

# 데이터마이닝을 이용한 단기부하예측

(Short-term demand forecasting Using Data Mining Method)

최상열\* · 김형중\*\*

(Sang-Yule Choi · Hyoung-Joong Kim)

## 요 약

본 연구에서는 데이터 마이닝 기법을 이용하여 전력계통의 단기 부하 예측을 하는 방안을 제시한다. 기존의 단기 부하 예측은 시계열 분석 방법이 주를 이루었으며, 이러한 방법은 방대한 양의 자료를 기반으로 데이터베이스를 만들고 이를 이용하여 여러 가지 계수를 이용하여 수요를 예측함으로써 많은 시간과 노력이 소요되고 있다. 따라서 본 연구에서는 좀 더 적은 시간과 노력으로 부하예측이 가능하도록 데이터마이닝 기법을 이용하여 요일별 그리고 특수일의 패턴을 분석하고 의사결정트리를 이용한 예측방법을 제시하고자 한다. 그리고 현재 전력거래소를 통해 거래되고 있는 계통한계가격과의 관계를 분석하여 예측 계수에 계통한계가격을 추가하여 예측방법을 제시하고자 한다.

## Abstract

This paper proposes information technology based data mining to forecast short term power demand. A time-series analyses have been applied to power demand forecasting, but this method needs not only heavy computational calculation but also large amount of coefficient data. Therefore, it is hard to analyze data in fast way. To overcome time consuming process, the author take advantage of universally easily available information technology based data-mining technique to analyze patterns of days and special days(holidays, etc.). This technique consists of two steps, one is constructing decision tree, the other is estimating and forecasting power flow using decision tree analysis. To validate the efficiency, the author compares the estimated demand with real demand from the Korea Power Exchange.

Key Words : Data Mining, Power IT, Load Forecasting, Decision Tree

## 1. 서 론

전력수요예측은 전력계통운영 및 계통계획의 기본이 되는 것으로서 정확한 예측이 전력공급의 신뢰성과 경제성에 미치는 영향은 매우 크다[1]. 현재 전력수요예측에 실제적으로 이용되는 기법은 방식은 시계열을 이용한 방식과 회귀분석을 이용한 방식[2]으로써 이것은 방대한 양의 자료를 기반으로 데이터

\* 주저자 : 인덕대학 정보메카트로닉스학과 전임강사

\*\* 교신저자 : 롯데건설(주) 발전에너지팀 대리

Tel : 02-950-7427, Fax : 02-950-7439

E-mail : ppk99@induk.ac.kr

접수일자 : 2007년 8월 17일

1차심사 : 2007년 8월 20일

심사완료 : 2007년 9월 7일

베이스를 만들고 이를 이용하여 여러 가지 계수를 이용하여 수요를 예측함으로써 많은 시간과 노력이 소요되는 문제점이 있고 매우 복잡한 과정으로 그 해석이 이루어지기 때문에 비전문가가 단기 부하 예측을 수행하기는 어려운 실정이다. 현재 한전에서 이미 분리되어진 5개 발전회사에서는 자체적으로 수요 예측이 가능한 상태이다. 그러나 소규모의 분산전원 발전사업자들은 경제적인 이유로 인하여 아직까지 전문 적으로 수요 예측을 담당하는 전문 인력과 설비가 부족한 형편이다. 이러한 상황에서 양방향 전력거래가 이루어 질 경우, 중소 규모의 분산전원 발전사업자들은 자체적인 수요예측이 어려워지는 관계로 경제적이고 효율적인 입찰이 어려워질 우려가 있다. 따라서 본 연구에서는 향후 발생이 예상되는 중소규모 발전사업자들의 양방향 입찰이 경제적이고 합리적으로 이루어질 수 있도록 하고 또한 기존의 방식보다 손쉬운 방법으로 비전문가의 입장에서 손쉽게 단기 부하예측을 수행하도록 데이터마이닝 이용한 단기부하예측 방법을 제시한다. 이러한 방법은 요일별 그리고 특수일의 패턴을 분석하고 의사결정트리를 이용한 예측기술로 손쉽게 접근이 가능하도록하여 비전문가의 입장에서 단기 부하 예측을 손쉽게 수행할 수 있다. 본 연구의 유용성을 입증하기 위해 2001~2004년까지의 3년간의 우리나라 발전량을 이용하여 2004년 1월의 평일, 휴일, 특수일에 대한 전력수요에 적용하여 기존의 KPX(한국전력거래소)에서 예측한 결과 값과 비교 분석하였다.

