

# 캔들 차트 이미지 기반 다중 정보 융합 주가 방향성 예측 모델

장주현, 김재윤\*

충남 아산시 순천향로 22, 순천향대학교 AI·빅데이터학과

## Candlestick Chart Image-Based Multimodal Information Fusion for Stock Price Movement Prediction Model

Jang Joohyun

22 Soonchunhyangro, Shinchang-myeon, Asan-si, Chungcheongnam-do, Korea  
Department of AI and Big Data  
Soonchunhyang University

### Abstract

투자자들은 매매 의사결정을 수행하기 전, 캔들스틱 차트를 확인하며 자산의 가격 정보를 해석하고 추세를 파악하여 매매행동을 수행한다. 그러나 대부분의 주가 예측 연구에서는 기술적 지표만을 활용하는 단순한 접근 방식이나 뉴스, SNS같은 텍스트를 활용하는 연구가 주를 이루며 직관적으로 가격 정보가 표현되는 캔들스틱 차트 이미지를 활용하는 연구는 상대적으로 미흡한 상태이다. 따라서 본 논문에서는 기술적 지표와 함께 캔들스틱 차트 이미지를 결합하여 그래픽 신호를 식별하는 멀티모달 주가 예측 모델을 제안하였다. LSTM과 VIT모형을 활용하여 기술적 지표와 캔들스틱 차트 이미지를 처리하고, 최종적으로 퓨전 모델을 통해 두 모델의 장점을 조화시켰다. 한국과 미국 시장의 주가지수를 대상으로 한 실험에서 제안 모델은 적극적이면서도 안정적인 거래 성과를 보여주었으며, 특히, 한국 시장에서는 다음날 움직임을 고려한 투자, 미국 시장에서는 5일간의 연속적 추세를 고려한 투자에서 우수한 거래 성과를 기록하였다.

### 1. 서론

주가를 예측하는 행위는 리스크를 최소화하고 더 큰 수익을 창출하는 핵심적 역할을 하며 과거부터 투자자들은 주식 시장에서 성공적인 수익성 성과를 얻고자 주가를 예측하기 위한 다양한 접근 방식을 시도해왔다. 그러나 주가 예측은 ‘경제’, ‘정치’, ‘정책’, ‘금리 변동’, ‘기업 실적’ 등 다양한 변수들의 비선형적인 관계에 기인한 불안정성이 존재하는데 적응형 시장 가설(AMH)에 따르면 투자자는 이런 불안정성과 가격에 대한 감정을 보유하여 동일한 정보임에도 서로 다른 주관적 가격 평가를 할 수 있다. 이로 인해 상품의 가격은 시장 심리를 반영한 추세의 개념을 보유하며 움직이고 이는

곧 주가 차트 상에서 시각적으로 표현된다. 투자자의 효과적인 매매 의사 결정을 위해서는 기술적 분석을 기반으로 주가의 비선형적인 관계와 차트 상의 추세를 이해하고 적절한 투자 상품을 선택하여 신속하게 투자 전략으로 전환해야 한다. 그러나 시장에 존재하는 수많은 정보를 수작업으로 파악하는 것은 투자 전문성과 함께 많은 시간과 노력을 요구하는 작업이기 때문에 시간이 지날수록 쉽게 간과하게 되며<sup>1)</sup>, 정보에 대한 ‘심리적 요인’으로 인해 ‘행태적 편의’가 발생할 수 있어<sup>2)</sup> 주가 예측은 여전히 어려운 과제로 여겨진다.

시장의 투자자들은 주가 예측 분야의 한계를 보완하기 위해 고도화된 접근 방식을 다양하게 제안하였으나 Buchanan<sup>3)</sup>와 Farmer 및 Foley<sup>4)</sup>가 지적한 것처럼 전통적이며 고전적인 통계학 및 경제학 모델만으로는 주

