

## 복합퍼지 모델을 이용한 철강회사의 최대부하관리에 관한 연구

정윤기\* · 김창일\*\* · 성기철\*\*\* · 유인근\*\*\*\*

\*한국전력공사 · \*\*남해전문대학 · \*\*\*한국전기연구원 · \*\*\*\*창원대학교

## A Study on the Peak Demand Management of a Steel Company using Composite Fuzzy Model

Yun-ki Joung\* · Chang-II Kim\*\* · Ki-Chul Seong\*\*\* · In-keun Yu\*\*\*\*

\*KEPCO · \*\*Namhae Provincial college · \*\*\*KERI · \*\*\*\*Changwon National University

**Abstract** - In this paper, a novel demand control technique using composite fuzzy model is developed for the peak load control. The outcome of the study clearly indicates that the composite model approach can be used as an attractive and effective means of the peak demand control.

### 1. 서 론

전기에너지에는 그 특성상 국가 기간산업을 지탱하고 있는 중요한 에너지의 위치를 점하고 있고, 그 소비 형태도 다양하여 효과적인 운용관리의 필요성이 점증하고 있으며, 특히 근년 대체 냉방부하의 급증으로 인한 부하율의 저하 등 전기에너지의 공급과 소비시스템 전반에 나타나고 있는 변화에 적절하게 대처할 수 있는 방안의 연구가 절실히 요구되고 있다[1-10]. 본 연구에서는 이러한 시대적인 요청에 부응하기 위하여 전기에너지의 통합 관리를 통한 부하평준화 즉, Peak 쉬프트에 의한 부하율 향상 방안의 도출에 초점을 맞추어, 온도감응부하인 여름철 냉방부하 급증에 따른 하계 최대전력 뿐만 아니라 상시 Peak 전력 조절과 환경 친화적인 전기에너지 관리 방안의 일환으로 복합퍼지 모델을 이용한 철강회사의 최대전력관리 시스템 구성 및 운용 최적화를 통한 Peak 부하관리방안을 제시하였다.

### 2. 코호넨 신경회로망

코호넨 신경회로망은 목적값이 없이도 자기구성맵에 의해 스스로 학습하는 자율학습 알고리즘으로서 입력층과 출력층(경쟁층)으로 구성되어져 있으며, 이때 입력벡터는 크기가 일정하도록 정규화 하여야 하며, 연결강도는 적절하게 초기화되어야 한다. 신경망의 학습은 주어진 입력에 대하여 가장 큰 값을 출력하는 노드를 중심으로 이루어지며, 경쟁학습에서 승리한 노드를 중심으로 가장 가까운 거리의 일부 노드만이 학습되어진다.

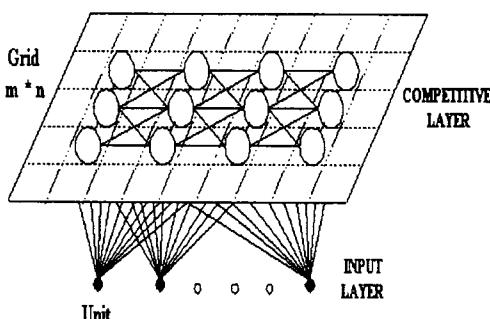


그림 2.1 코호넨 신경회로망

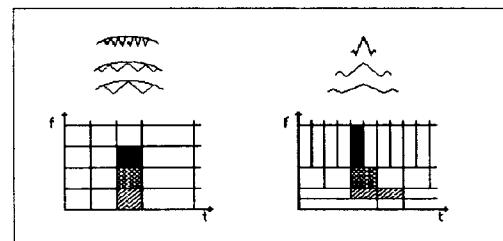
코호넨 신경망의 가장 큰 특징은 연상작용이므로 비록 일부의 입력 데이터가 손상되어도 학습된 연결강도에서 손상된 데이터를 복구할 수 있는 능력을 가지고 있다. 학습이 완료된 연결강도 벡터는 주어진 입력데이터 값에 가지게 되며, 입력값이 완전하지 않지만 연결강도 벡터의 입력과 비슷한 값을 가지기만 하면(winner가 선택되면) 가장 유사한 입력값을 찾을 수 있게 되며, 즉 스스로 불완전한 입력값을 가지고 완전한 결과를 연상해 내게 되는 것이다.