## 2. 단기부하예측 기법

단기 부하예측을 위해 현재까지 주로 연구된 방식은 지수평활화 모형(Exponential Smoothing), 신경회로망(Neural Network), 지식기반모형(Knowledge based) 그리고 시계열 방식인 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 등이 있으며, 현재 KPX(Korea Power Exchange)에서는 ARIMA 모형을 응용한 KULF(KPX-SNU Load Forecaster)를 운용하여 단기부하 예측에 이용하고 있다. 각 방식별 세부적인 내용은 다음과 같다.

### 2.1 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)모형

시계열을 차분해서 자기회기이동평균모형(ARMA: Autoregressive Moving Average)이 되는 모형을 ARIMA모형 이라고 한다. 즉  $d$  차 차분한 시계열  $W_t = \nabla^d Z_t$ 이 식 (1)과 같은 ARMA( $p, q$ )모형을 따를 때 이 시계열은 ARIMA( $p, d, q$ )모형으로부터 생성됐다고 볼 수 있다[3].

$$W_t = \delta + \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (1)$$

이 방법은 통계학 프로그램인 SAS 혹은 ETS를 사용하고 백색잡음을 분석 등의 복잡한 과정이 요구되어 지고 있어 비전문가들이 활용하기는 어려운 단점이 있다.

### 2.2 지수평활화 모형

기온과 같은 특수하거나 불규칙한 변동이 없는 평일 단기 부하 예측에서 보다 정확한 예측결과를 얻을 수 있다.  $d$ 일  $t$ 시각의 예측수요  $F$ 는 과거실적 시계열  $X$ 를 이용하며 다음과 같이 식 (2)로 표현된다[5].

$$F_{(d,t+1)} = aX_{(d,t)} + (1-a)F_{(d,t)} \quad (2)$$

이러한 방식의 단기 부하 예측은 안정적이고 비전문가도 충분히 사용할 수 있는 기법이지만 그러나 기온과 같은 특수하고 불규칙한 변수가 있을 때는 오차 범위가 커지는 단점이 있다.

### 2.3 신경망회로망(Neural Network)

최대수요와 지역별 기상자료를 이용하여 학습패턴을 구성한 다음 오차 역전파(Back Propagation: BP) 알고리즘을 이용하여 학습한다. 이것은 신경회로망의 2개층을 가지며 시간대별 수요는 추정된 일 최대수요에 일수요패턴을 곱하여 예측한다[5].

### 2.4 지식기반모형(Knowledge based)

특수일 예측에 많이 활용되는 모형으로 과거특수일의 수요특성을 분석하고 이를 If~Then의 생성규칙을 구성하여 단기부하예측을 수행한다[5].

### 2.5 KULF(KPX-SNU Load Forecaster)

현재 한국전력거래소에서 사용되는 단기 부하 예측방법으로 시계열의 계절성에 중점을 두고 계절마다의 패턴을 분석하여 예측하는 것이다.

시계열의 계절성은 여름철 냉방부하와 겨울철 난방부하로부터 기인하므로 기온분포에 의해서 결정된다. 따라서 이 방법의 특징은 기온반응함수의 개념을 도입하여 예측시점의 기온효과를 시점에서 기온 분포 함수를 추정한 뒤 이를 기온 반응 함수로 적분하여 식 (3)의 방식으로 구한다.

$$\int g(s)f,(s)ds \quad (3)$$

여기서 이야기하는 기온 반응 함수란 기온에 따른 전력량의 변화 즉 민감도를 측정하여 오차범위를 보다 적게 하는 것이다[4].

