

Time-Invariant Stock Movement Prediction After Golden Cross Using LSTM

Sumin Nam*, Jieun Kim*, ZoonKy Lee*

*Student, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

*Student, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

*Professor, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

[Abstract]

The Golden Cross is commonly seen as a buy signal in financial markets, but its reliability for predicting stock price movements is limited due to market volatility. This paper introduces a time-invariant approach that considers the Golden Cross as a singular event. Utilizing LSTM neural networks, we forecast significant stock price changes following a Golden Cross occurrence. By comparing our approach with traditional time series analysis and using a confusion matrix for classification, we demonstrate its effectiveness in predicting post-event stock price trends. To conclude, this study proposes a model with a precision of 83%. By utilizing the model, investors can alleviate potential losses, rather than making buy decisions under all circumstances following a Golden Cross event.

▶ **Key words:** golden-cross, technical analysis, time-invariant, LSTM, stock price volatility

[요 약]

골든크로스를 흔히 매수의 신호로 인식하지만, 주식시장은 변동성이 매우 크기에 골든크로스만으로 주식의 등락 여부를 예상하고 의사결정을 내리기에는 무리가 있다. 마찬가지로, 이러한 주가 데이터의 불확실성은 기존의 시계열 기반의 예측을 더욱 어렵게 한다. 본 논문에서는 골든크로스를 하나의 사건으로 인식하여, time-invariant 한 접근을 시도하고자 한다. LSTM 신경망 기법을 사용하여 골든크로스 이후의 주가 변화율을 예측하고, 기존의 시계열 분석에서 도출한 성능과 종목별로 비교한다. 또한, 0을 기준으로 한 주가 변화율의 등락을 혼동행렬로 분류하여 일반화 분류 성능을 입증한다. 최종적으로 본 논문은 예측 정밀도가 83%인 모델을 제안하였다. 골든크로스가 나타날 때 모든 상황에서 매수를 결정하기보다 모델을 활용하여 투자자의 투자 자본 손실을 방지할 수 있다.

▶ **주제어:** 골든크로스, 기술적 분석, 시불변성, LSTM, 주가변동률

-
- First Author: Sumin Nam, Jieun Kim, Corresponding Author: ZoonKy Lee
 - *Sumin Nam (nsumin0722@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
 - *Jieun Kim (jieunkim623@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
 - *ZoonKy Lee (zlee@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
 - Received: 2023. 07. 24, Revised: 2023. 08. 07, Accepted: 2023. 08. 14.

I. Introduction

주식 시장의 움직임을 예측하는 것은 경영, 경제뿐 아니라 최근 인공지능의 분야에서도 큰 관심의 대상이다. 이에 다양한 분석 기법들이 등장했는데, 특히 RNN과 LSTM[1], 서포트 벡터 머신(SVM)과 같이 새로운 아키텍처를 사용하여 예측 모델의 성능을 고도화하는 시도를 볼 수 있다.

분석 지표를 고도화하는 측면에서도 여러 연구를 찾아볼 수 있다. 자주 활용되는 기술적 지표(technical analysis) 외에 기본 분석 지표(fundamental analysis)를 추가하거나[3] 거시경제 지표[4] 혹은 뉴스 정보[5] 등 주식 시장 외의 정보들을 활용해 예측의 정확도를 더하려는 노력은 어렵지 않게 찾아볼 수 있다.

골든크로스는 단기 이동평균선이 장기 이동평균선을 상향하여 돌파하는 지점, 데스크로스는 하향 돌파하는 지점을 뜻한다. 일반적으로 골든크로스와 데스크로스는 각각 주식의 매수, 매도 신호로 간주되어 이를 중심으로 한 연구도 활발히 진행되었다. [6]은 불안정한 수익 예측에 적용된 'Fuzzy Algorithm'을 골든크로스와 데스크로스 지점에 적용해 주가를 예측하는 모델을 제안한다. [7]에서는 LSTM을 통해, 다양한 기술적 지표로 측정된 골든크로스와 데스크로스를 통해 주가 예측 성능을 보완한다.

