

신경 회로망을 이용한 계통 한계비용 예측

이정규, 김민수, 박종배, 신중린
건국대학교

SMP Forecasting Using Artificial Neural Networks

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

Abstract - This paper presents the System Marginal Price(SMP) forecasting implementation using backpropagation Neural Networks in Competitive Electricity Market. SMP is very important term to seek the maximum profit to bidding participants. Demand and SMP that necessary data for training Neural Networks, supplied from Korea Power Exchange(KPX). Statistic analysis about predicted SMP presents a part of consideration in end of this paper.

1. 서 론

세계적으로 전력시장은 기존의 독점체제 하에서 규제 완화와 구조개편을 통하여 경쟁과 선택의 시장원리를 도입한 경쟁체제로 돌입하고 있다. 이에 따라 발전, 송·배전이 분리되어 각 부문의 기능분할이 이루어지고 있다. 시장 원리의 도입에 의해 계통계획은 가격 신호를 바탕으로 수립되며, 발전 확충계획, 송전망 확충계획, 배전계획 등은 장기 전력가격예측에 의해 결정되고, 시장 참여자들 사이의 전력 거래는 대부분 단기 가격예측에 의존한다[1].

우리나라는 현재 변동비 반영시장(Cost-Based Pool : CBP)이 운영되고 있으며 2003년 이후에는 양방향 입찰시장(Two Way Bidding Pool : TWBP)의 형태로 시장이 운영될 계획이어서 역시 단기 가격예측은 시장 참여자들에게 있어 매우 중요한 요소로서 작용할 것이다. 양방향 입찰시장이 시작되면 공급자와 구매자는 각각의 입찰자료를 전력거래소에 제출하고 전력거래소는 이 데이터들을 토대로 SMP를 결정한다. 이 과정에서 전력의 공급자와 구매자 모두는 각 시간대별 SMP에 대한 예측정보를 알고 있어야 자신들의 이익을 극대화하는 방향으로 전략을 수립할 수 있을 것이다.

SMP의 예측 기법에는 Ying Yi Hong 등의 Recurrent Neural Network을 이용한 PJM(Pennsylvania, New Jersey, Maryland)의 LMP(Locational marginal price) 예측[2], A. Martini 등의 Simulation Tool을 이용해 Generating Company (GENCO)의 입찰량, 기동정지계획, 계통의 시간대별 에너지 가격 및 이익등의 예측[3], Koreneff 등의 Time Series Method를 이용한 전력 현물가격 예측[4] 등이 있다.

본 논문에서는 수요를 입력 데이터로 사용하여 학습한 역전파 신경 회로망(Backpropagation Neural Networks)을 이용해 일간의 SMP를 예측하며, 전력거래소의 과거 데이터를 사용하여 수행한 사례연구의 결과를 제시한다.

2. 본론

2.1 SMP 예측기법

일반적으로 전력시장에서 SMP와 같은 시장지표는 공

급자와 수요자의 입찰량에 따라 독립계통운영자(Independent system Operator : ISO)나 전력거래소(Power Exchange : PX)에 의해 결정된다[5]. SMP에 가장 큰 영향을 미치는 요소는 그 시간의 수요량이며, 그 밖의 요인으로는 연료가격, 기동정지 계획, 또는 발전기 유지보수 계획 등이 있다.

본 논문에서는 각 발전사업자가 수요예측을 할 수 있는 전체 하에 예측된 수요만을 입력으로 하여 신경 회로망을 이용해 그 날의 SMP를 예측한다.

본 논문에서는 공개되는 과거의 수요예측 데이터 및 SMP 데이터를 이용하며, 예측일의 수요는 예측 가능하다고 가정한다. 수요 및 SMP 데이터가 요일별 특성을 나타내기 때문에 이를 고려하기 위하여 동일 요일에 대한 데이터를 입력요소로 선정하였다. 또한 계절별 특성을 고려하기 위하여 4주간의 데이터를 입력요소로 선정하였다. 따라서 별도의 계절코드나 요일코드가 필요하지 않으며 요일에 따른 SMP 변화의 특성도 감지해 낼 수 있다. 평일의 SMP를 예측할 경우, 입력데이터에 공휴일이 포함되어 있다 하더라도 신경 회로망의 학습에 포함시켰는데 이는 휴일의 경우 요일별의 부하특성을 잃어버리기는 하나 계절적 특성은 그대로 갖고 있기 때문이다. 결과적으로 본 논문에서는 입력데이터 자체가 계절코드나 요일코드를 내포하고 있다.