이러한 방식은 오차범위는 적으나 아주 복잡한 과정을 가지고 있어서 비전문가가 분석하기 어려운 단점이 있다.

## 3. 데이터 마이닝 기법

데이터마이닝은 데이터베이스에서의 지식 발견(Knowledge Discovery in Databass: KDD)으로써 즉 광범위한 데이터를 기반으로 많은 양의 데이터 중 의사결정이나 실험에 필요한 데이터를 찾아내고 그 데이터를 여러 알고리즘을 통해 필요한 지식을 얻어내는 기법을 말하며 지식 발견 절차는 다음과 같으며, 이러한 절차는 원하는 지식을 획득하기까지 반복되어진다[5].

step 1) 데이터 정제(Data Cleaning) : 불필요하거나 일치하지 않는 데이터를 제거한다.

step 2) 데이터 통합(Data Integration) : 다수의

데이터 소스들을 결합한다.

step 3) 데이터 선택(Data Selection) : 필요한 데이터들을 데이터베이스로부터 검색한다.

step 4) 데이터 변환(Data Transformation) : 요약이나 집계 등과 같은 연산을 수행함으로써, 데이터 마이닝을 위한 적합한 형태로 데이터를 가공처리한다.

step 5) 데이터 마이닝(Data Mining) : 지능적 방법들을 적용하여 데이터 패턴을 추출한다.

step 6) 패턴 평가(Data Evaluation) : 몇 가지 흥미로운 척도를 기초로 지식이 나타나는 패턴을 구별한다.

step 7) 지식 표현(Data Presentation) : 사용자에게 발견된 지식을 보여주기 위해 시각화를 수행한다.

### 3.1 연관규칙

데이터 마이닝에서의 연관규칙은 광범위한 데이터 중 필요한 데이터를 찾아내고 그 데이터들이 가지고 있는 공통되는 특성이나 연관되어지는 관련성을 찾아내는 것을 의미하며 다음의 두 단계의 절차로 표현이 가능하다.

모든 빈발 항목집합 찾기 : 정의에 따라 모든 항목 집합은 사전에 결정된 최소지지도 개수 이상 빈번하게 발생하게 된다.

빈발 항목집합에서 강한 연관규칙 발견 : 정의에 따라 이 규칙들은 최소지지도와 최소 신뢰도를 만족해야 한다[6].

### 3.2 의사결정트리

의사결정트리는 흐름도(Flow chart)와 유사한 트리구조이다. 중간노드(Intermediate node)는 속성에 대한 검사를 표시하고, 가지는 검사의 결과를 나타내며 잎(Leaf 또는 단말)노드는 클래스나 클래스의 분포를 나타낸다.

다음의 그림 1은 고객이 컴퓨터를 구입할 것인지 아닌지를 의사 결정 트리를 이용하여 표현한 것이다.

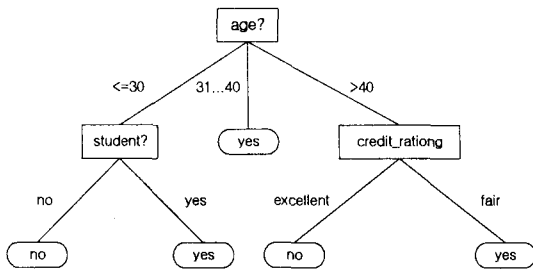


그림 1. 의사결정 트리의 예  
Fig. 1. Example of decision tree

## 4. 데이터 마이닝의 단기부하예측 적용

### 4.1 일별 수요 패턴 비교

우리나라 수요 패턴을 크게 분리하자면 평일과 토요일, 휴일, 특수일로 크게 구분할 수 있다.

먼저 한주간의 부하 수요 패턴을 비교하여 데이터를 분류하고자 한다. 따라서 2001년 1월 셋째 주의 데이터를 가지고 한주동안의 수요를 비교하면 그림 2와 같다.