이전의 연구는 대개 골든크로스 이후를 주가 상승의 신호로 보고 매수 신호, 데스크로스를 매도 신호로 인식하여 주가를 예측했다. 하지만, [8]에서는 골든크로스와 데스크로스를 지표로 삼았을 때의 불확실성을 언급하며 두 사건으로만 주가의 등락 여부를 결정하기는 어렵다고 보았다. 이는 골든크로스 이후의 주가 하락 가능성을 염두에 둘 필요가 있음을 시사한다.

선행연구에서는 주로 모델 학습에 연속적인 시계열 정보를 학습하는 연구가 이루어졌으나, [9]에서는 주가 데이터의 특성에 따라 새로운 접근 방식을 제안한다. 'Fuzzy'한 시계열을 통한 예측 모델을 학습하는 과정에서, 'time-invariant' 개념을 적용하게 되면 더 좋은 성능을 도출할 수 있다는 점을 보여준다.

이에 본 연구는 골든크로스 발생을 time-invariant 한 변수로 간주하여 이벤트 단위로 분석을 진행한다. 사건이 일어나기 전의 주가 데이터를 이용해 골든크로스 발생 직후 열흘 간의 주가 변동 추이를 예측하고자 한다. 이때, 시계열 모델과 비교하여 골든크로스 발생 사건에 초점을 맞춰 학습한 본 연구 모델의 효과성을 입증한다. 또한 일반화 성능을 도출해 내기 위해 예측값의 상승과 하락 여부를 기준으로 분류하여 분류 정확도를 측정한다.

II. Preliminaries

1. Related Works

1.1 Golden Cross and Death Cross

기술적 지표는 주가 예측에 사용되는 전통적인 지표이다. 그중에서도 골든크로스와 데스크로스는 주가 변동에 큰 영향을 주는 요소라는 점에서 투자 의사 결정에 중요하다. [7]은 골든크로스의 정의를 다른 기술적 지표에도 적용한다. 주가뿐만 아니라 상대강도지수(RSI), 스토캐스틱(stochastic), 이동평균 수렴확산(MACD)의 단기와 장기 수치를 구하여 골든크로스와 데스크로스 발생 지점을 확인한다. 추가한 변수들을 더한 훈련 결과, 주식 가격만을 활용한 모델보다 예측에 더 좋은 성능을 보였다. 이외에도 수많은 연구를 통해 골든크로스와 데스크로스가 주가 예측에 도움이 된다는 점을 확인할 수 있다.

하지만 실제 코스피 주식을 살펴본 결과, 골든크로스가 발생해도 주가가 상승하지 않는 경우를 적지 않게 확인할 수 있다. 이 양상은 [8]에서도 동일하게 지적한다. 골든크로스와 데스크로스가 주식 가격 변동의 경향을 탐지하는 강력한 지표임은 자명하지만, 단기이동평균선과 장기이동평균선의 상대적 변화에 의한 변동성이 크기 때문에 온전히 한 지표에 의존한 의사 판단은 위험하다고 설명한다. 단기이동평균선이 상승하는 상황에서 장기이동평균선 또한 오르는 추세를 보인다면 주가 상승을 기대할 수 있지만 기울기가 0에 가깝거나 음수라면 주가 상승 여부에 대한 신뢰도가 떨어진다. 따라서 기존의 골든크로스 및 데스크로스 발생 예측 모델을 적용한 의사결정시스템에 주가 변동 폭 예측 모델을 추가하여 신뢰도를 높였다.

1.2 Time Invariant Analysis

대부분의 주가는 시간의 흐름에 따라 변동하기에 시계열 데이터로 다룬다. 한편, [9]은 모호한 시계열 데이터의 예측 성능을 높이는 방법으로 시간의 변동에 영향을 받지 않는 시간 불변성(time-invariant) 개념을 모델에 적용하였다. 정확히 예측하기 어려운 주가 데이터의 변동성과 불확실성에 주목하여 주가 데이터를 흐릿한 시계열(fuzzy time series)로 정의한다. 시간에 따라 값이 모호하게 변동하는 데이터의 예측 성능을 높이기 위해 모델 학습 과정에 시간 불변성을 접목하였다. 그 결과, 기존의 시계열 기반 연구와 비교해 향상된 성능을 보였다.

