

시간축 및 요일축 정보의 조합을 이용한 신경회로망 기반의 평일 계통한계가격 예측

이정규, 김민수, 박종배, 신중린
건국대학교

A SMP Forecasting Method Based on Artificial Neural Network Using Time and Day Information

Jeong-Kyu Lee, Min-Soo Kim, Jong-Bae Park, Joong-Rin Shin
Konkuk University

Abstract - This paper presents an application of an Artificial Neural Network (ANN) technique to forecast the short-term system marginal price (SMP). The forecasting of SMP is a very important factor in an electricity market for the optimal biddings of market participants as well as for the market stabilization of regulatory bodies. The proposed neural network scheme is composed of three layers. In this process, input data are set up to reflect market conditions. And the λ that is the coefficient of activation function is modified in order to give a proper signal to each neuron and improve the adaptability for a neural network.

The proposed techniques are trained, validated and tested with the historical real-world data from Korea Power Exchange (KPX).

텔의 계획과 운용은 매 시간대별로 독립적으로 운용되는 것이 아니라, 짧게는 1일 단위부터 길게는 10여 년 이상이 되는 기간들이 유기적으로 결합되어 있으므로 이러한 요소들의 적절한 결합은 매우 중요하다.

계통한계가격은 이상의 요소들을 고려하여 다음과 같은 함수의 형태로 나타낼 수 있다.

$$SMP_t = F(MD_t, FOR_t, C_i, IO_t, OP_{t,i}, \dots) \quad (1)$$

$\forall i \in N$

여기서,

MD_t : t 시간대의 전력수요

FOR_t : i 발전기의 고장정지확률

C_i : i 발전기의 설비용량

IO_t : i 발전기의 입출력 특성

$OP_{t,i}$: i 발전기의 가격 우선순위

N : 시장에 참여한 모든 발전기의 수

3. 신경회로망 개요

신경망 모델들은 최근에 여러 분야에서 널리 이용되기 시작하였으며, 시간적인 패턴인식, 광학, 음성타자기, 문자인식, 음성분석, 아날로그 VLSI 디자인, 로보틱스 등에 이용되고 있다[5]. 특히 전력분야에서는 부하예측, 계통의 고장진단, 안전도 평가, 발전기 기동정지계획 등에 이미 사용되고 있다[6].

본 논문에서는 이러한 신경회로망의 기법 중에서 역전파 신경회로망을 적용하였다.

역전파 신경 회로망 학습 알고리즘의 기본 원리는 입력층의 각 유닛에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유닛에서 변환되어 은닉층에 전달되고 최후의 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 기댓값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해 나간다[5].

4. 신경회로망의 적용

신경회로망을 이용한 계통한계가격의 예측은 입력자료의 종류와 범위, 그리고 이러한 입력자료를 신경회로망에 대한 신호로 변환하는 활성화함수의 종류 및 은닉층의 수와 각 층의 유닛 수 등에 따라서 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.

본 논문에서는 학습자료의 입출력 특성을 고려하여 활성화함수의 형태를 시간대별로 결정하였으며, 이와 함께 동일한 자료를 시간축과 요일축의 두 가지 방법으로 구분하여 시간대별 계통한계가격을 예측하였다[7]. 또한, 이 두 축으로 얻어진 결과를 이용해 이를 조합함으로써 그 효율성을 더욱 개선하였다.

4.1 시간축과 요일축의 조합

본 논문에서는 시간축과 요일축을 규칙에 기반하여 조합하였다. 즉, 예측주의 시간대별 계통한계가격을 예측하기 위해 예측주 이전 4주간의 각 시점(1, 2, 3, 4)들이 예측시인 ● 시점에 얼마만큼 영향을 주는지에 대한 정보를 상관계수를 이용하여 알아낸다. 이러한 일련의 과정들에 대한 자세한 식은 아래와 같다.