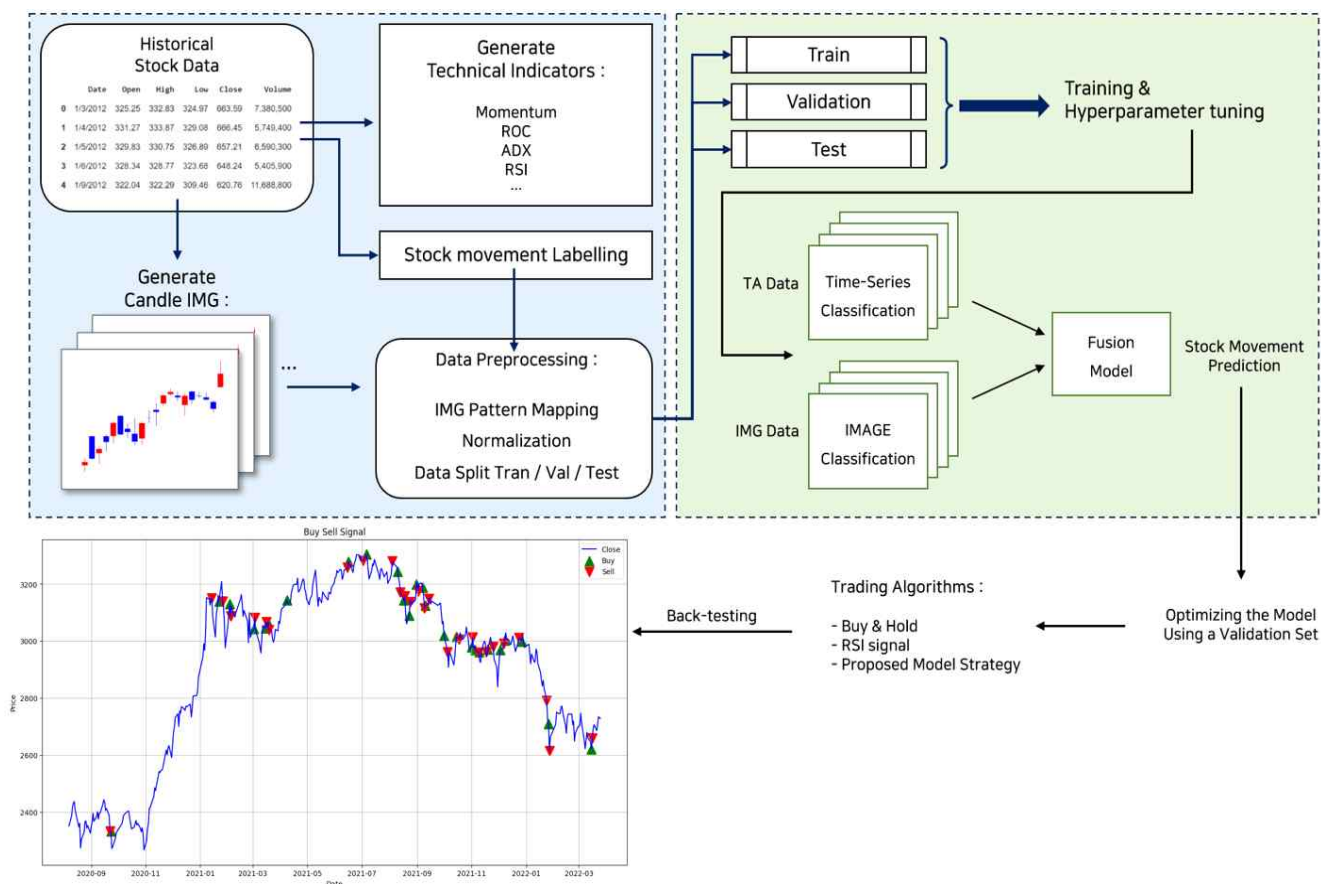


Fig 1. Multimodal Modelling Framework

가를 예측하고 이를 거래까지 연결하는 행위가 효과적이지 못할 수 있어, 최근의 연구에서는 발전된 컴퓨팅 기술과 머신러닝 및 딥러닝 알고리즘을 기술적 분석에 적용하는 것이 강조되고 있다. 기술적 분석의 관련 분야 중 하나는 일반적으로 매매에서 사용되는 캔들스틱 차트의 그래픽 신호를 식별하는 것이다<sup>5)</sup>. 캔들스틱 차트는 차트 트레이더들이 주가 방향성 예측을 위해 사용되는 기술적 분석 도구 중 하나이며 주가에 대한 평가를 직관적으로 할 수 있다. 주가 예측 연구자들은 전문 트레이더들의 도메인 특정 패턴을 기술적 지표 신호와 함께 통합하여 매매 의사결정을 지원하기 위해 캔들스틱 차트에 적용된 패턴 인식 기술을 모델링에 결합하는 연구 사례가 증가하고 있다<sup>6)</sup>. 그러나 패턴 인식을 활용한 연구에는 3가지 한계점이 존재한다.

(i) 시장에 존재하는 전문 트레이더들이 사용하는 패턴의 종류가 굉장히 많아 식별된 2개 이상의 패턴이 서로 다른 방향성을 보인다면 판단에 혼란이 생긴다.

(ii) 모든 시점에 패턴이 항상 출현하는 것이 아니며 패턴이 출현해도 해당 패턴이 의미하는 기간에 대한 확정에 신뢰가 부족하다.

(iii) 과거에 비해 최근의 시장에선 불확실하거나 비정상적인 시장 상황이 많이 보이는 등 패턴의 신빙성과 정확도가 떨어진다.

이러한 한계들로 인해 투자자의 거래 지원을 위한 연구들의 대부분은 역사적 주식 가격 시리지를 분석하거나 뉴스, SNS 등에서 수집된 텍스트 데이터에 NLP 기술을 적용하여 활용하는 것으로 주를 이루며<sup>7)</sup>, 상대적으로 그래픽 신호에 대한 연구는 여전히 미흡한 상태이다. 따라서 본 논문에서는 기술적 지표와 함께 캔들스틱 차트를 직접 활용하는 멀티모달 주가 방향성 예측 모델을 지원하고자 하며, 패턴의 해석에 대한 불확실성을 고려해 이미지 자체를 활용하는 방식을 제안한다. 해당 연구는 그래픽 신호 특성에 대한 분석이 미흡한 현 상황을 개선하고, 투자자들에게 더욱 직관적이며 객관적인 의사결정을 제공하고자 한다.

† 지도교수 : 김재윤

Tel : 041-530-4986

E-mail : kimym38@sch.ac.kr

## II. 본론

본 논문에서는 미국과 한국 시장을 대표하는 주가지수 NASDAQ, S&P500, KOSPI, KOSDAQ을 연구를 위해 선정하였으며, 분석 기간은 2011년부터 2022년까지 약 12년으로 설정하였다. 해당 기간에서 미국은 3,020일, 한국은 2,953일의 거래 데이터를 수집했으며 연구에서는 20년 이후의 3년간의 데이터를 테스트 기간으로 활용하였다. 해당 기간은 COVID-19 팬데믹 사태 이후 증권시장의 변동성이 높아져 상승, 횡보, 하락장이 모두 존재하는 다양한 시장 상황을 포괄하고 있으므로 본 연구에서 제안한 모델의 효과를 입증하기에 적절할 것으로 판단한다.