### 3. 웨이브릿 변환

웨이브릿 변환[11-14]은 시간영역 및 주파수 영역에 대한 새로운 해석기법으로서, 임의로 선정된 상이한 시간주기 동안의 주파수 정보를 얻을 수 있고, 고주파에 대한 시간분해 능력이 뛰어나며 저주파에서의 주파수 분해능력이 높은 특징을 갖고 있다. 여러가지 변환 기법들과 마찬가지로 웨이브릿 변환도 한 영역에서 다른 영역으로의 변환, 즉 본래의 시간영역으로부터 시간-척도 영역으로의 변환을 의미한다. 또한 주어진 신호를 서로 다른 해상도를 갖는 몇 개의 스케일로 분해하고 이를 분해된 신호로부터 정보의 손실 없이 다시 본래의 시간영역 신호를 재구성 할 수 있는데, 이를 웨이브릿 역변환이라 한다. 그럼 3.1은 Fourier 변환과 Wavelet 변환의 차이점을 나타낸 것이며, 그림에서 보여지듯이 Fourier 변환의 결점인 시간분해 능력이 Wavelet 변환에서는 매우 우수함을 알 수 있다.

웨이브릿 변환식은  $x(t)$ 를 분해해야 할 시간영역의 신호인 과거 실측부하라 할 때  $x(t)$ 의 Dyadic wavelet 변환은 식 (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$DWT_{\varphi} s(m, n) = 2^{-m/2} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \varphi^* \left( \frac{t-n2^m}{2^m} \right) dt \quad (1)$$



(a) Fourier 변환      (b) Wavelet 변환  
그림 3.1 시간-주파수 해상도의 비교

여기서 \*표시는 공액복소를 나타내며,  $m$ 과  $n$ 은 각각 스케일 (scale)과 시간-척도(time-shift)를 나타낸다. 본 연구에서는 dyadic wavelet 변환을 통해 얻어진 웨이브릿(wavelet) 계수를 활용하여 단기부하예측 모형을 도출하였으며, 여러가지 마더 웨이브릿 중 Daubechies,

Biorthonogonal, Coiflet, Symlet 마더 웨이브릿을 적용하여 최적의 마더 웨이브릿을 도출하였다. 그럼 3.2에서는 주요 마더 웨이브릿의 특징을 보여주고 있으며, 예측 오차율은 식 (2)와 같이 구해진다.

$$\text{예측오차율} = \frac{|\text{실측부하} - \text{예측부하}|}{\text{실측부하}} \times 100(\%) \quad (2)$$

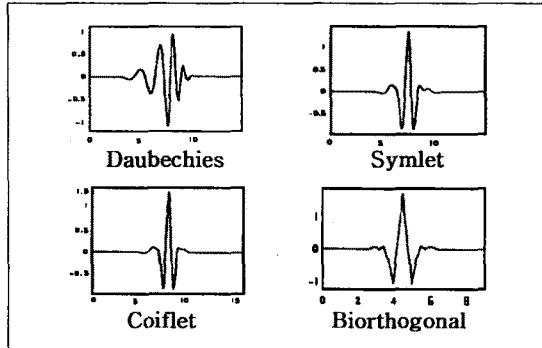


그림 3.2 다양한 마더 웨이브릿

#### 4. 최대전력 제어기술

##### 4.1 디맨드 감시제어 방법

현재 사용되고 있는 디맨드 예측방식은 그림 4.1에서와 같이 샘플링 시간내의 전력량 증가로부터 시한종료시의 전력을 예측할 수 있도록 함으로써 현재시점에 제어해야 할 전력(조정전력)을 예측 연산하여 사전에 정해진 부하를 제어함으로써 시한 종료 시 목표전력을 넘지 않도록 하는 것이다.