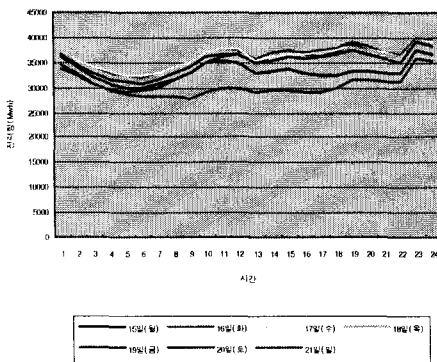


그림 2. 2001년 1월 셋째 주 요일별 부하 수요 비교  
Fig. 2. Comparison of the load demand for weekdays

그림 2에서 평일의 수요패턴은 거의 흡사하지만 토요일과 일요일의 수요패턴은 평일과 상이함을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 데이터마이닝 기법 적용을 위한 데이터 정제 시 평일, 토요일, 일요일로 분류하였다.

### 4.2 계절별 수요 패턴 비교

우리나라는 사계절의 기후를 갖고 있으며 이러한 계절마다 부하패턴이 다르다. 그리고 사계절을 나누는 기준은 보통 3월~5월까지의 봄, 6월~8월까지의 여름, 9월~11월까지 가을, 12월~다음해 2월까지를 겨울로 보는 것이 통상적이다. 그러나 본 논문에서는 여름을 6월~9월까지 그리고 가을을 10월~11월로 분류하였다. 그러한 이유는 9월의 부하패턴을 분석하면 가을의 패턴보다는 여름패턴에 유사하기 때문이다.

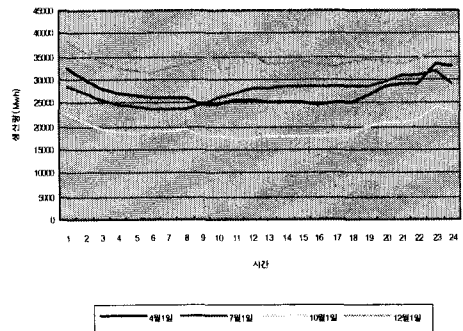


그림 3. 2001년 계절별 부하 수요 비교  
Fig. 3. Comparison of the seasonal load demand

그림 3은 4월, 7월, 10월, 12월로 각 계절을 대표하여 분석한 것으로 00시부터 08까지의 부하 패턴은 비슷하지만 08시 이후 그리고 23시부터 00시까지는 계절별로 다른 수요 패턴을 볼 수 있다. 이 중 4월과 10월 즉 봄과 가을의 수요패턴은 생산량의 차이가 있을 뿐 수요패턴은 매우 유사한 것을 볼 수 있다. 따라서 봄과 가을을 하나로 구분할 수 있음을 알 수 있다.

### 4.3 주말 및 휴일(특수일) 수요패턴 비교

앞의 4.1 일별 부하패턴 비교에서 제시한 봐와 같이 토요일과 일요일의 패턴이 다르다 따라서 토요일과 일요일의 수요패턴의 비교는 생략하고 일요일과 특수일 그리고 설·추석 연휴의 수요패턴을 비교하면 그림 4와 같다.

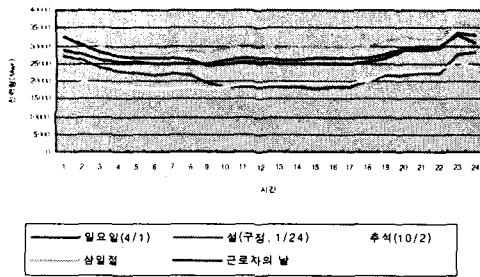


그림 4. 2001년 특수일 부하 수요 비교  
Fig. 4. Comparison of load demand for holidays in 2004

그림 4에서 일요일과 일반 공휴일의 패턴은 비슷하고 설과 추석의 패턴이 비슷한 것 볼 수 있다. 따라서 휴일의 패턴은 일요일과 휴일 그리고 설과 추석 즉 특수일로 분류할 수 있다.

