

시간축 및 요일축 정보를 이용한 신경회로망 기반의 계통한계가격 예측

論 文

54A-3-6

A System Marginal Price Forecasting Method Based on an Artificial Neural Network Using Time and Day Information

李正奎* · 朴宗培[†] · 愼重麟**
(Jeong-Kyu Lee · Jong-Bae Park · Joong-Rin Shin)

Abstract - This paper presents a forecasting technique of the short-term marginal price (SMP) using an Artificial Neural Network (ANN). The SMP forecasting is a very important element in an electricity market for the optimal biddings of market participants as well as for market stabilization of regulatory bodies. Input data are organized in two different approaches, time-axis and day-axis approaches, and the resulting patterns are used to train the ANN. Performances of the two approaches are compared and the better estimate is selected by a composition rule to forecast the SMP. By combining the two approaches, the proposed composition technique reflects the characteristics of hourly, daily and seasonal variations, as well as the condition of sudden changes in the spot market, and thus improves the accuracy of forecasting. The proposed method is applied to the historical real-world data from the Korea Power Exchange (KPX) to verify the effectiveness of the technique.

Key Words : 역전파 신경회로망, 계통한계가격, 가격예측

1. 연구배경

이미 십여 년 전부터 세계 여러 나라의 전력산업은 구조개편을 통한 경쟁체제의 도입을 시도하였으며, 대부분의 국가들은 여전히 이러한 변화를 겪고 있다. 우리나라 역시 이러한 변화에 발맞추어 2001년 4월에 한국전력거래소(Korea Power Exchange : KPX)가 발족되었으며 또한, 발전부문이 6개의 발전자회사로 분리되어 전력산업 구조개편에 시동을 걸었다. 현재 국내 전력시장은 변동비 반영시장(Cost Based Pool : CBP)으로 운영되고 있다.

전력산업이 독점이었을 당시의 전력계통 계획 및 운용의 목적은 비용최소화였다. 그러나, 구조개편에 따른 경쟁적 전력시장의 도입으로 인해 이러한 비용최소화는 큰 의미를 갖지 못하게 된 반면, 발전사업자, 송전회사, 판매사업자 등 시장참여자들의 이익 극대화라는 새로운 목적이 부각되었다. 또한, 전력시장의 경쟁도입은 각 시장참여자로 하여금 전력을 통한 이익극대화를 가능케 하였다.

여러 시장참여자들은 극대의 이익을 창출하기 위해 그들 소유의 설비에 대한 유지보수 및 시설확충 등 기반시설에 대한 투자를 해야한다. 발전소나 송전선로와 같은 설비들의 확충은 1~2년 정도의 단기간 안에 끝낼 수 있는 일이 아니므로 장기적인 안목을 가지고 투자해야 한다. 즉 미래의 전력

가격을 예측하고 그 결과에 따라 적절한 규모의 설비를 보유하거나 확충해야 할 것이다. 일반적으로 계통계획은 가격신호를 바탕으로 수립되며, 발전확충계획, 송전망 확충계획 및 배전계획 등은 장기전력가격예측에 의해 결정된다[1].

또한, 시장참여자들은 특정 시간대에 전력을 거래하기 위해 입찰을 한다. 이러한 입찰에 있어서 각 시장참여자들은 전력가격의 시간대별 특성 등 여러 가지 계통의 여건을 고려한 입찰전략을 통해 그들의 이익을 극대화 할 수 있다. 따라서, 각 시장참여자들의 전력거래는 단기가격예측에 의존하게 된다[1]. 일반적으로 가격예측기법에는 하드컴퓨팅과 소프트웨어 컴퓨팅이 있다. 하드컴퓨팅은 물리적 현상들을 고려하기 위한 기기들을 이용해 정확한 모델을 직접 만들어 가격을 예측한다. 이 방법은 결과는 매우 정확하나 많은 양의 정보를 필요로 하고 예측수행에 드는 비용이 매우 크다. 이에 반해, 소프트웨어 컴퓨팅은 구조가 매우 단순하며 입력값을 적절히 선택한다면 하드컴퓨팅만큼의 정확도를 얻을 수 있다[2]. 소프트웨어 컴퓨팅은 인공지능 기법들이 주류를 이루고 있으며, 신경회로망, 퍼지, 뉴로-퍼지 등이 대표적이다.