### 2.1. Multimodal Dataset

멀티모달이란 여러 유형의 데이터를 활용하여 문제를 해결하는 모델구축 방법론이다. 제안 연구에서는 정형 데이터인 기술적 지표와 비정형 데이터인 캔들스틱 차트 이미지를 활용하며 각각의 데이터에 대해 모델링을 2-stage로 구성한 뒤 각 stage의 출력값을 최종 모델링에 사용하는 스택킹 방식으로 진행된다. Fig 1.은 제안된 멀티모달 방법론의 도식화 프레임워크를 제시한다.

### 2.2. 기술적 지표

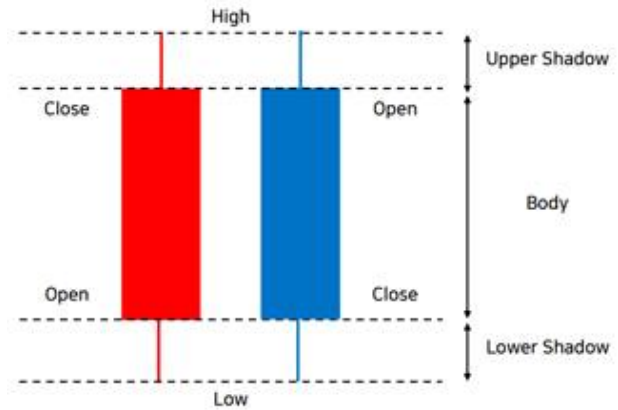
연구에 활용된 기술적 지표는 자산의 상대적 평가 정도를 확인하기 위한 모멘텀 계열의 11가지 지표를 선정했다. 모멘텀 지표들은 각각의 특정 범위에서 순환하며, 해당 범위에서 낮을수록 과매도로 인한 저평가 상태를 의미하고 높을수록 과매수로 인한 고평가 상태를 의미한다. 해당 지표들은 Table 1.에서 요약한다.

**Table 1. Momentum-Based Technical Indicators**

기술적 지표	설명
Momentum	단기간의 주가 변화량
DMI	주가 움직임의 추세 보유 정도
ROC	추세 반전 지표
ADX	추세 강도 지표 (0에 가까우면 횡보)
Aroon OSC	주가가 추세형인지 판단
CCI	통계분석 기반 계절성 주기 여부를 확인
RSI	주가 변동의 상승, 하락 압력 상대적 강도
Stochastic	종가의 단기적 위치를 평가하는 지표
CMO	가격 변동의 양을 측정하는 지표
PPO	두 지수이동평균의 차이 비율 지표
UO	현재 시장의 매수 압력 정도 측정 지표

### 2.3. 캔들스틱 차트

캔들스틱 차트는 주식, 증권 파생 상품, 환율 등 금융 상품의 가격 변동을 보여주는 시각화 도구이다. 이때, 캔들이란 상품의 시가, 고가, 저가, 종가를 각 시간 단위로 요약하며 Fig 2.은 캔들스틱의 예시를 보여준다. 설정된 기간 내에서 시가와 종가의 가격 변동은 ‘몸통’으로 표현되며 몸통을 벗어나는 저가와 고가 범위는 ‘그림자’로 표현된다. 시가 개시 이후 종가 마감을 기준으로 완성되는 캔들스틱이 여러 개가 모여 캔들스틱 차트를 구성한다.



**Fig 2. An example of candlestick**

### 2.4. 데이터 라벨링

본 논문의 주요 연구 목표는 주가정보로부터 추출된 주가 데이터를 활용하여 미래의 주가 움직임을 예측하는 것이다. 이를 위해 각 시점의 예측 클래스 라벨은 Up-Down방식을 사용해 현재 시점(T)보다 미래의 시점의 주가에 대해 상승/하락 여부로 이진 클래스로 생성되며, 라벨링은 식 (1), (2)로 정의한다.

$$\begin{cases} 1(= Up) & \text{if } (T+1)_{close} > T_{close} \\ 0(= Down) & \text{if } (T+1)_{close} < T_{close} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} 1(= Up) & \text{if } (T+1 \sim 5)_{close} > T_{close} \\ 0(= Down) & \text{if } (T+1 \sim 5)_{close} < T_{close} \end{cases} \quad (2)$$

식(1)의 경우는 현재 시점(T) 직후의 가격 변동을 반영하나 이후의 연속적인 추세를 포착하기 어려우며, 식(2)의 경우는 연속적인 추세를 고려하나 직후 가격 변동에 대한 대처에 취약할 수 있다는 점이 존재한다. 본 논문에서는 연구를 위해 선정된 미국과 한국 시장에서 각각의 라벨링 방식 중 어떤 방식의 거래 성과가 더욱 경쟁력이 존재하는지 비교하고자 한다.

### III. 제안모형

#### 3.1 LSTM Model with TA-Data

거래 데이터로부터 생성된 기술적 지표는 RNN 계열의 LSTM 모델을 Many to one 방식으로 활용하여 모델링을 수행하였다. 11가지의 기술적 지표는 N개의 시점으로 연결되어 (11 x N)형태의 입력 벡터로 구성되어 LSTM에 전달된다. 여기서 N은 5, 20, 60, 120으로 설정했으며 이는 일주일, 한 달, 분기, 반 년의 기간을 의미한다. 이러한 N값은 주가 시계열 데이터의 단기 및 장기적인 정보를 종합적으로 고려하며 값이 작을수록 단기적 특성에 민감하고 값이 클수록 장기적인 특성을 고려할 수 있다. 구성된 총 4개의 데이터셋에 대해 서로 다른 모델을 구축했으며 Fig 3.은 LSTM 모델의 구조를 보여준다.

