A Survey of Stock Prediction

JaeYoung Cheong

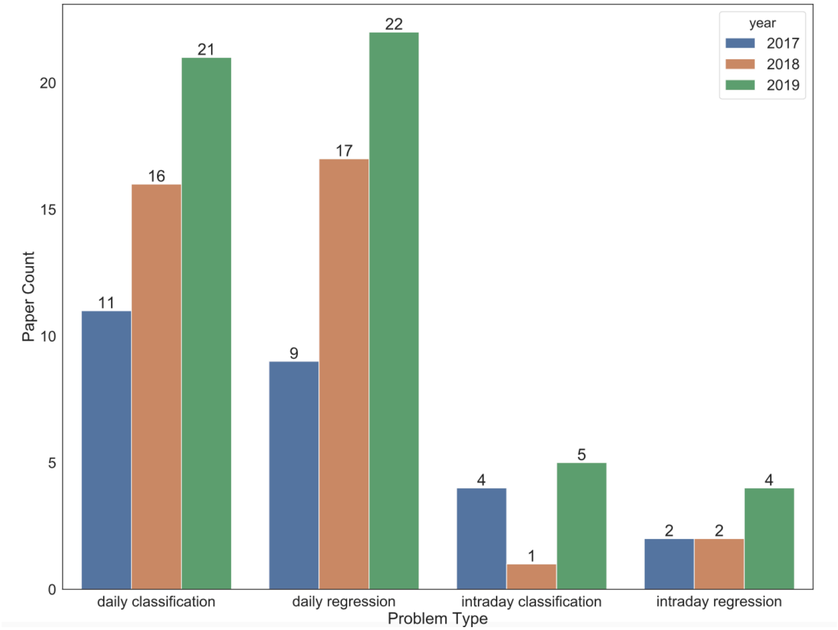
Paper Research [1]

In this study, the major focus would be the prediction of the close prices of individual stocks and market indexes.

More specifically, if the target to predict the **specific value** of the prices, we classify it as a **regression problem,**
and if the target is to predict the price movement **direction,** e.g., going up or down, we classify it as a **classification problem.**

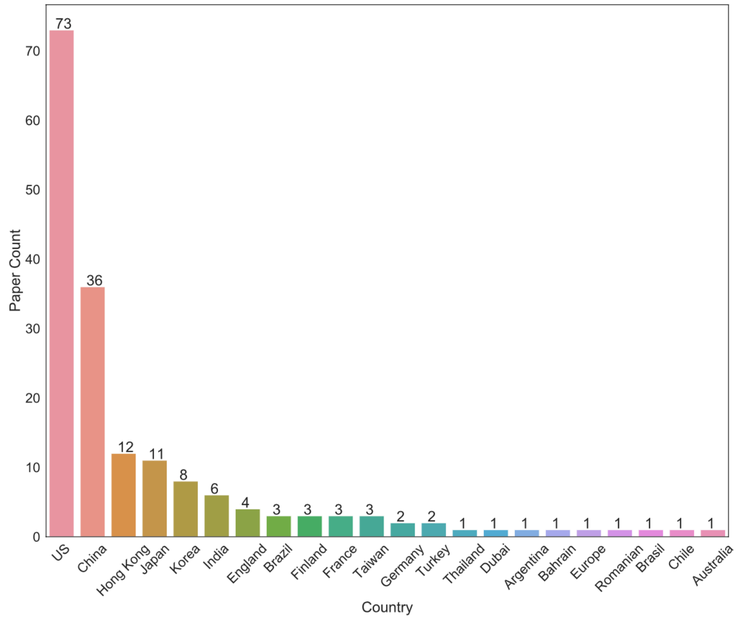
주가 예측 문제는 4 가지 유형으로 구분될 수 있다:

- **Daily분류**
- **Daily 회귀**
- **Intraday 분류**
- **Intraday 회귀**



Paper Research [1]

시장 별 연구 수



연구 절차

[1] 원raw 데이터 수집

[2] 데이터 전처리

[3] 예측 모델 만들기

[4] 모델 평가

Table 2: List of top conferences and the number of papers we cover in this study.

Conference Name	Paper Count
International Joint Conferences on Artificial Intelligence (IJCAI)	4
International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)	4
Conference on Information and Knowledge Management (CIKM)	3
International Conference on Neural Information Processing (ICONIP)	3
Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)	2
IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)	2
Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)	2
ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)	2
IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)	2
Others in total	34

■기본 분석자 Fundamentalists:

- 기본 분석자는 주가를 예측하기 위해 회사 자체를 분석한다. 기본 분석 접근은 주가 예측 시 뉴스, 회사의 수익성, 그리고 거시경제 요인에서 찾은 정보를 이용한다. [9]
- 회사의 securities(증권, 가치를 가지는 모든 것) 가격은 회사의 **내재적intrinsic 가치**에 상응한다.
  - ex) 만약 회사 A의 주가의 현재 가치가 내재적 가치보다 낮다면, 투자자들은 A 사의 주가가 그것의 기본 가치fundamental value와 동일해질 때 까지 A 사의 주식을 구매할 것

- **내재적 가치**: 기업이 가지고 있는 본질적 가치. 이는 기업이 **미래에** 벌어들일 수 있는 이익의 합을 현 시점으로 환산한 값이라고 간주될 수 있음 (재무제표, 사업 계획 등을 고려하여 평가)
- **시장 가치**: 현재 주가를 나타내는 회사의 가치. 이것은 회사의 실제 가치가 아닌 대중의 회사에 대한 시장 참여 의사를 측정