시장참여자들 사이에서 가격예측에 대한 중요성이 부각됨에 따라 정확한 가격예측을 위한 다양한 기법들이 제안되었다. 먼저, B. R. Szkuta 등은 신경회로망을 이용하여 호주 Victorian Power System의 계통한계가격을 예측하였다[1].

이 논문에서는 계통한계가격에 영향을 미치는 요인을 계통의 수요와 예비력 두 가지로 설정하였으며, 각 요인의 변화에 따른 계통한계가격 예측값의 변화를 보여주어 계통의 수요와 예비력이 계통한계가격에 얼마나 영향을 미치는가를 입증하였고, 이를 이용해 1997년 5월 14일부터 5월 20일까지의 일주일 간 계통한계가격을 예측하였으나, 그 오차가 비교적 커 실제 적용하기에는 부족한 면이 있다. 또한, C. P. Rodriguez

[†] 교신저자, 正會員 : 建國大學 工大 電氣工學科 助教授 · 工博

E-mail : jbaepark@konkuk.ac.kr

* 正會員 : 建國大學 工大 電氣工學科 博士課程

** 正會員 : 建國大學 工大 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2004年 11月 1日

最終完了 : 2005年 2月 15日

또한, 역전파 신경회로망의 목적함수는 다음의 식 (4)와 같이 오차식을 최소화하는 형태로 나타낸다.

$$\text{minimize } E = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \frac{1}{2} (d_{pk} - o_{pk})^2 \quad (4)$$

여기서,

P : 패턴의 수

K : 출력유닛의 수

d_{pk} : p 번째 패턴에서의 k 번째 출력유닛의 목표값

o_{pk} : p 번째 패턴에서의 k 번째 출력유닛의 계산값

역전파 신경회로망은 식 (4)의 목적함수를 최소화하기 위해 최대경사법(*gradient descent method*)을 사용해 각 유닛사이의 연결강도를 조정한다. 본 논문에서는 신경회로망의 학습속도를 향상시키기 위해 모멘텀이라는 매개변수를 사용하였다. 모멘텀항을 가지고 있는 신경회로망은 현재의 기울기와 이전 기울기의 조합된 방향으로 연결강도를 변화시킨다. 이는 기울기를 조절함으로써 입력 데이터 중 다른 것들과는 특성이 전혀 다른 입력이 들어왔을 경우 일어날 수 있는 왜곡을 감소시켜 주기 위함이다[6].

4. 계통한계가격의 예측

역전파 신경회로망은 입력자료의 종류와 범위, 그리고 이러한 입력자료를 신경회로망에 대한 신호로 변환하는 활성화함수의 종류 및 은닉층의 수와 각 층의 유닛 수 등에 따라 성능이 결정된다. 또한, 동일한 입력자료와 활성화함수를 사용하는 경우라도 자료들의 입력방법 즉, 조합방법에 따라 상이한 결과가 도출될 수도 있다. 따라서, 적당한 입력자료의 조합방법을 찾아내는 것 또한 알고리즘의 성능을 향상시키는데 있어서 매우 중요하다. 먼저, 시간축 접근법인데 이 방법은 시간은 고정되어 있으면서, 주별 계통한계가격의 벡터로서 패턴을 설정하는 것이다. 두 번째로 요일축 접근법은 주는 고정되어 있으면서, 시간대별 계통한계가격의 벡터로서 패턴을 설정하는 것이다.

4.1 시간축 접근법

시간축 접근법은 주어진 시간대에 대한 주간별 계통수요 및 계통한계가격의 추세를 반영한다. 수요 및 계통한계가격은 시간대별로 특정한 추세를 가지고 있으므로, 이를 이용해 신경회로망의 입력자료를 선정한 것이 시간축 접근법이다. 그림 2는 시간축 접근법의 개념을 나타낸 것이다. 이전 4주간 같은 시간대의 계통한계가격과 수요를 이용해 신경회로망을 학습한 후 이를 이용해 예측시의 계통한계가격을 예측한다.