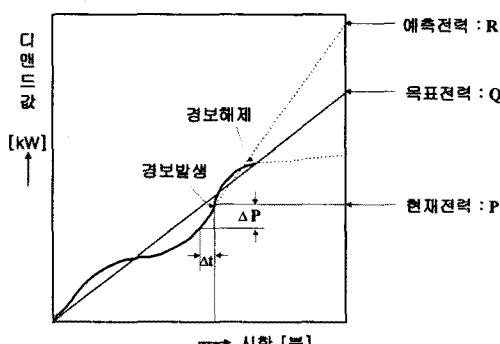


그림 4.1 예측 디맨드형

예측전력이 수용가에서 임의로 설정한 목표전력을 초과하게 되면 1단 경보를 발하며 조정전력량이 차단전력량보다 크면 2단 경보를 발함과 동시에 설정된 부하를 차단하는 방식이다.

##### 4.2 퍼지 디맨드 감시제어 방법

현재 사용되고 있는 예측전력 형은 아래의 그림 4.2에서와 같이 디맨드시한 초기인  $t_2$ 에서 큰 전력이 측정되면 예측전력이  $R_1$ 으로 되기 때문에 목표전력  $T_1$ 보다 크게 예측되므로 실제로는 시한 종료 시 최종전력( $P_L$ )은 목표전력( $T_1$ )보다 작아 경보 및 차단을 하지 않아야 함에도 불구하고 불필요한 경보나 또는 제어가 행해지고 있다는 것이 문제점으로 지적되고 있다.

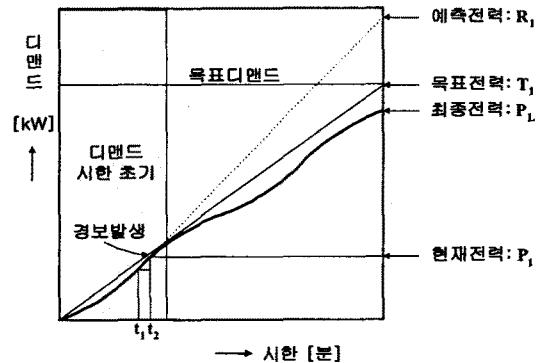


그림 4.2 종래의 연산처리 방식

따라서, 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 과거의 전력변화와 현재의 전력변화의 경향으로부터 퍼지추론하여 효과적으로 예측전력을 산출할 수 있는 퍼지 디맨드 예측제어기법을 개발하였다. 퍼지 예측연산방법은 예측전력의 수정을 위한 보정계수를 선정하기 위해 퍼지제어 Rule은 IF ~ THEN 형식의 Production Rule로 표시하여, 이 Rule에 대응한 Membership함수를 결정하고, 퍼지추론에 의해 보정계수( $K_i$ )를 시간에 따라 구한다. 퍼지 Rule의 전건부 명제를 결정하기 위해 입력변수(x)를 선정하기 위해 표 4.1과 같이 분할하였다.

즉, 그림 4.3에서와 같이 수용가에서 실제 측정된 전력을 참조하여 분석한 결과를 토대로 시한초기에 측정전력의 변동범위가 클 경우 불필요한 경보 및 제어를 행하게 되므로 예측전력을 저감도화하여 이를 억제하려는 것이다.

