

## A Study on the Demand Forecasting Control using A Composite Fuzzy Model

金 昶 逸\* · 成 耆 哲\*\* · 劉 仁 根\*\*\*  
(Chang-Il Kim · Ki-Chul Seong · In-Keun Yu)

**Abstract** - This paper presents an industrial peak load management system for the peak demand control. Kohonen neural network and wavelet transform based techniques are adopted for industrial peak load forecasting that will be used as input data of the peak demand control. Firstly, one year of historical load data of a steel company were sorted and clustered into several groups using Kohonen neural network and then wavelet transforms are applied with Biorthogonal 1.3 mother wavelet in order to forecast the peak load of one minute ahead. In addition, for the peak demand control, composite fuzzy model is proposed and implemented in this work. The results are compared with those of conventional model, fuzzy model and composite model, respectively. The outcome of the study clearly indicates that the composite fuzzy model approach can be used as an attractive and effective means of the peak demand control.

**Key Words** : Peak load management, Composite fuzzy model, Wavelet transform, Kohonen neural network

### 1. 서 론

현재 우리나라는 당면한 경제위기를 조기에 극복하기 위해 범국가적으로 노력하고 있다. 이것의 일환으로 기후변화협약에 대응한 에너지절약 중합대책을 마련하여 국가경제 회생차원에서 에너지 소비절약 운동을 확산시키고자 노력하고 있으며 아울러 관련분야의 연구에도 많은 관심을 쏟고 있다. 여러 에너지 중에서도 전기에너지는 그 특성상 국가 기간산업을 지탱하고 있는 중요한 위치를 점하고 있고, 그 소비 형태도 다양하여 효과적인 운용관리의 필요성이 점증하고 있으며, 특히 근년 하계 냉방부하의 급증으로 인한 부하율의 저하 등 전기에너지의 공급과 소비시스템 전반에 나타나고 있는 변화에 적절하게 대처할 수 있는 방안의 연구가 절실하게 요구되고 있다. 특히, 1990년대 이후 전력수급은 예비력 부족에 직면하였고 외환위기 이후에는 설비 예비율 과다문제로 급 반전하는 국면을 맞아 재무 건전화를 추구하는 대내외적 요구에 의해 신규설비 건설요소를 최소화하려는 노력이 진행되고 있다. 그러나 2000년대 초반 경제회복과 아울러 이미 보급된 냉방기기 등이 이상 기온에 의해 가동될 때에는 다시 수급위에 봉착하게 될 것이다. 따라서 공급자 측 자원관리(SSM : Supply Side Management), 특히 기존의 전통적 공급자원뿐만 아니라 비전통적인 공급자원 즉, 열병합 발전, 자가용설비,

신 재생에너지 등의 분산형 전원을 최대한으로 활용하는 방안을 강구하는 것과 함께 수요자 측 관리(DSM : Demand Side Management) 즉, 최대전력관리방안 등을 동등하게 검토하는 통합자원계획 개념의 도입에 의해 미래의 불확실성에 따른 비용손실을 최소화하여 전력산업의 효율성 극대화는 물론 에너지 절약을 위한 노력이 요구된다[1-3].

본 연구에서는 이러한 시대적 요청에 부응하기 위하여 전기에너지의 통합관리를 통한 부하평준화 즉, Peak 슈프트에 의한 부하율 향상에 초점을 맞추어, 온도감응 부하인 여름철 냉방부하 급증에 따른 하계 최대전력 뿐만 아니라 상시 Peak 전력 조절과 환경 친화적인 전기에너지 관리방안의 일환으로 수용가의 최대전력관리 시스템 구성 및 운용 최적화를 통한 Peak 부하관리 방안을 제시하였다. 즉, 보다 효율적인 최대전력제어를 위한 순시성 부하예측 기법으로써 웨이브릿 변환을 이용한 새로운 예측 기법을 제안하였으며, 부하예측[4,5]에 가장 적합한 마더 웨이브릿인 Biorthogonal 1.3 마더 웨이브릿을 선정하였다. 또한 예측의 정확도를 높이기 위하여 코호넨 신경회로망[6,7]을 이용하여 입력되는 부하 데이터를 유사한 그룹으로 분류한 후 분류된 부하데이터를 입력하여 웨이브릿 변환[8-10]을 적용한 복합모델을 이용하여 순시성 부하를 예측하였고, 예측된 부하를 퍼지 디맨드 예측부에 입력하여 예측치를 보정한 복합퍼지 예측 모델을 개발하여 고유모델과 제안된 모델과의 제어결과를 비교하였다. 본 연구에서 제안된 복합모델은 코호넨 신경회로망을 이용하여 연간 실적부하를 몇 개의 그룹으로 클러스터링 하였으며, 중회귀 모델을 이용하여 Level 5까지 부하 데이터를 다단계 분해 하였다. 그리고 분류된 부하를 입력하여 Biorthogonal 1.3 마더 웨이브릿으로 1시간 전 부하를 예측한 결과 임의로 선정한 예측일에 대해 평균 2.8[%]의 비교적 우수한 예측결과를 도출하였으며 제안

\* 正 會 員 : 南海專門大學 컴퓨터應用電氣科 助教授 · 工博

\*\* 正 會 員 : 韓國電氣研究院 責任研究員 · 工博

\*\*\* 正 會 員 : 昌原大學 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2001年 7月 3日