현재의 계통한계가격은 시간대별로 특정한 추세를 가지고 있으며, 과거의 계통한계가격 및 계통수요에 영향을 받는다. 따라서, 계통한계가격을 예측하기 위한 시간축 접근법에 해한 비선형 함수를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(w, t) = F\{W, y(w-1, t), \dots, y(w-n, t), d(w, t), d(w-1, t), \dots, d(w-n, t)\} \quad (5)$$

여기서,

$y(w, t)$: w 주 t 시간대의 계통한계가격

$d(w, t)$: w 주 t 시간대의 계통수요

W : 신경회로망의 가중치

n : 입력자료의 길이

$F(\cdot)$: 신경회로망으로 표현되는 비선형 함수

전통적인 접근법과는 다르게 계통한계가격을 예측하기 위하여 비선형 함수에 가중치 행렬을 포함시켰다. 가중치 행렬 W 는 특정 계통한계가격 추세에 대한 정보를 저장하고 있으며, 함수 $F(\cdot)$ 는 일반적으로 계통한계가격의 모든 추세를 포함하는 비선형 함수이다.

식 (5)에서 가중치 행렬은 과거의 계통한계가격과 계통수요로 구성된 입력패턴들에 의해 신경회로망이 학습할 때 최적의 가중치를 구성하기 위해 조정된다. 예를 들어 그림 2에서는 계통한계가격을 예측하기 위해 이전 4주간($n=4$)의 시간 흐름에 따른 4개의 패턴을 사용하였다.

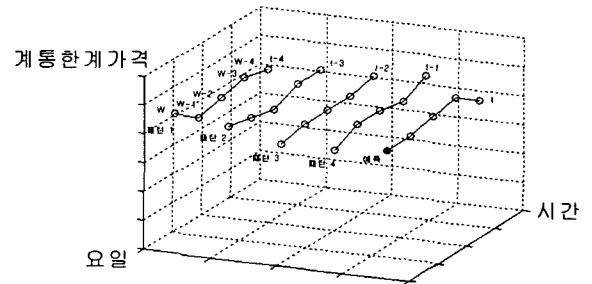


그림 2 시간축 접근법의 개념도

Fig. 2 Time-axis approach

과거의 패턴을 사용해 신경회로망의 학습이 끝난 후 가중치 행렬이 최적으로 구성되면, 예측시의 계통한계가격을 예측하기 위해 사용되며, 이에 따른 식은 다음과 같다.

$$\hat{y}(w, t) = F\{\hat{W}, y(w-1, t), \dots, y(w-n, t), d(w, t), d(w-1, t), \dots, d(w-n, t)\} \quad (6)$$

여기서, \hat{W} 는 학습을 통해 최적으로 구성된 가중치 행렬을 나타내며, $\hat{y}(w, t)$ 는 w 주 t 시간대의 예측된 계통한계가격을 나타낸다.

4.2 요일축 접근법

요일축 접근법은 주어진 주에 대한 각 시간대별 계통의 수

요 및 계통한계가격의 추세를 반영한다. 계통한계가격은 요일별로 특정한 추세를 가지고 있으므로, 이를 이용해 신경회로망의 입력자료를 선정한 것이 요일축 접근법이다. 그림 3은 요일축 접근법의 개념을 나타낸 것이다. 각 주간 별 예측시 이전 4시간의 계통한계가격과 계통 수요를 이용해 신경회로망을 학습한 후 이를 이용해 예측시의 계통한계가격을 예측한다.

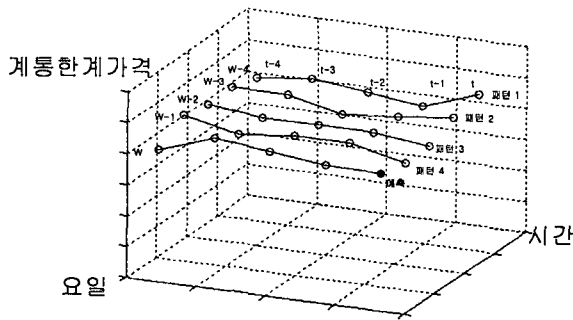


그림 3 요일축 접근법의 개념도
Fig. 3 Day-axis approach

시간축 접근법과 비슷하게 요일축 접근법으로 계통한계가격을 예측하기 위한 비선형 함수를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(w, t) = F\{W, y(w, t-1), \dots, y(w, t-m), d(w, t), d(w, t-1), \dots, d(w, t-m)\} \quad (7)$$

여기서,

$y(w, t)$: w 주 t 시간대의 계통한계가격

$d(w, t)$: w 주 t 시간대의 계통수요

W : 신경회로망의 가중치

m : 입력자료의 길이

$F(\cdot)$: 신경회로망으로 표현되는 비선형 함수

식 (7)에서 가중치 행렬은 과거의 계통한계가격과 계통 수요로 구성된 입력패턴들에 의해 신경회로망이 학습할 때 최적의 가중치를 구성하기 위해 조정된다. 예를 들어 그림 3에서는 계통한계가격을 예측하기 위해 예측시 이전 4시간 ($m=4$)의 주간별 흐름에 따른 4개의 패턴을 사용하였다.

