발전시설의 건설에는 수년 이상의 시간과 막대한 비용이 요구되므로, 전원계획과 아울러 계통을 효율적이고 안정적으로 운용하기 위해서는 수요 예측이 반드시 필요하다.

이와 같은 전력 수요 예측 방법으로는 시계열분석과 회귀분석 방법 등과 같은 통계적인 방법[1]과 전문가의 경험을 바탕으로 한 전문가 시스템[2], 뇌의 정보처리 능력을 수식으로 모델화한 신경회로망[3], 그리고 퍼지 방법[4] 등이 사용되고 있다. 본 연구에서는 신경회로망을 이용한 일일전력사용량을 예측하고, 부하패턴을 근거로하여 부하곡선을 도출하고자 한다. 과거의 실적 자료를 Kohonen Self Organizing Feature Maps (이하 KSOM)과 Fuzzy System을 이용하여 요일별 부하 패턴을 분류하고, 신경회로망에 의해 예측된 전력량을 부하패턴과 합성해서 일일부하곡선을 얻게된다. 이와같은 일일부하곡선 도출에 시간별 과거 실적자료가 아닌 일별 전력량 자료를 이용하면 시간별 실적자료에 내포되어있는 불량자료로 인한 예측오차 감소와 함께 학습자료의 감소로 인한 학습속도를 개선할 수 있다. 사례연구로 대표적인 계절 특성을 나타내는 3월, 8월, 12월의 일일전력량 예측 및 부하곡선을 도출하고, 아울러 시간별 실적자료를 근거로 신경회로망에 의해 도출된 부하곡선 결과와 비교 검토 하였다.

2. 부하 패턴의 분류 및 특성

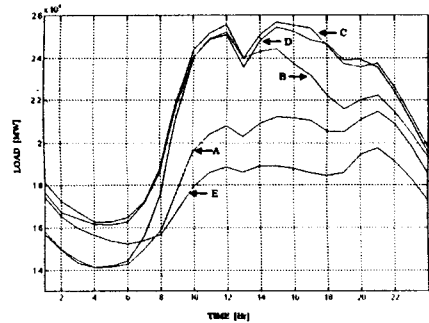
부하 패턴 분류는 본 연구실에서 이미 발표된 참고문헌 [8]에 의하여 계절별 부하 실적자료를 분류하였다. 1996년 한국 전력공사의 실적 자료로서, 대표적인 계절 특성을 나타내는 3, 8, 12월의 부하를 대상으로 하였다.

KSOM[7][8]의 알고리즘을 이용하여 부하패턴을 분류하기 위한 네트워크의 입력 패턴은 3월, 8월, 12월 각각 31일씩이므로

31개로 하였고, 입력 노드수는 시간대별 부하로 1일 24개의 자료를 얻을 수 있으므로 24개의 노드로 설정하였다. 한편, 출력 뉴런수는 31개의 패턴이므로 충분한 mapping이 구해질 수 있도록 2차원 평면상에 10행과 10열, 총 100개의 뉴런으로 구성하였다. 입력 패턴은 부하 패턴을 분류하기 위해 정규화 하여야 하는데, 패턴 분류가 목적이므로 일일을 단위로 하여 입력 패턴별로 정규화 하였다.

8(월) 22(월) 28(월)										21(일) 28(일)
		4(목)			15(월)					7(일) 14(일)
	16(목)		2(목) 3(수)				1(월)			
	5(수)		31(수)		25(목)					
	11(목) 12(금)		23(목) 28(금)							
			24(수)	30(목)						
	9(목)									
	18(목) 19(금)			17(수)	10(수)			27(토)	6(토) 13(토)	20(수)

그림1 KSOM 에 의한 mapping 결과(1994.8)