最終完了 : 2002年 7月 18日

된 기법의 효용성을 입증하였다. 또한 각 시간대별 부하의 변화가 심하고 대표적인 전력 다소비 업체 중의 하나인 철강회사의 보다 효율적인 최대전력 관리를 위하여 효용성이 입증된 복합모형을 이용하여 최대부하를 예측한 후 그 예측 결과를 다시 퍼지 디맨드 예측부에서 보정계수로 보정한 복합퍼지 모델을 적용하였으며, 복합퍼지 모델을 이용하여 디맨드 제어를 수행한 결과 고유의 예측제어 방법에 비하여 차단 및 복귀 횟수가 현저히 감소하였으며, 목표 전력량을 초과하지도 않았다. 또한 총 제어시간도 상당히 단축 할 수 있었으며 사례연구를 통하여 제안된 기법의 효용성과 타당성을 입증하였다.

## 2. 코호넨 신경회로망

코호넨 신경회로망은 목적값 없이도 자기구성 맵에 의해서 스스로 학습하는 자율학습 알고리즘으로서 입력층과 출력층(경쟁층)으로 구성되어 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. 연결강도 벡터와 입력벡터의 근접성은 식 (1)과 같이 유클리디안 거리를 이용하여 가장 최소값을 가지는 출력 노드를 선택함으로써 결정된다.

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

승리노드 선택 후 이 노드의 학습은 식 (2)와 같이 원래의 연결강도 벡터에 연결강도와 입력벡터의 차를 수정함으로써 이루어진다.

$$W(t+1) = W(t) + \alpha(t)[X(t) - W(t)] \quad (2)$$

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

## 3. 웨이브릿 변환

웨이브릿 변환은 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. 여러 가지 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 이들 분해된 신호로부터 정보의 손실 없이 다시 본래의 시간영역 신호를 재구성 할 수 있는데, 이를 웨이브릿 역변환이라 한다. 그림 1은 푸리에(Fourier) 변환과 웨이브릿 변환의 차이점을 나타낸 것이며, 그림에서 알 수 있듯이 Fourier 변환의 결점인 시간분해 능력이 Wavelet 변환에서는 매우 우수함

을 알 수 있다. 웨이브릿 변환식은  $x(t)$ 를 분해해야 할 시간영역의 신호인 과거 실측부하라 할 때  $x(t)$ 의 Dyadic wavelet 변환은 식 (3)과 같이 정의할 수 있다.

$$DWT_{\varphi} s(m, n) = 2^{-m/2} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \varphi^* \left( \frac{t - n2^m}{2^m} \right) dt \quad (3)$$

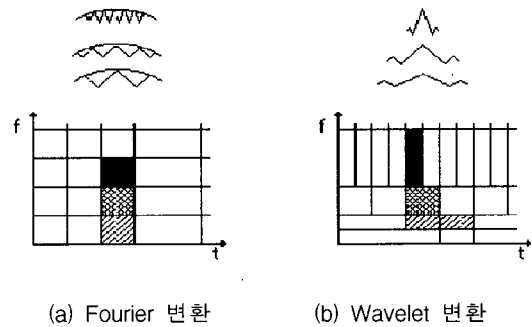


그림 1 시간-주파수 해상도의 비교

Fig. 1 Basis function and corresponding tiling of the frequency plane

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 계수를 활용하여 순시성 부하예측 모형을 도출하였으며, 다양한 마더 웨이브릿 중 Daubechies, Biorthogonal, Coiflet, Symlet 마더 웨이브릿을 적용하여 최적의 마더 웨이브릿을 도출하였다.

## 4. 최대부하 예측기법

### 4.1 고유의 예측기법

기존의 예측방법은 샘플링 시간내의 전력량 증가로부터 시한 종료시의 디맨드를 예측함으로써 현재 시점에서 제어해야 할 전력(조정전력)을 계산해서 감시 및 제어를 수행하게 된다. 이 방법은 단순히 샘플링구간을 전용해서 각 시점의 전력의 증분값을 그래프상의 기울기로 산출하여 선형적으로 남은 시간을 곱해서 예측 전력값을 구하는 방법으로서 예측전력량을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\text{예측전력량} = (\text{현재량}) + \frac{(\text{전력증분})}{(\text{샘플링시간})} (\text{잔여시간})$$

이 방법은 알고리즘적으로 간단하다는 장점이 있지만 전력의 변동이 심한 곳에서는 안정적이지 못한 예측값을 유도해 낼 수 있다는 단점을 가지고 있다.

### 4.2 복합모형을 이용한 최대부하 예측방법

본 논문에서는 보다 효율적인 최대 부하관리를 위하여 코호넨 신경회로망을 이용하여 부하를 두 단계로 두 번 분류하여 분류된 부하들 중 상대적으로 부하의 크기가 작은 그룹은

버리고 남은 부하 군을 다시 4개의 그룹으로 클러스터링 하여 각 시간대별 평균부하를 구하였다. 그리고 예측일의 1시간전 부하와 각 그룹의 동 시간대 부하를 비교하여 부하의 크기가 가장 유사한 그룹을 선택하여 이전 20일의 부하 데이터를 입력하고, 단기부하예측 시 최적의 마더 웨이브릿으로 선정된 Biorthogonal 1.3 마더 웨이브릿을 이용하여 1시간 후 부하를 예측하였으며, 본 연구에서 제안된 부하예측 기법의 효용성을 입증하기 위하여 1999년 한 철강회사의 과거실적 부하 및 온도 데이터를 이용하였다. 또한 분류된 부하와 과거 실적 온도를 적용하여 중회귀 모델을 통해 회귀계수를 구한 다음 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. 여기서 a5, d1, ..., d5는 각각 웨이브릿 변환을 이용하여 5단계까지 입력된 부하를 분해했을 때의 저주파 성분(a5-level 5)과 고주파 성분(d1-level 1, d2-level 2, d3-level 3, d4-level 4, d5-level 5)을 나타내고 있다.