과거의 패턴을 사용해 신경회로망의 학습이 끝난 후 가중치 행렬이 최적으로 구성되면, 예측시의 계통한계가격을 예측하기 위해 사용되며, 이에 따른 식은 다음과 같다.

$$\hat{y}(w, t) = F\{\mathcal{W}, y(w, t-1), \dots, y(w, t-m), d(w, t), d(w, t-1), \dots, d(w, t-m)\} \quad (8)$$

여기서, \mathcal{W} 는 학습을 통해 최적으로 구성된 가중치 행렬을 나타내며, $\hat{y}(w, t)$ 는 w 주 t 시간대의 예측된 계통한계가격

을 나타낸다.

시간축 접근법과 요일축 접근법은 각각 사용한 자료는 같으나 예측된 결과는 다르다. 이는 같은 자료를 서로 다르게 배열하여 각 접근법의 패턴이 달라졌기 때문이다.

시간축 접근법은 현재 시장의 상황을 반영할 수 있는 반면, 요일축 접근법은 계통한계가격의 요일별, 계절별 특성을 잘 반영할 수 있는 방법이다. 따라서, 계통한계가격의 특성과 현재 시장상황을 반영할 수 있는 이 두 접근법을 적절히 조합한다면 계통한계가격예측에 있어서 더 정확한 결과를 도출해 낼 수 있을 것이다.

5. 시간축 및 요일축 접근법의 조합

서로 다른 특성을 가지고 있는 시간축 및 요일축 접근법을 조합하는 주된 목적은 이 두 접근법이 가지고 있는 각각의 특성을 적절히 조합하여 예측의 정확성을 향상시키기 위해서이다. 주간-시간 좌표축에서 점 (w, t) 에서의 계통한계가격을 예측하기 위해 주변 4개 점에서의 오차를 계산한다. 점 (w, t) 에서의 계통한계가격을 예측하기 위하여 사용되는 4개의 점 $\{(w, t-1), (w-1, t-1), (w-1, t), (w-1, t+1)\}$ 을 그림 4에 나타내었다.

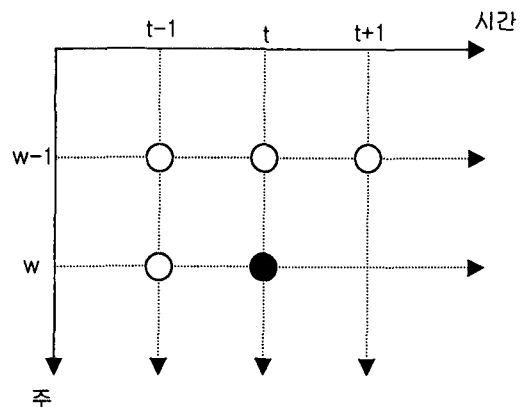


그림 4 시간축 및 요일축 접근법의 조합 개념도

Fig. 4 Data available in the immediate neighborhood of the forecasting point in the input domain

각 점에서의 예측오차는 다음과 같다.

$$e_i = \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\%, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (9)$$

여기서, y_i 와 \hat{y}_i 는 각각 i 점에서의 실제 계통한계가격과 예측된 계통한계가격을 나타낸다. 점 (w, t) 에서 각각의 방법으로 예측한 계통한계가격에 대한 오차가 계산되면 다음의 식에 따라 오차율을 계산한다.

$$Error\ Norm = \sqrt{\sum_{i=1}^4 w_i \cdot e_i} \quad (10)$$

여기서, w_i 는 각 점에서 예측시의 계통한계가격에 미치는 영향에 대한 가중치이다.