2. Technical Analysis

2.1 Golden Cross and Death Cross

골든크로스(Golden Cross, GC)는 단기 이동평균선이 장기 이동평균선을 상향으로 돌파하는 시점을 지칭하는 용어로 대개 매수 신호로 간주한다. 단기 이동평균선이 다시 장기 이동평균선을 하향으로 떨어지는 시점은 데스크로스(Death Cross, DC)로, 매도 신호로 간주한다.[10]

2.2 Moving Average

n 일간의 이동평균(Moving Average, MA)은 (1)의 공식으로 표현되며, 일정 기간 주가의 평균을 구한 것이다.

$$MA_n = \frac{P_{n-1} + P_{n-2} + \dots + P_0}{n} \dots (1)$$

본 연구에서는 5일 이동평균이 20일 이동평균선을 상향으로 돌파하는 지점을 골든크로스 지점으로 간주한다. [7]

2.3 Stochastic

스토캐스틱은 모멘텀 지표로서 과매수와 과매도를 평가하는 지표이다. (2)의 공식으로, 기간 내 고가와 저가 사이에서 현재 주가가 어느 위치에 있는지를 보여준다.

$$\%K = \left(\frac{P_{close} - P_{min\ n}}{P_{max\ n} - P_{min\ n}} \right) \times 100 \dots (2)$$

%K값이 80 이상이면 과매수 상태를 나타내고 20 이하이면 과매도 상태를 나타낸다. [7]

2.4 Relative Strength Index

상대강도지수(Relative Strength Index, RSI)는 스톡스틱과 함께 과매수, 과매도를 판단하기 위한 모멘텀 지표로 주식 가격 움직임의 속도와 변동성을 측정한다.

$$R_{si} = 100 - \left(\frac{100}{1 + R_s} \right) \dots (3)$$

$$R_s = \frac{n_{up}}{n_{down}} \dots (4)$$

(3)의 RSI 값이 70 이상이면 과매수, 30 이하이면 과매도 상태를 나타낸다. [11]

2.5 Moving Average Convergence Divergence

이동평균 수렴확산(Moving Average Convergence Divergence, MACD)은 주가의 트렌드를 반영하기 위한 지표로 EMA 12(단기이동평균선)와 EMA 26(장기이동평균선)의 차이로 표현된다. [7]

$$MACD = EMA_{12} - EMA_{26} \dots (5)$$

2.6 Rate of Change

변화율(Rate of Change, ROC)은 과거의 특정 시점과 오늘 사이의 시장의 추세를 직관적으로 추정할 수 있는 지표로, (6)으로 표현된다.

$$ROC_n = \frac{C_t - C_{t-n}}{C_{t-n}} \times 100 \dots (6)$$

0을 기준으로 양수이면 시장 상승, 음수이면 하락의 추세이며, 그 값에 따라 추세의 강도를 나타낸다. [12]

III. The Proposed Scheme

1. Model Structure

본 연구는 골든크로스 지점 이전 10일간의 주가 데이터를 바탕으로 골든크로스가 일어난 이후 10일의 주가 변화 양상을 예측하는 데 목적을 두고 있다. 다음 그림은 모델이 제안하는 전체적인 구조를 보여준다.

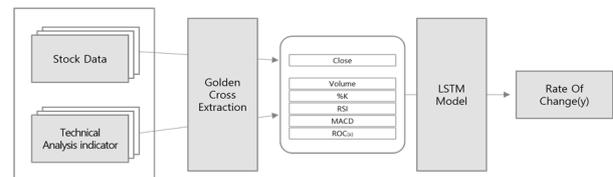


Fig. 1. Model Structure

2. Data and Variables

2.1 Data Setup

데이터 수집은 한국 KRX에서 제공하는 주가 데이터를 활용하였다. FinanceDataReader를 통해 2013.06.30.부터 2023.06.30.까지의 총 10년 분량의 종목별 일간 주가 데이터(시가, 종가, 고가, 종가, 거래량)를 수집하였다. 수집한 종목은 Table 1의 총 10가지이다. 업종별 주가 변동의 특징과 패턴을 다양하게 반영하고자, KRX에서 제공하는 업종 분류별 상위 1개 종목(총 25개)을 선별하였다. 그

중, 시가총액 기준 상위 10개 기업의 주가 정보를 활용하였다. 가격 변동이 비교적 안정적인 종목을 선택함으로써 골든크로스 신호의 효과를 강화하고자 하였다.