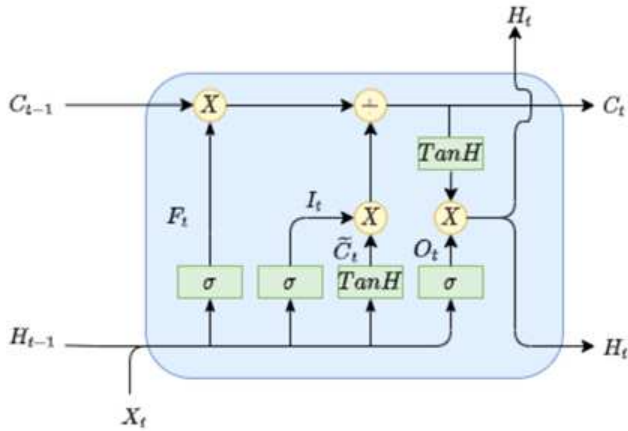


Fig 3. LSTM

#### 3.2 VIT Model with Candlestick chart Image Data

이미지 데이터와 함께 사용되는 모델은 VIT(Vision Transformer) 모델을 활용하였다. 기존의 이미지 분류에서 사용된 CNN 모델은 이미지 내 지역적 특징을 추출하는 데 중점을 두었다면, VIT는 Self-Attention 메커니즘을 이용하여 이미지의 글로벌한 특징을 효과적으로 활용한다. VIT는 기본적으로 Transformer 아키텍처를 기반으로 하며, VIT의 주요 특징은 Patch 임베딩과 Position 임베딩이다. 이는 입력 이미지를 작은 패치로 분할하고, 각 패치를 펼쳐 1차원 벡터로 변환한 뒤, 이 벡터를 모델의 입력 벡터로 사용하여 각 패치의 상대적인 위치 정보를 학습한다. VIT 모델의 입력으로 사용되는 이미지에 포함되는 캔들의 수를 N값으로 설정했으며 여기서 설정되는 N의 값은 LSTM모델과의 일관성을 유지하기 위해 동일한 설정값을 채택했다. Fig. 4는 모델에 사용된 캔들스틱 차트 이미지의 예를 보여주고, Fig. 5는 VIT 모델의 구조를 보여준다.

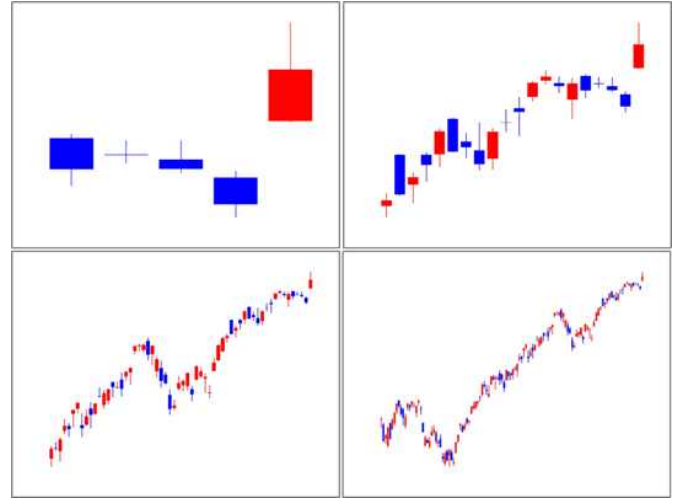


Fig 4. Candlestick Chart Example

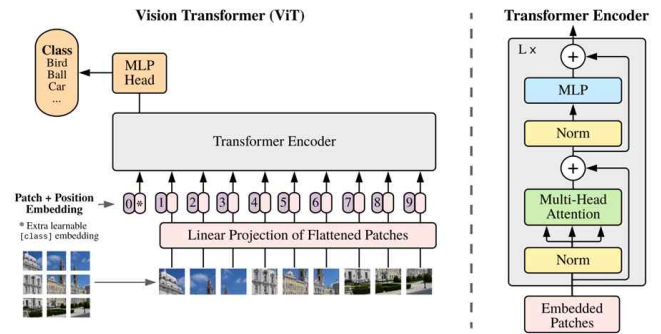


Fig 5. Vision Transformer

#### 3.3 Multimodal stockmovement prediction

본 논문은 기술적 지표와 함께 캔들스틱 차트 이미지를 주가 예측에 활용하는 멀티모달 주가예측 모델을 제안한다. 먼저, 역사적 주가 시리즈로부터 기술적 지표와 차트 이미지 데이터를 추출하고, 이 데이터를 미리 선정된 알고리즘들의 입력값으로 사용한다. 설정된 N의 값 5, 20, 60, 120 거래일에 맞춰 4개의 모델링이 각자 수행되며 총 8개의 모델링이 이루어진다. 이후 8개 모델의 Head출력값을 최종 퓨전모델의 입력값으로 사용하여 멀티모달 예측을 수행하게 된다. 멀티모달의 핵심 프레임워크는 Fig 6.에서 보여준다. 멀티모달의 최종 퓨전모델은 각 모델의 출력값에 대해 피쳐 엔지니어링을 효과적으로 할 수 있는 머신러닝 알고리즘 SVM을 선정하였다.

