

다중 RNN 모델을 활용한 통합 트레이딩 시스템 조합 성과 비교 및 분석

손우진, 김재윤*
순천향대학교

kaldenza21@sch.ac.kr, *kimym38@sch.ac.kr

Comparison and Analysis of Integrated Trading System Combinations Using Multiple RNN Models

Shon Woojin, Kim Jaeyun*
Soonchunhyang Univ.

요약

본 연구에서는 인공지능(AI)을 활용한 금융 시장에서의 트레이딩 시스템 개발을 목적으로, 회귀 모델과 분류 모델을 통합한 새로운 트레이딩 시스템을 제안하였다. 특히 순환 신경망(RNN) 계열의 모델을 활용하여, 다양한 모델 조합과 윈도우 크기 별 트레이딩 성과를 분석하였다. 실험 결과 모델의 윈도우 크기에 따라 트레이딩 성과가 크게 달라짐을 확인하였다. 특히, 서로 다른 모델을 조합한 경우가 동일한 모델을 사용한 조합보다 더 나은 성과를 보였으며, 이는 통합된 트레이딩 시스템이 보다 안정적이고 신뢰성 있는 결과를 도출할 수 있음을 시사한다. 본 연구는 금융 시장에서의 실무적 적용 가능성을 높이는 데 기여할 것으로 기대된다.

I. 서론

현대 사회의 고도화는 다양한 분야에서 인공지능(Artificial Intelligence, AI)의 활용을 통해 촉진되고 있으며, 금융 산업도 예외가 아니다. 금융 시장은 본질적으로 동적이고 불안정한 특성을 지니고 있어 [1], 투자자들은 항상 예상치 못한 위험에 대비해야 한다. 이러한 상황에서 인공지능은 주가 움직임과 위험 예측에 중요한 역할을 할 수 있으며 [2], 이를 통해 트레이딩 시스템의 안정성을 강화하는 데 기여할 수 있다.

현재 많은 연구자들은 분류(Classification) 또는 회귀(Regression) 모델을 기반으로 트레이딩 시스템을 개발하는 데 중점을 두고 있다. 예를 들어, 회귀 모델을 활용하여 주식의 가격을 예측하거나, 분류 모델을 통해 주가의 상승과 하락을 예측하는 트레이딩 시스템이 개발되고 있다. 그러나 이러한 모델들은 개별적으로 활용되는 경우가 많으며, 이는 투자자의 개인 성향에 따라 주가 방향이 결정되거나 판단되는 경향을 초래할 수 있다. 이로 인해 투자자의 주관적인 개입이 시스템의 신뢰성을 저하시킬 위험이 있다.

따라서 본 연구에서는 회귀 모델과 분류 모델을 통합한 트레이딩 시스템을 제안하고자 한다. 현재 통합된 트레이딩 시스템에 대한 연구는 상대적으로 부족한 상황이며, 이로 인해 보다 객관적이고 신뢰성 있는 시스템의 필요성이 대두되고 있다. 본 연구에서는 순환 신경망(RNN) 계열의 모델들을 활용하여 이러한 통합 트레이딩 시스템을 개발하고, 이를 통해 주식시장에서의 트레이딩 성과를 극대화할 수 있는 방법을 모색하고자 한다. 또한, 다양한 RNN 모델의 조합별 트레이딩 결과를 비교 분석함으로써, 통합 모델의 효용성을 평가하고자 한다. 이를 통해 인공지능 기반 트레이딩 시스템의 성능을 향상시키고, 실무적 적용 가능성을 높이는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

II. 본론

본 연구의 프레임워크는 Fig. 1 에 제시된 바와 같이, 회귀 모델을 활용한 예측 구간 생성과 분류 모델을 통한 상승 및 하락 예측을 결합한 통합 트레이딩 시스템을 제안한다. 이 시스템은 RNN 계열 모델들의 조합과 슬라이딩 윈도우 기법을 사용하여 성능을 비교 분석한다. 모델 학습에는 2022 년 2 월부터 2023 년 10 월까지의 1 년 8 개월간 데이터를 사용하였으며, 테스트 기간은 2023 년 11 월부터 2024 년 3 월까지 5 개월간 설정하였다. 연구에서는 LSTM(Long Short Term Memory) [3] 과 GRU(Gated Recurrent Unit) [4]을 조합하여 윈도우 크기 별 성능을 분석하고, 다양한 조합의 통합 모델을 비교하여 그 효용성을 평가하였다.

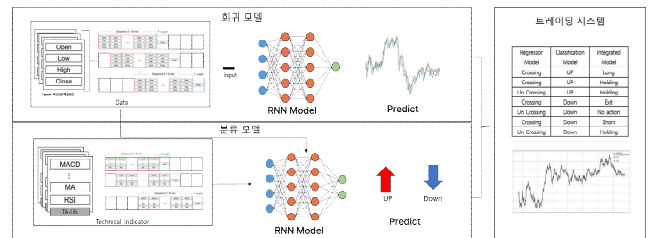


Fig. 1 통합 트레이딩 시스템 프레임워크

2.1 데이터

본 연구는 KOSPI 200 선물지수를 바탕으로 제안 모델을 적용하였다. 2022 년 2 월 ~ 2024 년 3 월 기간의 데이터를 1 분봉 단위로 open API 를 활용하여 데이터를 수집하였다. 훈련 기간은 2022 년 2 월부터 2023 년 10 월까지의 데이터로 테스트 기간은 2023 년 11 월 1 일부터 ~ 2024 년 3 월까지의 데이터로 설정하였다.