■ 기술 분석자 Technicians:

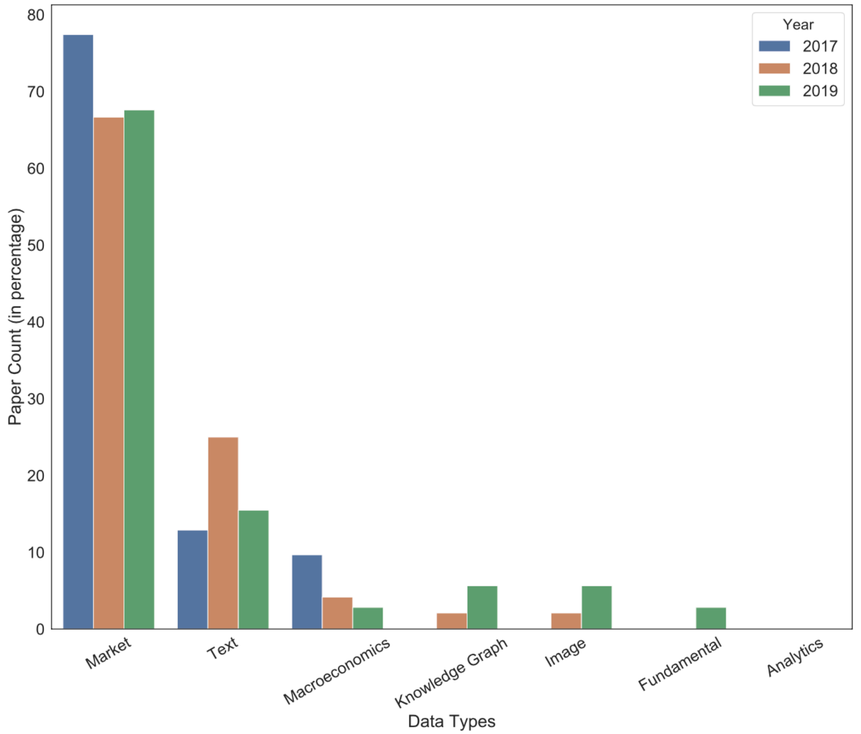
- 주가를 예측할 때 실제 세계에서 일어나는 사건을 고려하지 않는다. 기술 분석자는 오직 **복잡한 패턴을 가진 시계열 데이터만을 고려**하여 주가를 예측한다.
  - 종가, 거래량 등
- 일부 기술 분석자는 “어떻게 raw price data에서 유의미한 피처”를 추출할 지에 집중
  - ex) Adaptive Moving Average, Relative Strength Index etc

데이터 모으기

- 이전 데이터를 모아서 미래 예측 시 가정:
  - 역사는 그 자체로 반복된다 or 외재적 데이터 소스가 주식 시장에 영향을 미친다.
- **효율적 시장 가설(EMH)**: (회사의) Asset prices에는 이미 모든 이용가능한 정보를 반영

- NN 이용 시, 방대한 자료가 있는 market data 이용하는 것이 바람직
  - Market data: 모든 거래 활동에서 나타나는 데이터: open/high/low/close 가격, 거래량 등
  - 이 경우, Input data는 과거 N일 동안의 가격들이고, Target은 다음 날의 close price
- 텍스트 데이터는 뉴스, 소셜 미디어를 가장 많이 사용
- 거시경제 데이터는 소비자 물가 지수(CPI), GDP 등.
  - 이 지표들은 얼마나 전체 주식 시장이 건강한 지를 나타냄

- 새로운 유형의 데이터: **지식 그래프 등 (GNN)**
  - **Wikidata 이용**



[1] 참고

데이터 모으기

- 과거 데이터를 얼마나 모을 것인가

Art.	Data Set	Period	Feature Set	Method	Performance Criteria	Env.
[137]	Analyst reports on the TSE and Osaka Exchange	2016-2018	Text	LSTM, CNN, Bi-LSTM	Accuracy, R^2	R, Python, MeCab
[150]	Sina Weibo, Stock market records	2012-2015	Technical indicators, sentences	DRSE	F1-score, precision, recall, accuracy, AUROC	Python
[151]	News from Reuters and Bloomberg for S&P500 stocks	2006-2015	Financial news, price data	DeepClue	Accuracy	Dynet software
[152]	News from Reuters and Bloomberg, Historical stock security data	2006-2013	News, price data	DNN	Accuracy	-
[153]	SCI prices	2008-2015	OCHL of change rate, price	Emotional Analysis + LSTM	MSE	-
[154]	SCI prices	2013-2016	Text data and Price data	LSTM	Accuracy, F1-Measure	Python, Keras
[155]	Stocks of Google, Microsoft and Apple	2016-2017	Twitter sentiment and stock prices	RNN	-	Spark, Flume,Twitter API,
[156]	30 DJIA stocks, S&P500, DJI, news from Reuters	2002-2016	Price data and features from news articles	LSTM, NN, CNN and word2vec	Accuracy	VADER
Art.	**Data Set**	**Period**	**Feature Set**	**Method**	**Performance Criteria**	**Env.**
[157]	Stocks of CSI300 index, OCHLV of CSI300 index	2009-2014	Sentiment Posts, Price data	Naive Bayes + LSTM	Precision, Recall, F1-score, Accuracy	Python, Keras
[158]	S&P500, NYSE Composite, DJIA, NASDAQ Composite	2009-2011	Twitter moods, index data	DNN, CNN	Error rate	Keras, Theano