표 4.1 입력변수의 예

주 기	입력 변수	특 정
시한전반 (시작~5분 미만)	예측전력-목표전력	경보 및 제어의 억제
시한중반 (5분~10분 미만)	"	보통
시한후반 (10분~15분까지)	"	경보 및 제어의 활성화

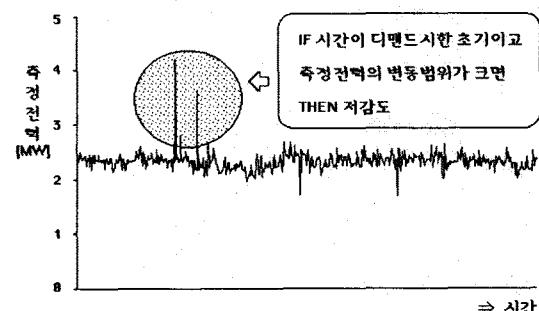


그림 4.3 본 방식의 예측제어 원리 설명도

그림 4.4는 디맨드 예측연산 입력변수의 Membership함수를 나타낸다. 여기서, (a)~(c)는 전건부 (d)는 후건부이다. 즉, 퍼지변수는 퍼지추론의 연산을 간단하게 하기 위해 전건부는 3개로 분할한 사다리형 및 삼각형 형태로 하고, 후건부 역시 3개로 분할한 단일형태(Singleton Type)로 하였다.

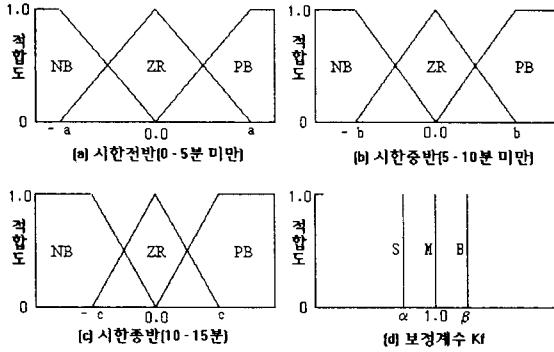


그림 4.4 디맨드 예측연산 입력변수의 Membership함수 예

## 5. 사례연구

### 5.1 최적 마더 웨이브릿 선정 결과

표 5.1은 1995년 4계절에 대하여 Daubechies-4, Biorthogonal-1.3, Coiflet-5 그리고 Symlet-7 마더 웨이브릿 변환을 이용하여 부하 데이터를 Level 5까지 고주파와 저주파 성분으로 분해한 후 각 시간대별 고주파 성분과 측정된 온도성분을 이용하여 최소자승법으로 회귀계수를 구한 다음 그 회귀계수에 익일의 각 시간대별 예상온도를 적용하여 고주파를 예측하고 하루전날 같은 시간대의 저주파 성분과 예측된 고주파 성분을 합성함으로써 익일의 일간 부하를 예측한 결과를 보여주고 있다. 표에서 알 수 있는 바와 같이 본 연구에서 적용된 4개의 마더 웨이브릿 중 Biorthogonal 1.3이 단기부하예측에 가장 적합한 마더 웨이브릿임을 알 수 있으며, 각 계절별로 0.67[%], 2.13[%], 0.47[%], 0.57[%]를 기록하였으며 연간 평균오차율은 0.96[%]로서 우수한 예측결과를 보여주고 있다.

표 5.1 각 계절별 부하예측 결과[%]