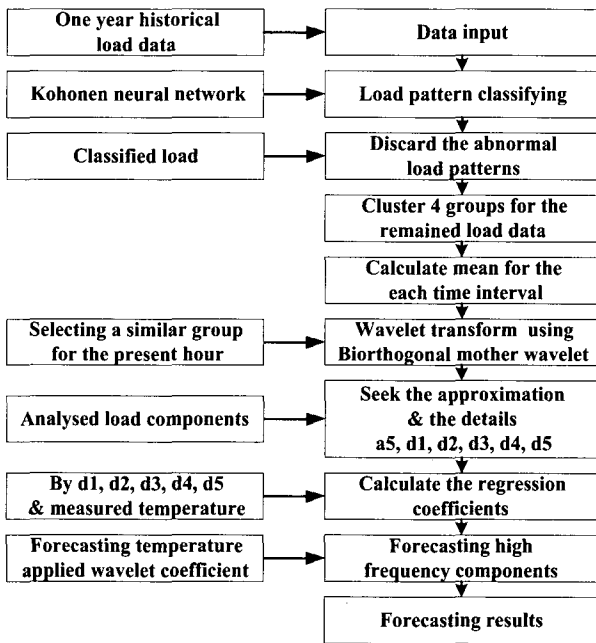


그림 2 산업체 부하예측 순서도  
Fig. 2 Flowchart of industry load forecasting

### 5. 최대전력 제어기술

#### 5.1 예측 디맨드 감시제어 기법

현재 사용되고 있는 디맨드 예측방식은 그림 3에서와 같이 샘플링 시간내의 전력량 증가로부터 시한종료시의 전력을 예측할 수 있도록 함으로써 현재시점에 제어해야 할 전력(조정 전력)을 예측 연산하여 사전에 정해진 부하를 제어함으로써 시한 종료 시 목표전력을 넘지 않도록 하는 것이다. 동작 원리는 다음과 같다. 즉, 전기요금 계량용 계기 또는 발전장치가 있는 전력량계로부터 측정된 전력을 펄스변환기로 변환하

여 이를 디맨드 감시제어 시스템에 입력하면 이로부터 아래의 디맨드 예측제어 연산처리 항목에 따라 예측전력 및 조정 전력량을 연산한다.

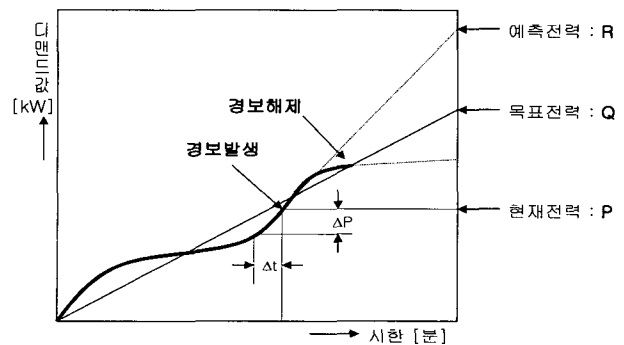


그림 3 예측 디맨드형  
Fig. 3 Type of forecasting demand

가. 잔여시한(15 - t)

15분 시한의 경우 14분59초로부터 1초씩 감소

나. 현재 디맨드(P)

「0000」부터 Start해서 입력 Pulse에 대응적산

다. 잔여 디맨드

목표 디맨드(Q) - 현재 디맨드(P)

라. 예측 디맨드(R)

$$R = \frac{\Delta P}{\Delta t} \times \text{잔여시한}$$

여기서 ΔP : Δt 분간의증분  
Δt : pulse 적산시간

마. 조정전력(U)

$$U = \frac{R - Q}{\text{잔여시한}} \times (\text{디맨드시한})$$

바. 평균전력(P<sub>aver</sub>)

$$P_{aver} = \frac{\Delta P}{\Delta t} \times \text{디맨드시한}$$

사. 허용전력(A)

$$A = \frac{Q - P}{(\text{디맨드시한}) - t} \times (\text{디맨드시한})$$

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

#### 5.2 퍼지 디맨드 감시제어 기법

현재 사용되고 있는 예측전력형은 아래의 그림 4에서와 같이 디맨드 시한 초기인 t<sub>2</sub>에서 큰 전력이 측정되면 예측전력

이  $R_1$ 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 경로나 또는 제어가 행해지고 있다는 것이 문제점으로 지적되고 있다.