Art.	Data Set	Period	Feature Set	Method	Performance Criteria	Env.
[69]	Energy-Sector/ Company-Centric Tweets in S&P500	2015-2016	Text and Price data		Return, SR, precision, recall, accuracy	Python, Tweepy API
[165]	News from Reuters, Bloomberg	2006-2013	Financial news, price data	Bi-GRU	Accuracy	Python, Keras
[166]	News from Sina.com, ACE2005 Chinese corpus	2012-2016	A set of news text	Their unique algorithm	Precision, Recall, F1-score	-
[167]	CDAX stock market data	2010-2013	Financial news, stock market data	LSTM	MSE, RMSE, MAE, Accuracy, AUC	TensorFlow, Theano, Python, Scikit-Learn
[168]	Apple, Airbus, Amazon news from Reuters, Bloomberg, S&P500 stock prices	2006-2013	Price data, news, technical indicators	TGRU, stock2vec	Accuracy, precision, AUROC	Keras, Python
[169]	S&P500 Index, 15 stocks in S&P500	2006-2013	News from Reuters and Bloomberg	CNN	Accuracy, MCC	-
[170]	S&P500 index news from Reuters	2006-2013	Financial news titles, Technical indicators	SI-RCNN (LSTM + CNN)	Accuracy	-
[171]	10 stocks in Nikkei 225 and news	2001-2008	Textual information and Stock prices	Paragraph Vector + LSTM	Profit	-
[172]	NIFTY50 Index, NIFTY Bank/Auto/IT/Energy Index, News	2013-2017	Index data, news	LSTM	MCC, Accuracy	-
[173]	Price data, index data, news, social media data	2015	Price data, news from articles and social media	Coupled matrix and tensor	Accuracy, MCC	Jieba
[174]	HS300	2015-2017	Social media news, price data	RNN-Boost with LDA	Accuracy, MAE, MAPE, RMSE	Python, Scikit-learn
[175]	News and Chinese stock data	2014-2017	Selected words in a news	HAN	Accuracy, Annual return	-
[176]	News, stock prices from Hong Kong Stock Exchange	2001	Price data and TF-IDF from news	ELM, DLR, PCA, BELM, KELM, NN	Accuracy	Matlab

- 기존 연구들에서는 1년치부터 7년치까지 다양한 범위로 수집 [3]

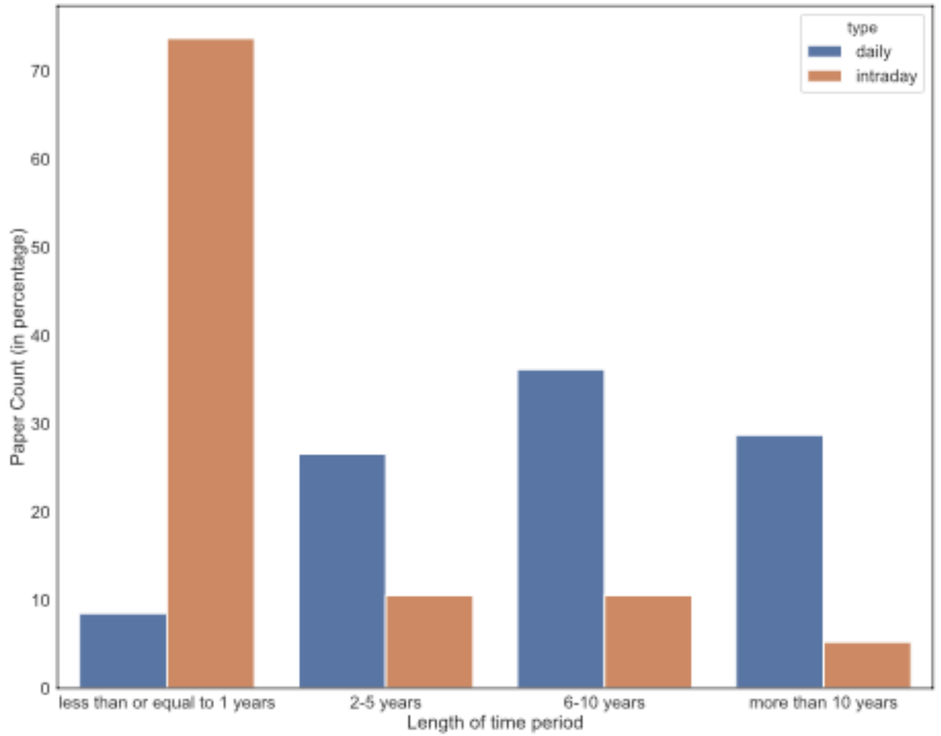


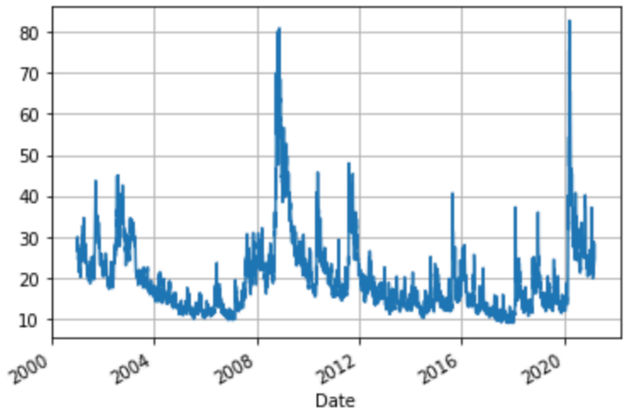
Figure 4: The distribution of data length.