Table 1. List of Stocks for Analysis (2023.07.10.)

Issue Name	Industry	Market cap. (Trillion KRW)
SamsungElec	Electrical& Electronic Equipment	417.287
SAMSUNG BIOLOGICS	Medical Supplies	51.174
LGCHEM	Chemicals	46.308
HyundaiMtr	Transport Equipment	43.152
POSCO Holdings	Iron&Metal Products	33.828
NAVER	Services	31.989
KBFinancialGroup	Other Financial Companies	18.763
Samsung C&T	Distribution	18.577
SAMSUNG LIFE	Insurance	13.280
KEPCO	Electricity&Gas	12.511

2.2 Indicators

Table 2는 분석에서 사용된 변수를 정리한 표이다. 'Open, Close, Low, High, Volume, %K, RSI, MACD, ROC'의 총 9가지 변수 중 피어슨 상관계수가 0.9 이상인 변수 3가지(Open, Low, High)를 제외한 총 6가지의 변수를 도출하였다. 또한, 골든크로스 이후 연이은 가격 충격에 따른 혼동 요소를 피하기 위해 10거래일 이후의 변화를 측정하였다[13]. 따라서 ROC(Rate of Change)의 경우, 골든크로스 직전 10일간의 주가 변화율(증가)을 독립 변수에 포함하고(7), 종속 변수에는 골든크로스 이후 10일간의 주가 변화율을 포함한다(8). 이때 (8)에서는 골든크로스 발생 후의 주가를 고려하기 위해 다음날 시가를 반영한다.

$$ROC_x = \frac{C_{t(close)} - C_{t-n(close)}}{C_{t-n(close)}} \times 100 \dots (7)$$

Table 2. List of Indicators

Value	Description
Open	Opening Price
Close	Closing Price
High	High Price
Low	Low Price
Volume	Trading Volume
%K	$\%K = (P_{close} - P_{min n}) / (P_{max n} - P_{min n}) \times 100$
RSI	$R_{si} = 100 - 100 / (1 + R_s), R_s = n_{up} / n_{down}$
MACD	$MACD = EMA_{12} - EMA_{26}$
ROC(Rate of Change)	$ROC_n = \frac{C_t - C_{t-n}}{C_{t-n}} \times 100,$ (ROC over n days, t=current price)

$$ROC_y = \frac{C_{t(close)} - C_{t-n+1(open)}}{C_{t-n+1(open)}} \times 100 \dots (8)$$

3. Methods

3.1 Extraction of Golden Cross Point

골든크로스 지점을 선별하기 위해 5일 이동평균이 20일 이동평균을 상향 돌파하는 일자(단기 골든크로스 지점)를 모두 추출하였다. 골든크로스 지점은 5일과 20일을 비교하는 단기, 20일과 60일을 비교하는 중기, 60일과 100일 또는 120일을 비교하는 장기 골든크로스가 있다. 본 연구에서는 [1],[14]를 참고하여 단기 골든크로스 지점으로 도출하였다. 골든크로스 발생 시점으로부터 단기간 내에 이동평균선 간의 노이즈가 발생하는 경우를 고려하였다. 이에 Window를 10으로 지정하고, 추출 일자 이후 10일 동안 발생하는 가격 변동은 무시하도록 설정하였다. 그 결과 10개의 종목에서 결측치가 발생한 시점을 제외한 총 510개의 골든크로스 시점 데이터를 수집하였다.

3.2 Model Architecture

추출한 골든크로스를 각각 하나의 사건으로 인식하여 사건 발생 후 주가 변화율을 예측하고자 한다. 학습 시 과거의 입력을 처리하는 데 유리하여 주가 예측 모형에서 높은 성능을 보이는 LSTM(Long Short Term Memory)을 사용하였다[15]. 각 골든크로스 이전 10일간의 입력변수들을 LSTM 모델을 통해 학습하고, 해당 시점의 시그널이 반영된 다음날 시가와 10일 후 시가의 변화율을 예측한다. 이때의 변화율(Rate Of Change)은 $\{(10일 후 시가/골든크로스 익일 시가)-1\} \times 100$ 으로 계산하였다.