점 (w, t) 에서의 계통한계가격을 예측하기 위한 시간축 및 요일축 접근법의 조합과정은 각각의 방법으로 계산된 오차놈이 적은 쪽을 택하는 것이다. 그림 5는 계통한계가격을 예측하기 위한 조합의 순서도를 나타낸 것이다.

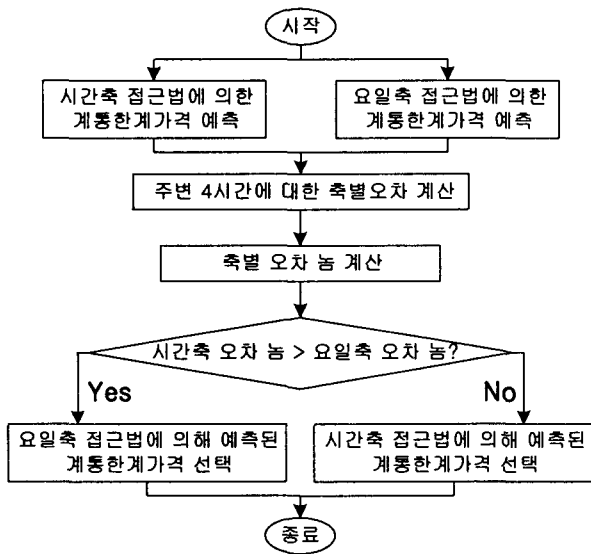


그림 5 계통한계가격 예측 순서도
Fig. 5 Process of the SMP forecasting

6. 사례연구 및 고찰

본 논문에서는 한국전력거래소에서 제공되는 시간대별 계

통한계가격과 수요예측 자료를 이용해 시간축 및 요일축 계통한계가격을 예측하였고, 이 결과에 조합규칙을 적용해 휴일을 제외한 2002년 4월 한 달간의 계통한계가격을 예측하여 제안한 방법의 검증을 수행하였다.

월요일, 토요일 및 휴일과 휴일 다음날의 경우 계통의 수요 및 계통한계가격은 시간대 별로 일정한 추세를 가지고 있지 않으며, 그 크기 역시 급변하므로, 추세를 학습하는 신경회로망 단독으로는 특수일의 계통한계가격을 예측하기 어렵다. 또한 그림 6에서와 같이 수요가 약간만 변하더라도 계통한계가격이 급변하므로 평일에 비해 특수일(월요일, 주말 및 휴일, 휴일 다음날)은 계통한계가격과 수요와의 상관관계가 매우 적다. 따라서, 본 논문에서는 사례연구를 두 경우로 나누어 수행하였으며, 각 경우는 다음과 같다.

- 경우 1 : 월요일, 토요일 및 휴일과 휴일 다음날을 제외하지 않은 경우
- 경우 2 : 월요일, 토요일 및 휴일과 휴일 다음날을 제외한 경우

아래의 표 1은 각 경우에 따른 4월 한달간 계통한계가격의 일 평균 예측오차를 나타낸 것이다. 표 1을 보면 모든 날에 있어서 요일축 접근법과 시간축 접근법을 조합했을 경우가 한 가지 방법만을 이용해 계통한계가격을 예측한 결과보다 항상 좋은 것은 아니나 대체로 조합을 했을 경우가 그렇지 않았을 경우보다 오차가 적음을 알 수 있다. 또한, 표 2에서 알 수 있듯이 이 두 가지 접근법을 조합함으로써 각 경우에 대한 평균오차가 줄어들며, 오차의 표준편차 역시 요일축과 시간축을 조합한 경우가 가장 적어 조합을 통해 계통한계가격 예측의 안정성을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