A short time period of data is not sufficient to show the effective and has a higher risk of overfitting, while a long time period takes the risk of traversing different market styles and present out-of-dated results

데이터 전처리

- [1] **Denoising**:

- 주식 거래 과정에서 많은 비이성적 행동이 있기 때문에, 시장 데이터는 (가격 변화의 추세를 왜곡할 수 있는 예측을 오도할 수 있는) **노이즈로 가득 차 있다.**
  - **신호 처리 기술로서, wavelet transform이 주가 시계열에서 노이즈를 제거하는 데 사용되었다. (2017 Bao et al, 2019 Liang et al)**



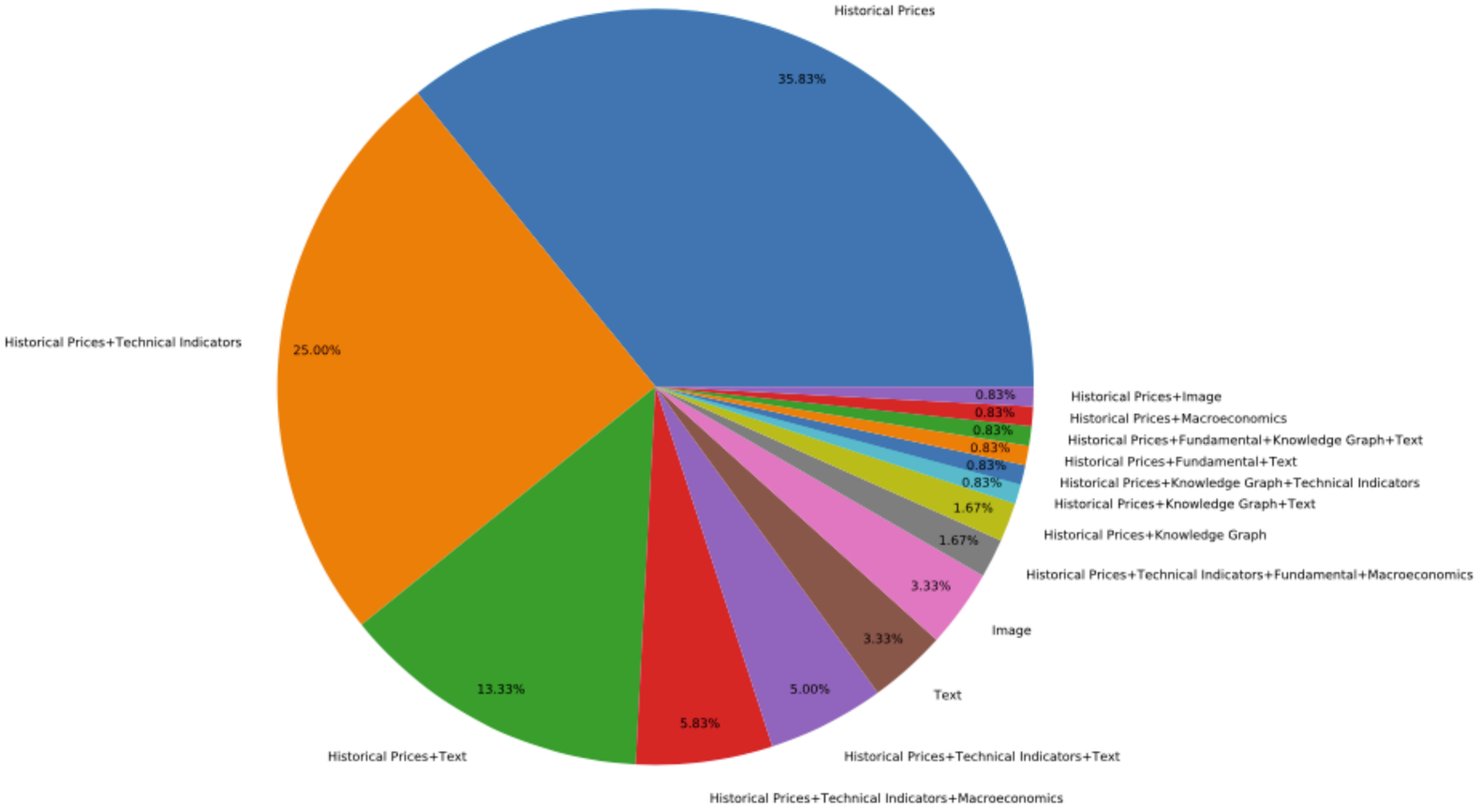
공포지수(VIX)의 시계열 데이터

- [2] Feature Extraction:

- 모델의 성능을 높이기 위해, 손으로 가공한 피처hadcrafted features가 예측 모델의 입력으로 사용된다.
- 기술적 분석 접근이 바로 이 피처 추출 방법이다. 이는 과거 주가, 거래량, 이동평균 등을 기초로 하여 가격의 방향을 예측하는 다양한 indicator를 만드는 방법이다.
- 최근 text에서 피처를 추출하는 방법이 딥러닝 모델에서 자주 이용된다.
  - 뉴스, 트위터
  - 미래 주가 방향에 대한 긍부정을 나타내는, 텍스트 내의 단어를 묘사하는 감성 벡터

[1] 참고

[3] 입력 피처의 결합에 대한 분포



1. 과거 주가
2. 과거 주가 + 기술적 지표
3. 과거 주가 + 텍스트
4. 과거 주가 + 기술 지표 + 거시 경제 지표
5. 과거 주가 + 기술 지표 + 텍스트