멀티모달 모델의 최종 예측이 수행된 이후에는 예측 결과를 사용하여 거래신호를 생성한다. 상승이후 최초 발생되는 하락에서 매도 신호를 생성하고 하락이후 최초 발생되는 상승에서 매수 신호를 생성하였다. 매수와

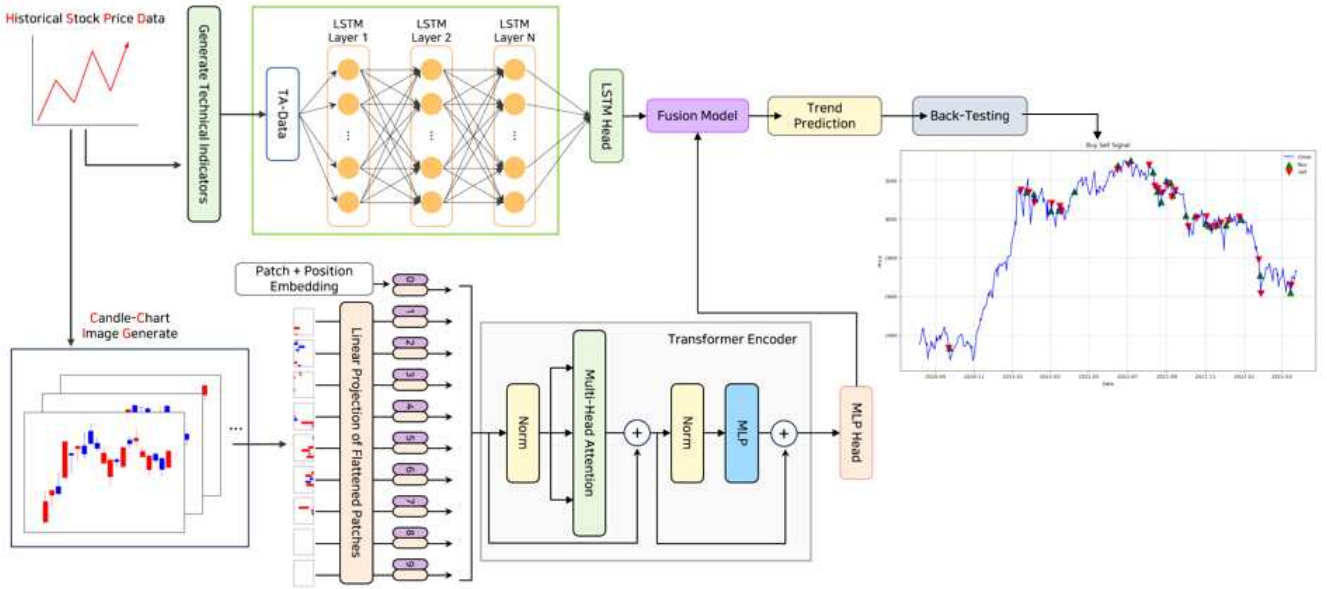


Fig 6. Multimodal stockmovement prediction Model

매도는 각 상품마다 하나씩 거래하도록 설정했으며, 매수 후 매도 신호가 발생하기 전까지는 주식을 보유(홀딩)하고, 매도 후 매수 신호가 발생하기 전까지는 거래를 수행하지 않는 전략(No action)을 채택하였다.

### 3.4 모델 및 거래성능 평가지표

본 연구에서 생성된 거래 신호(트레이딩)의 성과를 평가하기 위한 거래 평가지표로 승률, 수익 평균, 손실 평균, payoff ratio, profit factor를 사용했다. 식(3)은 수익 평균과 손실 평균을 나타내며, 식(4)는 각각 payoff ratio와 profit factor를 나타낸다. payoff ratio의 경우는 손실 평균 대비 수익 평균의 정도를 평가하는 값이지만 일반적으로 이는 승률에 비례하는 성질을 보유하기 때문에 profit factor의 값을 함께 고려해야 한다. profit factor는 전체 손실 대비 수익의 정도이며 1 이상의 값이 나타날 때, 수익성이 있음을 의미하고 1미만의 값은 손실이 발생하는 것을 의미한다. 추가적으로 거래 전략의 리스크 관리 성과를 확인하기 위해 MDD를 함께 사용하여 평가하였다. MDD는 특정 기간 동안 포트폴리오의 평가 가치에 대한 이전 최고점 대비 최대 낙폭을 의미하여 투자자가 투자 기간 중 겪을 수 있는 가장 큰 손실의 크기를 보여준다. 이는 주로 포트폴리오의 잠재적인 리스크와 안정성을 평가하기 위해 사용되며 값이 클수록 포트폴리오가 큰 손실을 감당해야 하는 것을 의미한다.

$$\bar{w} = \frac{\sum L}{N_w}, \bar{L} = \frac{\sum L}{N_L} \quad (3)$$

$$P_{ratio} = \frac{\bar{w}}{\bar{L}}, P_{factor} = \frac{\sum w}{\sum L} \quad (4)$$

$$MDD = (Peak Value - Trough Value) / Peak Value \quad (5)$$

## IV. 분석결과

### 4.1 트레이딩 백테스팅 결과

생성된 거래 신호를 기반으로 설계된 거래전략의 트레이딩 성과를 확인하기 위해 앞서 선정된 평가지표를 사용하여 트레이딩의 성과를 측정하였다(Table 2.1, 2.2, 2.3, 24). 연구에 사용된 4개의 주가지수에서 LSTM은 적은 수의 거래를 수행하여 시장의 변동성이 높아져 MDD가 커지는 상황에 대한 대처에 취약해지는 경향이 있었고, VIT는 그에 반해 많은 수의 거래를 수행하여 초과수익의 기회를 놓치는 경향이 있는 것으로 확인하였다. 그러나 최종 퓨전 모델의 경우는 두 모델의 균형을 조절하며 안정적이고 일관된 거래 성과를 얻어냈다. 이는 멀티모달 주가 예측 모델이 연구에 사용된 2개의 데이터 유형에 대해 적용된 알고리즘의 장점을 효과적으로 결합하며 거래 전략을 제시할 수 있다고 해석했다.