1. 연구 배경

기존의 전력산업은 발전, 송전, 배전 및 판매의 수직통합, 독점 및 규제 등으로 특징지어 졌으나 최근 전 세계적으로 전력산업은 구조개편을 통하여 부문별 수직분할 및 부문내 경쟁도입, 규제완화, 민간 자본의 적극적 참여 등 경쟁과 선택의 시장원리를 도입한 경쟁체제로 돌입하고 있다. 이러한 전력산업의 시장 경쟁체제의 도입은 경쟁도입을 통하여 전력산업의 효율성 향상, 전력요금의 감소, 전력공급 서비스의 향상, 소비자의 선택권을 보장해 주는데 근본 목적을 두고 있다[1].

경쟁시장체 하에서 단가가격의 정확한 예측은 시장참여자들의 이익과 직결되는 매우 중요한 문제이다. 따라서, 이익을 극대화하기 위한 시장참여자들의 전략수립에 기본이 되는 단가가격의 예측은 반드시 정확히 수행되어야 한다.

기존의 계통한계가격 예측기법으로는 B. R. Szkuta 등의 신경회로망을 이용한 Victorian Power System의 가격예측[2]이 있는데, 여기서는 계통한계가격에 영향을 미치는 요인들에 대한 분석을 수행한 후 적절한 신경회로망의 입력을 선정하였으나 결과가 있어서 오차가 너무 커 현실에 적용하기 부적합한 단점을 가지고 있다. 또한, L. Hongie 등은 Dynamic Fuzzy System을 이용한 California Power Market의 가격예측[3]을 하였으며, F. J. Nogales 등은 시계열 모형을 이용한 예측기법을 사용하여 Spain과 California의 실제 자료를 이용해 사례연구를 수행하였다[4]. 세 번째 논문은 선형회기분석의 시간적인 관계를 반영할 수 없다는 단점을 극복하기 위해 동적 회기분석과 전달함수 접근법을 사용하였다.

본 논문은 역전파 신경회로망에 기초한 시간축 및 요일축의 두 가지 접근법을 제안하였으며, 이 두 방법을 이용해 각 시간대별 계통한계가격을 예측하는 새로운 접근법을 제안하였다. 또한 이 두 방법으로 예측한 계통한계가격을 조합하여 하나의 방법으로 예측한 결과와 비교 분석하였으며, 조합전략의 채택으로 인해 향상된 결과를 도출하였다.

2. 문제의 정식화

계통한계가격(System Marginal Price : SMP)은 입찰에 참여한 발전기들의 운전특성, 수요 및 계통의 상황을 고려하여 결정되는 시장가격이다.

계통한계비용에 영향을 미치는 요인에는 전력시장의 수요, 발전기의 고장정지확률, 발전기의 설비용량, 발전기의 보수상태, 발전기의 입/출력 특성, 발전기들의 투입 우선 순위, 다수의 시장이 존재할 경우 시장의 구조와 시장 사이의 상호작용 그리고 경쟁자의 입찰전략 등 여러 가지 요소들이 있다[4]. 그리고, 일반적으로 전력시스

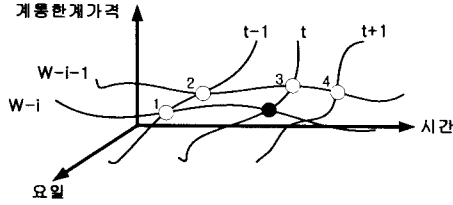


그림 1 시간축과 요일축의 조합 개념도

Point 1

$$corr_1^{axis}(t) = \rho_i \{SMP_{axis,1}^{W-i}(t-1), SMP_{axis,1}^{W-i}(t)\}$$

$$corr_1^{axis} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T corr_1^{axis}(t) \quad (2)$$

Point 2

$$corr_2^{axis}(i) = \rho_i \{SMP_{axis,2}^{W-i}(t-1), SMP_{axis,2}^{W-i}(t)\}$$

$$corr_2^{axis} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I corr_2^{axis}(i) \quad (3)$$

Point 3

$$corr_3^{axis}(i) = \rho_i \{SMP_{axis,3}^{W-i}(t), SMP_{axis,3}^{W-i}(t)\}$$

$$corr_3^{axis} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I corr_3^{axis}(i) \quad (4)$$