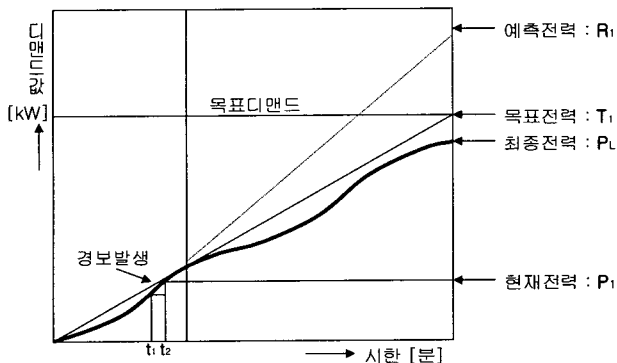


그림 4 종래의 제어 방식  
Fig. 4 Conventional control method

따라서, 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 과거의 전력변화와 현재의 전력변화의 경향으로부터 퍼지 추론하여 효과적으로 예측전력을 산출할 수 있는 퍼지 디맨드 예측제어 기법을 개발하였다. 즉, 기존의 예측연산에서의 문제점을 해결하기 위하여 퍼지이론을 이용하여 아래에서와 같이 예측전력을 보다 인간의 감각에 맞도록 수정함으로써 예측전력의 적정화를 이루고 이에 따라 불필요한 경보 및 제어를 억제하도록 하였다.

과 제	해 결 책	퍼지 이론적용
<ul style="list-style-type: none"> <li>예측전력의 적정화</li> <li>불필요한 경보 및 제어억제</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>시간개념 도입</li> <li>운전실적 반영</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>인간의 감각에 맞는 예측전력으로 수정</li> </ul>

이를 보다 자세히 설명하면 본 퍼지 디맨드 예측연산 알고리즘은 기존의 예측연산 방법으로부터 계산된 예측전력에 퍼지추론 Block에서 출력된 보정계수 ( $K_f$ )를 곱한 값으로 예측전력을 보정한다. 즉, 이  $K_f$ 가 1보다 크면 고감도화, 1보다 작으면 저감도화, 1이면 원래의 값과 같은 감도로 보정되는 것을 의미한다. 퍼지 예측연산 방법은 예측전력의 수정을 위한 보정계수를 선정하기 위해 퍼지제어 Rule은 IF~THEN 형식의 Production Rule로 표시하여, 이 Rule에 대응한 Membership함수를 결정하고, 퍼지추론에 의해 보정계수 ( $K_f$ )를 시간에 따라 구한다. 이러한 추론을 정식화하면 다음과 같다.

$$\text{규칙} : \frac{\text{IF } x \text{ is } A}{\text{전건부}} \text{ THEN } \frac{y \text{ is } B}{\text{후건부}}$$

사실 :  $x$  is  $A'$

결론 :  $y$  is  $B'$

여기서,  $x$ : 입력변수

$A$ : 입력변수를 표시하는 퍼지변수

$y$ : 출력변수

$B$ : 출력변수를 표시하는 퍼지변수

$A'$ : 입력변수의 입력 값

$B'$ : 출력변수의 결정 값

퍼지 Rule의 전건부 명제를 결정하기 위해 입력변수 ( $x$ )를 선정하기 위해 표 1과 같이 분할하였다.

표 1 입력변수의 예  
Table 1 Example of input variable

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

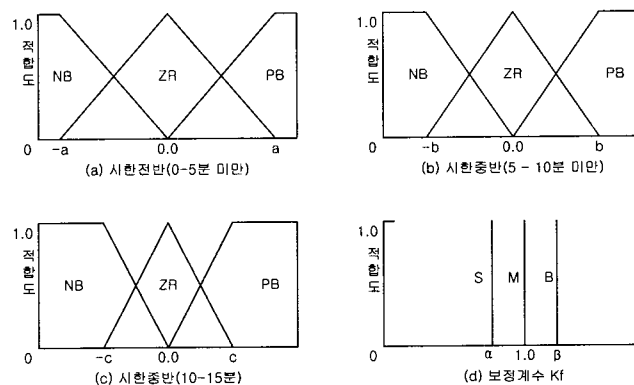


그림 5 디맨드 예측 입력변수의 Membership 함수  
Fig. 5 Membership function of input variable for demand forecasting

그림 5는 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. 또한 제어 Rule의 형태를 예로 들면 다음과 같이 IF~THEN 형식을 취하였다.

IF(예측전력-목표전력)이 PB(Positive Big)이면  
THEN 출력보정계수  $K_f$ 는 S(Small)  
IF(예측전력-목표전력)이 NB(Negative Big)이면  
THEN 출력보정계수  $K_f$ 는 L(Large)  
IF(예측전력-목표전력)이 ZO(Zero)근방이면  
THEN 출력보정계수  $K_f$ 는 M(Medium)

비 퍼지화는 여러 가지 방식이 있으나, 현재 가장 많이 사용되고 있는 무게중심법(Center of Area Method)을 사용하였으며 이를 정리하여 제어 흐름도를 나타내면 그림 6과 같다.