Table 2.1. Results of the Multimodal stockmovement prediction Model (KOSPI)

Label	Model	Time step	ACC	No Trade	Winning Ratio	Payoff ratio	Profit factor	MDD	MDD (portfolio)
1day	LSTM	5	0.511	19	0.684	0.744	1.611	-11.872	-30.513
		20	0.488	15	0.533	1.361	1.555	-13.755	-17.891
		60	0.48	9	0.444	0.805	0.644	-24.219	-27.914
		120	0.499	4	0.500	0.583	0.583	-23.533	-30.118
	VIT	5	0.494	187	0.535	0.809	0.929	-29.030	-29.030
		20	0.511	176	0.506	1.069	1.094	-25.185	-26.574
		60	0.486	160	0.538	0.932	1.083	-26.053	-32.106
		120	0.51	116	0.586	0.687	0.973	-32.247	-33.726
	<b>Fusion</b>	<b>All</b>	<b>0.523</b>	<b>39</b>	<b>0.513</b>	<b>1.597</b>	<b>1.681</b>	<b>-11.787</b>	<b>-17.917</b>
5day	LSTM	5	0.52	30	0.600	1.188	1.782	-10.279	-15.501
		20	0.497	21	0.476	2.554	2.322	-8.785	-16.491
		60	0.47	13	0.308	0.933	0.414	-22.656	-34.148
		120	0.5	7	0.429	1.044	0.783	-6.759	-31.555
	VIT	5	0.514	149	0.530	0.872	0.984	-29.009	-30.280
		20	0.518	141	0.518	0.855	0.918	-35.142	-35.858
		60	0.47	123	0.537	1.236	1.431	-14.523	-17.417
		120	0.501	108	0.556	1.251	1.564	-12.285	-13.459
	<b>Fusion</b>	<b>All</b>	<b>0.49</b>	<b>53</b>	<b>0.472</b>	<b>1.352</b>	<b>1.207</b>	<b>-20.936</b>	<b>-23.427</b>

Table 2.2. Results of the Multimodal stockmovement prediction Model (KOSDAQ)

Label	Model	Time step	ACC	No Trade	Winning Ratio	Payoff ratio	Profit factor	MDD	MDD (portfolio)
1day	LSTM	5	0.492	50	0.540	0.928	1.089	-18.070	-27.526
		20	0.5	15	0.667	1.035	2.070	-11.300	-29.205
		60	0.511	12	0.417	2.484	1.774	-6.920	-16.271
		120	0.48	10	0.600	0.805	1.208	-5.993	-23.967
	VIT	5	0.493	180	0.539	0.970	1.134	-22.601	-23.903
		20	0.484	182	0.571	0.761	1.015	-22.985	-31.300
		60	0.543	163	0.577	0.823	1.121	-31.776	-41.861
		120	0.509	141	0.539	0.876	1.025	-33.558	-35.183
	<b>Fusion</b>	<b>All</b>	<b>0.536</b>	<b>142</b>	<b>0.613</b>	<b>1.195</b>	<b>1.890</b>	<b>-8.247</b>	<b>-8.266</b>
5day	LSTM	5	0.489	43	0.558	1.044	1.319	-11.487	-26.089
		20	0.52	19	0.579	0.804	1.106	-28.642	-32.926
		60	0.546	8	0.750	2.101	6.304	-0.496	-20.163
		120	0.507	6	0.833	0.275	1.373	0.000	-29.196
	VIT	5	0.497	161	0.602	0.734	1.113	-39.274	-43.908
		20	0.555	122	0.557	0.811	1.022	-34.903	-36.892
		60	0.485	131	0.542	0.736	0.871	-42.713	-43.624
		120	0.495	112	0.589	1.050	1.507	-12.318	-13.039
	<b>Fusion</b>	<b>All</b>	<b>0.481</b>	<b>84</b>	<b>0.595</b>	<b>0.732</b>	<b>1.076</b>	<b>-16.032</b>	<b>-20.219</b>

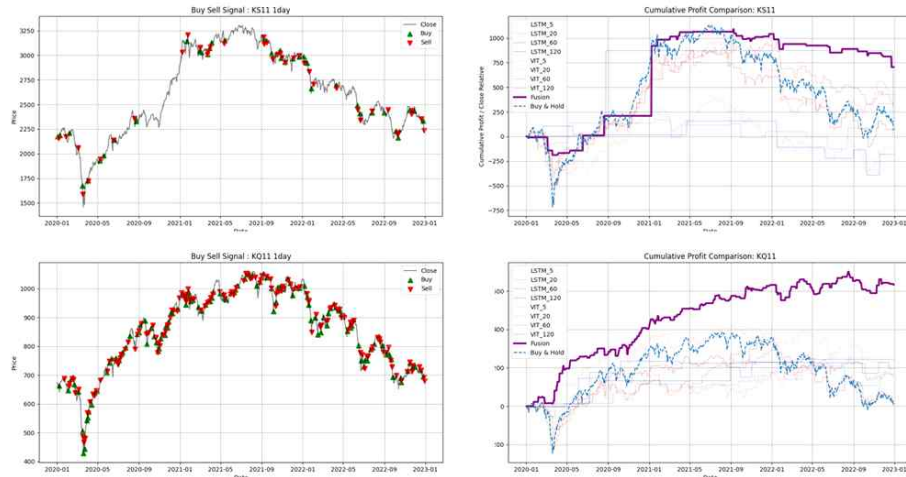


Fig 7. Trading Signal and Cumulative Profit Graph (KOSPI, KOSDAQ)

