

연결강도 벡터와 입력벡터의 근접성은 식 (3)과 같이 유클리디안 거리를 이용하여 가장 최소값을 가지는 출력노드를 선택함으로써 결정된다.

$$D_j = \sum_{i=0}^{N-1} (X_i(t) - W_{ij}(t))^2 \quad (3)$$

승리노드 선택 후 이 노드의 학습은 식 (4)와 같이 원래의 연결강도 벡터에 연결강도와 입력벡터의 차를 수정함으로써 이루어진다.

$$W(t+1) = W(t) + \alpha(t)[X(t) - W(t)] \quad (4)$$

여기서 $\alpha(t)$ 는 학습률, $W(t)$ 는 연결강도 그리고 $X(t)$ 는 입력값을 의미한다.

4. 사례연구

본 연구에서 제안된 부하예측 기법의 효용성을 입증하기 위하여 1999년 한 철강회사의 과거실적 부하 및 온도 데이터를 이용하였으며, 코호넨 신경회로망을 이용하여 부하를 분류하고 분류된 부하와 과거 실적 온도를 적용하여 중회귀 모델을 통해 회귀계수를 구한 후 예측된 고주파 성분과 예측시간 전(前)시간대(20일치)의 저주파 평균치를 합성하여 부하를 예측하였다. 그림 2는 본 연구에서 제안한 코호넨 신경회로망과 웨이브릿 변환의 복합 모델을 이용한 산업체 부하예측의 순서도를 보여주고 있다.

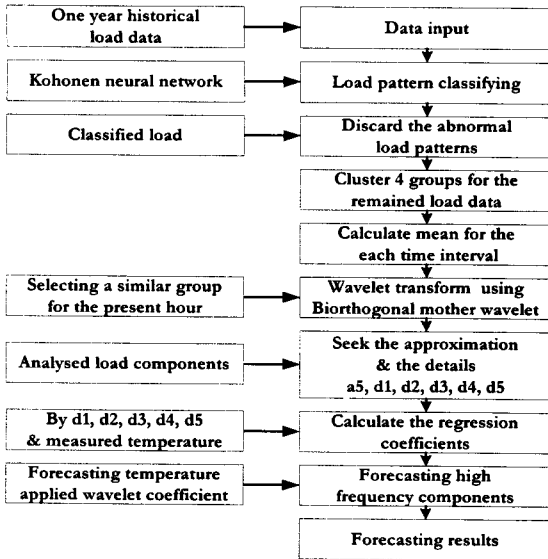


Fig. 2 Flow of the proposed industrial load forecasting method

그림 3은 수용가 최대전력관리의 원리를 보여주고 있다. 여기서 Q_u, Q_s, Q_p, Q_t 는 예측전력량, 목표전력량, 남은 전력량 그리고 현시점까지의 소비전력량을 나타낸다. 또한 D_i, D_s 는 각각 이상 전력량선과 소비 전력량선을 나타내고 있다. 그리고 t 는 경과시간을 T 는 디맨드 시한을 의미한다. 그림 4는 1999년 연간 부하에 대해 코호넨 신경회로망을 이용한 첫 번째 클러스터링 결과를 나타내고 있다. 클러스터링의 목적은 각 시간대별 최대부하예측을 위하여 부하데이터를 몇 개의 그룹으로 분류하여 이러한 그룹들을 예측기준으로 사용하는 것이며, 그림 4에서 연간부하 중 각 88일의 부하가 버려졌음을 알 수 있다. 이것은 산업체 부하예측의 목적이 최대 부하관리에 있기