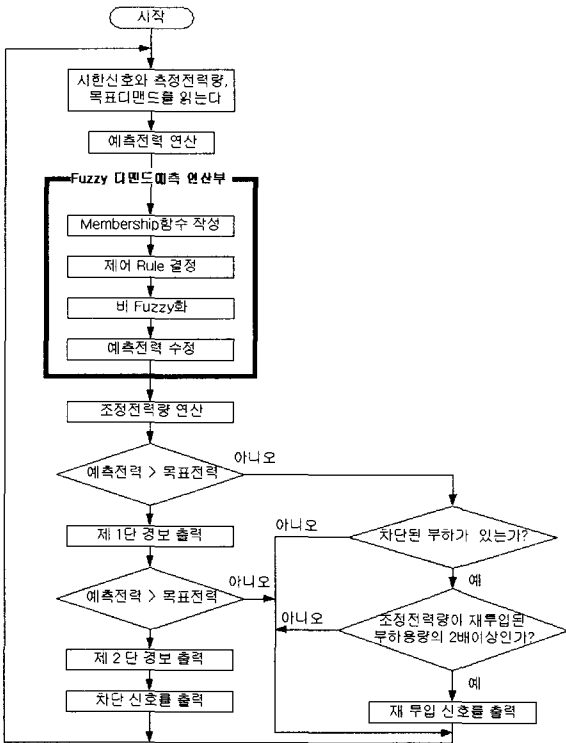


그림 6 Fuzzy 디맨드 예측 흐름도  
Fig. 6 The flowchart of fuzzy demand forecasting

6. 사례 연구

6.1 최적 마더 웨이브릿 선정 결과

표 2는 부하예측에 가장 적합한 마더 웨이브릿을 선정하기 위하여 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 예측된 온도성분을 이용하여 최소자승법으로 회귀계수를 구하고 그 회귀계수에 일의 각 시간대별 예상온도를 적용하여 고주파를 예측하고 하루전날 같은 시간대의 저주파 성분과 합성함으로써 일의 각 시간대별 부하를 예측한 결과를 보여주고 있다. 표 2에서 알 수 있는 바와 같이 다양한 마더 웨이브릿 중 부하예측에 가장 적합한 마더 웨이브릿은 Biorthogonal 1.3임을 알 수 있다.

6.2 복합모델을 이용한 일간부하예측 결과

본 연구에서는 효율적인 최대부하 관리를 위하여 코호넨 신경회로망과 웨이브릿 변환을 이용한 복합모델을 적용하여 각 시간대별 부하의 변화가 심하게 나타나고 있는 철강회사의 각 시간대별 부하를 예측하였다. 표 3과 4는 임의로 선

정한 각 계절별 일간 부하예측 결과와 예측 시간대별로 선택된 그룹을 보여주고 있으며, 평균 예측오차율은 2.8[%]로 비교적 우수하게 나타났다.

표 2 각 계절별 부하예측 결과[%]

Table 2 Forecasting results for four seasons

구분	월	화	수	목	금	토	일	평균	
봄	db 4	0.38	0.40	1.81	0.63	0.53	0.38	0.92	0.72
	bior 1.3	0.34	0.37	1.71	0.61	0.48	0.31	0.86	0.67
	coif 5	0.36	0.37	1.78	0.63	0.50	0.34	0.90	0.70
	sym 7	0.36	0.38	1.78	0.63	0.49	0.34	0.89	0.70
여름	db 4	1.47	2.87	2.54	3.08	2.84	2.26	1.78	2.40
	bior 1.3	1.13	2.67	2.42	2.60	2.72	1.96	1.44	2.13
	coif 5	1.23	2.75	2.36	2.73	2.55	2.03	1.48	2.16
가을	db 4	1.22	2.74	2.37	2.71	2.57	2.02	1.48	2.16
	db 4	0.57	0.55	0.24	0.15	0.24	0.78	0.89	0.49
	bior 1.3	0.60	0.50	0.22	0.14	0.24	0.72	0.87	0.47
겨울	coif 5	0.57	0.53	2.23	0.14	0.24	0.75	0.88	0.48
	sym 7	0.57	0.53	2.23	0.14	0.24	0.75	0.88	0.48
	db 4	1.74	0.31	0.31	0.27	0.41	0.80	0.88	0.67
평균	bior 1.3	1.50	0.18	0.27	0.25	0.34	0.70	0.77	0.57
	coif 5	1.63	0.20	0.29	0.26	0.37	0.75	0.81	0.62
	sym 7	1.62	0.20	0.29	0.26	0.37	0.75	0.81	0.61
평균	db 4	1.04	1.03	1.23	1.03	1.00	1.05	1.12	1.07
	bior 1.3	0.89	0.93	1.16	0.90	0.94	0.92	0.98	0.96
	coif 5	0.95	0.96	1.16	0.94	0.91	0.97	1.02	0.99
	sym 7	0.94	0.96	1.17	0.94	0.92	0.97	1.01	0.99

표 3 예측 결과(%) 요약

Table 3 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

표 4 적용된 그룹

Table 4 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

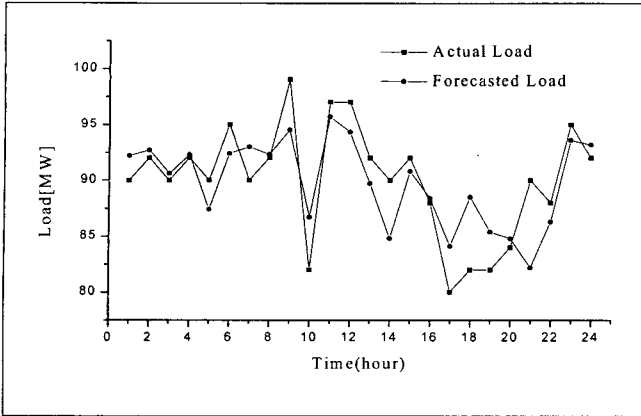


그림 7 일간 예측결과 비교(1999년 10월 28일)

Fig. 7 Comparison of the actual and the forecasted load for 1-day (Oct. 28, 1999)

그림 7은 1999년 10월 28일의 일간 부하에 대한 실측치와 예측치를 나타내고 있다.