모델 학습 시 총 510개의 데이터에서 무작위 추출하여 훈련, 평가 데이터를 8:2로 설정하였다. 최적화 함수로는 Adam을, 손실함수로는 MSE를 사용하였다. 생성한 모델은 RMSE, MAE로 유효성을 검증하였고, batch size=32,

epoch=100으로 설정하였다. Dropout 0.2, 조기종료 (Early Stopping) 조건으로 과적합을 방지하였다. 또한 분석을 100회 반복한 앙상블 모델을 사용하여 일반화 성능을 높였다. 비교모델로는 10년간 다음 날과 10일 후 사이의 변화율을 동일하게 예측하는 종목별 시계열 모델을 도출하였다. Adam optimizer, MSE loss function을 사용하였고, batch size=30, 학습률 0.001, Dropout 0.1, 조기종료 (Early Stopping) 조건으로 300 epoch를 학습하였다.

IV. Results

1. Golden Cross Prediction

모델 실험을 통해 golden cross 이후 주가 변화율을 예측하였다. 이때, 본 연구에서 제안하는 모델과 기존에 주로 연구되었던 시계열 모델과의 모델 성능을 비교한다. 시계열 모델의 경우 사전 선정한 종목들의 10년 치 데이터를 종목별로 모델링 하였다.

Table 3. Evaluation of Time Series Forecasting Models for the Entire Period

Model	RMSE	MAE
SamsungElec	2.82	2.18
SAMSUNG BIOLOGICS	2.58	1.94
LGCHEM	5.42	4.07
HyundaiMtr	3.38	2.43
POSCO Holdings	2.89	2.17
NAVER	3.46	2.6
KBFinancialGroup	2.71	2.05
Samsung C&T	1.97	1.49
SAMSUNG LIFE	3.94	2.49
KEPCO	2.36	1.72

Table 4. Evaluation Models after Golden Cross

Model	RMSE	MAE
SamsungElec	2.68	2.09
SAMSUNG BIOLOGICS	1.51	1.17
LGCHEM	5.92	4.77
HyundaiMtr	2.74	1.91
POSCO Holdings	2.49	1.99
NAVER	3.16	2.43
KBFinancialGroup	2.52	1.94
Samsung C&T	1.77	1.34
SAMSUNG LIFE	2.77	2.17
KEPCO	3.36	2.03
Proposed Model	2.61	1.94

먼저, 전체기간 (2013.06.30-2023.06.30)에 대한 일별 변화율(ROC)을 종목별로 예측하였다. 비교 결과, 시계열

모델 중 한국전력과 삼성물산의 RMSE와 MAE가 각각 2.36/1.72, 1.97/1.49임을 보이며 타 종목 대비 우수한 성능을 보였다(Table 3.). 다음으로는 Table 4.를 통해 앞선 예측값 중 기간 내 골든크로스가 발생한 날짜의 값을 종목별로 관찰하였다. 그 결과, 기존 시계열 모델 중 RMSE에서는 삼성바이오로직스(1.51), 삼성물산(1.77), MAE에서는 삼성바이오로직스(1.17), 삼성물산(1.34)이 높은 성능을 보였다. 같은 기간 Proposed Model의 경우 RMSE와 MAE 값이 2.61/1.94로 나타났다. 결론적으로 골든크로스 직후의 변화율 예측에 대해서는 RMSE와 MAE를 모두 고려하였을 때 Proposed Model이 삼성바이오로직스, KB금융, 삼성물산 이외의 일급 종목에서 더 좋은 성능이 보임을 확인할 수 있었다. 한편, 한국전력의 경우 전체기간 변화율 예측에서는 높은 성과를 보였으나, 골든크로스 발생 날짜 기준 예측에서는 그 성과가 미미한 점도 주목할 만하다.

Fig 2, Fig 3, Fig 4에서는 삼성바이오로직스, 한국전력, 삼성물산의 ROC값에 대한 시계열 예측을 나타내고 있으며, Date와 ROC를 각각 x축과 y축으로 설정했다. ROC 그래프를 통해 변동성 추이를 확인하고, 골든크로스 발생 시점에서 실제 변동률과 예측한 변동률을 각각 빨강색, 녹색의 두 지점으로 표기하였다. Fig 5는 골든크로스 이벤트를 랜덤 추출하여 학습한 본 논문의 모델 결과를 나타낸 것이다. 골든크로스 발생 케이스의 인덱스를 x축, 예측된 ROC값을 y축으로 설정했다. Fig 5에서도 이벤트 발생 시점에 대한 실제 변동률과 예측 변동률을 각각 회색, 녹색의 그래프로 표기하였다.