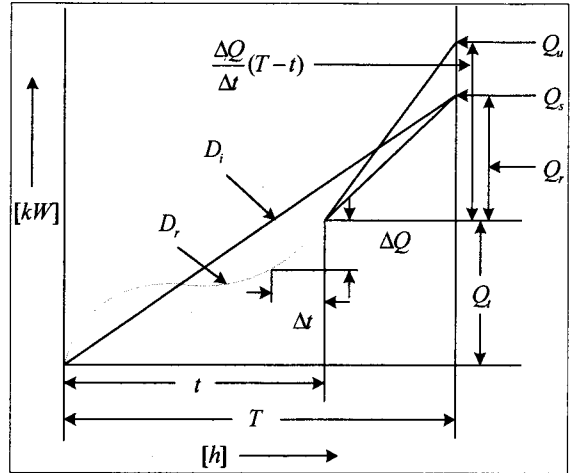
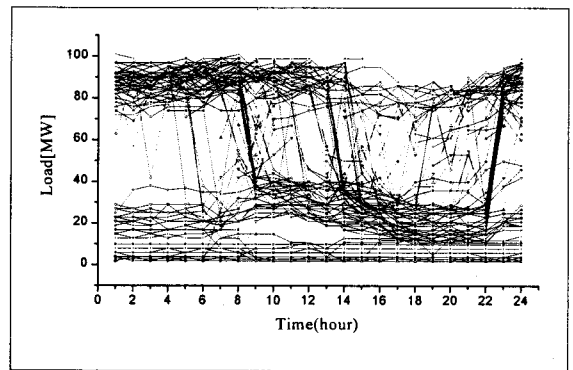


Fig. 3 Basic concept of peak demand control

때문에 코호넨 신경회로망을 이용하여 먼저 두 번의 클러스터링을 통하여 약 40%에 해당하는 특이 부하 패턴을 미리 버린 것이다. 그림 5에서 그림 8은 연간 부하 중 버려지고 남은 약 60%의 정상 부하를 4개의 그룹으로 나누어 도시한 것이며, 여기서 최대 부하관리를 위한 기준 부하 패턴이 구하여졌음을 알 수 있다. 표 1과 2는 입의로 선정된 각 계절별 일간 부하예측 결과와 예측 시간대별로 선택된 그룹(그림 5 ~ 그림 8 중)을 보여주고 있다. 평균 예측오차율은 2.8[%]로 비교적 우수하게 나타났으며, 제안된 기법의 효용성을 입증하였다. 그림 9는 1999년 10월 28일의 부하 실적치와 예측치를 나타내고 있다.



(the first clustering- 88days)
Fig. 4 The discarded load patterns

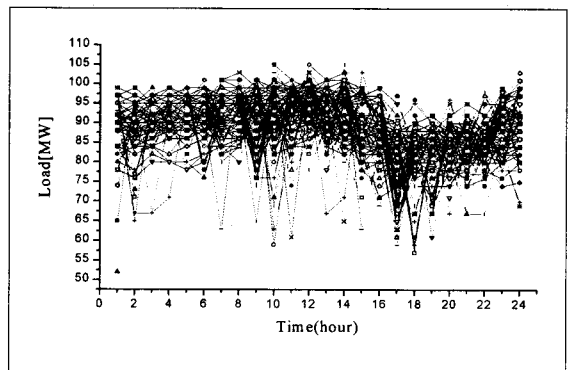


Fig. 5 The clustering group-1(104days)

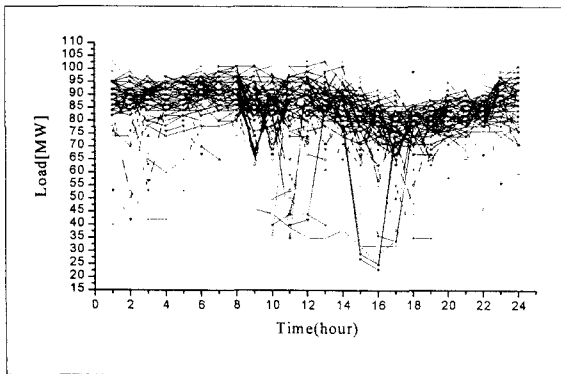


Fig. 6 The clustering group-2(72days)

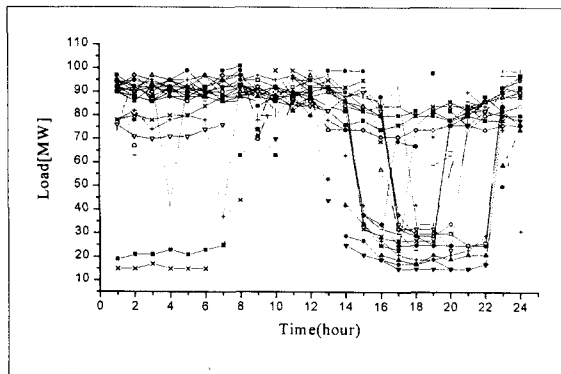


Fig. 7 The clustering group-3(22days)

