

# 역전파 신경망을 이용한 주가 예측

박사준<sup>\*</sup>, 이상훈, 고삼일, 김기태  
중앙대학교 컴퓨터공학과

## Stock Price Prediction Using Backpropagation Neural Network

Sa-Joon Park, Sang-Hoon Lee, Sam-Il Ko, Ki-Tae Kim  
Dept. of Computer Science & Engineering, Chung-Ang University

### 요 약

본 논문에서는 역전파 신경망(Backpropagation Neural Network)을 시계열 데이터인 주가 데이터를 이용한 주가 예측의 정확도를 향상시키기 위한 학습 방법으로 적용 하였다. 실제 증권거래소의 종목 데이터에서 비교적 등락폭이 안정적인 각 산업분야별 5개 기업의 5일 이동평균선 데이터 240개를 훈련 데이터로, 20개는 테스트 데이터로 이용하였다. 선정된 입력 데이터를 은닉층의 개수와 은닉 노드의 개수 등을 달리 하면서 10,000번의 훈련을 통해서 실험 하였으며, 그 결과 1개의 은닉층을 사용한 네트워크1은 20개의 테스트 데이터 사이의 19개의 신호 중 14개를 예측하였고, 2개의 은닉층을 사용한 네트워크 2는 16개를 예측하였다. 실험 결과를 통해서 보듯이 은닉층을 2개 사용하였을 때 보다 좋은 실험 결과를 얻을 수 있었으며, 역전파 신경망 모델이 주가 예측에 적합하다는 것이 증명되었다.

### 1. 서론

신경망은 복잡하게 상호 연결된 뉴런의 망으로 구성된 생체 학습 시스템에서 영감을 받은 것으로, 이런 생물학적 처리과정을 빌어 매우 효율적인 기계학습을 얻을 수 있다. 이러한 학습 특성 때문에 신경망은 여러 분야에서 사용되는데, 특히 학습을 통한 예측이나 인식 분야에서 탁월한 성능을 발휘한다. 또한, 신경망은 주식 시장의 기술적 지표[1]를 이용하여 미래 가격 경향을 예측하려는 많은 연구에도 사용된다. Recurrent 신경망을 이용한 주가 패턴 인식[9], modular 신경망을 사용한 주가 예측 시스템[10], rough set을 사용한 주식 거래 규칙 추출[11] 등 많은 방법들이 제안됐지만 예측 정확도의 결과가 충분히 만족스럽지 못했다. 본 논문은 주식 시장의 기술적 분석을 이용한 예측 정확도를 높이기 위한 학습 방법으로 역전파 신경망(Backpropagation Neural Network)을 적용한다. 역전파 신경망은 인접한 층의 모든 유닛들이 전방향으로 연결된 네트워크 층으로 구성된 유닛들의 집합이다.

예측 시스템으로 역전파 신경망 모델을 학습 방법으로 적용한 L2K 시스템을 구현하여 실험하였다. 실제 증권거래소의 종목 데이터를 사용하여 시뮬레이션 한 실험 결과는 적용한 방법이 유용함을 보여주었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 역전파 신경망 모델에 대해 살펴보고, 3장에서 이를 구현한 L2K 예측 시스템의 개요와 실험 데이터를 설명한다. 4장에서는 구현된 시스템에 대한 실험 결과를 보이고, 5장에서는 결론을 맺고 후속 연구 과제를 기술한다.

### 2. 관련 연구

역전파 신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 이루어진 계층적 네트워크이다. 네트워크의 각 유닛은 인접한 층의 모든 유닛들과 전방향으로 연결되어 있다.

각 유닛( $o$ )은 하위층 유닛의 출력( $x$ )과 연결된 링크의 가중치 값( $w$ )의 합(weighted sum)을 계산한다. 출력층은 목표값( $t$ )과 출력값( $o$ )의 차에 학습율( $\eta$ )을 적용하여 차이( $\Delta w$ )만큼 하위 계층 노드의 링크 가중치 값을 조정한다. 조정된 링크 값으로 하위층 유닛의 출력과 링크의 가중된 합을 계산하여 출력층의 목표값과 출력값의 에러율을 계산한다. 이 과정을 계속 반복하여 예측 결과 값이 허용오차 안으로 떨어지면 학습을 중단한다. 출력 결과는 0과 1사이의 범위를 갖는다.