휴일의 경우 전일에 걸쳐 수요가 25,000MW에서 32,000 MW 사이에 존재하는데, 이 영역의 수요는 서로 다른 연료를

표 1 4월 한 달간의 계통한계가격 예측오차(단위, %)
Table 1 SMP forecasting error for April 2002

	월요일			화요일			수요일			목요일			금요일			토요일		
날짜	4월 1일			4월 2일			4월 3일			4월 4일			4월 5일			4월 6일		
축	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합
오차	6.99	16.98	13.13	5.15	5.17	4.50	5.12	5.87	4.12	7.1	5.85	7.07	9.16	6.12	6.65	10.66	12.83	9.62
날짜	4월 8일			4월 9일			4월 10일			4월 11일			4월 12일			4월 13일		
축	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합
오차	4.48	17.26	5.11	2.68	4.82	2.77	3.25	5.29	2.97	2.71	5.48	4.14	5.74	5.63	4.61	5.40	3.90	4.71
날짜	4월 15일			4월 16일			4월 17일			4월 18일			4월 19일			4월 20일		
축	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합
오차	11.79	17.07	10.65	4.29	5.20	4.02	2.45	4.83	3.47	5.90	12.97	5.52	3.38	5.64	4.36	2.35	3.69	1.46
날짜	4월 22일			4월 23일			4월 24일			4월 25일			4월 26일			4월 27일		
축	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합
오차	5.23	18.64	4.53	2.42	5.23	2.37	1.95	4.65	1.58	4.69	4.85	4.22	2.64	5.07	2.33	2.48	4.87	3.23
날짜	4월 29일			4월 30일			5월 1일			5월 2일			5월 3일			5월 4일		
축	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합	요일	시간	조합
오차	3.71	17.3	4.06	6.12	4.53	4.63	5.03	3.19	4.01	31.82	17.24	14.83	10.51	4.37	6.27	5.53	2.74	3.8

표 2 각 경우에서의 평균오차 및 표준편차
Table 2 Average error and standard deviation

		요일축	시간축	조합
경우 1	평균오차(%)	5.58	8.02	5.20
	표준편차	5.52	5.30	3.13
경우 2	평균오차(%)	4.92	5.50	4.27
	표준편차	2.20	1.95	1.43

사용하는 발전기들이 경계를 이루는 곳으로서 수요가 약간 변하더라도 어떤 종류의 연료를 사용하는 발전기가 투입되는냐에 따라 계통한계가격이 많은 차이를 나타내게 된다. 휴일의 계통한계가격은 일정한 추세가 없으며 그 변화가 급격한 것이 특징이다. 그림 6은 4월 한 달간의 휴일 중 4월 21일 일요일의 수요와 계통한계가격을 나타낸 그림이며, 그림 7은 발전기들이 경계를 이루는 영역을 개념적으로 나타낸 것이다.

그림 8은 4월 한 달간의 시간축과 요일축 접근법을 조합하여 예측한 계통한계가격과 실제 계통한계가격을 일주일 단위로 나타낸 것이다. 그림에서 보면 조합규칙을 토대로 예측한 계통한계가격의 추세가 실제 계통한계가격의 추세와 거의 흡사하며 일부 구간에서는 일치함을 알 수 있다. 그러나, 실제 계통한계가격이 갑자기 상승하거나 하락할 때에는 그 예측 결과가 실제의 값을 다소 따라가지 못하고 있다. 그러나, 전체적으로 본 논문에서 제시한 방법에 의해 예측된 계통한계가격이 실제 계통한계가격의 변화추세를 잘 예측하고 있는 것을 그림 8을 통해 확인 가능하다. 또한, 표 1과 표 2 및 그림 8은 본 논문에서 제안한 시간축과 요일축 접근법의 조합 방법이 시장참여자들의 전략수립에 유용하게 사용될 수 있는 가능성을 보여주고 있다.

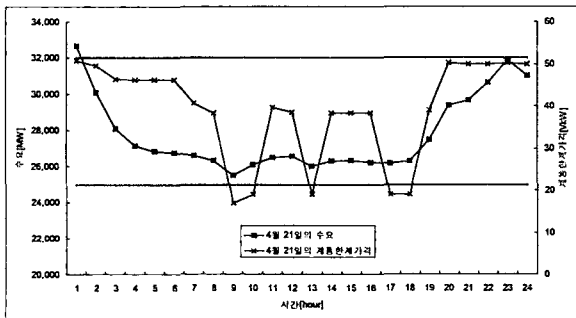


그림 6 4월 21일의 수요와 계통한계가격
Fig. 6 Demand and SMP on 21st April

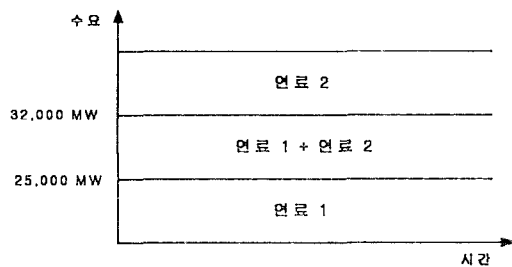


그림 7 수요에 따른 발전원 구성
Fig. 7 Generation resource mix

7. 결 론

본 논문에서는 한국전력거래소에서 제공되는 과거의 계통한계가격과 계통수요 자료를 이용해 신경회로망에 기초한 시간축과 요일축 접근법의 두 가지의 방법으로 예측한 계통한계가격을 조합규칙을 이용해 예측하였다.