### 6.3 디맨드 예측제어 결과

최대부하관리의 효율성을 입증하기 위하여 본 논문에서는 그림 6의 순서도에 따라 디맨드 예측제어를 수행하였으며, 디맨드 예측제어는 고유의 예측방법에 의한 고유모델 예측제어 방식, 고유의 예측방법에 의한 예측결과를 퍼지 디맨드 예측부에서 보정한 퍼지모델 예측제어 방식, 코호넨 신경망으로 유사부하를 분류한 후 웨이브릿 변환을 적용하여 1분 후의 순시부하를 예측하여 그 예측값을 이용하여 디맨드를 제어하는 복합모델 예측제어 방식 그리고 복합모델을 이용한 예측결과를 다시 퍼지 디맨드 예측부에서 보정계수로서 보정하여 예측하는 복합 퍼지모델 예측제어방식 등 4가지 방법을 이용하여 연중 부하의 변화량이 심하고, 대표적인 부하 다소비 업체 중의 하나인 철강회사에 대하여 15분 주기로 디맨드 제어를 수행하였다.

표 5는 냉방부하의 영향이 가장 높은 여름철 14시대의 제어결과를 나타낸 것이며, 적용된 4가지 제어방식 중 퍼지 디맨드 예측 연산부에서 보정된 퍼지모델과 복합퍼지 모델에 의한 제어결과를 보여주고 있다. 퍼지모델에 의한 제어방식은 3회의 차단과 복귀가 발생하였으며, 총 제어시간은 53분이 소요되었다. 복합퍼지 모델에 의한 제어방식에서는 제어횟수가 2회로 감소하였고, 제어시간도 8분으로 상당히 감소하였음을 알 수 있다. 표 6은 가을철 제어결과를 보여주고 있다. 표에서 알 수 있듯이 퍼지모델에 의한 제어횟수 및 시간은 각각 4회와 41분으로 나타났으며, 복합퍼지 모델에 의한 제어방식에서는 제어횟수 2회, 제어시간 17분으로 상당히 감소하였음을 알 수 있다. 그림 8에서 11까지는 여름철과 가을철에 대해 두 가지 방식의 디맨드 예측결과를 도식적으로 보여주고 있다. 표 7은 1999년 연간 디맨드 예측제어 결과를 보여주고 있다. 표에서 알 수 있듯이 고유 예측전력 연산을 통하여 조정 전력량을 연산하는 고유모델 예측제어의 제어횟수가 제어시간이 가장 높게 나타났으며, 고유 예측전력 연산 후 퍼지 디맨드 예측 연산부에서 보정계수를 통하여 예측전력을 수정하여 조정 전력량을 연산하는 퍼지모델 제어방식을 적용

한 결과 제어횟수와 시간이 많이 감소하였다. 또한 예측의 정확도를 높이기 위해 제안된 코호넨 신경회로망과 웨이브릿 변환을 통한 복합모델로 순시성 부하를 예측하고 그 결과를 조정전력량 연산에 적용한 복합모델 예측제어에서는 기존의 방법에 비해 제어횟수는 절반 가량 감소하였으며, 제어시간은 현저히 단축되었다. 복합퍼지 모델을 이용하여 예측된 결과를 퍼지 디맨드 예측 연산부에서 보정하여 예측전력을 수정하여 이 값들을 조정전력량 연산에 이용한 복합 퍼지모델 예측제어는 대체적으로 복합모델 예측제어의 결과와 같았으나 겨울철에서 다소 우수한 결과를 보였다. 따라서 최대부하 관리를 위한 디맨드 제어방식으로 복합 퍼지 모델을 이용한 제어 방식이 가장 적합함이 입증되었다.

표 5 디맨드 예측제어 결과(1999년 여름)

Table 5 The results of demand forecasting control (Summer, 1999)

구분 항목	제어부하	제어시간	용량 [kW]	비 고
퍼지모델 예측제어 방식	전기료 #1	차단 : 14:02 복귀 : 14:25	20,000	▶ 제어횟수 차단 : 3회 복귀 : 3회 ▶ 제어시간 총 53분
	제 강	차단 : 14:06 복귀 : 14:17	12,000	
	단 강	차단 : 14:07 복귀 : 14:26	20,000	
복합퍼지 모델예측 제어방식	제 강	차단 : 14:06 복귀 : 14:11	12,000	▶ 제어횟수 차단 : 2회 복귀 : 2회 ▶ 제어시간 총 8분
	전기료 #1	차단 : 14:07 복귀 : 10:10	20,000	

표 6 디맨드 예측제어 결과(1999년 가을)

Table 6 The results of demand forecasting control (Fall, 1999)

구분 항목	제어부하	제어시간	용량 [kW]	비 고
퍼지모델 예측제어 방식	전기료 #1	차단 : 14:04 복귀 : 14:15	20,000	▶ 제어횟수 차단 : 4회 복귀 : 4회 ▶ 제어시간 총 41분
	제 강	차단 : 14:08 복귀 : 14:10	12,000	
	단 강	차단 : 14:09 복귀 : 14:25	20,000	
	제 강	차단 : 14:11 복귀 : 14:23	12,000	
복합퍼지 모델예측 제어방식	전기료 #2	차단 : 14:13 복귀 : 14:15	110,000	▶ 제어횟수 차단 : 2회 복귀 : 2회 ▶ 제어시간 총 17분
	전기료 #1	차단 : 14:14 복귀 : 14:29	20,000	