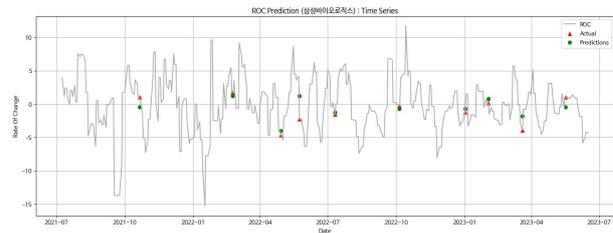


Fig. 2. Time Series ROC Prediction(SAMSUNG BIOLOGICS)

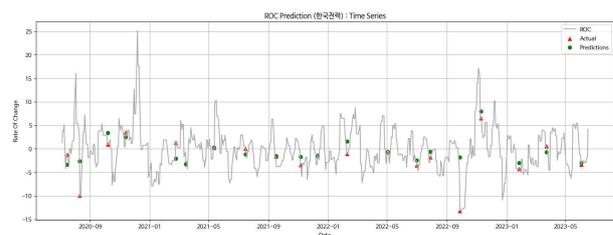


Fig. 3. Time Series ROC Prediction(KEPCO)

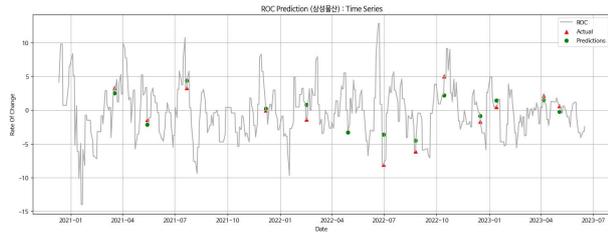


Fig. 4. Time Series ROC Prediction(Samsung C&T)

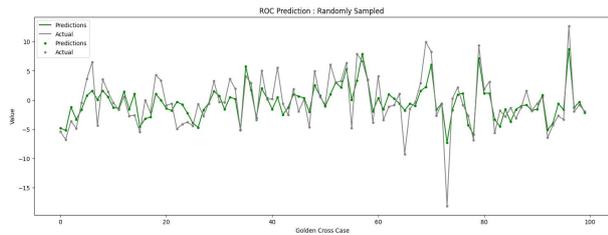


Fig. 5. Event Driven ROC Prediction

2. Binary Classification Evaluation

모델의 효용성을 검증하기 위해 이진 분류 문제로 전환하여 혼동행렬(confusion matrix)을 도출하였다. Table 5는 혼동행렬에 따른 정확도, 재현율, 정밀도, F1 score 등을 나타낸 표이다. Threshold를 0으로 설정하여 예측된 변화율 값 중에서 양수인 경우 상승, 음수인 경우 하락으로 인식하고 각각 1과 0을 부여하였다. Proposed Model은 정확도 88%, 재현율 88%, 정밀도 83%로 F1 score는 85%임을 알 수 있다. 재현율과 정밀도는 중요한 신호를 놓치지 않고, 잘못된 상승 신호를 줄여야 하는 금융 데이터에서 중요한 지표이다. 시계열 학습 모델과 비교하였을 때, Proposed Model은 정확도, 재현율, 정밀도, F1 score 모두에서 우수한 수치를 보였다.

Table 5. Classification Metrics Comparison of Time-series Models and Event-driven(Proposed) Model

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1 Score
SamsungElec	0.60	0.50	0.83	0.63
SAMSUNG BIOLOGICS	0.70	0.50	0.67	0.57
LGCHEM	0.67	0.75	0.60	0.67
HyundaiMtr	0.83	0.83	0.83	0.83
POSCO Holdings	0.69	0.86	0.60	0.71
NAVER	0.71	0.67	0.67	0.67
KBFinancialGroup	0.67	0.67	0.57	0.62
Samsung C&T	0.77	0.83	0.71	0.77
SAMSUNG LIFE	0.80	1.00	0.73	0.84
KEPCO	0.85	0.67	0.80	0.73
Proposed Model	0.88	0.88	0.83	0.85

추가로, 본 연구에서 제안하는 모델의 실용성을 평가하였다. 실제 골든크로스가 일어난 100건 중 이후 변화율이 상승한 경우는 40건으로, 40%의 확률을 보인다. 한편, 본 모델에서는 골든크로스 이후 변화율 예측에서 상승할 것이라 예측했을 때 실제 상승이 일어난 경우(Precision)가 총 42건 중 35건으로, 약 83%의 성공률 수익을 기대할 수 있다(Fig 6.).