시간축 접근법은 예측시 이전 4시간의 자료를 이용해 예측하므로 현재의 시장상황을 잘 반영할 수 있으며, 요일축 접근법은 예측시의 과거 4주의 자료를 이용해 예측하므로 계통한계가격의 요일 및 계절특성, 시간대별 특성을 고려할 수 있다. 또한, 예측시가 바뀔 때마다 신경회로망이 학습을 다시 하므로, 급변하는 시장상황 및 계통한계가격의 시간대별 특성을 반영할 수 있다. 또한, 이 두 방법을 조합한 경우가 시간축 접근법 혹은 요일축 접근법 중 한 가지만을 이용해 계통한계가격을 예측한 경우 보다 더 정확하다는 것을 확인하였다. 제안한 조합방법은 시간축 접근법과 요일축 접근법의 특성을 고려하여 예측시의 요일특성, 계절특성, 시간대별 특성 및 급변하는 시장상황까지도 반영 가능하며, 예측값의 안정성도 향상시킬 수 있다.

휴일 및 휴일 다음날과 주말을 제외한 경우 시간축 및 요일축 접근법의 조합에 의해 얻어진 예측가격의 결과는 그 오차가 4.27%로 비교적 정확함을 알 수 있으며, 이는 실제 시장에서의 단가가격예측에 적용 가능할 것으로 판단되어 향후 시장참여자들의 최적입찰전략 수립에 있어 매우 유용한 정보의 제공이 가능하리라 기대된다.

향후 월요일 및 주말, 휴일의 계통한계가격을 예측할 수 있는 방법이 모색되어야 할 것이며, 신경회로망의 학습시 요일특성 및 계절특성을 잃어버린 자료 즉, 불량자료를 검색하고 제거할 수 있는 방법 또한 개발되어야 할 것이다.

감사의 글

이 논문은 산업자원부에서 시행한 전력산업 인프라 구축지원 사업으로 수행된 논문입니다.

참 고 문 헌

- [1] B.R. Szkuta, L. A. Sanabria, and T. S. Dillon, "Electricity price short-term forecasting using artificial neural networks", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No. 3, pp 851-857, Aug. 1999.
- [2] C. P. Rodriguez, and G. J. Anders, "Energy price forecasting in the Ontario competitive power system market", IEEE transactions on power systems, Vol 19, No. 1, pp. 366-374, February 2004.
- [3] F. J. Nogales, A. J. Conejo, and R. Espinola, "Forecasting next-day electricity prices by time series models." IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 17, pp. 342-348, May 2002.
- [4] H. Liu, X. Wang, W. Zhang, and G. Xu, "Market clearing price forecasting based on dynamic fuzzy

system.” Proc. 2001 Power System Technology, pp. 890-896, 2001.

[5] Dillon T. s. and D. Niebur, Neural Networks Applications in Power System, London: CRL Publishing, 1996.

[6] L. Fausett, Fundamentals of Neural Networks, Englewood Cliffs, NJ:Prentice Hall, 1994.

[7] F. Gao, X. R. Cao, and A. papalexopoulos, “Forecasting power market clearing price and quantity using a neural network”, Power Engineering Society Summer Meeting, IEEE Vol. 4, pp. 2183-2188, 2000.

[8] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, Singapore: West Publishing Company, 1992.

[9] K. Y. Lee, Y. T. Cha, and J. H. Park, “Short-term load forecasting using an artificial neural network,” IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 1, pp. 124-132, February 1992.

저 자 소 개



이 정 규 (李正奎)

1976년 3월 21일 생. 2000년 건국대 공대 전기공학과 졸업. 2003년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 박사과정.

Tel : 02-450-4179
E-mail : aikk@konkuk.ac.kr



신 중 린 (慎重麟)

1949년 9월 22일 생. 1977년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1989년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사) 현재 건국대학교 공과대학 전기공학과 교수.