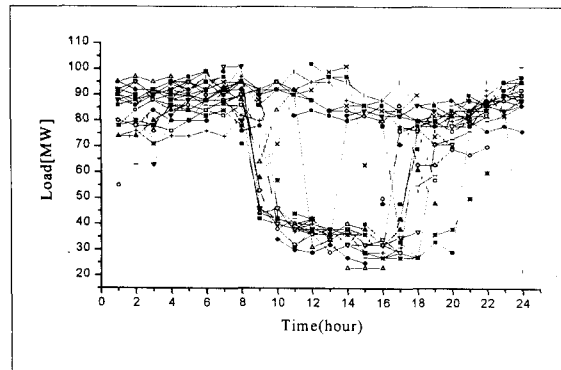


Fig. 8 The clustering group-4(21days)

Table 1 Forecasting errors summary (%)

Date/Time	10am	15pm	21pm	Mean
13. May	2.6	1.8	3.1	2.5
8. Jun.	4.4	0.3	3.2	2.6
14. Jul.	3.6	2.6	1.2	2.5
19. Aug.	1.7	7.5	2.3	3.8
17. Sept.	3.2	2.5	0.5	2.1
9. Oct.	3.0	0.2	4.4	2.5
13. Nov.	4.7	3.8	2.6	3.7
Mean	3.3	2.7	2.5	2.8

Table 2 Groups used

Date/Time	10am	15pm	21pm
13. May	B	B	A
8. Jun.	A	A	A
14. Jul.	A	A	B
19. Aug.	A	D	D
17. Sept.	B	A	D
9. Oct.	A	A	A
13. Nov.	C	A	B

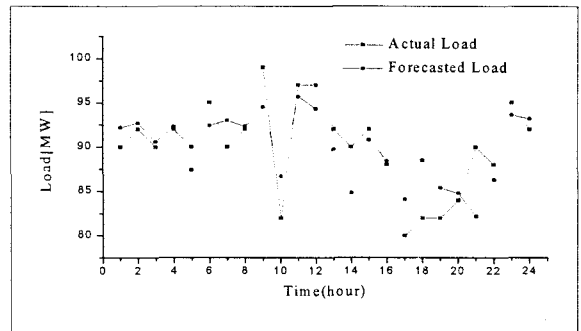


Fig. 9 Comparison of the actual and the forecasted load for 1-day (Oct. 28, 1999)

5. 결 론

본 연구에서는 코호넨 신경회로망과 웨이브릿 변환을 이용하여 수용가 최대부하관리를 위한 새로운 산업체 부하 예측 기법을 제안하였다. 먼저 코호넨 신경회로망을 이용하여 연간 실적부하를 몇 개의 그룹으로 클러스터링 하였으며, 분류된 부하를 입력하여 Biorthogonal 1.3 마더 웨이브릿으로 1시간 전 부하를 예측하였다. 또한 다른 산업체에 비해 냉방부하가 높은 철강회사의 특성을 고려하여 중회귀 모델을 이용하여 온도 성분을 효과적으로 반영하기 위하여 level 5까지 부하 데이터를 다단계 분해 하였다. 임의로 선정한 예측일에 대해 평균 2.8(%)의 비교적 우수한 예측결과를 도출하였으며 제안된 기법의 효용성을 입증하였다. 향후 실시간 최대 부하관리를 위해 15분이나 30분 단위의 부하를 예측하기 위한 연구가 이루어져야 할 것으로 보여진다.

본 연구는 2000년 에너지절약 학술진흥사업과 한국과학기술원 지정 창원대학교 공작기계기술 연구센터의 일부 지원에 의한 것임

(참 고 문 헌)

- [1] 김인수, "최대전력 관리장치 보급방안 연구", 전력기술인, 1998
- [2] T. Kohonen, E. Oja, O. Simula, A. Visa, and J. Kangas, "Engineering application of the self-organizing map", *Proc. IEEE*, Vol. 84, No. 10, pp. 1358-1384, 1996
- [3] I.K. Yu, C.I. Kim and Y H Song, "A novel short-term load forecasting technique using wavelet transform analysis," accepted by *Electric Machines and Power Systems*, 1998
- [4] C. I. Kim, I.K. Yu and Y H Song, "A novel prediction technique for system marginal price using wavelet transform analysis," accepted by *System Science special issue on power market and deregulation*, 1999