2.2 신경 회로망 개요

신경 회로망은 패턴인식, noise filtering등과 같은 정형화하기 어려운 분야에서 성공적으로 응용되고 있으며, 전력분야에서는 부하예측, 계통의 고장진단, 안전도 평가, 발전기 기동정지계획 등에 이미 사용되고 있다[1].

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[6].

하나의 패턴마다 위의 과정을 거치며 본 연구에서는 이전 4주의 데이터로 학습을 하므로 모두 4개의 패턴을 가지게 된다. 신경 회로망의 목적함수는 한 패턴 24개 유닛들의 오차를 모두 합산한 후 4패턴에 대한 오차합을 최소화하는 것으로 선정하였으므로, 다음과 같다.

$$Min Error = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \frac{1}{2} (d_{pk} - o_{pk})^2 \quad (1)$$

P : 패턴의 수

K : 출력유닛의 수

d_{pk} : p 번째 패턴에서의 k 번째 출력유닛의 목표값

o_{pk} : p 번째 패턴에서의 k 번째 출력유닛의 계산값

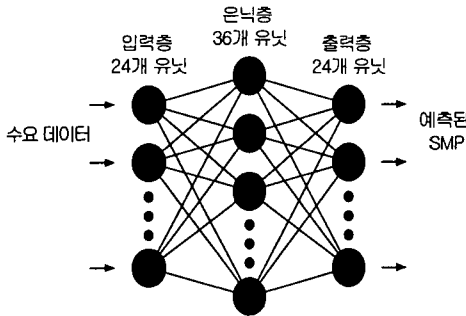
신경 회로망은 목적함수의 값을 최소화하는 방향으로 연결강도를 변화시키면서 학습을 하여 최적의 연결강도를

구성하게 된다.

신경 회로망의 학습속도를 향상시키기 위해 모멘텀이라는 매개변수를 사용한다. 모멘텀항을 가지고 있는 신경 회로망은 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 준다(7). 또한 신경 회로망의 가장 큰 장점은 오프라인에서 거의 모든 경우에 대해 학습이 가능하다는 것이다(1).

2.3 신경 회로망의 적용

신경 회로망에는 홉필드 네트워크, 코호넨 네트워크, ART 네트워크 등 다양한 형태의 방법들이 존재하며(6) 본 논문에서는 [그림 1]과 같이 입력층에 24개의 유닛, 중간층에 36개의 유닛을 갖고 출력층에는 24개의 유닛을 갖는 3개의 층을 가지고 있는 역전파 신경 회로망을 이용하였다.



(그림 1) 역전파 신경 회로망의 구조

01시~24시까지의 수요를 입력데이터로 하여 01시~24시까지의 SMP를 예측해 낼 수 있도록 이전 4주의 같은 요일 데이터를 통해 연결강도를 최적화하도록 학습하였다. 수렴 속도를 향상시키기 위하여 연결강도 조절시에 모멘텀항을 추가하였고 임의로 발생된 초기의 연결강도를 Nguyen-Widrow Initializati on 방법을 사용해 수정하였다. 또한 Delta-Bar-Delta 기법을 사용해 연결강도들이 자신들만의 학습계수(learning rate)를 갖도록 하였다(7). 그리고 activation function은 아래의 bipolar sigmoid function을 사용하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (2)$$

3. 사례연구 및 고찰

본 논문에서는 현재 전력거래소에서 공개하고 있는 수요와 SMP 자료를 이용하여 2002년 5월 6일 월요일부터 5월 12일 일요일까지의 한 주간을 대상으로 SMP를 예측하였다.

사례연구의 결과를 [그림 2]와 같이 요일별 그래프로 표현하였으며, 결과 분석 데이터는 [표 1]과 같다.

그림에서 3시~8시 사이에 일반적으로 SMP가 급격히 변화함을 확인할 수 있다. 이 시간대의 수요를 보면 약 25,000~32,000사이인데 이 영역은 서로 다른 연료를 사용하는 발전기들이 경계를 이루는 곳이다. 따라서 수요가 약간 변하더라도 어떤 연료를 쓰는 발전기가 투입되느냐에 따라 SMP가 큰 차이로 결정된다. 또한 일요일의 SMP 역시 변화가 심한데 그 이유 또한 마찬가지이다. 일요일의 수요는 거의 전일에 걸쳐 경계가 되는 영역에 분포해 있다.