…

10. 과거 주가 + 지식 그래프
11. 과거 주가 + 지식 그래프 + 텍스트

[1] 참고

[4] 차원 축소

- 많은 서로 다른 피처 (기술적 지표)는 매우 상관적일 수 있고, 이들 모두 과거 주가와 거래량으로 얻어질 수 있다.
- 여러 피처를 사용할 때, 딥러닝 모델의 오버피팅 문제를 완화시키기 위해, 입력 피처의 차원 축소가 전처리 과정 시 요구됨
    - PCA
    - ICA (Independent Components Analysis)

[5] 피처 정규화Normalization & 표준화Standardization

- 피처의 정규화와 표준화는 모델의 학습 속도와 성능을 올리는 데 사용됨
    - Feature Normalization: 입력 피처의 스케일을 재조정해주는 과정. 보통, 모든 값을 0, 1 사이로 두게 함
    - Feature Standardization:

[6] 데이터 증가

- 주가 시계열의 크기가 공공 이미지 데이터셋 크기보다 비교적 적다고 하더라도, 데이터 증가 기법은 주가 예측을 포함한 시계열 예측에서 잘 사용되지 않음

[1] 참고

예측 모델

- 대부분의 예측 모델은 지도 학습 접근을 채택, 소수의 경우에 준-지도 학습 채택
- 3 가지 종류의 예측 모델
  - 1. 표준 모델: FeedForward, CNN, RNN, and their variants
  - 2. 하이브리드: CNN+LSTM
  - 3. 기타: GAN, Transfer Learning …

■ 감성 분석을 이용한 모델

[1] Li et al (2019b)

>> 가격과 뉴스 데이터를 감성 분석 (VADER) 결과를 통합

■GNN을 이용한 모델

>> 그래프 구조 데이터를 이용하여 설계된 모델. 마켓의 상호연결성interconnectivity를 통합하는 네트워크 구조를 이용하기 때문에 — 기존의 단일 회사 데이터만을 고려한 모델 보다 — 더 좋은 예측을 수행할 수 있음

[1] Matsunaga et al. (2019)

[2] Chen et al. (2018c)

[3] Kim et al (2019)

■ 전이학습Transfer Learning을 이용한 모델

[1] Nguyen & Yoon (2019)

>> 50 개 주가 데이터를 LSTM으로 학습시킨 Pretrained 모델을 KOSPI 200, S&P 500으로 파인튜닝

[1] 참고

제안된 모델의 연도 별 트렌드 변화

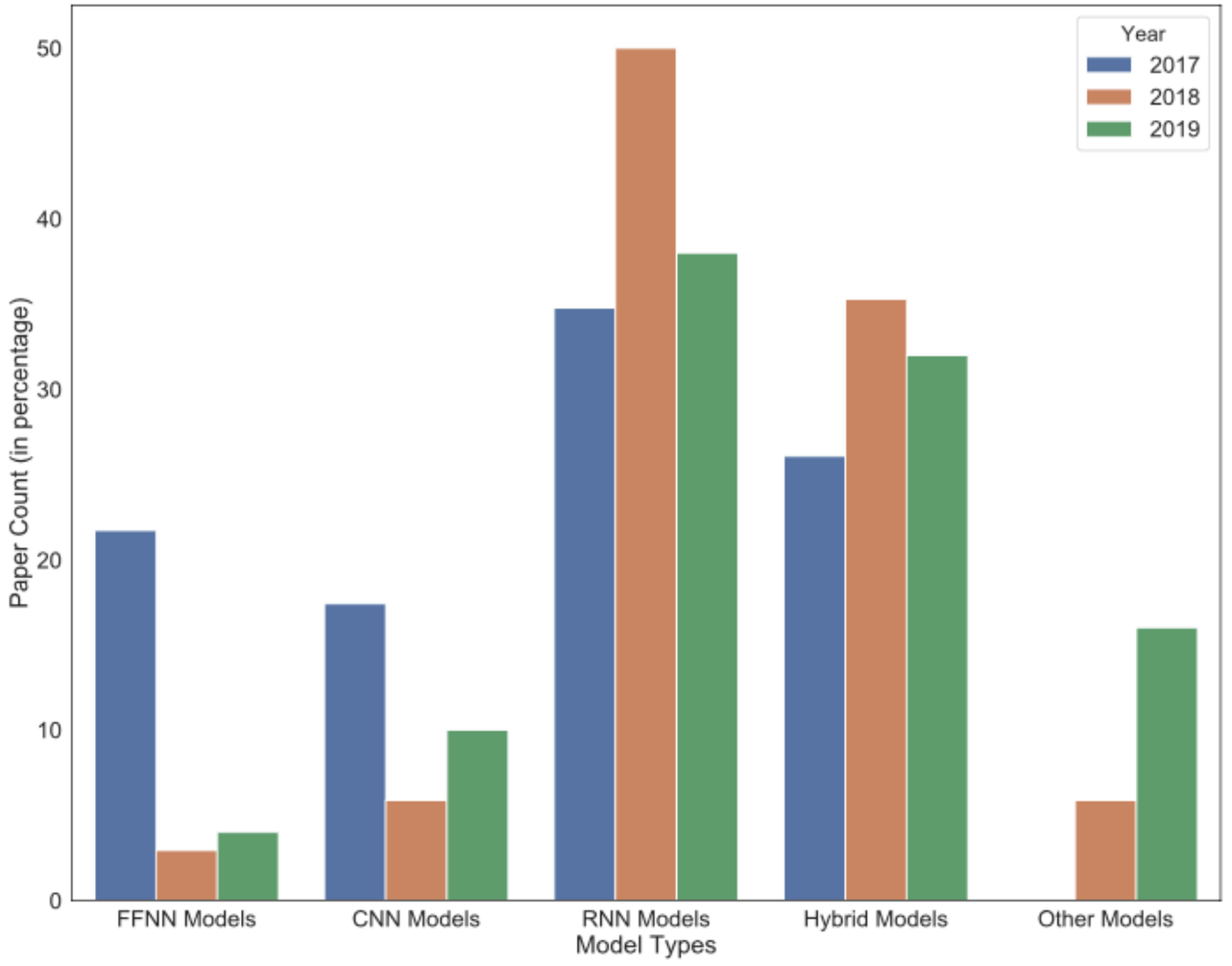


Figure 7: The usage of different models.