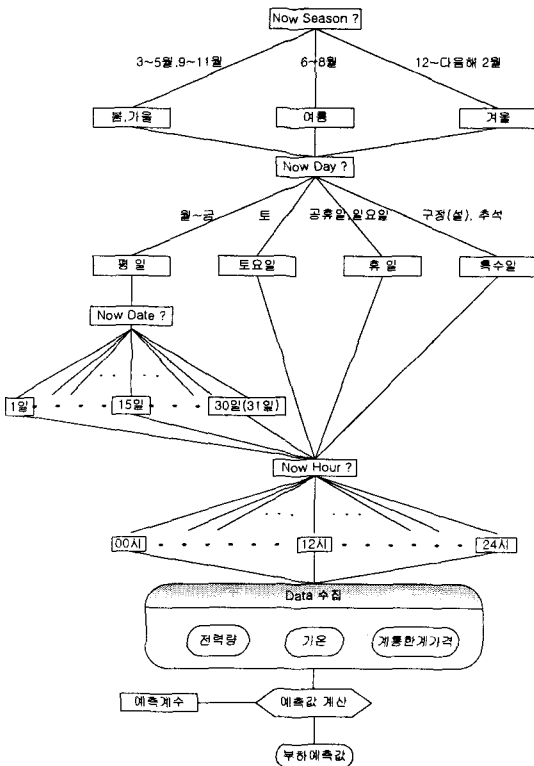


그림 5. 의사결정트리를 이용한 수요예측 Flow chart  
Fig. 5. Flowchart for load demand using decision tree

#### 4.4 기온에 따른 수요변동 패턴 비교

수요예측에서 가장 큰 영향을 주는 것은 바로 기온이다. 그중 기온의 변화에 따라 부하가 변동이 심하다. 즉 여름의 경우 낮에 기온이 높아지거나 습도가 높아 질 때는 냉방 부하의 증가로 부하요구량이 증가하고, 겨울철에는 전기난방 부하의 증가로 부하요구량이 증가된다.

#### 4.5 의사결정트리를 이용한 단기부하 예측

본 논문에서는 데이터의 수집과 연산관계를 위하여 데이터마이닝의 의사결정트리를 이용하였으며 구성된 트리는 그림 5와 같다. 그림 5에서와 같이 데이터 마이닝을 하는 과정에서는 의사결정트리를 이용하고 그 이후 연산관계에서는 평활화법을 이용하여 수요를 예측하였다.

위의 그림 5를 단계별로 설명하면 다음과 같다.  
step 1) Now Season: 계절에 대한 연관분석을 통해 봄·가을(3월~5월, 9월~11월), 여름(6월~8월), 겨울(12~다음해 2월)의 3부분으로 분류하였고 해당되는 결과를 선택한다.

step 2) Now Day: 평일, 토요일, 휴일, 특수일의 4부분으로 구분하고 해당되는 결과를 선택한다. 단 평일은 월요일~금요일, 휴일은 일요일과 특수일을 제외한 법정휴일, 그리고 특수일은 설(구정), 추석연휴로 구분한다.

step 3) Date: 평일의 경우 1일~30일(31일)중 해당되는 날짜를 선택한다.

step 4) Now Hour: 각 시간으로 현재 시각을 선택한다.

step 5) Data 수집: 전력량과 기온, 계통한계가격의 요소에 해당되는 Data를 수집한다.

step 6) 예측값 계산: 수집된 Data를 가공하고 시계열의 평활법과 예측계수를 이용하여 연산한다.

step 7) 예측계수: 최근 3년간의 평균 전력수요 증감비를 적용한다.

step 8) 예측값: 예측값 계산을 통한 단기수요전력 예측값을 출력한다.

### 4.6 사례적용

2001년~2004년까지의 3년간의 우리나라 발전량 데이터를 이용하여 2004년 1월의 평일, 휴일, 특수일에 대한 실제 전력수요를 바탕으로 데이터마이닝기법을 이용한 방식과 현재 KPX에서 사용하는 부하예측 방식을 비교 하였다.