[표 1]과 같이 한 주간의 예측 결과를 분석하였으며, 이 때 사용된 오차식은 다음과 같다.

$$\%Average Error = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left(\frac{|SMP_i^{actual} - SMP_i^{predicted}|}{SMP_i^{actual}} \times 100 \right) \quad (3)$$

$$RMS Error = \frac{1}{T} \sqrt{\sum_{i=1}^T (SMP_i^{actual} - SMP_i^{predicted})^2} \quad (4)$$

[표 1]을 보면 월요일과 화요일의 평균오차가 다른 요일에 비해 상대적으로 큰데 그 이유는 발전기 연료의 형태가 바뀌는 영역인 25,000~32,000 사이 시간대의 급격한 변화를 신경 회로망이 따라가지 못했기 때문에 다른 시간대의 오차가 적음에도 불구하고 상대적으로 높은 평균오차를 발생시키게 되는 것이다.

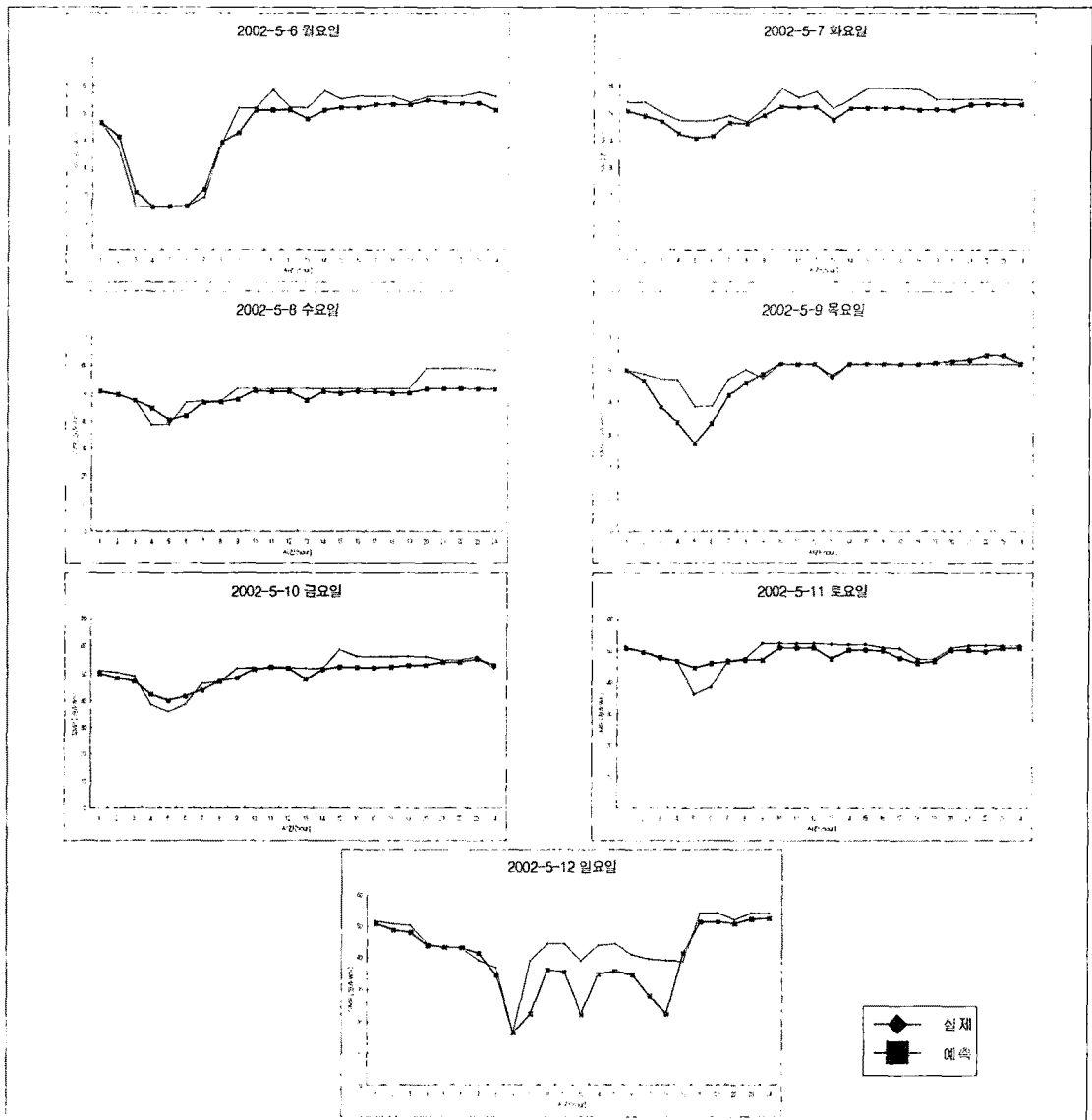
4. 결 론

본 논문에서는 신경 회로망을 사용하여 SMP를 예측하였다. 그러나 신경 회로망이 서로 다른 연료를 사용하는 발전기들이 경계를 이루는 영역인 25,000~32,000 사이의 SMP 변화를 따라가지 못하고 있으며 따라서 몇몇 요일의 평균오차가 다른 요일에 비해 상대적으로 큰 값을 갖게 된다. 또한 요일은 휴일이라는 특수한 상황으로 인해 평일에 비해 오차율이 상당히 큰 것을 확인할 수 있다. 사례연구 전체에 걸쳐 야기되는 오차의 원인은 SMP를 결정하는 여러 요인 중 수요만을 고려했기 때문이라 생각한다. SMP에 영향을 미치는 요인 중 가장 큰 비중을 차지하는 것은 수요이지만 이밖에도 발전기의 기동정지 계획, 발전기 유지보수 계획 등도 영향을 미치기 때문에 수요만을 고려한 SMP 예측에는 한계가 있다.

향후, SMP에 영향을 미치는 변수들에 대한 면밀한 분석을 수행하고, 시장에서 공개되는 다양한 정보를 적용하는 연구가 지속되어야 할 것이다.

[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 System, Vol. 14, No. 3, pp. 851-857, 1999
- [2] Ying Yi Hong, Chuan-Yo Hsiao, "Locational Marginal Price Forecasting in Deregulated Electric Markets Using a Recurrent Neural Network", IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, Vol. 2, pp. 539-544, 2001
- [3] A. Martini, P. Pelacchi, L. Pellegrini, M.V. Cazzol A. Garzillo, M. Innorta, "A Simulation Tool for Short Term Electricity Market", Power Industry Computer Applications, 2001. PICA 2001. Innovative Computing for Power - Electric Energy Meets the Market. 22nd IEEE Power Engineering Society International Conference on , pp.112 -117, 2001