Tel : 02-450-3487
E-mail : jrshin@konkuk.ac.kr



박 종 배 (朴宗培)

1963년 11월 24일 생. 1987년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1989년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 건국대학교 공과대학 전기공학과 조교수.

Tel : 02-450-3483
E-mail : jbaepark@konkuk.ac.kr

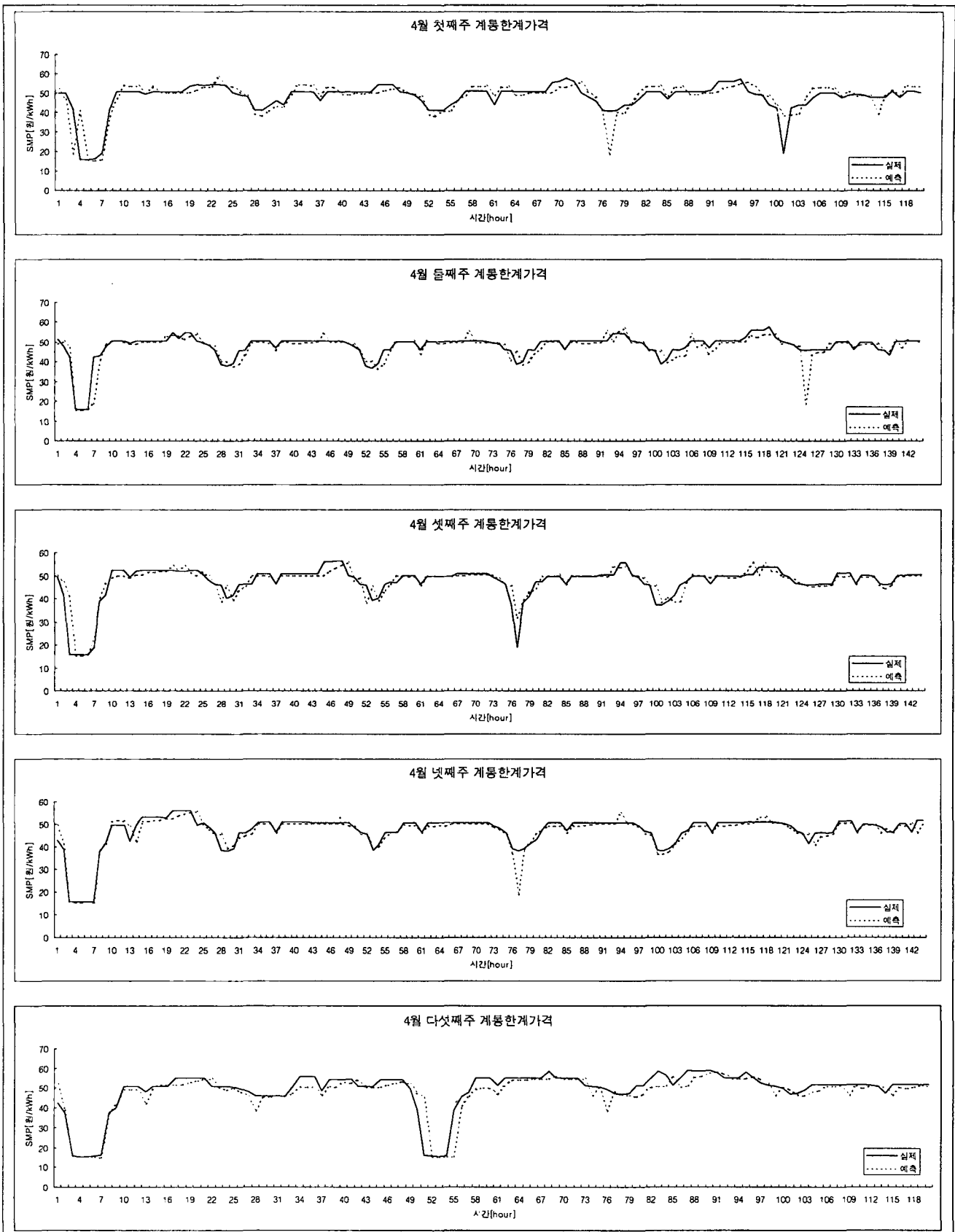


그림 8 4월 한 달간의 실제 및 예측한 계통한계가격

Fig. 8 Actual and forecasted SMP on April 2002