'95 대한전기학회 하계학술대회 논문집(1995. 7. 20~22)

단위건물의 부하 패턴 분류에 관한 연구

임 재윤* 박화춘** 남상천 ° 지평식 ° 조성현 °
*충남전문대학 한국에너지기술연구소 충북대학교 전기공학과

A STUDY ON THE CLASSIFICATION OF LOAD PATTERN FOR UNIT BUILDING

Jae-Yoon Lim* Hwa-Choon Park** Sang-Cheon Nam ° Pyeong-Shik Ji ° Soung-Hyun Cho °
* Dept. of Electrical Eng. Chung-Nam Junior College, 305-343.
** Korea Institute of Energy Research, Taejon 305-343.
° Dept. of Electrical Eng. Chung-Buk National University, 360-763.

ABSTRACT

A Typical load pattern has been an important role in operation and cogeneration planning of unit building.

In this paper, The self-organising feature maps have been applied to indentify the day type of unit building using measured load data. Also correlation coefficient method was used for this. These results are presented.

1. 서론

에너지 수요의 확대, 중장기적인 부존 자원의 유한성 등에 따라서 에너지 안정공급 확보의 필요성이 한층 높아지는 것으로 '93년 4월에 발표된 IEA의 세계 에너지 수요의 전망에 의하면 1990년부터 2010년까지에 세계 전체로 에너지 수요가 약 1.5배로 증가 될 것으로 예상되고, 특히 발전도상국에 있어서는 약 2.2배로 대폭적인 증가가 예상되고 있다.우리 나라의 에너지 소비증가율, 그 중에서도 전력수요 성장률은 최근 5년간 연평균 11.4%, 최대전력 증가율은 10.1%에 달하고 있어 적정수준의 공급예비율을 유지하기 위해서는 해마다 이 만큼씩 공급능력을 확충해 나가야 하지만 투자재원 및 입지확보, 환경제약 등 많은 어려움이 따르고 있다. 그러므로 전원개발을 보완하는 수단으로서 최소의 비용으로 에너지 수요를 충족시키기 위해서는에너지 효율개선, 직간접적인 부하관리, 연료전환 등의 수요관리를 추진하여야 할 것이다. 특히 효율개선에 의한 수요관리 방법은 기기효율 및 공정효율 개선, 건축물 효율관리, 에너지 절약 홍보등이 있는데, 우리 나라의 경우 계절별, 시간대별로 저력 피크 부하의 변동이 심할 뿐만 아니라 전기의 질도 크게 만족치 못한 실정이어서 전기 및 열을 대규모로 사용하는 업체에서는 열병합 발전 시설의 설치를 검토하고 있는 곳이 많다.

이와 같은 효과적인 업체의 수요관리와 열병합 발전시설의 설치 및 운용을 위해서는 단위 건물에 대한 전력 부하와 열부하에 대한 특성 분석이 요구된다.

본 연구에서는 단위 건물의 전력 부하와 열 부하에 대한 특성 분석으로 실측으로 부터 얻어진 자료를 근거로 신경회로망을 이용하여 계절별, 요일별 부하의 패턴을 분류하고자 한다.

2. Kohonen Self- Organising Feature Map

신경회로망의 학습방법[1-3]에는 일반적으로 지도학습(Supervised learning)과 자율학습(Unsupervised learning)으로 분류되며, 지도학습의 경우는 대표적으로 지금까지 많은 분야에 유용한 연구결과[4-7]가 발표되고 있는 다층형신경회로망(Multilayer perception) 등이 있고, 자율학습의 경우는 Kohonen신경회로망 등이 있다.

지도학습의 경우는 입력패턴과 목적패턴이 주어지므로 신경회로망의 출력을 인위적으로 제어할 수 있다. 그러나 자율학습인 Kohonen신경회로망의 경우 입력패턴만으로 학습이 진행되므로 입력패턴이 주어지면 뉴런들은 자신의 연결 가중치가 주어진 입력패턴과 유사해지도록 가중치를 조절한다. 이러한 과정이 반복되며 신경회로망의 뉴런들은 각각 특정한 입력패턴에만 반응하게 된다. 즉 임의 차원을 갖는 입력패턴의 공간적인 순서관계와 위상정보등을 보존한 채로 입력패턴을 2차원으로 배치된 뉴런상에 분류(mapping)를 하게된다[1-3].