주) A:일요일 부하패턴, B:토요일부하패턴
 C:월요일부하패턴, D:주중부하패턴
 E:특수일 부하패턴

그림2. KSOM과 Fuzzy에 의한 부하 패턴 분류결과

Fig.1은 KSOM학습하여 2차원 뉴런 평면에 mapping된 결과를 보여 주고 있다. 8월의 경우 각 입력 패턴은 5개 영역으로 구분되어 진다. A영역은 일요일 부하 패턴으로 나타내고 있으며, B영역은 토요일 부하 패턴, C영역은 월요일 부하 패턴, D영역은 주중부하, E영역은 공휴일 부하패턴으로 분류할 수 있다. 즉, 8월의 부하 패턴은 KSOM으로 분류된 4개와(일, 월, 토, 공휴일) Fuzzy 로 분류된 2개로 볼 수 있다. 그러나 8월 1일의 경우는 모든 기업체에서 여름 휴가를 이날을 기준으로 실시함에 따라 공휴일인 8월 15일과 같은 부하패턴으로 나타나고 있다. 그림2는 분류된 각 요일별 부하패턴을 나타내고 있다.

3. 부하 패턴을 근거로한 전력량 및 부하 곡선 예측

3.1 연구의 개요

본 연구 방법은 그림 3과 같이 크게 3개 부분으로 구성되어 있다. 첫째는 이미 발표된 부하 패턴 분류 영역이 있고, 신경회로망에 의한 일일 전력량 예측 부분, 그리고 마지막으로 예측된 전력량과 부하 패턴을 합성하여 부하 곡선을 도출하는 부분으로 구성되어 있다.

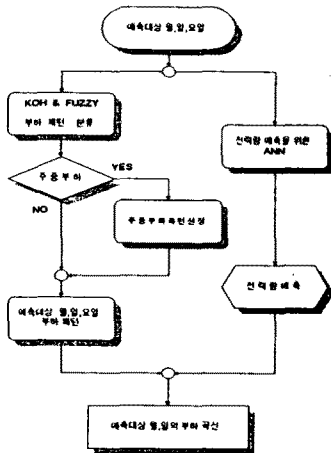


그림3. 부하패턴을 근거로 한 전력량 및 부하곡선 예측 방법의 개요

3.2 전력량 예측

일일 전력량 예측[5][6]은 그림3과 같이 신경회로망을 이용하며, 신경회로망은 입력층, 중간층, 출력층으로 구성된 다층형 신경회로망을 이용한다. 신경회로망의 학습을 위한 입·출력자료는 전력 사용 패턴의 유사성과 최근 자료를 감안하여 예측대상월을 기준으로한 전년도의 같은 예측월의 자료를 이용하고, 또한 연도별 전력사용량의 증가 경향을 고려하기 위하여, 예측대상월을 기준으로하여 전년도의 같은 예측 전월자료, 그리고 예측년도대상월의 전월 실적자료를 이용할 수 있다.

3.3 부하곡선 도출

부하곡선은 3.2에서 예측된 전력량과 일일 평균 전력에 대한 시간별 전력의 비관계를 의미하는 상대 계수로부터 도출할 수 있다. 우선 예측 대상일이 주어지면 BP학습에 의해 예측된 일일 전력량으로부터 평균전력 L_{avg} 은 식(1)과 같고,

$$L_{avg} = \frac{LH}{24} \dots\dots\dots(1)$$

여기서, LH : 일일 전력량 [MWh]

상대 계수는 KSOM에 의한 부하 패턴 분류로부터 구할 수 있다. KSOM에서 사용된 부하 패턴은 이미 발표된 바와 같이 식(2)와 같은 방법에 의하여 정규화 하였다. 본래의 상대 계수 개념인 평균이 1인 값을 갖기 위해서는 패턴 분류로부터 선정된 부하 패턴으로부터 크기를 다음 (3),(4)식에 의하여 재조정해야 한다.

$$N_i = \frac{L_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{24} L_i^2}} \quad i = 1, 2, \dots, 24 \dots(2)$$

$$N_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^{24} N_i}{24} \dots\dots\dots(3)$$

$$RN_i = \frac{N_i}{N_{avg}} \dots\dots\dots(4)$$

여기서, L_i : i 시간대 전력 [MW]
 N_i : 정규화된 전력
 N_{avg} : 정규화된 평균전력
 RN_i : 상대계수

그리고 부하패턴의 경우 2장에서의 결과로부터 파악할 수 있듯이 월요일, 토요일, 일요일부하는 뚜렷한 패턴 분류가 가능하므로 대표적인 부하 패턴을 선정할 수 있으나, 주중 부하의 경우는 전반적으로 산재되어 있고, 부분적으로 첫째, 둘째주 주중 부하 영역, 그리고 셋째, 넷째주 부하 영역으로 구분할 수 있다. 주중 부하를 예측할 경우 예측 대상 주에 따른 영역 설정과 설정된 영역의 부하 패턴들을 식(5),(6)과 같이 예측 대상일과 같은 mapping지점으로 부터 각 거리에 따른 가중치 평균을 취하므로써 좀 더 정도 높은 주중 부하 패턴 선정할 수 있다.