		Predicted Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	35	5
	Negative	7	53

Fig. 6. Confusion Matrix

V. Conclusions

본 연구에서는 골든크로스 이후 주가 상승이 필연적이지 않다는 점에 주목하여 이벤트 발생 직후 10일의 주가 변화율을 예측하였다. 또한, 변동성이 큰 주가 시장의 특성에 따라 전체적인 흐름을 반영한 시계열의 접근이 아닌, time-invariant 한 이벤트 단위에 초점을 맞추어 안정성을 확보하고자 하였다. 모델의 정확도는 RMSE 2.61, MAE 1.94로 도출되었다. 이를 통해 시계열로 학습한 10개 종목 중 3개를 제외한 나머지 7개에 비해 성능이 뛰어나다는 사실을 확인하였다. 또한 가장 큰 화두인 주식의 등락 양상을 예측하는 분류 문제에서도 기존 시계열 모델 대비 높은 정밀도(83%)로 유의미한 성과를 보였다. 따라서 전체 시간 흐름을 반영한 시계열 학습보다 골든크로스 사건에 집중하여 학습한 모델의 성능이 골든크로스 사건 발생 이후 변화율 예측에 더 좋다는 결론을 내릴 수 있다. 한편, 제안한 모델의 학습 데이터 개수는 약 430개로 다소 적은 크기이다. 다만, 본 연구에서는 기존의 시계열 모델과 비교를 시행하기 때문에 시계열 예측 성능 유지에 필요한 적정 기간을 고려해야 한다. 현재 모델보다 더 긴 30년 등의 기간으로 모델을 구축하였을 때, 그 성능이 현저하게 떨어지는 것을 확인하였다. 이에 제안 모델에서 사용할 수 있는 데이터 양을 무한정으로 확장할 수 없었던 점이 아쉽다.

향후 연구에서는 전일 대비 주가 상승률을 예측하는 모델을 구축한다. 골든크로스 발생 전 기술 지표들의 변화 양상을 학습함으로써 변동률을 예상하고 모델을 통한 기대 수익을 도출하여 더욱 실효성 있는 방안을 모색할 수 있을 것으로 보인다. 또한 앞서 지적한 제한 사항을 해소

하기 위해 시가총액 순 상위 30개의 종목으로 확대할 수 있다. 이로써 더욱 큰 변동성 범위를 확보하고 학습 데이터의 양을 늘릴 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by ICONS(Institute of Convergence Science), Yonsei University.