#### 4.6.1 2004년 1월 14일(평일) 수요예측

2004년 1월 14일 평일의 실제 부하 수요에 대하여 본 연구에서 제시된 방법과 KPX에서 사용하는 방법에 대한 오차를 비교하면 표 1과 같다.

표 1. 2004년 1월 14일(평일) 수요예측 결과 비교  
Table 1. Comparison of load forecasting errors for weekdays

시간	수요치	마이닝 기법		KPX	
		예측치	오차(%)	예측치	오차(%)
1	44638	41091	7.9	41414	7.2
2	42823	35732	16.6	39609	7.5
3	41734	36526	12.5	38224	8.4
4	40292	36241	10.1	36943	8.3
5	39364	35289	10.4	36215	8.0
6	39200	36490	6.9	36090	7.9
7	39865	36800	7.7	36803	7.7
8	41031	37920	7.6	37983	7.4
9	42099	41473	1.5	39302	6.6
10	44413	41396	6.8	41266	7.1
11	44804	42719	4.7	41707	6.9
12	44946	42851	4.7	41705	7.2
13	41661	41367	0.7	38522	7.5
14	42944	41393	3.6	39639	7.7
15	43750	42191	3.6	40483	7.5
16	43559	42011	3.6	40193	7.7
19	45673	42727	6.4	42667	6.6
20	44443	42358	4.7	41601	6.4
21	44199	42215	4.5	41373	6.4
22	43626	43032	1.4	40684	6.7
23	45716	43438	5.0	42660	6.7
24	45915	43305	5.7	42641	7.1
평균값	43128	40550	6.0	39983	7.3

표 1에서 비교된 것과 같이 현재 KPX에서 사용되는 부하예측 방식은 1시에서 5시 까지의 예측정확도는 본 연구보다 우수하나 그나머지 시간에서는 본 연구에서 제시된 방식이 우수함을 보인다.

#### 4.6.2 2004년 1월 11일(휴일) 수요예측

본 연구에서 일요일과 일반 공휴일의 패턴은 비슷하므로 두 가지를 휴일로 대표하였으며 이에 대한 비교는 표 2와 같다.

표 2. 2004년 1월 11일(휴일) 수요예측 결과 비교  
Table 2. Comparison of load forecasting errors for holidays

시간	수요치	마이닝 기법		KPX	
		예측치	오차(%)	예측치	오차(%)
1	41663	41476	0.4	39916	4.2
2	39785	39133	1.6	38151	4.1
3	38394	37376	2.7	36604	4.7
4	36959	34583	6.4	35122	5.0
5	36078	33737	6.5	34171	5.3
6	35634	32823	7.9	33735	5.3
7	35228	32936	6.5	33432	5.1
8	34537	32731	5.2	32785	5.1
9	32574	29860	8.3	30906	5.1
10	32580	30130	7.5	30786	5.5
11	33182	31435	5.3	31341	5.5
12	33379	30935	7.3	31449	5.8
13	32738	30528	6.7	30671	6.3
14	32948	31806	3.5	30927	6.0
15	32962	29697	9.9	31078	5.7
16	32848	30682	6.6	30959	5.8
17	32996	31555	4.4	31313	5.1
18	34461	32888	4.6	33186	3.7
19	36678	34817	5.1	35103	4.3
20	36700	35440	3.4	35182	4.1
21	37623	35591	5.4	36066	4.1
22	37955	35591	6.2	36332	4.3
23	40372	38107	5.6	38913	3.6
24	40538	38589	4.8	39157	3.4
평균값	35784	33852	5.5	34055	4.9

### 데이터마이닝을 이용한 단기부하예측

표 2에서 보인바와 같이 휴일의 부하예측에서는 본연구로 제시된 방식보다. KPX에서 사용하는 예측 방식이 보다 정확함을 알 수 있다.

#### 4.6.3 2004년1월22일(특수일) 수요예측

그림 4에서 설과 추석의 패턴이 비슷한 것 볼 수 있으므로 이날들을 특수일로 분류하였다.