2.2 트레이딩 시뮬레이션

본 연구에서 사용된 트레이딩 시뮬레이션 방법은 다음과 같다. 8시 45분 장이 열리고 난 후 15분 동안은 장의 상황을 파악한 후 진입 신호가 발생하면 발생 기간 증가로 진입하고 이후 청산 신호가 나오기 전까지 보유하고 청산 신호 이후 진입 신호가 나오기 전까지는 거래를 하지 않는다. 트레이닝 성능을 비교하기 위해 투자 성과 지표(총 4 개)를 측정하였으며, 거래 승률(=이익이 발생한 횟수/총 거래 횟수), 거래 횟수, Max Drawdown(MDD, 최대 낙폭), Profit factor(총 수익/ 총 손실)을 계산하였다.

2.3 트레이딩 시뮬레이션 결과

모델 별 조합 트레이딩 시뮬레이션 결과는 Table 1 과 같다. 트레이딩 제목 중 앞에 있는 모델이 회귀 모델이고 뒤에 위치한 모델이 분류 모델을 나타낸다. 제안한 조합 트레이딩 결과 GRU, LSTM 조합에서 Profit Factor 에서 1.10 으로 가장 좋은 결과를 보였으며 이를 통해 동일 모델을 활용한 조합보다는 다른 모델을 활용한 트레이딩 시스템이 우수함을 입증했다. 또한 거래 횟수를 늘리고자 한다면 회귀 모형에서 GRU 보다 LSTM 을 활용하여 제작한다면 보다 많은 거래가 가능함을 확인할 수 있었다.

Table 1. 모델 조합별 트레이딩 시뮬레이션 결과

트레이딩	거래 횟수	거래 승률	Profit Factor	Max Drawdown
LSTM, LSTM	850	0.39	0.92	-3.71
GRU ,GRU	147	0.39	0.73	-7.81
LSTM, GRU	849	0.39	0.90	-4.23
GRU, LSTM	142	0.40	1.10	-3.1

윈도우 크기 별 트레이딩 시뮬레이션 결과는 Table 2 와 같다. 실험 결과 LSTM 과 GRU 의 윈도우 크기에 따라 성능이 다르게 나타나는 것을 보여준다. 특히 GRU15-LSTM15 조합은 가장 높은 승률과 Profit Factor 를 기록하여, 해당 조합이 다른 조합에 비해 더 나은 트레이딩 전략을 제공할 가능성이 있음을 시사한다. 그러나, Max Drawdown 이 상대적으로 높게 나타나므로, 이 조합을 사용할 때에는 리스크 관리에 주의가 필요하다. 종합적으로, LSTM 과 GRU 의 윈도우 크기 조정이 트레이딩 성과에 상당한 영향을 미친다는 것을 확인할 수 있다

Table 2. 윈도우 크기 별 트레이딩 시뮬레이션 결과

트레이딩	거래 횟수	거래 승률	Profit Factor	Max Drawdown
LSTM10 GRU10	855	0.38	0.90	-4.23
LSTM10 GRU15	837	0.38	0.92	-4.26
LSTM15 GRU10	1938	0.45	0.96	-5.57
LSTM15 GRU15	1932	0.44	0.89	-10.81

GRU10 LSTM10	142	0.43	1.10	-3.10
GRU10 LSTM15	143	0.39	0.79	-4.44
GRU15 LSTM10	270	0.47	0.94	-1.92
GRU15 LSTM15	271	0.53	1.63	-6.25

III. 결론

본 연구에서는 RNN 계열 모델들을 기반으로 회귀 모델과 분류 모델을 통합한 트레이딩 시스템을 제안하고, 다양한 모델 조합 및 윈도우 크기에 따른 트레이딩 성과를 분석하였다. 실험 결과 LSTM 과 GRU 윈도우 크기에 따라 트레이딩 성과가 크게 달라지는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 동일한 모델을 사용한 조합보다 서로 다른 모델을 조합한 경우가 더 나은 성과를 보였으며, 이는 다양한 모델을 활용한 통합 트레이딩 시스템이 보다 안정적이고 신뢰성 있는 결과를 도출할 수 있음을 시사한다. 이러한 연구 결과는 금융 시장에서의 트레이딩 시스템 개발에 유용한 지침을 제공할 수 있으며, 실무적 적용 가능성을 높이는 데 기여할 것으로 기대된다. 추후 연구로는 더 다양한 데이터 셋과 모델 조합을 통한 추가 연구를 진행할 것이며, 이를 통해 통합 트레이딩 시스템의 안정성과 수익성을 더욱 향상 시킬 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2024 년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학사업의 연구 결과로 수행되었음. (2021-0-01399) 또한, 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022R1A2C1092808).

참 고 문 헌

- [1] Holzer, B., & Millo, Y. (2005). From risks to second-order dangers in financial markets: Unintended consequences of risk management systems. *New Political Economy*, 10(2), 223-245.
- [2] Holzer, B., & Millo, Y. (2005). From risks to second-order dangers in financial markets: Unintended consequences of risk management systems. *New Political Economy*, 10(2), 223-245.
- [3] Van Houdt, G., Mosquera, C. & Nápoles, G. A review on the long short-term memory model. *Artif Intell Rev* 53, 5929- 5955 (2020).
- [4] Chung, Junyoung, et al. "Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling." *arXiv preprint arXiv:1412.3555* (2014).