구 분	월	화	수	목	금	토	일	평균	
봄	db4	0.38	0.40	1.81	0.63	0.53	0.38	0.92	0.72
	bior1.3	0.34	0.37	1.71	0.61	0.48	0.31	0.86	0.67
	coif5	0.36	0.37	1.78	0.63	0.50	0.34	0.90	0.70
	sym7	0.36	0.38	1.78	0.63	0.49	0.34	0.89	0.70
여름	db4	1.47	2.87	2.54	3.08	2.84	2.26	1.78	2.40
	bior1.3	1.13	2.67	2.42	2.60	2.72	1.96	1.44	2.13
	coif5	1.23	2.75	2.36	2.73	2.55	2.03	1.48	2.16
	sym7	1.22	2.74	2.37	2.71	2.57	2.02	1.48	2.16
가을	db4	0.57	0.55	0.24	0.15	0.24	0.78	0.89	0.49
	bior1.3	0.60	0.50	0.22	0.14	0.24	0.72	0.87	0.47
	coif5	0.57	0.53	0.23	0.14	0.24	0.75	0.88	0.48
	sym7	0.57	0.53	0.23	0.14	0.24	0.75	0.88	0.48
겨울	db4	1.74	0.31	0.31	0.27	0.41	0.80	0.88	0.67
	bior1.3	1.50	0.18	0.27	0.25	0.34	0.70	0.77	0.57
	coif5	1.63	0.20	0.29	0.26	0.37	0.75	0.81	0.62
	sym7	1.62	0.20	0.29	0.26	0.37	0.75	0.81	0.61
평균	db4	1.04	1.03	1.23	1.03	1.00	1.05	1.12	1.07
	bior1.3	0.89	0.93	1.16	0.90	0.94	0.92	0.98	0.96
	coif5	0.95	0.96	1.16	0.94	0.91	0.97	1.02	0.99
	sym7	0.94	0.96	1.17	0.94	0.92	0.97	1.01	0.99

### 5.2 복합모델을 이용한 일간부하예측 결과

표 5.2는 웨이브릿 변환(WT)만을 이용한 경우와 코호넨 신경회로망을 이용한 복합모형(SOFM+WT)을 이용한 경우의 일간 부하예측 결과를 보여주고 있으며, 복합

모델을 이용할 경우 예측오차가 많이 감소하였음을 알 수 있다.

표 5.2 일간 부하예측 결과[%](1995. 8. 24)

Hour	Actual [MW]	WT [MW]	Error [%]	SOFM+WT [MW]	Error [%]
3AM	17925	17875	0.28	17850	0.42
6AM	17108	18130	0.12	18120	0.07
9AM	22112	22169	0.26	22150	1.17
12PM	23726	24063	1.24	24017	1.23
15PM	23913	24094	0.76	24170	1.07
18PM	24233	24128	0.43	24345	0.46
21PM	24249	24175	0.31	24319	0.29
24PM	20854	20729	0.60	20817	0.18
Mean percentage errors					
WT : 0.52(%) SOFM+WT : 0.49(%)					

### 5.3 디맨드 예측제어 결과

본 연구에서 제안한 최대부하 관리기법의 효율성을 입증하기 위하여 연중 부하의 변화량이 심하고, 대표적인 부하 다소비 업체 중의 하나인 철강회사를 모델로 하여 디맨드 제어를 수행하였다. 최대부하관리는 15분 주기로 실시하였으며, 디맨드 제어는 4가지 방법으로 실시하였다. 그 방법들은 1) 고유의 예측제어방식 2) 퍼지모델 예측제어방식 3) 복합퍼지모델 예측제어방식(코호넨 신경망으로 유사부하를 분류한 후 웨이브릿 변환을 적용하여 1분 후의 순시부하를 예측한 후 예측 결과를 다시 퍼지 디맨드 예측부에서 보정계수로서 보정하여 예측하는 방식)으로 나눌 수 있으며, 제안한 기법의 타당성을 입증하기 위하여 겨울철에 대하여 3가지 방식을 시뮬레이션하였다.

그림 5.1에서 5.3까지는 겨울철 철강회사의 각 예측제어 방식에 의한 예측제어 결과를 보여주고 있다. 표 5.3은 겨울철의 각 예측제어 방식에 의한 예측결과를 나타내고 있으며, 표에서 알 수 있는 바와 같이 고유의 예측제어 방식에서 전기로 #1은 10시 10분과 10시 13분에서 각각 차단이 일어났고 10시 11분과 10시 23분에 각각 복귀되었다. 차단 및 제어 횟수는 5회로 나타났으며, 총 제어시간은 43분이 소요되었다.

