

# 강화학습을 적용한 주가 변동 예측

재자 이보미, 김종우

(Authors)

출처 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집 , 2018.6, 72-73 (2 pages)

(Source)

한국지능정보시스템학회 발행처

Korea Intelligent Information Systems Society (Publisher)

URL http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07453158

**APA Style** 이보미, 김종우 (2018). 강화학습을 적용한 주가 변동 예측. 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집, 72-73.

이화여자대학교 203.255.\*\*\*.68 2018/12/28 11:17 (KST) 이용정보

(Accessed)

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

### Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

# 강화학습을 적용한 주가 변동 예측

이보미

한양대학교 일반대학원 비즈니스 인포매틱스 학과 entic@hanyang.ac.kr 김종우

한양대학교 경영대학 경영학부 kjw@hanyang.ac.kr

Abstract - 본 논문에서는 수익률 최대화를 목표로 하는 주가정보의 상태적 표현과, 강화학습 알고리즘을 적용한 주가 변동 예측 및 가상 시뮬레이션을 연구하였다. 주가예측을 위해 머신러닝. 딥러닝. 강화학습 등의 다양한 예측기법이 사용되고 있으나, 이 연구에서는 매 타임스텝마다 정책 신경망, 가치 신경망을 업데이트하는 Actor-Critic 알고리즘의 주가예측 적용가능성을 확인하여 보고자 하였다. 주식시장 KOSPI 200 데이터를 사용한 가상 시뮬레이션에서 예측 모델은 주식 단순 보유 시의 수익을 초과하는 수익률을 달성하였으며, 수익률 측면에서 감독 학습에 기반한 모델에 비해 우수한 성능을 보였다.

Key Terms – Actor-Critic Algorithm, Financial Prediction, Reinforcement Learning, Stock Trading

# I. 서론

주식예측 시장에 대한 지난 수십 년 간의 관심은 효율적 시장 가설 (efficient markets hypothesis)에서 파생되었다(Wolfers and Zitzewitz, 2004). 효율적 시장 이론의 가정에서 시장 가격은 발생된 모든 정보를 즉각적으로 반영하므로 가격변화를 이용한 차익은 발생하지 않지만, 최근 주가예측 연구에서 분당, 일당데이터를 사용한 단기간의 주가변동을 딥러닝, 강화학습 등의 최신 알고리즘 등을 사용해 불완전하게 예측하는 것이 시장 평균 수익이상의 결과를 거둘 수 있음을 보여주었다(Lee et al., 2007; Ding et al., 2005).

주가 예측을 위해 그동안 사용된 예측 기법은 머신러닝, 딥러닝, 강화학습 등으로 다양하다. Huang(2005)에서 SVM(Support Vector Machines)를 사용해 NIKKEI 225 지수의 주간 가격 변동을 연구하였고, Wu(2006)은 주가의 추세를 이용한 필터 기법과 의사결정나무를 결합하여 주식 거래방법을 제시하였다.

강화학습을 이용한 주가예측 연구로는 TD 알고리즘, Q-learning 등을 예측에 적용한 사례가 있으나(Lee et al., 2007), 본 연구에서는 정책 기반 Policy Gradient 와 가치 기반 Q-learning 의 이점을 결합한 Actor-Critic 의 주가예측 적용가능성을 확인하여 가치함수를 한다. 정책과 보고자 학습하지만 이를 부트스트래핑 아닌 기준선 (Bootstrapping)) (Baseline)으로만 사용하는 Reinforcement 알고리즘과 달리 Actor-Critic 은 달리 매 타임스텝마다 정책 신경망, 가치 신경망을 업데이트한다(Sutton, 1998).