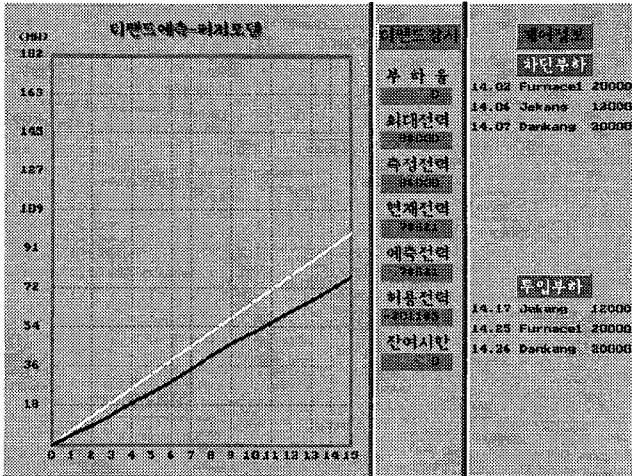


그림 8 퍼지모델을 이용한 예측제어 결과(여름)  
 Fig. 8 The results of forecasting control using fuzzy model (Summer)

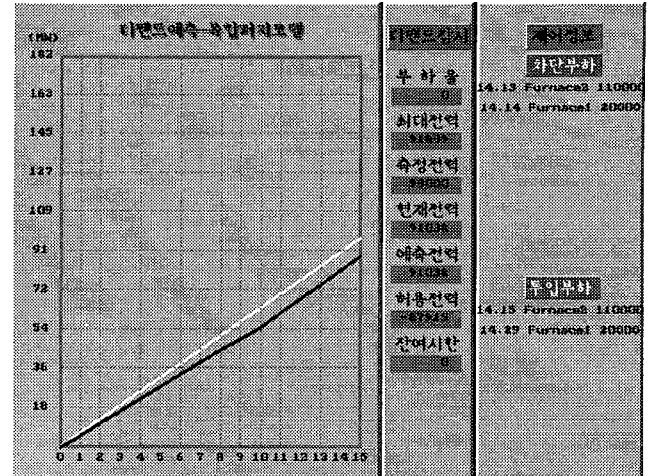


그림 11 복합 퍼지모델을 이용한 예측제어 결과(가을)  
 Fig. 11 The results of forecasting control using composite fuzzy model(Fall)

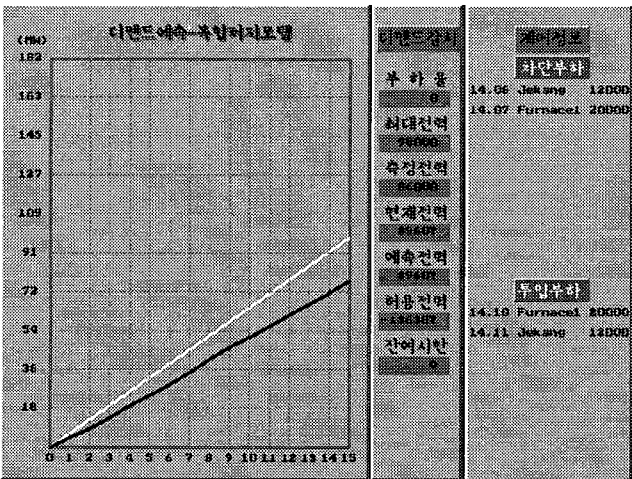


그림 9 복합 퍼지모델을 이용한 예측제어 결과(여름)  
 Fig. 9 The results of forecasting control using composite fuzzy model(Summer)

표 7 연간 디맨드 예측제어 결과(1999년)  
 Table 7 The results of seasonal demand forecasting control (1999)

구분	봄		여름		가을		겨울	
	제어 횟수	제어 시간	제어 횟수	제어 시간	제어 횟수	제어 시간	제어 횟수	제어 시간
고유모델 예측제어	5회	51분	5회	66분	5회	57분	4회	68분
퍼지모델 예측제어	4회	35분	3회	53분	4회	41분	3회	44분
복합모델 예측제어	2회	15분	2회	8분	2회	17분	2회	11분
복합퍼지모델예제어	2회	15분	2회	8분	2회	17분	1회	7분

7. 결 론

본 연구에서는 수용가의 최대부하관리를 효율적으로 수행하기 위한 선행조건으로 웨이브릿 변환을 이용한 새로운 순시성 부하 예측기법을 제안하였으며, 부하예측에 가장 적합한 Biorthogonal 1.3 마디 웨이브릿을 선정하였다. 또한 예측의 정확도를 높이기 위하여 코호넨 신경회로망과 웨이브릿 변환을 하이브리드형으로 적용한 복합모델을 적용하였으며, 복합모델을 통하여 예측된 결과를 퍼지 디맨드 예측 연산부에 입력함으로써 예측값을 보정계수로 보정한 복합퍼지 예측 모델을 개발하였다. 개발된 부하예측 모델을 이용하여 디맨드 감시제어를 실행한 결과 복합 퍼지모델을 이용한 제어방식이 가장 우수한 제어 결과를 보였다. 또한 고유모델 예측제어, 퍼지모델 예측제어, 복합모델 예측제어 그리고 복합 퍼지모델 예측제어 순으로 차단 및 복귀 횟수가 현저히 감소하였으며 특히 고유의 예측 제어방법에 비해 복합퍼지 예측 제어방식에서 차단 및 복귀 횟수가 절반수준에도 미치지 못하면서 목표 전력량을 초과하지 않았고 총 제어시간도 상당히 단축 할