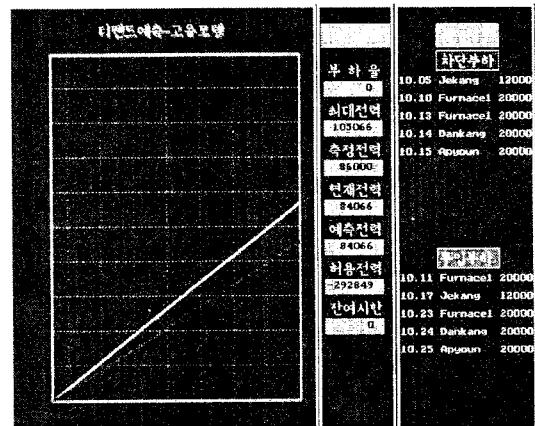


그림 5.1 고유의 예측제어방식에 의한 예측결과(겨울)

퍼지모델 예측제어 방식에서는 전기로 #1, 제강, 단강 피더에서 총 3회의 차단과 복귀가 발생하였다. 총 제어시간은 23분으로 고유의 방식에 비해 절반정도 감소하였

으며, 복합 퍼지 모델 적용 시 같은 시간대에서 차단과 복귀가 각 1회씩 발생하였고, 총 제어시간은 각각 3분이 소요되었다.

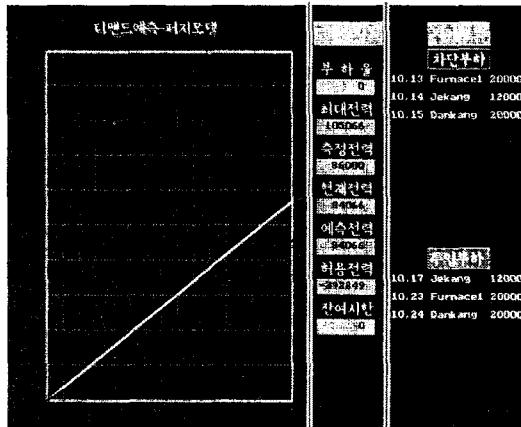


그림 5.2 퍼지 예측제어방식에 의한 예측결과(겨울)

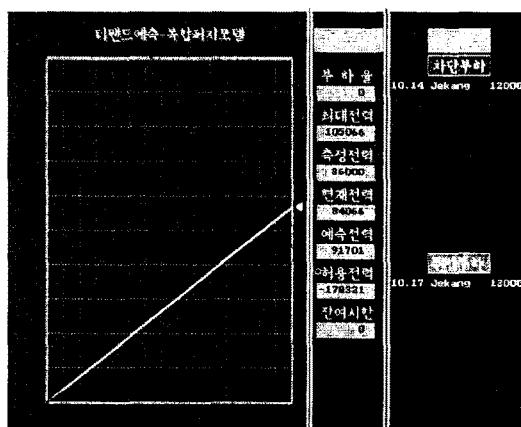


그림 5.3 복합 퍼지 예측제어방식에 의한 예측결과(겨울)

표 5.3 각 예측제어방식에 의한 예측제어 결과(겨울)

구 분 항 목	제어부하	제어시간	용량[kW]	비 고
고 유 의 예측제어방식	제 강	차단 : 10:05 복귀 : 10:17	12,000	▶ 제어횟수 차단 : 5회 복귀 : 5회
	전기로 #1	차단 : 10:10 복귀 : 10:11	20,000	
	전기로 #1	차단 : 10:13 복귀 : 10:23	20,000	
	단 강	차단 : 10:14 복귀 : 10:24	20,000	
	암 연	차단 : 10:15 복귀 : 10:25	20,000	▶ 제어시간 총 43분
퍼지 모델 예측제어방식	전기로 #1	차단 : 10:13 복귀 : 10:24	20,000	▶ 제어횟수 차단 : 3회 복귀 : 3회
	제 강	차단 : 10:14 복귀 : 10:17	12,000	
	단 강	차단 : 10:15 복귀 : 10:24	20,000	▶ 제어시간 총 23분
복합퍼지모델 예측제어방식	제 강	차단 : 10:14 복귀 : 10:17	12,000	▶ 제어횟수 차단 : 1회 복귀 : 1회 ▶ 제어시간 총 3분