Point 4

$$corr_4^{axis}(i) = \rho_i \{SMP_{axis,4}^{W-i}(t+1), SMP_{axis,4}^{W-i}(t)\}$$

$$corr_4^{axis} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I corr_4^{axis}(i) \quad (5)$$

$$\% corr_i^{actual} = \frac{corr_i^{actual}}{\sum_{i=1}^I corr_i^{actual}} \times 100 \% \quad (6)$$

$$r_i^T = corr_i^T \times \% corr_i^{actual} \quad (7)$$

$$r_i^D = corr_i^D \times \% corr_i^{actual} \quad (8)$$

- 여기서, $corr_i^{actual}$: i 번째 실제측 상관계수 평균
 $\% corr_i^{actual}$: i 번째 실제측 상관계수 백분비
 $corr_i^T$: i 번째 시간축 상관계수 평균
 r_i^T : i 번째 시간축 실제 상관비
 $corr_i^D$: i 번째 요일축 상관계수 평균
 r_i^D : i 번째 요일축 실제 상관비
 i : 예측시 주변 시점 (1, 2, 3, 4)

$corr_i^{actual}$ 은 예측주 이전 4주간 i 번째 시점의 실제 계통한계가격이 예측시(●)에 어느 정도 영향을 미치는지를 상관계수의 평균으로 나타낸 것이고, 이를 백분율로 환산한 것이 $\% corr_i^{actual}$ 이다. $corr_i^T$ 과 $corr_i^D$ 은 예측주 이전 4주간 i 번째 시점의 시간축 및 요일축 계통한계가격이 예측시에 어느 정도 영향을 미치는지를 상관계수의 평균으로 나타낸 것이고, 여기에 $\% corr_i^{actual}$ 를 곱하는 이유는 실제의 시장상황을 시간축과 요일축에 반영하기 위함이다.

최종적으로 r_i^T 와 r_i^D 를 얻은 후 시점 1, 2, 3, 4에서는 시간축과 요일축 중 어느 축이 실제 계통한계가격에 가까웠는지를 검사하여 시간축이 더 정확하였으면 r_i^T 를, 요일축이 더 정확하였으면 r_i^D 를 각각의 축별 변수에 대한다. 그 결과 축별 변수의 값이 더 큰 축을 찾아 시점 (●)의 결과로 삼는다. 이러한 조합방법은 예측주 이전 4주간의 자료를 사용하기 때문에 매 요일마다 그 값이 변한다. 이로 인해 계통한계가격을 예측하는데 있어 시장의 변화에 대한 적응성을 높일 수 있다. 아래의 그림(2)은 조합규칙에 대한 순서도를 나타낸다.

5. 사례연구 및 고찰

본 논문에서는 한국전력거래소에서 제공되는 시간대별 계통한계가격과 수요예측 자료를 이용해 시간축 및 요일축 정보를 조합하여 휴일을 제외한 2002년 4월 한 달간의 계통한계가격을 예측 비교해 보았다. (표 1)은 휴일을 제외한 4월 한 달간의 계통한계가격 예측

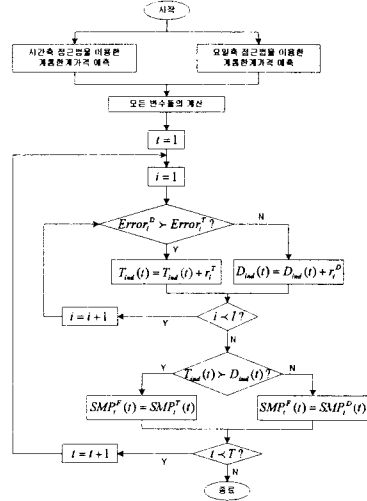


그림 2 조합규칙의 순서도

치의 오차를 축별로 나타낸 것인데, 보는바와 같이 월요일과 4월 6일(식목일 다음날), 5월 2일(근로자의 날 다음날)을 제외한 날들의 오차는 5% 내외로 비교적 정확하게 계통한계가격을 예측하고 있다. 그러나, 월요일과 휴일 다음날(4월 6일, 5월 2일)의 오차가 다른 요일에 비해 매우 높다. 이는 휴일 다음날의 특성 때문이다.