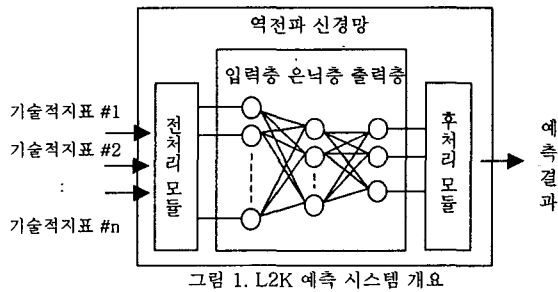
$$w_i = w_i + \Delta w_i \\ \Delta w_i = \eta(t - o)x_i \\ o(x) = w \cdot x$$

$x$ : 하위층 층력의 유닛,  $w$ : 링크의 가중치 값  
 $\eta$ : 학습율,  $t$ : 목표값,  $o$ : 출력값,  $i$ : 유닛 번호

출력층 유닛의 출력값은 전달 함수  $f(x)$ 에 의하여 계산된다. 따라서 출력층의 에러는 출력값에 대한 전달 함수의 도함수인  $f'(x)$ 와 목표값과 출력값 차의 곱을 통하여 쉽게 구할 수 있다. 하지만 은닉층 유닛들은 목표 출력값이 없기 때문에, 이들의 에러 계산이 미묘해진다. 이 문제는 Rumelhard와 McClelland가 은닉층 유닛들의 에러를 계산하기 위한 방법[8]을 고안해 냄으로써 해결되었다. 은닉층의 유닛이 높은 에러를 산출하는 출력층 유닛의 출력에 많은 기여를 한다면 은닉층의 노드 또한 높은 에러를 가져야 한다. 출력층 유닛들에 연결된 은닉층 유닛의 링크값들과 그것들에 대응되는 출력층 유닛의 에러를 곱해서 합하고, 전달 함수의 도함수를 통해 계산된 은닉층 유닛의 출력과 이 합을 곱함으로써 은닉층 유닛의 에러를 측정할 수 있다.

3. L2K 예측 시스템

제안된 L2K 예측 시스템의 개요는 그림 1과 같다. 예측 시스템은 입력패턴으로 증권거래소 종목데이터의 시가, 고가, 저가, 종가를 이용하여 만든 기술적 지표(technical index)를 전처리하여 사용하고, 출력으로 나온 결과값을 후처리하여 예측값을 발생시킨다. 그림 1과 같이 시스템은 전처리 모듈(preprocessing module), 역전파 신경망, 후처리 모듈(postprocessing module)로 구성되어 있다. 전처리 모듈(preprocessing module)은 상이한 여러 가지 지수들을 신경망 입력 패턴의 형태인 0과 1사이의 값으로 정규화 한다. 그러면 네트워크는 입력 패턴으로부터 주가의 변화를 인식한다. 최종적으로 후처리 모듈(postprocessing module)은 인식 결과를 예측 가격으로 변환한다.



3.1 입력 데이터

시스템의 입력 패턴을 형성하는 데이터 항목들은 가격 지수, 종합주가 지수 등이 될 수 있다. 본 논문에서는 가격 지수를 이용하여 주가를 예측 하였고, 이들 각 지수는 전처리 모듈에 의해 신경망 모델의 입력 형태인 0과 1사이의 값으로 정규화 된다.

3.2 신경망 모델

n개의 유닛을 가진 하나의 입력층과, m개의 유닛을 가진 s개의 은닉층, t개의 출력 유닛을 갖는 하나의 출력층으로 구성되어 있다. 본 논문에서는 전달 함수로 Sigmoid 함수를 사용하였고, 은닉층과 출력층의 에러율 계산 공식은 다음과 같다.

- 출력층의 에러 함수

$$E_{LN-1,j}(t+1) = f'(n_{LN-1,j}(t+1)) (o_{(t \bmod |Q|),j} - n_{LN-1,j}(t+1))$$

LN : 층의 개수(0번이 입력층, LN-1은 출력층)

- 은닉층의 에러 함수

$$E_{i,j}(t+1) = f'(n_{i,j}(t+1)) \sum_{l=0}^{t-|Q|} (w_{i,j-i+1,l}(t) \cdot E_{i+1,l}(t+1))$$

i, j : i번째 층의 j번째 노드

- Sigmoid 전달 함수

$$f(x) = \frac{1.0}{1.0 + e^{-x}}$$

여기에서 중요한 것은 학습에 사용되는 데이터 선별과 학습율, 모멘텀, 가중치의 초기값과 같은 네트워크의 파라미터, 그리고 n, m, s, t를 적절하게 잘 조합하는 것이 가장 중요한 문제이다. 본 논문에서는 학습율, 모멘텀, 은닉층의 개수와 은닉노드의 개수를 변화시키는 실험을 통해 가장 정확성이 높고, 효율적인 네트워크를 구성하여서 그들을 비교하고, 평가하였다.

3.3 출력 데이터

출력 유닛은 주가 예측이나 매수, 매도 신호를 나타낼 수 있다. 본 논문에서 출력 유닛의 값은 주가 예측에 사용되고, 후처리 모듈에 의해 0과 1사이의 값으로 정규화 되어 있는 값들이 주가로 변환된다.