$$NRN_j = \frac{\sum_{i=1}^n W_j \cdot RN_{ij}}{\sum_{i=1}^n W_j} \quad j = 1, 2, \dots, n \dots (5)$$

$$\sum_{j=1}^n W_j = 1 \dots\dots\dots(6)$$

여기서, j : j 부하패턴
 W_j : j 부하패턴에 대한 가중치
 RN_{ij} : j 부하패턴의 i 시간에서 상대계수
 NRN_j : 선정된 주중부하의 j 시간에서 상대계수

부하곡선의 도출은 (1)식의 일일평균전력과 (5)식의 산정된 부하패턴으로부터 (7)식에 의하여 구할 수 있다.

$$NL_i = NRN_i \times L_{avg} \dots\dots\dots(7)$$

여기서, NL_i : 도출된 i 시간대의 부하(부하곡선)

4. 사례 연구 및 결과 고찰

사례 연구 대상으로서는 1995년도 3월, 8월, 12월의 전력사용량을 예측하고, 일일 부하 곡선을 도출하고자 한다. 전력량을 예측하기 위해서는 앞에서 설명한 바와 같이 한국전력공사의 1994년도의 2, 3월, 7, 8월, 11, 12월, 그리고 예측대상년도의 2월, 7월, 11월 실적자료로서 사용하였다. 그림4는 '94. '95년도 7월, 8월의 전력량을 나타내고 있다. 94년도 보다 95년도의 전력량이 많이 신장되어있음을 알 수 있으며 휴가철인 8월 첫주 전력량 및 공휴일인 8월 15일이 낮은 전력량으로 나타나고 있다.

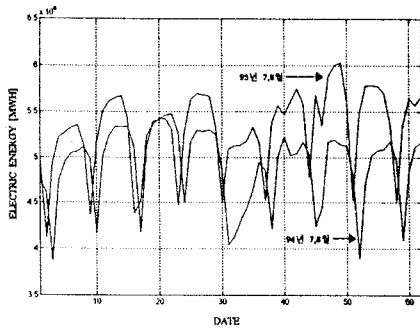


그림4. 전력 사용량 실적 자료

전력량을 예측하기 위한 신경회로망은 입력뉴런수는 7개, 중간층 뉴런수는 15개, 출력뉴런수는 1개로 하였다. 입·출력으로서는 1994년 7, 8월 전력량과 1995년 7월 전력량을 사용하여 BP학습에 의하여 연결가중치를 수정하였으며, 1995년도 8월 전력량을 예측하였다. 초기 학습율은 0.1로 하여, 3000회 학습한 후 예측 결과는 그림5와 같고, 최대오차 11.81%, 일일평균오차 4.23%의 양호한 결과를 얻었다. 또한 3월과 12월의 일일평균전력량예측오차는 각각 2.40%, 2.45%의 결과를 얻었다. 8월의 전력량 예측에서는 태풍, 집중호우등으로 인하여, 불량 데이터등에 의해 3월과 12월에 비해 다소 예측의 정도는 떨어지고 있다.