표 3. 2004년 1월22일(특수일) 수요예측 결과 비교  
Table 3. Comparison of load forecasting errors for special holidays

시간	수요치	마이닝 기법		KPX	
		예측치	오차(%)	예측치	오차(%)
1	36390	35265	3.1	37007	-1.7
2	35502	33883	4.6	35949	-1.3
3	34599	32235	6.8	34853	-0.7
4	33280	30716	7.7	33323	-0.1
5	32245	29556	8.3	32252	0.0
6	31587	26467	16.2	31705	-0.4
7	31432	26446	15.9	31553	-0.4
8	30918	28455	8.0	31382	-1.5
9	27081	26472	2.2	29352	-8.4
10	24748	25536	-3.2	29608	-19.6
11	23995	26762	-11.5	30344	-26.5
12	23902	24553	-2.7	30755	-28.7
13	23868	26051	-9.1	30285	-26.9
14	23774	24320	-2.3	30183	-27.0
15	23769	26473	-11.4	30114	-26.7
16	23842	24253	-1.7	30018	-25.9
17	24215	26367	-8.9	30203	-24.7
18	25739	27184	-5.6	31585	-22.7
19	27804	27439	1.3	34015	-22.3
20	28169	28057	0.5	34189	-21.3
21	29338	28280	3.6	34864	-18.8
22	30232	29810	1.4	35278	-16.7
23	33807	32704	3.3	38229	-13.1
24	35341	33338	5.7	39210	-10.9
평균값	28984	28359	1.3	32761	-14.4

표3에서 비교된바와 같이 특수일의 수요예측에서는 본연구로 제시된 방식이 KPX에서 사용하는 예측 방식 보다 정확함을 알 수 있다.

#### 4.6.4 2004년1월17일(토요일) 수요예측

표 4에서 보인바와 같이 토요일 부하예측에서는 본연구로 제시된 방식보다. KPX에서 사용하는 예측 방식이 보다 정확함을 알 수 있다.

표 4. 2004년 1월17일(토요일) 수요예측 결과 비교  
Table 4. Comparison of load forecasting errors for saturday

시간	수요치	마이닝 기법		KPX	
		예측치	오차(%)	예측치	오차(%)
1	44638	41450	7.1	43779	1.9
2	42823	40422	5.6	41862	2.2
3	41734	39068	6.4	40288	3.5
4	40292	37224	7.6	38689	4.0
5	39364	35626	9.5	37765	4.1
6	39200	35488	9.5	37483	4.4
7	39865	35433	11.1	37974	4.7
8	41031	37598	8.4	38984	5.0
9	42099	37942	9.9	39804	5.5
10	44413	39234	11.7	42288	4.8
11	44804	41079	8.3	43120	3.8
12	44946	40716	9.4	43411	3.4
13	41661	37430	10.2	40431	3.0
14	42944	37350	13.0	40954	4.6
15	43750	37615	14.0	41182	5.9
16	43559	37262	14.5	40465	7.1
17	43779	36252	17.2	39722	9.3
18	44603	37611	15.7	39574	11.3
19	45673	39172	14.2	40548	11.2
20	44443	37929	14.7	40173	9.6
21	44199	39929	9.7	40840	7.6
22	43626	36863	15.5	40761	6.6
23	45716	40586	11.2	43328	5.2
24	45915	40705	11.3	43732	4.8
평균값	43128	38333	11.1	40715	5.6

## 5. 결 론

본 논문에서는 전력계통의 단기부하를 예측하기 위하여 평일, 토요일, 일요일, 휴일, 특수일의 전력부하 패턴을 분석하여 각 특징별로 패턴을 재분류 한 후 데이터마이닝의 연관기법을 적용하였다. 그리고 본 알고리즘의 유용성을 입증하기 위하여 2001년~2004년까지의 3년간의 우리나라 부하 수요 데이터를 이용하여 2004년 1월의 평일, 휴일, 특수일에 대한 실제 전력수요를 예측하여 KPX에서 사용되고 있는 방식과 비교하였으며 다음과 같은 주요 결과를 얻을 수 있었다.