2.1 경쟁학습

자율학습은 각 뉴런등의 경쟁을 통하여 연결 가중치를 조절하는 것으로 자율학습의 기본인 경쟁학습에 대해서 살펴보면, 그림 1과 같이 입력층과 출력층으로 구성되어 있으며, 입력층은 학습을 위한 입력 패턴의 입력하게 되며 각 입력패턴을 N차원 벡터이다. 출력층의 각 뉴런들은 입력과 모두 가중치로 연결되어 있으며, 각 뉴런들의 가중치 또한 N차원 벡터가 된다.

입력 패턴과 각 뉴런의 가중치 벡터를 N차원 공간에 나타내면 그림 2와 같다. 입력 패턴 X에 대하여 각 뉴런의 가중치 벡터를 보면 N뉴런의 가중치 벡터가 가장 가까운 거리에 있는 것으로 입력 X에 내하여 가장 크게 반응하는 뉴런으로 볼 수있다.

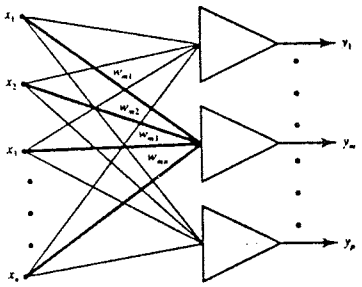

그림 1. 신경회로망

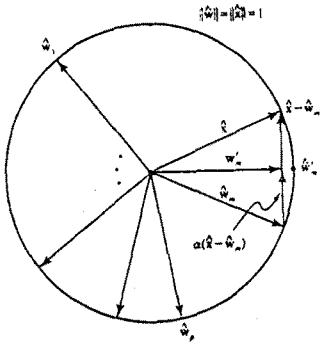

그림 2. 입력패턴과 가중치의 벡터 관계

2.2 A Self-Organising Neural Network

그림 3과 같이 N차원 입력패턴을 2차원 배열과 p개의 뉴런 상에 feature mapping하고자 한다. N차원 입력 패턴은 X 는

$$X=[\ X_1, X_2, X_3 \cdot \cdot \cdot, X_N] \tag{1}$$

이고, 각 뉴런과 연결된 가중치 행렬 W는 다음과 같다.

$$W=[\ W_1, W_2 W_3, \cdot \cdot \cdot, W_p\ ] \tag{2}$$

$$W_i=\begin{vmatrix} W_{i1} \\ W_{i2} \\ \cdot \\ \cdot \\ W_{iN} \end{vmatrix} \quad i=1,2,\cdot \cdot \cdot p \tag{3}$$

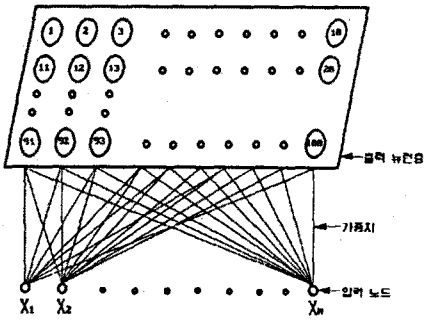

그림 3. Kohonen Neural Network

임의 입력 패턴 X에 대하여 가장 크게 반응하는 뉴런은 입력 패턴 X벡터와 가장 가까운 뉴런의 가중치 벡터가 되며, 이와 같은 최적의 뉴런은 다음 (4)식과 같이 유클리드안 거리 계산에 의하여 찾을 수 있다.

$$\| X-\widehat{W_M} \| = \min_{i=1,2,\cdot \cdot \cdot,p} \{ \| X-\widehat{W_i} \| \} \tag{4}$$

최적의 뉴런을 중심으로 설정된 근방뉴런 N_c에 내포여부에 따라서 (5)식 같이 각 뉴런들의 가중치를 수정하게 된다.

$$\begin{aligned} W_i(t+1) &= W_i(t)+\alpha(t)(X(t)-W_i(t)) \qquad i \in N_c \\ W_i(t+1) &= W_i(t) \end{aligned} \tag{5}$$

여기서 $\alpha(t)$, N_c는 각각 학습율과 최적 뉴런으로 부터의 근방 뉴런수이며, 학습의 진행에 따라 단조 감소한는 함수이다. 이와 같은 학습 알고리즘은 그림 4와 같다.