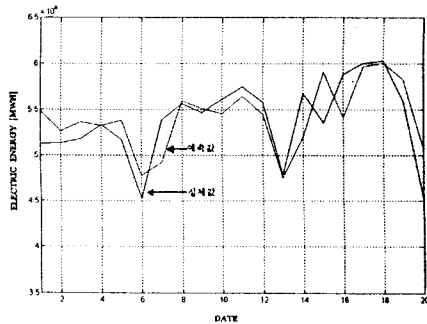


그림5. 신경회로망에 의한 전력량 예측 결과(1995. 8)

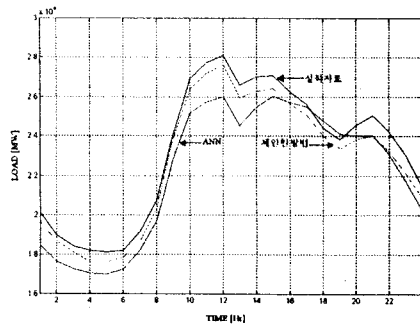


그림6. 전력량 예측에 의해 도출된 부하곡선과 ANN에 의해 예측된 부하곡선 (1995. 8. 12)

일일 부하 곡선은 3.3절에서 설명된 바와 같이 예측 대상일의 요인에 따른 부하 패턴을 선정하고 예측된 전력량을 재분배

하여 그림6과 같은 결과를 얻을 수 있다. 그림6은 8월12일 토요일로, 그림5에서 예측된 전력량은 544,460 [MWh]이고, 토요일의 부하 패턴을 적용하여 얻은 부하곡선의 결과이다. 실제값과 최대 오차는 4.13%, 최소 오차는 1.11%, 일일평균오차는 2.4%이었다. 또한 본 연구방법의 타당성을 검토하기 위하여 동일한 신경회로망을 사용하고, 학습을 위한 입출력 자료는 일일 전력량이 아닌 일일 시간별 전력을 사용하였다. 입력층, 중간층, 출력층 뉴런수는 각각 24개, 36개, 24개로 하였다.

그림6에서와 같이 시간별실적자료를 근거로 ANN을 사용하여 예측한 결과 일일 평균 오차 5.35%이었으며, 이는 제시된 방법에 의해 도출된 부하곡선의 결과가 우수함을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구는 신경회로망을 이용하여 일일 전력사용량 예측과 분류된 부하 패턴을 근거로하여 일일 부하 곡선을 도출하고자 하였다. 전력 사용량에 의한 부하 곡선을 도출하므로써 시간별 전력 자료에 내포된 불량 자료로 인한 예측 오차 요소를 완화할 수 있고, 아울러 신경회로망을 이용한 부하 예측에 시간별 전력을 사용할 경우, 학습 자료로의 과대로 인한 학습 시간 증가와 더불어 학습효과의 감소 초래를 방지할 수 있다.

- 본 연구의 내용을 정리하면 다음과 같다.
- 신경회로망에 의한 전력량 예측
- 주중 부하 패턴의 선정 방법 제시
- 부하 패턴을 근거로한 일일 부하 곡선 도출

참 고 문 헌

- [1] E.H. Barakat, J.M. Ai-Qassim, S.A. Ai Rashed, 'New Model for Peak Demand Forecasting Applied to Highly Complex Load Characteristics of a Fast Developing Area' *IEEE Proceedings - C*, Vol.139, No.2, pp.136-140, Mar. 1992.
- [2] Saifur Rahman, Rahul Bhatnagar, 'An Expert System Based Algorithm for Short Term Load Forecast', *IEEE Trans. PS*, Vol.3, No.2, pp.392-399, May 1988.
- [3] Duane D. Hightley, Theodore J. Hilmes, 'Load Forecasting by ANN', *IEEE Computer Application in Power*, Vol.6, No.3, pp10-15, July 1993.
- [4] A.G Bakirtzis, J.B. Theocharis, S.J. Kiartzis, Q.J. Satsios, "Short Term Load Forecasting using Fuzzy Neural network", *IEEE Trans. on power systems*, Vol. 10, No. 3, 1995, pp1518-1524.
- [5] K.Y. Lee, Y.T. Cha, J.H. Park, "Short Term Load Forecasting using Artificial Neural Network", *IEEE Trans. on power systems*, Vol.7, No.1, 1992, pp124~131.
- [6] Yuan-Yih, Chien-Chuen Yang, "Design of Artificial Neural Networks for Short term Load Forecasting", *Proceeding-C*, Vol.138, No.5, 1991.
- [7] Kohonen.T. "Self-organization and associative memory" Springer, Berlin, 1988.
- [8] S.H. Cho et al, "Load Pattern Classification using Kohonen Network with Fuzzy", *Proc. of ICEE'96*, Vol.1, pp67-61, 1996.