3.4 데이터 선택

본 논문의 실험에 사용한 데이터는 실제 증권거래소의 종목 데이터에서 비교적 등락폭이 안정적인 각 산업분야별 5개 기업의 주가 데이터이다. SK텔레콤, 대한항공, 롯데제과, 삼성전자, 현대자동차의 2000년 5월부터 2001년 5월 까지의 가격 데이터를 5일 이동 평균선으로 변환하여 사용하였다. 주식투자에 있어서 하나의 종목에 대한 투자자의 매수나 매도는 매일 일어나는 것이 아니라 어느 정도의 기간을 두고 이루어지는 것이기 때문에 5일 이동 평균선을 사용하였다. 그 중에서 240개는 훈련 데이터(Training Data)로 사용하였고, 20개는 테스트 데이터(Test Data)로 사용 하였다. 선정된 가격 데이터는 시가, 고가, 저가, 당일 증가 이고 각각의 데이터를 전처리 모듈을 이용하여 0과 1사이로 가공 하였다. 시가, 고가, 저가는 입력 데이터로 사용하였고, 당일 증가는 목표값으로 사용하였다.

4. 실험 및 평가

앞에서 선정한 입력 데이터를 은닉층의 개수와 노드의 개수 등을 달리 하면서 10,000번의 훈련을 통해서 실험 하였다. 그 이유는 10,000번 이상의 훈련은 에러율의 감소를 가져 오지 못했기 때문이다. 그리고, 너무 많은 은닉층은 overfitting이 일어날 가능성이 있기 때문에 4개 이상의 은닉층은 사용하지 않았다 [6, 7]. 표 1은 실험한 여러 개의 네트워크 구성 중에서 가장 정확도가 높은 네트워크의 구성을 나타낸다. 네트워크1은 1개의 은닉층을 가지고, 네트워크2는 2개의 은닉층, 네트워크3은 3개의 은닉층을 가진다. 각각의 노드수와 모멘텀, 학습율 등은 여러 번의 실험을 통해서 얻어진 최적의 값이다.

표 1. 실험 네트워크의 구성 예

	입력층 (노드수)	은닉층 (노드수)	출력층 (노드수)	모멘텀	학습율
네트워크1	1(3)	1(15)	1(1)	0.8	0.2
네트워크2	1(3)	2(7, 5)	1(1)	0.8	0.2
네트워크3	1(3)	3(7, 5, 8)	1(1)	0.8	0.2

그림 2은 네트워크1을 이용해서 5개의 종목을 실험한 결과 중 SK 텔레콤에 대해서 실험한 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 마름모는 목표로 하는 목표값이고, 사각형은 네트워크에 의해서 출력된 출력값이다.

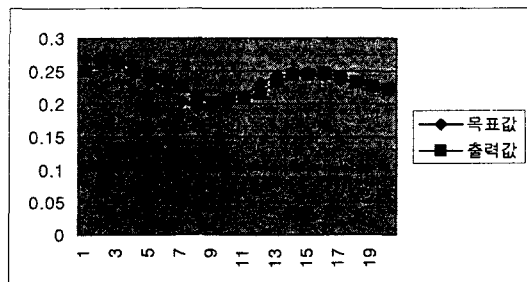


그림 2. 네트워크1을 이용한 결과 그래프(SK 텔레콤)

그림 3은 네트워크2를 이용해서 SK 텔레콤에 대해서 실험한 결과를 그래프로 나타낸 것이다.

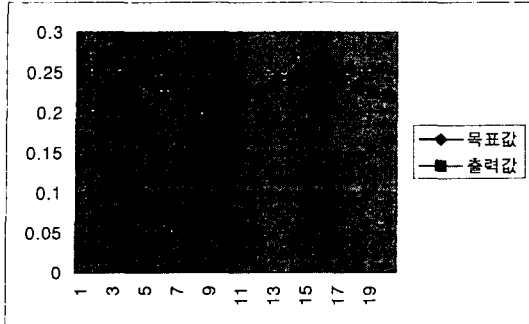


그림 3. 네트워크2를 이용한 결과 그래프(SK 텔레콤)

그림 4는 네트워크 3을 이용해서 SK 텔레콤에 대해서 실험한 결과를 그래프로 나타낸 것이다.