(표 1)에서 월요일과 휴일 다음날을 제외하고 제안한 규칙에 따라 조합한 계통한계가격의 주간평균오차는 3.6%로 낮아지게 된다. 따라서, 휴일 다음날의 특성을 반영할 수 있다면 계통한계가격을 예측함에 있어 그 정확성을 상당히 높일 수 있게 될 것이다. 또한, 이렇게 큰 오차로 예측된 시간축과 요일축의 계통한계가격이 신경회로망의 학습자료로 사용된다면, 즉 요일 특성을 잃어버린 잘못된 추세가 신경회로망의 학습에 이용된다면 이 또한 예측오차가 커지는 요인이 될 것이다. 따라서, 패턴인식을 통한 불량자료의 검색 및 제거 또는 불량자료의 수정 등이 계통한계가격예측의 정확성을 높이는 데 필요한 것이다.

(그림 3)은 4월 한 달간의 시간축과 요일축을 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 3)을 통해 확인할 가능하다. 또한, (표 1)과 (그림 3)은 본 논문에서 제안한 시간축과 요일축의 조합방법이 시장참여자들의 전략수립에 유용하게 사용될 수 있는 가능성을 보여주고 있다.

6. 결론

본 논문에서는 한국전력거래소에서 제공되는 과거의 계통한계가격과 수요예측 자료를 이용해 신경회로망에 기초한 시간축과 요일축 두 가지의 방법으로 예측한 계통한계가격을 규칙에 기반하여 조합하였다. 그 결과, 시간축 혹은 요일축 중 한 가지만을 택하여 계통한계가격을 예측한 결과와 비교해 더 정확한 예측가격을 얻을 수 있었다.

시간축과 요일축 계통한계가격을 조합하기 위하여 예측하고자 하는 시간대의 계통한계가격에 주변 계통한계가격이 어느 정도의 영향을 미치는지를 알아보기 위해 예측주 이전 4주간의 상관관계를 계산하여 시간축과 요일축에 대한 인덱스를 만들어 이를 바탕으로 두 축 중 하나의 축을 선택할 수 있도록 조합규칙을 개발하였다.

그 결과 주간 평균 약 5%대의 비교적 적은 오차로 예측할 수 있었고, 일간예측에서는 1.67%에서 19.96%까지 그 오차가 다양하게 나왔으나 휴일 다음날을 제외한 다른 날들의 평균오차는 3.6%로서 실제 시장에서의 단가가격예측에 적용 가능한 것으로 판단되며, 향후 시장참여자들의 최적입찰전략 수립에 있어 매우 유용한 정보의 제공이 가능하리라 기대된다.

그러나, 월요일 및 공휴일 다음날의 계통한계가격 예측 오차가 다른 날에 비해 매우 크므로, 휴일 다음날의 특성을 반영할 수 있는 방법의 개발이 필요하며, 불량자료의 검색 및 제거 또는 수정할 수

있는 방법의 개발 역시 향후 연구되어야 할 것이다.

[참고문헌]

- [1] 박종근, 김발호, 박종배, 정도영, 전력산업구조개선계획, 1999
- [2] B. R. Szkuta, L. A. sanabria, T. S. dillon, "Electricity Price Short-Term Forecasting Using Artificial Neural Networks", IEEE Transactions on Power System, Vol. 14, No. 3, pp. 851-857, 1999.
- [3] L. Hongjie, W. Xiufeng, Z. Weicun, X. Guohua, "Market clearing price forecasting based on dynamic fuzzy system", Power System Technology, 2002 Proceedings, Vol. 2, pp. 890-896, 2002.

- [4] F. J. Nogales, J. Contreras, A. J. Conejo, R. Espinola, "Forecasting next-day electricity prices by time series models", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 17, No. 2, pp. 342-348, May 2002.
- [5] 김대수, 신경회로망 이론과 응용(1), 하이테크 정보사, 1992.
- [6] T. S. Dillon, D. Niebur, Neural Networks Applications in Power Systems, CRL Publishing Ltd. London, 1996.
- [7] 이정규, 김민수, 박종배, 신중권, "시간적 및 요일적 정보를 이용한 신경회로망 기반의 계통한계가격 예측", 대한전기학회 전력계통연구회 춘계학술대회, pp. 211-214, 2003년 5월 16일 - 2003년 5월 17일

감사의 글

본 연구는 산업자원부 및 한국전력연구원의 대학전력센터 지원 프로그램에 의하여 수행되었습니다.