※ RNN 계열 모델은 많은 경우에 사용되었지만 2019 년 이후 새로운 모델(e.g. Attention etc)이 나타나면서 점차 사용이 줄어듦.

※ Other Models (GAN, GNN, Capsule Network, Reinforcement Learning, Transfer Learning)에 대한 사용이 증가

Graph Neural Network		
Chen et al. (2018c)	GCNN	LR, LSTM
Feng et al. (2019b)	TGC	SFM RNN (Zhang et al., 2017b), LSTM
Kim et al. (2019)	HGAN	MLP, CNN, LSTM, GCNN (Chen et al., 2018c), TGC (Feng et al., 2019b)
Matsunaga et al. (2019)	GNN	LSTM

[1] 참고

제안된 모델 수

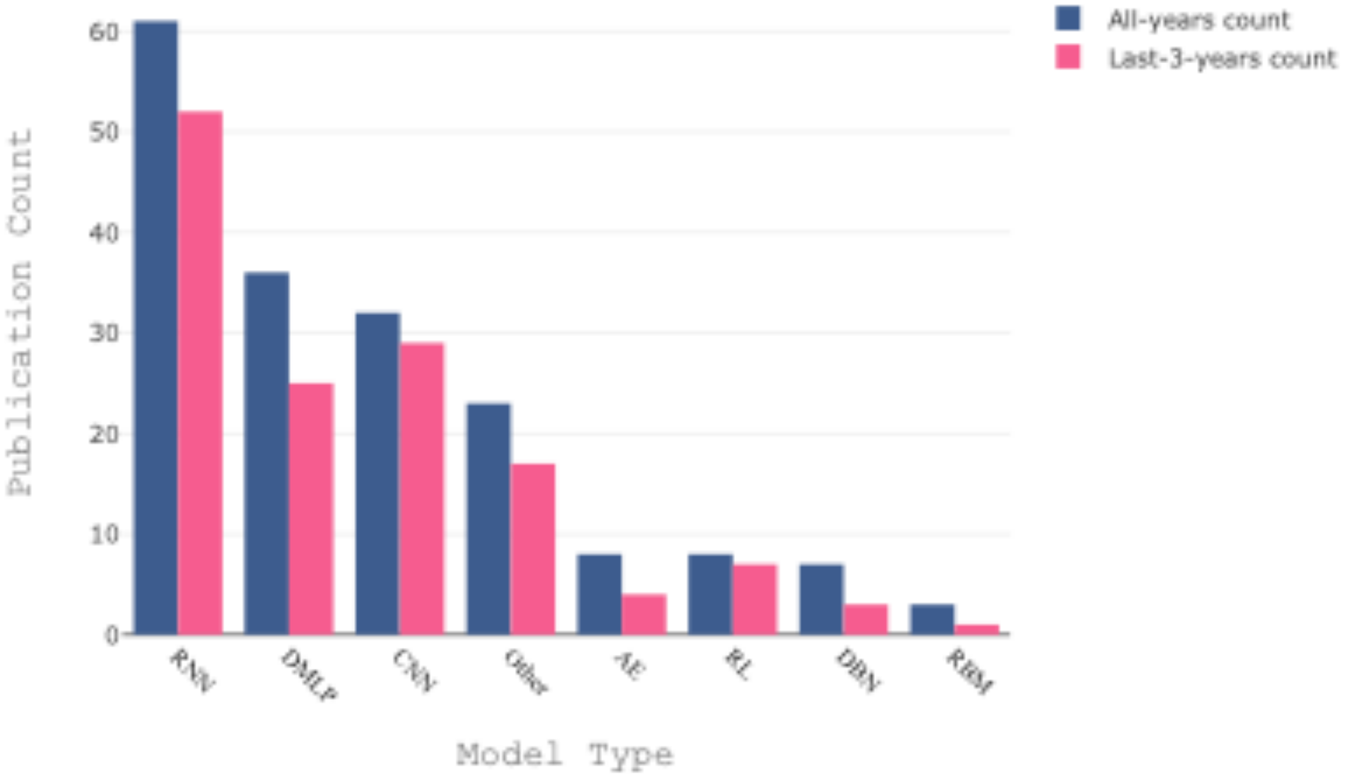


Figure 10: The histogram of Publication Count in Model Types

[3] 참고

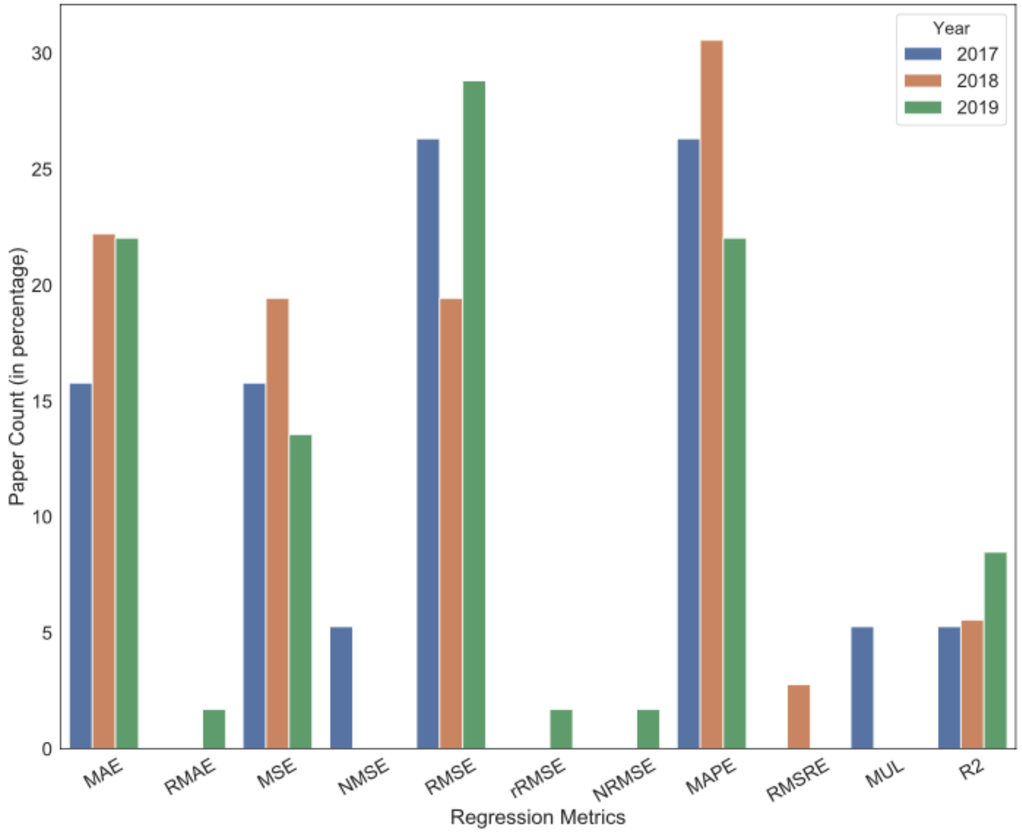
모델 평가

Regression Metrics

이 측정 방법은 **주가/인덱스 가격 예측 stock/index price prediction**을 수행하는 모델의 성능을 측정할 때 사용된다.

Common used metrics

- MAE