## V.결론

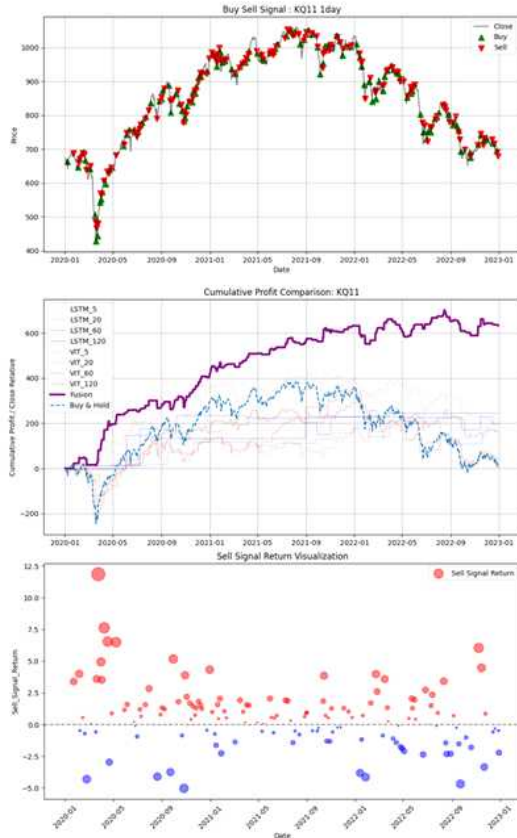


Fig 9. Visualization of Final Trading Performance

본 논문에서는 기술적 지표와 함께 캔들스틱 차트 이미지를 활용하는 멀티모달 주가 예측 모델을 제안하였다. 제안된 모델은 차트 이미지를 활용한 예측을 기존의 기술적 지표 기반의 예측 모델에 통합함으로써 전통적인 주가 예측 분야의 한계점을 보완하고자 하였다. 해당 모델은 적극적으로 누적 수익을 이뤄내면서도 안정적인 거래 수행을 통해 리스크 관리 성과를 볼 수 있었다(Fig. 9). 특히, 한국과 미국 시장의 주가지수를 대상으로 두 가지라벨링 방식으로 비교분석을 수행한 결과, 한국 시장은 다음날의 움직임을 고려한 투자에서, 미국은 5일간의 연속적 추세를 고려한 투자에서 우수한 거래성적을 나타냈다. 이는 시장의 상대적 규모에 비례하여 자본의 유동이 요구되는 정도가 다르기 때문에 발생한 결과로 해석하였다. 그러나 본 연구에는 일부 한계점이 존재한다. 첫째, 각 모델의 데이터 셋 구성에서 가변으로 설정할 수 있는 window size(=N)에 따라 거래 성과가 변할 수 있기 때문에 각 시장에 따라 최적의 N값을 찾을 필요가 있다. 둘째, 연구에 사용된 주가지수 대신 주가지수에 포함된 개별 주식을 대

상으로 포트폴리오를 구성한다면 더 나은 투자성적을 얻을 수 있다. 따라서 향후 연구에서는 주식, 채권, 금, 은 등 다양한 금융 상품을 대상으로 포트폴리오를 구성하여 멀티모달 예측 모델의 잠재적 경쟁력을 확인하도록 한다.

## 감사의 글

본 논문의 연구 진행을 위해 다양한 조언과 지원을 해주신 AI빅데이터학과 교수님들께 감사의 인사를 드립니다.

## 참고문헌

- 1) Zhou, Y., Chen, Z., & Liu, Z. (2023). Dynamic analysis and community recognition of stock price based on a complex network perspective. *Expert Systems with Applications*, 213, 118944.
- 2) 김민기, & 김준석. (2022). 국내 개인투자자의 행태적 편의와 거래행태. [KCM] 연구보고서.
- 3) Buchanan, M., 2009. Meltdown modelling: Could agent-based computer models prevent another financial crisis? *Nature* 460 (7256), 680 - 683.
- 4) Farmer, J.D., Foley, D., 2009. The economy needs agent-based modelling. *Nature* 460 (7256), 685 - 686.
- 5) Liang, M., Wu, S., Wang, X., & Chen, Q. (2022). A stock time series forecasting approach incorporating candlestick patterns and sequence similarity. *Expert Systems with Applications*, 205, 117595.
- 6) Velay, M., & Daniel, F. (2018). Stock chart pattern recognition with deep learning. *arXiv preprint arXiv:1808.00418*.
- 7) Zou, Y., & Herremans, D. (2022). A multimodal model with Twitter FinBERT embeddings for extreme price movement prediction of Bitcoin. *arXiv preprint arXiv:2206.00648*.