(1) 2004년 1월 14일(평일) 수요예측에서는 KPX에서 사용되는 부하예측 방식의 예측오차는 약 7.3[%]이고 본 연구에서 제시하는 방식을 적용할 경우 약 6.0[%]의 수요예측 결과를 보였다.

(2) 2004년 1월 11일(휴일) 수요예측에서는 KPX에서 사용하는 방식은 4.9[%]의 오차가 발생하고, 데이터 마이닝을 이용한 결과는 5.5[%]의 오차를 보였다.

(3) 2004년 1월 22일(특수일) 수요예측의 수요예측에서는 한국전력거래소 예측오차는 -14.4[%]이고, 데이터 마이닝을 이용한 결과 1.3[%]의 예측오차를 보였다.

(4) 2004년 1월 17일(토요일) 수요예측에서는 한국전력거래소 예측오차는 5.6[%]이고, 데이터 마이닝을 이용한 결과는 11.1[%]의 예측오차를 보였다.

위의 내용에서 보인바와 같이 본 연구에서 제시된 방법은 기존의 KPX에서 사용하는 방식과 비교하여 평일과 특수일의 경우는 우수한 것으로 판명되었으며, 휴일과 토요일의 경우에는 기존의 시계열을 이용한 방식이 우수함을 알 수 있었다.

그러나 본 연구에서 적용한 방식의 하루 평균 오차는 우수하나 시간당으로 분석하면 새벽시간이거나 급격한 부하 변화 시 이를 예측하기 어려운 단점이 있었다.

### 감사의 글

본 연구는 산업기술지원단의 단계로기술 지원에 의하여 인덕대학 주관으로 수행된 과제이며 이에 감사드립니다.

## References

- (1) 고희석, 이수홍, "단기 최대전력 수요예측에 관한 연구" 경남대학교 부설 공업기술연구소 논문집 제 4권, 1986.
- (2) 송경민, 구본숙, 백영식, "특수일의 최대전력수요예측 알고리즘 개선", 전기학회논문집, 51A권 3호, pp 109-117, 2002.3.
- (3) 조신섭, 황선영, 이금희, "시계열분석", 한국방송통신대학교 출판사, 2001년.
- (4) "KPX-SNU Load Forecaster", 한국전력거래소·서울대학교, 2002.12.
- (5) 황갑주, 김광호, 김성학 "주간수요예측 전문가 시스템 개발", 대한전기학회논문지, 48A권 4호, 365~370, 1999.4.
- (6) 박우창, 승현우, 용환승, 최기현 역, "데이터 마이닝 개념 및 기법", 자유아카데미, 2003.9.
- (7) 김연형, "시계열예측", 형설출판사, 2000년.
- (8) 박후식, 문경준, 김형수, 황갑주, 이화석, 박준호, "전력부하의 유형별 단기부하예측에 신경회로망의 적용", 대한전기학회논문지, 48A권 1호, pp.8~14, 1999.1.
- (9) Dipti Srinivasan, A.C.Liew, John S.P.Chen, "A Novel Approach To Electrical Load Forecasting Based On A Neural Network", IEEE, pp.1172~1177, May, 1991.
- (10) 문승일, "전력산업 구조개편", 전기학회지 pp.43-45, 2002.5.

## ◆ 저자소개 ◆

### 최상열 (崔相烈)

1970년 8월 24일생. 1996년 성균관대 전기공학과 졸업. 2002년 성균관대 대학원 전기전자 및 컴퓨터 공학부 졸업(박사). 2002~2004년 안양대학교 컴퓨터공학과 전임강사. 2004년~현재 인덕대학 정보메카트로닉학과 전임강사.

### 김형중 (金炯仲)

1974년 1월 11일생. 1998년 오산대학 전기과 졸업. 2001년 방송통신대학 경영학과 졸업. 2005년 성균관대학교 대학원 전기에너지 공학과 졸업(석사). 1997~2008년 오산 열병합 발전소 근무. 현재 롯데건설 근무.