- RMAE
- MSE
- NMSE (normalised MSE)
- RMSE
- MAPE (Mean absolute percentage error)
- R2
- NRMSE



MAPE (%)	$\frac{100}{T}\sum_{t=1}^{T}\frac{\lvert y_t - f_t\rvert}{y_t}$	**실제값 대비 오차의 절대값들의 평균 * 100**

- t : time index, $t \in 0, \ldots, T$
- y_t : 실측값
- f_t : 예측값

특징: MAE와 같이, 제곱을 취하는 MSE 보다 상대적으로 특이치에 강건robust하다.
반면에, 절댓값을 취하기 때문에 모델이 실제보다 낮은 값으로 예측(under-performance)한지, over-performance한지 알 수 없다. [11]

[1] 참고

모델 평가

Classification Metrics

이 측정 방법은 **주가 움직임 예측 Movement Prediction**을 수행하는 모델의 성능을 측정할 때 사용된다.

Common used metrics

- Accuracy
- Precision
- Recall
- Sensitivity
- Specificity
- F1 score
- Average AUC score

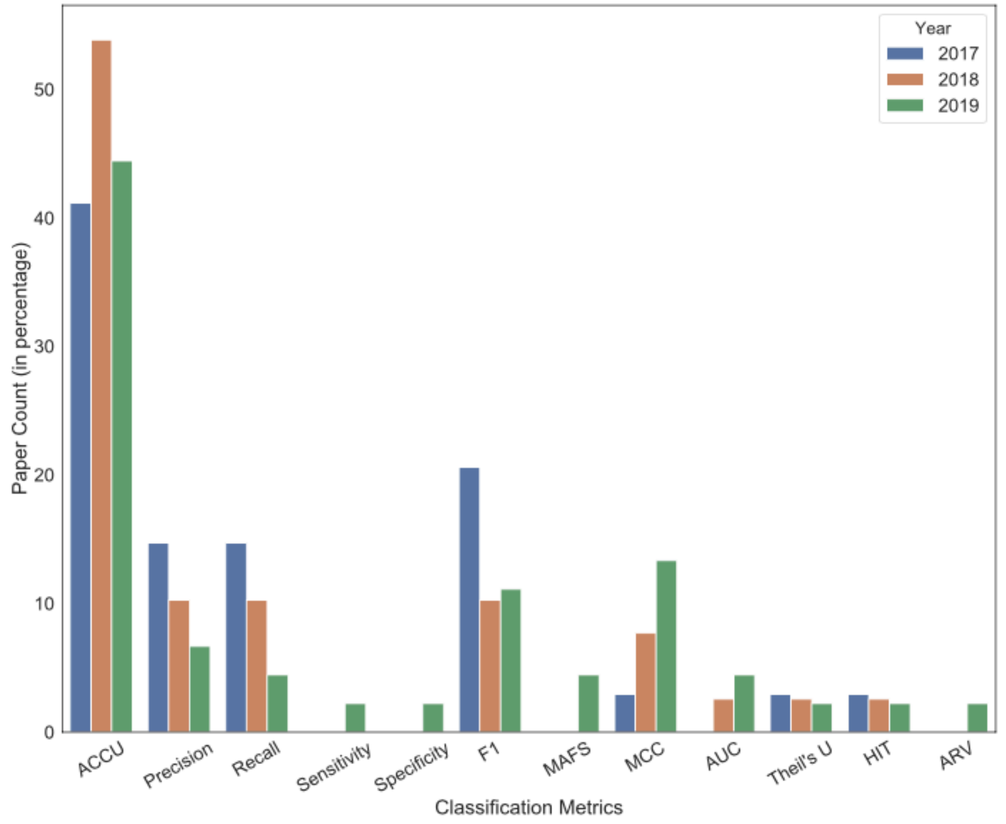


Figure 10: The usage of different classification metrics.