이상의 결과에서 알 수 있듯이 예측부하의 정확성에 따라 차단과 복귀 횟수가 현저히 감소하였으며, 총 제어시간 및 제어량도 현격히 감소하였음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서 제안한 복합 퍼지 모델을 이용하여 최대부하관리를 수행한다면 훨씬 더 효율적으로 시스템의 디맨드를 제어할 수 있고, 보다 효율적 수요관리를 통한 설비 이용률 향상과 전기요금의 절감 등을 기대할 수 있을 것으로 예상되어 진다.

## 6. 결 론

본 연구는 전기에너지의 통합관리를 통한 부하평준화 즉, Peak 쉬프트에 의한 부하율 향상 방안의 도출에 초점을 맞추어, 온도감응 부하인 여름철 냉방부하 급증에 따른 하계 최대전력 뿐만 아니라 상시 Peak 전력 조절과 환경친화적인 전기에너지 관리방안의 일환으로 수용자의 최대전력관리 시스템 구성 및 운용 최적화를 통한 Peak 부하관리방안을 제시하였다. 향후 좀더 정확한 순시 부하예측을 위하여 웨이브릿 변환과 신경회로망을 이용한 하이브리드형 예측 모델을 개발하고 이를 바탕으로 범용 디맨드 제어장치를 개발하여 더욱 효율적인 전력수요 관리방안을 강구하고자 한다. 또한 대체에너지로서 관심을 모으고 있는 태양광 및 풍력 발전시스템의 계통연계기술을 확립하여 분산형 전원으로서의 활용성을 제고하고, 이 외에도 연료전지, micro SMES 등과 같은 차세대 에너지 저장장치의 도입에 대비한 연구를 계속하여 종합적 최대 수요관리 시스템으로 발전시켜 나아가고자 한다.

본 연구는 2001년도 에너지절약 학술진흥사업의  
자원에 의한 것임

## 【참 고 문 헌】

- [1] "1MW급 전력저장전지시스템 기술개발", 산업자원부, 1998
- [2] 장정태, "에너지 절약기술 특집", 전기학회지, 47권, 7호, 1998
- [3] 김웅상 외 "전지전력저장 시스템의 배전계통 도입 전망에 대하여", 전기학회지, 47권, 7호, 1998
- [4] 김인수 "최대전력 관리장치 보급방안 연구", 전력기술인, 1998
- [5] "98 하계냉방부하 특성분석", 한국전력공사, 1998
- [6] 수용가 전력관리시스템 개발(I), 과학기술처, 1993.8.
- [7] 수용가 전력관리시스템 개발(II), 과학기술처, 1994. 9.
- [8] 電力管理テクニツス, 電氣書院, 1985.
- [9] 省エネルギー技術のノウハウ, 電氣書院, 1984.
- [10] Humberto Jorge, A. Martin and Alvaro Gomes, "Maximum demand control : A Survey and comparative evaluation of different methods", IEEE Trans. on PS, vol.8, no.3, pp1013-1019, August 1993.
- [11] Morghram, I. and Rahman, S. "Analysis and Evaluation of Five Short-Term Load Forecasting Techniques", IEEE Trans. Power Systems, Vol. 4, pp. 1484-1491, 1989
- [12] Graps, A , "An Introduction to Wavelets," IEEE Computational Science & Engineering, Vol. 2, No. 2, pp. 50-61, 1995
- [13] Gilbert Strang, "Wavelets," American Scientist, Vol. 82, pp. 250-255, 1994
- [14] A.W. Galli, G.T. Herdt, and P.F. Riberio, "Exploring the Power of Wavelet Analysis," IEEE Computer Application in Power, pp. 37-41, 1996