# II. 실험 설계

종합주가지수(KOSPI)의 움직임을 반영할 수 있도록 한국을 대표하는 주식 200 개 종목의시가총액을 지수화한 KOSPI 200 지수를 대상으로 2001 년 4월부터 2018 년 2월까지(215 개월) 전체4184 건의 일별 가격 데이터를 수집하였다. 실험데이터에서 최근 4 년동안의 테스트 데이터 1000 건을 제외한 3184 건의 데이터를 훈련용으로사용하였으며, 테스트 데이터 시작점에서종료시점까지 주식을 단순 보유하였을 때의수익을 시장 평균수익이라 가정하고, 수익률평가의 기준으로 정의하였다.

예측을 위해 주가 변동에 영향을 주는 정보를 강화학습의 상태(State)로 표현하여 입력으로 사용하였다. 주가 정보는 실험 데이터의 일별 종가 및 시작가를 그랜빌 법칙(Granville's law)에 기반하여 재구성한 기술적 요소와 KOSPI 200 시장에 영향을 미치는 S&P 지수, DowJones 지수 및 국제 금거래 시세 등 외부 요소 등을 적용하였다. 각 변수는 다음과 같이 정의된다.

<표 1> 입력 상태 변수 정의

변수	정의	설명
$M_D$	$M_{D} = MA_{D}^{5} - MA_{D}^{60}$ $(MA_{D}^{N} = \frac{\sum_{i=D-N}^{D-1} p_{i}^{C}}{N})$	5-day 단기이동평균선 (N=5)과 60-day 장기이동평균선 (N=60)의 편차
$g_D^C$	$g_D^C = P_D^C - P_{D-1}^C$	D일 Closing price의 기울기
$d_D^5$	$d_D^5 = P_D^0 - MA_D^5$ $(P_D^0 = \text{Open price}$ of the trading day D)	D 일 Open price 와 5-day 단기 이동평균선 편차
$G_D$	$G_D = P_{D-1} - P_{D-2}$	국제 금 거래 시세 변화
$D_D$	$D_D = P_{D-1} - P_{D-2}$	D-1일 DowJones 지수 변화
$S_D$	$S_D = P_{D-2} - P_{D-2}$	D-1일 S&P 지수 변화

때 타임스텝 t에서 모델이 선택할 수 있는 포지션은 [long, neutral, short] 세 가지로, t시점의 주가 상태표현을 입력으로 받아 신경망을 통해 각 행동에 대한 확률을 출력한다. 이때, t시점의 거래 포지션  $a_t$ 와 t-1 시점의 거래 포지션  $a_{t-1}$ 이 같지 않을 경우 거래 포지션 변경에 따른 거래 비용 (Transaction cost)를 부과한다.

예측 모델의 성능 검증은 지도학습 알고리즘 SVM, Decision Tree 와 정확도, 수익률 두 가지 측면에서 비교하였으며, 논문에서 제시된 모델은 매수, 매도 거래 없이 주식을 단순 보유할 시의 수익을 초과하는 수익률을 달성하였고, 정확도와 수익률 측면에서 지도학습 기반 모델에 비해우수한 성능을 보였다.

## III. 참고문헌

Wolfers, J., and E. Zitzewitz, "Prediction Markets" The Journal of Economic Perspectives. Vol. 18, No. 2(2004), 107~126.

Ding, X., Y. Zhang, T. Liu and J. Duan, "Deep Learning for Event-Driven Stock Prediction" Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence, (2005), 2327~2333.

Lee, J. W., J. Pack, J. O, J. Lee and E. Hong, "A Multiagent Approach to Q-Learning for Daily Stock Trading" IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part Anger: Systems and Human. Vol. 37, No. 6(2007), 864~877.

Deng, Y., "Deep Direct Reinforcement Learning for Financial Signal Representation and Trading" IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol. 28, No.3(2017), 653~664.

Huang, W., Y. Nakamori and S. Wang, "Forecasting stock market movement direction with support vector machine" Computers & Operations Research, Vol. 32, No.10(2005), 2513~2522.

Wu, M. C., S. Lin and C. Lin, "An effective application of decision tree to stock" Expert Systems with Applications, Vol. 31, No.2(2006), 270~274.

Sutton, R. S. and A. G. Barto, Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge, MA: MIT Press, 1998.