REFERENCES

- [1] Shin, Dong-Ha, Kwang-Ho Choi, and Chang-Bok Kim, "Deep learning model for prediction rate improvement of stock price using RNN and LSTM," *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 15, No. 10, pp. 9-16, 2017. DOI: 10.14801/jkiit.2017.15.10.9
- [2] Tay, Francis EH, and Lijuan Cao, "Application of support vector machines in financial time series forecasting," *Omega*, Vol. 29, No. 4, pp. 309-317, 2001. DOI: 10.1016/S0305-0483(01)00026-3
- [3] Nti, I.K., Adekoya, A.F., & Weyori, B.A., "A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions," *Artificial Intelligence Review*, Vol. 53, pp. 3007-3057, 2020. DOI: 10.1007/s10462-019-09754-z
- [4] Euna Jang, HoeRyeon Choi, HongChul Lee, "Stock prediction using combination of BERT sentiment Analysis and Macro economy index," *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, Vol. 25, No. 5, pp. 47-56, 2020. DOI: 10.9708/jksci.2020.25.05.047
- [5] Ahn, Sung-Won, and Sung-Bae Cho. "Stock Prediction Using News Text Mining and Time Series Analysis," *Proceedings of the Korean Information Science Society Conference*, Vol. 37, No. 1C, pp. 364-369, 2010.
- [6] Harish, Noor & Khatijah, Siti & Hairullah, Mohd & Bakar, Sumarni & Rahman, Kahartini, "Fuzzy Golden Cross and Fuzzy Death Cross as Stock Market Forecasting Indicator." *ASM Science Journal*, 12, 120-124, 2019
- [7] Wiiava, AY, Fatichah, C & Saikhu, A 2022, "Stock Price Prediction with Golden Cross and Death Cross on Technical Analysis Indicators Using Long Short Term Memory". in *ICOIAC 2022 - 5th International Conference on Information and Communications Technology: A New Way to Make AI Useful for Everyone in the New Normal Era*, Proceeding, pp. 278-283, Yogyakarta, Indonesia, 24/08/22. <https://doi.org/10.1109/ICOIAC T55506.2022.9971844>
- [8] N. Baba and Kou Nin, "Prediction of Golden Cross and Dead Cross by artificial neural networks could contribute a lot for constructing an intelligent decision support system for dealing stocks," in *2008 International Conference on Control, Automation and Systems*, pp. 2547-2550, Seoul, Korea (South), 2008, DOI: 10.1109/ICCAS.2008.4694284.
- [9] Enjian Bai, W.K. Wong, W.C. Chu, Min Xia, Feng Pan, "A heuristic time-invariant model for fuzzy time series forecasting," *Expert Systems with Applications*, Volume 38, Issue 3, Pages 2701-2707, ISSN 0957-4174, 2011, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.059>.
- [10] Tsai, YS., Chang, CP., Tzang, SW. "The Impact of Golden Cross and Death Cross Frequency on Stock Returns in Pre- and Post-financial Crisis." In: Barolli, L., Enokido, T. (eds), *Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing, IMIS 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 612. Springer, Cham. 2018 https://doi.org/10.1007/978-3-319-61542-4_70
- [11] Jung, J. H., Min, D. K. "The study of foreign exchange trading revenue model using decision tree and gradient boosting." *Journal of the Korean Data and Information Science Society, Korean Data and Information Science Society*, vol. 24, no. 1, pp. 161-169. January 31, 2013 <https://doi.org/10.7465/jkdi.2013.24.1.161>
- [12] Dan Gabriel Anghel, "The Performance Of Roc On The BSE," *Theoretical and Applied Economics, Asociatia Generala a Economistilor din Romania - AGER*, vol. 0(Special I), pp. 373-379, March 2013.
- [13] M.Ameziane Lasfer, Arie Melnik, Dylan C. Thomas, "Short-term reaction of stock markets in stressful circumstances", *Journal of Banking & Finance*, Volume 27, Issue 10, Pages 1959-1977, ISSN 0378-4266, 2003, [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00313-8](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00313-8).
- [14] Lee, Jae Won. "Short-Term Stock Price Prediction by Supervised Learning of Rapid Volume Decreasing Patterns." , *KIISE Transactions on Computing Practices*, 24 (10): 544-553, 2018. doi:10.5626/KTCP.2018.24.10.544
- [15] D. M. Q. Nelson, A. C. M. Pereira, and R. A. de Oliveira, "Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks," in *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1419-1426. Anchorage, AK, USA, 2017. DOI: 10.1109/IJCNN.2017.7966019.

Authors



Sumin Nam received a B.S. degree in Business Administration from Kyungpook National University in Daegu, Korea in 2022. She is currently pursuing an M.S. degree in Business Analytics at the Graduate School of

Information, Yonsei University, Korea. Her research interests encompass Big Data Analytics, Deep Learning, and Finance.



Jieun Kim received her B.S. degree in Consumer Economics and Statistics from Sookmyung Women's University, Seoul, Korea in 2023. She is currently pursuing her M.S. degree at Graduate School of

Information, Yonsei University, Korea. Her current interests lie in deep learning and data analytics.



ZoonKy Lee received the B.S. degree in Computer Science from Seoul National University, Korea in 1985, M.S. in Social Psychology from Carnegie Mellon University, USA in 1991, and Ph.D in Management

Informatics from Southern California University, USA in 1999. He is currently a Professor in the Graduate School of Information at Yonsei University, Korea. ZoonKy Lee is interested in Big Data Analytics, Digital Transformation, and Open Collaboration.