Table 2.3. Results of the Multimodal stockmovement prediction Model (NASDAQ) Vi

Label	Model	Time step	ACC	No Trade	Winning Ratio	Payoff ratio	Profit factor	MDD	MDD (portfolio)
1day	LSTM	5	0.437	34	0.500	0.641	0.641	-38.907	-40.526
		20	0.456	18	0.611	0.477	0.750	-29.836	-32.131
		60	0.492	9	0.667	0.889	1.778	-8.114	-17.713
		120	0.557	10	0.600	0.602	0.903	-17.308	-17.473
	VIT	5	0.524	197	0.569	0.787	1.038	-29.306	-31.307
		20	0.487	180	0.556	0.833	1.041	-41.894	-41.894
		60	0.526	152	0.579	0.843	1.159	-32.268	-34.545
		120	0.54	146	0.575	0.889	1.205	-29.376	-30.137
5day	LSTM	All	0.549	71	0.606	0.823	1.264	-16.945	-21.504
	LSTM	5	0.48	45	0.578	0.819	1.121	-16.507	-22.182
		20	0.515	13	0.462	1.339	1.148	-24.929	-33.277
		60	0.501	5	0.600	0.656	0.984	-9.924	-29.653
	VIT	120	0.489	7	0.571	0.723	0.964	-30.248	-40.101
		5	0.5	168	0.560	0.737	0.936	-31.751	-34.646
		20	0.533	146	0.568	0.870	1.146	-37.584	-38.279
		60	0.475	135	0.548	1.001	1.214	-23.756	-25.192
5day	LSTM	120	0.483	127	0.567	0.894	1.171	-29.356	-29.999
	LSTM	All	0.558	70	0.571	1.023	1.364	-25.691	-30.541
	VIT	5	0.467	45	0.511	1.346	1.407	-10.737	-20.282
		20	0.480	17	0.706	1.013	2.431	-9.395	-14.553
		60	0.499	7	0.571	3.229	4.306	-3.232	-23.445
		120	0.522	19	0.684	1.334	2.890	-5.162	-9.892
	VIT	5	0.499	167	0.611	0.799	1.254	-22.709	-25.437
		20	0.534	140	0.579	0.754	1.035	-31.624	-34.165
5day	LSTM	60	0.474	133	0.564	1.019	1.318	-17.427	-20.553
		120	0.503	117	0.547	0.688	0.831	-38.742	-38.791
	VIT	All	0.544	109	0.651	0.877	1.638	-9.925	-15.098
		5	0.467	45	0.511	1.346	1.407	-10.737	-20.282
		20	0.480	17	0.706	1.013	2.431	-9.395	-14.553
		60	0.499	7	0.571	3.229	4.306	-3.232	-23.445
		120	0.522	19	0.684	1.334	2.890	-5.162	-9.892
	VIT	5	0.499	167	0.611	0.799	1.254	-22.709	-25.437

Table 2.4. Results of the Multimodal stockmovement prediction Model (S&amp;P500)

Label	Model	Time step	ACC	No Trade	Winning Ratio	Payoff ratio	Profit factor	MDD	MDD (portfolio)
1day	LSTM	5	0.496	40	0.550	0.882	1.078	-21.622	-29.963
		20	0.466	10	0.500	0.665	0.665	-23.157	-30.611
		60	0.481	9	0.778	0.634	2.218	-9.481	-23.248
		120	0.485	4	0.500	3.251	3.251	-5.627	-19.138
	VIT	5	0.487	185	0.568	0.883	1.159	-18.254	-21.184
		20	0.511	181	0.564	0.867	1.119	-27.381	-28.282
		60	0.516	161	0.602	0.840	1.273	-21.115	-23.317
		120	0.525	129	0.620	0.867	1.416	-17.189	-18.906
5day	LSTM	All	0.53	142	0.577	0.964	1.317	-18.733	-19.227
	LSTM	5	0.467	45	0.511	1.346	1.407	-10.737	-20.282
		20	0.480	17	0.706	1.013	2.431	-9.395	-14.553
		60	0.499	7	0.571	3.229	4.306	-3.232	-23.445
	VIT	120	0.522	19	0.684	1.334	2.890	-5.162	-9.892
		5	0.499	167	0.611	0.799	1.254	-22.709	-25.437
		20	0.534	140	0.579	0.754	1.035	-31.624	-34.165
		60	0.474	133	0.564	1.019	1.318	-17.427	-20.553
5day	LSTM	120	0.503	117	0.547	0.688	0.831	-38.742	-38.791
	LSTM	All	0.544	109	0.651	0.877	1.638	-9.925	-15.098
	VIT	5	0.467	45	0.511	1.346	1.407	-10.737	-20.282
		20	0.480	17	0.706	1.013	2.431	-9.395	-14.553
		60	0.499	7	0.571	3.229	4.306	-3.232	-23.445
		120	0.522	19	0.684	1.334	2.890	-5.162	-9.892
	VIT	5	0.499	167	0.611	0.799	1.254	-22.709	-25.437
		20	0.534	140	0.579	0.754	1.035	-31.624	-34.165

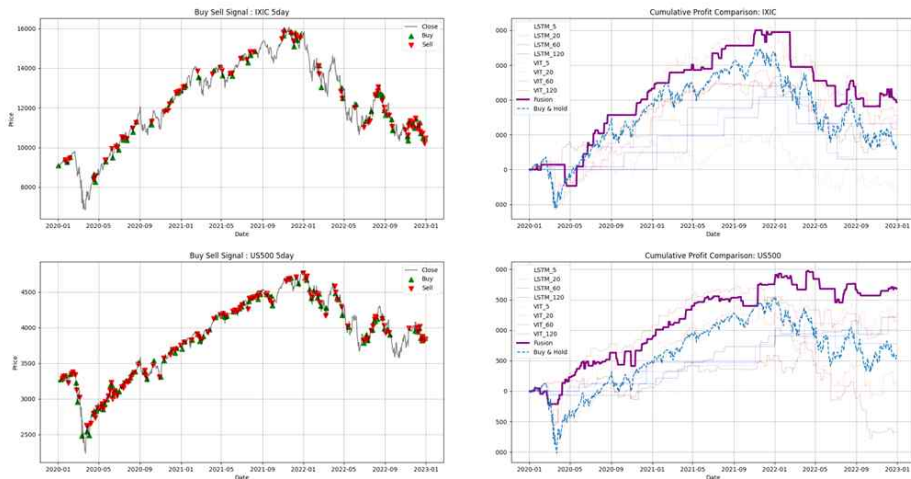


Fig 8. Trading Signal and Cumulative Profit Graph (NASDAQ, S&amp;P500)