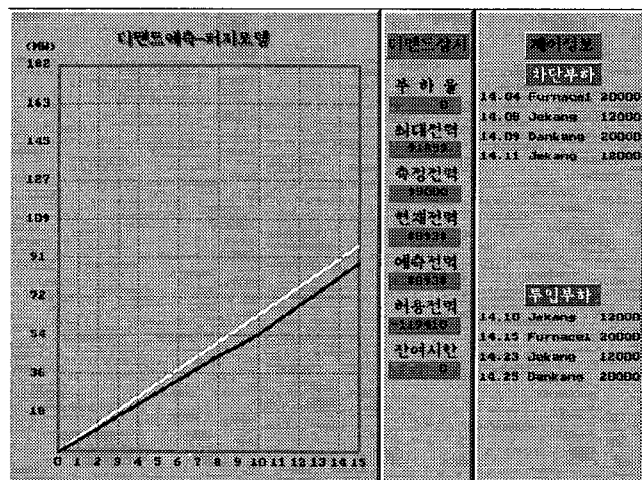


그림 10 퍼지모델을 이용한 예측제어 결과(가을)  
 Fig. 10 The results of forecasting control using fuzzy model (Fall)

수 있었다. 따라서 제안된 알고리즘이 실 계통에 적용될 경우 경제성 측면에서 수용가 전기요금 절감, 운영비 절감 효과를 가져올 수 있으며, 기술적 측면에서도 복합 퍼지모형을 이용한 순시부하 예측 알고리즘 개발 및 복합퍼지 예측제어 방식을 이용한 수용가 최대전력 제어기술 개발 등의 효과를 기대할 수 있을 것으로 보여진다.

**감사의 글**

본 연구는 2000년 에너지 절약 학술진흥사업의 지원에 의한 것임.

**참고 문헌**

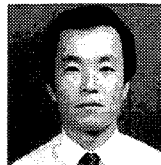
- [1] "1MW급 전력저장전지시스템 기술개발", 산업자원부, 1998
- [2] 장경태, "에너지 절약기술 특집", 전기학회지, 47권, 7호, 1998
- [3] Humberto Jorge, A. Martin, Alvaro Gomes, "Maximum demand control : A Survey and comparative evaluation of different methods", IEEE Trans. on PS, Vol .8, No. 3, pp. 1013-1019, 1993.
- [4] G. Mbamulu, F. El-Hawary, M. E. El-Hawary, "Decomposition approach to forecasting electric power system commercial load using an artificial neural network", Electric Machines and Power Systems, Vol. 25, pp. 875-883, 1997
- [5] K. Y. Lee, Y. T. Cha, J. H. Park "Short-term for forecasting using an artificial neural network", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 7, No. 1, pp. 124-131, 1992
- [6] D. Niebur, A. Germond, "Power system static security assessment using the Kohonen neural network classifier", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 7, No. 2, pp. 865-872, 1992
- [7] T. Kohonen, E. Oja, O. Simula, A. Visa, J. Kangas, "Engineering application of the self-organizing map", Proc. IEEE, Vol. 84, No. 10, pp. 1358-1384, 1996
- [8] A. Graps, "An Introduction to Wavelets," IEEE Computational Science & Engineering, Vol. 2, No. 2, pp. 50-61, 1995
- [9] Gilbert Strang, "Wavelets," American Scientist, Vol. 82, pp. 250-255, 1994
- [10] I. K. Yu, Y. H. Song, "Wavelet Analysis and Neural Network based Adaptive Single-pole autoreclosure Scheme for EHV Transmission Systems," International Journal of Electric Power and Energy Systems, Vol. 20, No. 7, pp. 465-474, 1998

**저 자 소 개**



**김창일 (金昶逸)**

1967년 11월 30일생. 1993년 창원대 공대 전기공학과 졸업. 1995년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 남해전문대 컴퓨터응용전기과 조교수  
Tel : 055-860-5353  
E-mail : cikim@nc.namhae.ac.kr



**성기철 (成耆哲)**

1956년 2월 20일생, 1980대학년 한양교 전기공학과 졸업. 1983년 동대학원 전기공학과 졸업(석사), 2001년 창원대학교 전기공학과 졸업(박사). 1986년~현재 한국전기연구원 초전도응용연구그룹 책임연구원  
Tel : 055-280-1691  
E-mail : kcseong@keri.re.kr



**유인근 (劉仁根)**

1954년 2월 18일생. 1983년 한양대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1986년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 1985년 6월~1988년 2월 한국전기연구소 선임연구원(지중송전연구실장). 1990년 12월~1992년 2월 University of Texas at Arlington (Post- Doc.).1996년 12월~1998년 2월 Brunel University, UK (Visiting Scholar). 현 창원대학교 전기공학과 교수  
Tel : 055-279-7512  
E-mail : yuik@sarim.changwon.ac.kr