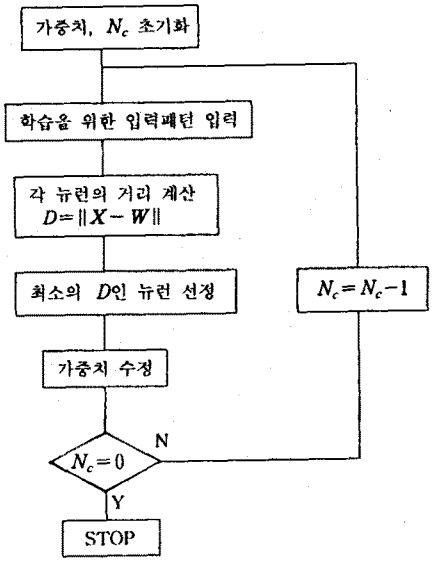

그림 4. 학습 알고리즘

3. 사례연구

3.1 실측자료

본 연구의 사례연구 대상은 부산에 소재한 15층 건물로 총면적 4만㎡ 이며 250객실을 보유한 대형 호텔로 94년도 하계의 전력 부하와 열 부하를 실측한 결과 그림 5와 6과 같은 결과를 얻었다. 그림 5은 전력회사로 부터의 수전전력과 자가발전전력으로 구분되어 있으며, 그림 6은 호텔의 급탕을 위한 보일러 가동에 따른 경유의 소비량을 나타내고 있다.

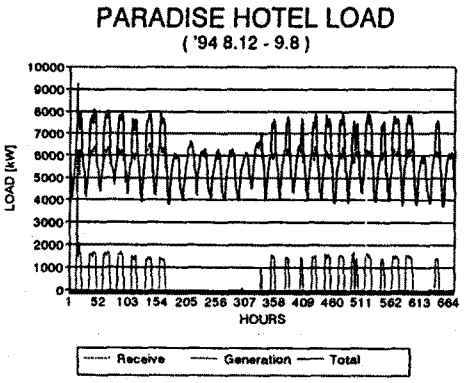

그림 5. 전력 부하곡선

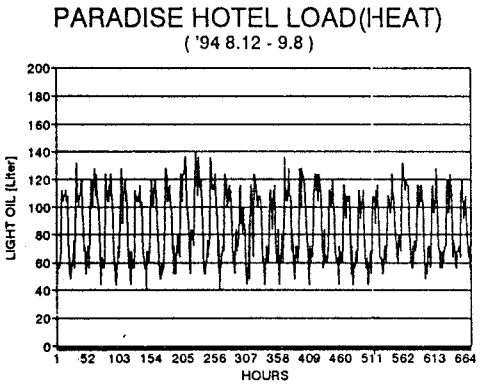

그림 6. 열 부하곡선

3.2 Kohonen 신경회로망 구성과 패턴 분류

그림 5에서 제시된 하계 기간의 부하패턴을 분류하고자 입력 노드 수는 일일에 24개 자료를 얻을수 있으므로 24개로 설정하였으며, 출력층 뉴런수는 그림 3과 같이 2차원으로 행과 열이 각각 10개로 총 100개 뉴런으로 구성 하였다.

각 뉴런의 초기 가중치는 Convex combination방법[1]을 이용하였고, 근방뉴런수 Nc의 초기값과 학습율은 각각 5개, 0.002로 하였다. 학습을 위한 패턴수는 94년8월12일 부터 9월8일 까지 28일간에 해당되는 28개의 패턴으로 구성하였다.