표 1 4월 계통한계가격의 예측결과

요일	월요일			화요일			수요일			목요일			금요일			토요일			평균		
날짜	4월 1일			4월 2일			4월 3일			4월 4일			4월 5일			4월 6일					
측	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합
오차(%)	19.60	12.70	12.42	3.75	5.62	4.75	3.89	4.28	3.92	4.47	5.32	5.07				11.55	11.09	10.55	8.64	7.80	7.34
날짜	4월 8일			4월 9일			4월 10일			4월 11일			4월 12일			4월 13일					
측	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합
오차(%)	13.31	9.95	8.37	3.48	4.40	3.37	3.03	4.44	2.89	2.98	4.06	2.97	3.16	4.18	2.82	4.07	4.48	4.45	5.00	5.25	4.15
날짜	4월 15일			4월 16일			4월 17일			4월 18일			4월 19일			4월 20일					
측	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합
오차(%)	16.65	6.06	6.97	2.65	2.89	2.82	2.59	3.34	2.65	6.65	6.65	6.63	3.83	4.17	3.13	2.78	3.41	2.22	5.86	4.42	4.07
날짜	4월 22일			4월 23일			4월 24일			4월 25일			4월 26일			4월 27일					
측	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합
오차(%)	13.33	6.49	6.80	3.41	1.74	1.96	2.05	1.84	1.67	3.47	3.13	3.88	3.29	2.18	2.27	2.31	2.85	2.07	4.64	3.04	3.11
날짜	4월 29일			4월 30일			5월 1일			5월 2일			5월 3일			5월 4일					
측	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합	시간	요일	조합
오차(%)	12.06	7.10	7.22	3.71	4.02	4.39	3.60	4.71	4.71	24.30	20.23	19.95	3.67	4.89	4.98	2.48	3.63	2.89	8.30	7.43	7.36

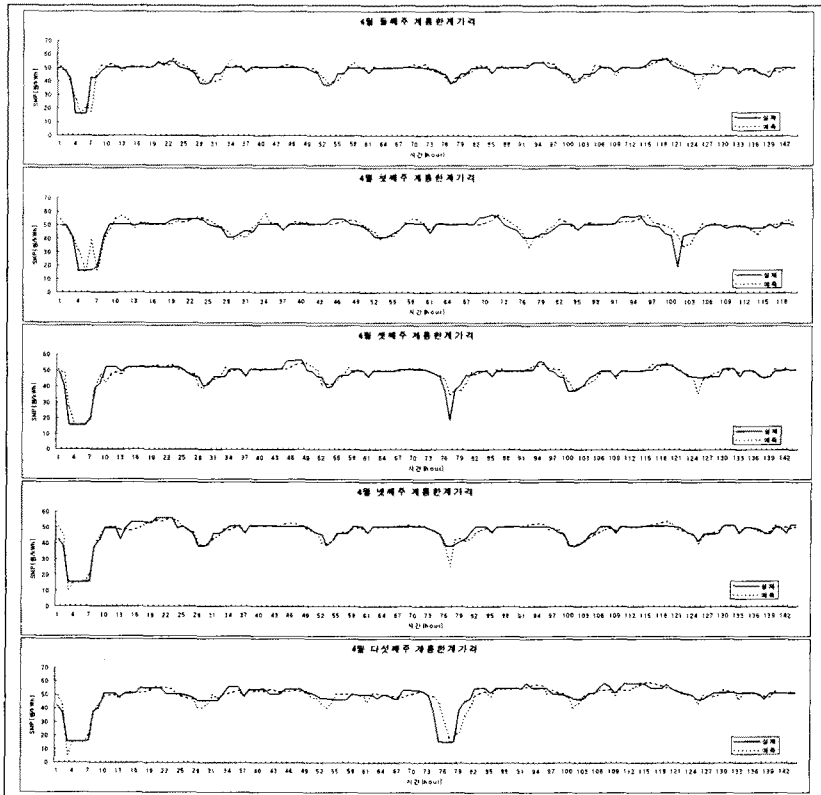


그림 3 4월 한 달간의 실제 및 예측한 계통한계가격