- [4] Koreneff G., Seppala A., Lehtonen M., Kekkonen V., Laitinen E., Hakli J., Antila E., "Electricity Spot Price Forecasting as a Part of Energy Management in Deregulated Power Market", Energy Management and Power Delivery, 1998. Proceedings of EMPD '98, 1998 International Conference on , Vol. 1 , pp. 223 - 228, 1998
- [5] Feng Gao, Xi-Ren Cao and Alex Papalexopoulos, "Forecasting Power Market Clearing Price and Quantity Using a Neural Network", Power Engineering Society Summer Meeting, IEEE Vol. 4, pp. 2183 -2188, 2000
- [6] 김대수, "신경망 이론과 응용(I)", 하이테크정보사, 1992
- [7] Laurene Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice Hall, 1994
- [8] Jacek M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural Systems", West Publishing Company, 1992



[그림 2] 실제 SMP와 예측된 SMP의 그래프

[표 1] 오차에 대한 분석

	2002년 5월 6일 일요일	2002년 5월 7일 화요일	2002년 5월 8일 수요일	2002년 5월 9일 목요일	2002년 5월 10일 금요일	2002년 5월 11일 토요일	2002년 5월 12일 일요일
Min Max (Actual)	15.45-58.49	46.44-58.78	38.77-58.93	38.77-51.74	35.67-58.75	36.45-52.26	16.51-54.02
Min Max (Predicted)	15.70-54.76	40.70-53.22	40.39-51.56	27.32-54.56	40.16-55.41	44.83-51.03	16.59-52.37
% relative Average Error (abs)	7.16	7.81	5.50	5.61	4.54	4.21	12.51
RMS Error	0.79	0.95	0.81	0.90	0.57	0.59	1.53
Error Standard Deviation	2.45	2.00	2.74	3.69	1.69	2.23	5.51
Min Max abs % Error	0.00-32.35	1.46-13.55	0.28-15.07	0.07-29.54	0.18-12.60	0.04-23.00	0.22-42.51