이와같은 신경회로망과 초기값 및 학습패턴을 제시된 그림 4 알고리즘에 적용한 결과 130회 학습하여 표1과 같은 mapping결과를 얻었다. 또한 표2는 통계적인 방법인 요일별 상관계수를 계산하여 신경회로망 적용 방법의 유용성을 확인하고자 하였다. 표1과 같이 각 입력패턴(요일)에 대한 반응이 큰 출력층 뉴런을 확인한 결과 대체적으로 3개의 형태로 분류되었다.

A형태의 경우 1,2,4,5,11,12,13뉴런의 반응이 크고, B경우 21,22뉴런, 그리고 C형태의 경우는 41뉴런이 반응함을 알수 있다. 표 2의 상관 계수를 고찰하면 19일, 21일, 22일과 20일, 23일, 24일, 25일로 분리됨을 알 수 있다. 즉 표1의 A와 B,C 형태와의 상관성이 적으므로 패턴이 다름을 알 수 있다.

표1. 신경회로망에 위한 feature mapping 결과

분류	최적뉴런번호	1주 (8.12-8.18)	2주 (8.19-8.25)	3주 (8.26-9.1)	4주 (9.2-9.8)
A	1	17(수)		26(일),27(월), 28(일),29(월), 31(수)	3(토)
	2	12(금),15(월), 16(화),18(목)		30(화	
	4		19(금)		6(화)
	5		21(일)		
	11				7(수)
	12	13(토),14(일)			
	13		22(월)	1(목),2(금), 5(월)	
B	21		20(토),24(수)		
	22		23(화)		4(일),8(목)
C	41		25(목)		

표2. 요일별 상관계수 결과

요일	8.19(금)	8.20(토)	8.21(일)	8.22(월)	8.23(화)	8.24(수)	8.25(목)
8.19(금)	1.0	0.85	0.93	0.92	0.91	0.90	0.84
8.20(토)	0.85	1.0	0.78	0.94	0.96	0.98	0.96
8.21(일)	0.93	0.78	1.0	0.91	0.87	0.84	0.77
8.22(월)	0.92	0.94	0.91	1.0	0.99	0.96	0.91
8.23(화)	0.91	0.96	0.87	0.99	1.0	0.98	0.94
8.24(수)	0.90	0.98	0.84	0.96	0.98	1.0	0.96
8.25(목)	0.84	0.96	0.77	0.91	0.94	0.96	1.0

4. 결론

본 연구는 단위 건물인 호텔의 실측 부하 자료를 근거로하여 계절별, 요일별 부하의 패턴을 분류하고자 하였다. 연구 결과로 Kohonen 신경회로망에 의하여 부하 패턴을 분류하였고, 아울러 방법의 유용성은 상관 계수에 의한 해석 결과와 동일함으로서 입증되었다. 이와 같은 분류된 부하 패턴은 단위 건물의 효율적인 에너지 이용 측면, 수요관리 측면, 그리고 열병합 발전의 설비 및 운용 계획에 이용될 수 있을 것이다. 앞으로 보다 많은 국내의 단위 건물을 대상으로한 연구로 부터 신뢰성 높은 대표적인 부하 패턴의 제시가 요구된다.

참고문헌

1. Jacek M. ZuRada, Artificial Neural Systems, West Publishing Company, 1992
2. James A. Freeman, David M. Skapura, Neural Networks, Addison-Wesley, 1991.
3. Robert Hecht-Nielsem, Neuro computing, Addison-Wesley, 1990
4. Jae-yoon Lim, Jung-hoon Kim, Seang-Chan Chang, 'Developing the method of Load Composition Estimation and Load Forecasting for Each Load Group using ANN', JIEE, 3, 1994.
5. K. Y. L, Y. T. cha, S. H. Park, shoot Tterm Load Forecasting using ANN, IEEE Trans. on Power System, Vol 7. No. 1, pp124-131, Feb, 1992
6. T. M. Peng, N. F. Hubele, G. G. Karady, 'An Adative Neural Network Approch to one-week Ahead Load Forecasting', IEEE Trans. on Power System, Vol. 8, No. 3, pp1195-1202 Aug. 1993.
7. C. N. Lu, H. T. Wu, S. Vemuri, 'Neural Network Based Short Term Load Forecasting', IEEE Trans. on Power System, Vol. 8. No. 1, pp336-342, Feb, 1993