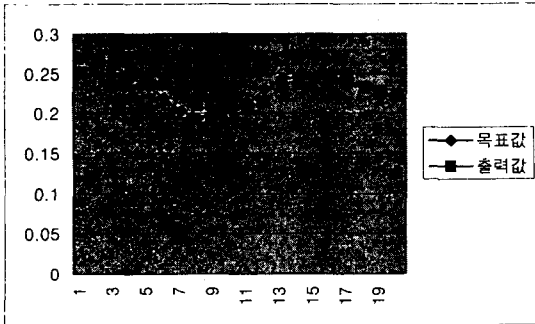


그림 4. 네트워크3을 이용한 결과 그래프(SK 텔레콤)

그림 2,3,4를 보고 네트워크1, 2, 3을 비교하면 셋 다 좋은 정확성을 가지지만, 네트워크2가 좀 더 정확함을 알 수 있다. 네트워크1의 경우 급격한 주가의 변화에 잘 반응 하지 않지만, 네트워크2는 그와 같은 경우에도 잘 반응하는 것을 볼 수 있다. 네트워크3은 네트워크 1보다는 좋지만, 2에 비해서는 그다지 좋은 성능을 보이지 못한다는 것을 볼 수 있다.

표 2는 네트워크 1, 2, 3의 정확성을 비교한 표이다. 여기서 정확성을 비교하는 기준은 실제 목표하는 값의 상승과 하락을 어느 정도 예측했는지를 기준으로 한다.

표 2. 네트워크1, 2, 3의 정확성 비교(SK 텔레콤)

	상승 신호(7)	하락 신호(12)	정확도
네트워크1	5(71.4%)	9(75%)	73.7%
네트워크2	6(85.7%)	10(83.3%)	84.2%
네트워크3	6(85.7%)	9(75%)	78.9%

표 2에서 보듯이 네트워크 1은 20개의 테스트 데이터 중 19개의 신호 중 14개(73.7%)를 예측하였고, 네트워크 2는 16개(84.2%)를 예측하였고, 네트워크3은 15개(78.9%)를 예측하였다.

이와 같은 실험으로 네트워크2의 경우가 예측 정확도가 가장 높다는 것을 알 수 있다. 네트워크2는 상승신호 7개중에서 6개(85.7%)를 하락신호 12개중 10개(83.3%)를 정확하게 예측하였다.

### 5. 결론 및 후속과제

본 논문에서는 역전파, 신경망 모델을 이용하여 시계열 데이터인 주가 데이터를 예측하는 신경망 모델을 실험하였다. 실험에서 나온 결과에서 보듯이 역전파 알고리즘이 주가 예측에 적합하다는 것이 증명되었다.

하지만, 살아있는 생명체처럼 움직이는 주식시장을 예측하기에는 어려움이 많다. 보다 정확한 주가 예측을 위해서는 보다 많은 기술적 지표를 사용한 실험이 필요하고, 단순한 역전파 신경망 모델 뿐만 아니라 다른 신경망 모델을 이용한 네트워크의 개발이 요구된다.

### 참고문헌

1. PRING, M.J., *Technical Analysis Explained*, MCGRAW-HILL, 1985.
2. BENARD, W., DAVID, E.R. and MICHAEL, A.L., *Neural Networks: Applications in Industry, Business and Science*, COMMUNICATIONS OF THE ACM, Vol. 37, No. 3, 1994, pp. 313-333.
3. WASSERMAN, P.D., *Neural Computing: Theory and Practice*, VAN NOSTRAND REINHOLD, 1989.
4. KIMOTO, T., ASAKAWA, K., YODA, M. and TAKEOKA, M., *Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks*, Proceedings of the 1990 International Joint Conference on Neural Networks, 1990, pp. 1/1-1/6.
5. KAMOJO, K. and TANIGAWA, T., *Stock Price Pattern Recognition - A Recurrent Neural Network Approach*, Proceedings of the 1990 International Joint Conference on Neural Networks, 1990, pp. 1/215-1/221.
6. Steve Lawrence and C. Lee Giles, Ah Chung Tsui., *Lessons in Neural Network Training : Overfitting May be Harder than Expected*, Proceedings of the Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence, AAAI-97, AAAI Press, Menlo Park, California, pp. 540-545, 1997.
7. Steve Lawrence and C. Lee Giles., *Overfitting and Neural Networks : Conjugate Gradient and Backpropagation*, International Joint Conference on Neural Networks, Como, Italy, July 24-27, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, pp. 114-119, 2000.
8. Rumelhart, D. and J. McClelland., *Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition, I & II*, Cambridge, MA:MIT Press. 1986.
9. Ken-ichi Kamijo and Tetsuji Tanigawa, *Stock Price Pattern Recognition - A Recurrent Neural Network Approach*,
10. Takashi Kimoto and Kazuo Asakawa, Morio Yoda and Masakazu Takeoka, *Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks*,
11. Kyoung-jae Kim, Jin-nyoung Huh and Ingoo Han, *Trading rule extraction in stock market using the rough set approach*,