[1] 참고

어떻게 유용한 여러 요소들factors을조합할 것인가

“융합Fusion이란 (데이터를 예측하는 데) 효과적인 표현을 이끌어내려는 목적을 달성하기 위해 시도하는 단일 혹은 다양한 측면의 변형transformation이라고 간주될 수 있다.” [2]

가정1. 과거의 주식 시장 데이터와 다양한 요인이 결합되어 시장의 패턴을 만든다.

가정2. 효율적 시장 가설(EMH): 시장 정보는 주가로 통합된다. (여러 시장 정보는 가격의 움직임 내에 함축되어 있다.)

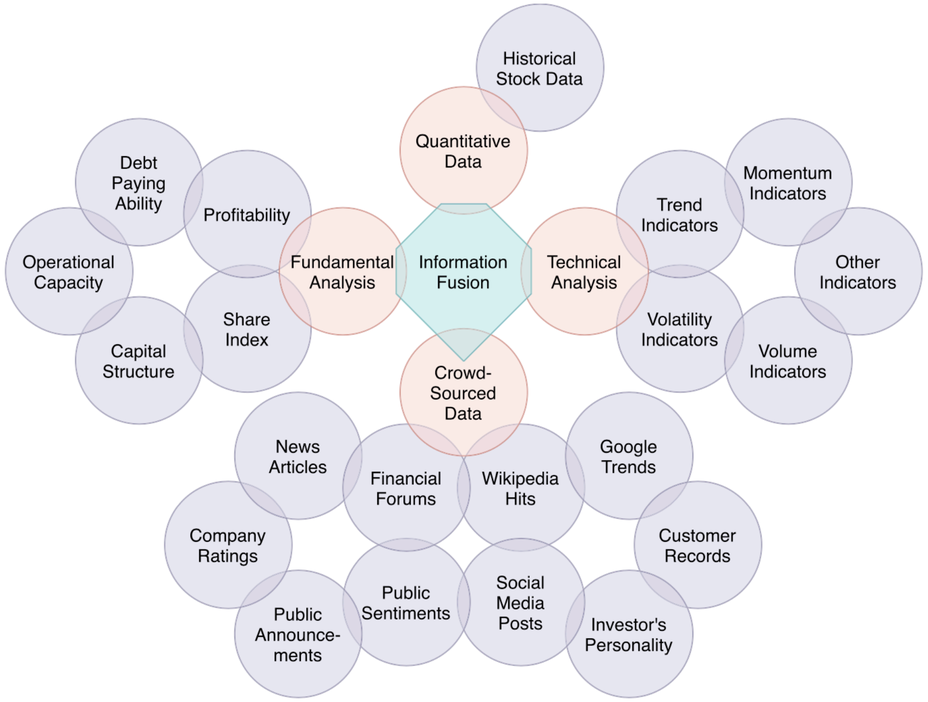


Fig. 2. Graphical representation of information fusion in stock market prediction.

[2] Thakkar, Ankit, and Kinjal Chaudhari. "Fusion in stock market prediction: A decade survey on the necessity, recent developments, and potential future directions.”*Information Fusion* 65 (2021): 95-107.

어떻게 유용한 여러 요소들factors을조합할 것인가

감성 분석과 행동 경제학 [3]

- One of the most important components of behavioral finance is emotion or investor sentiment.

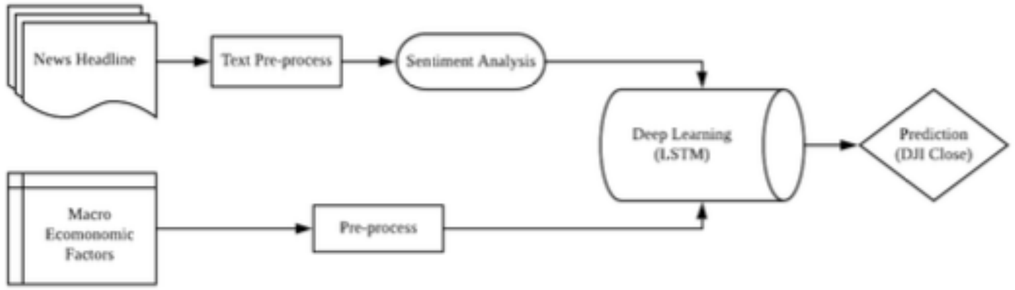


Fig. 5. Model Pipe line

$$DJI_t^{Close\,price} \approx News_t + Gold_t + Oil_t + Ex_t \qquad \text{(Eq. 1)}$$

그림 [5] 참고

Historical Prices + Text	Jin et al. (2019); Li et al. (2019b); Liu et al. (2019a); Liu & Wang (2019); Wang et al. (2019b); Xu & Cohen (2018); Matsubara et al. (2018); Tang & Chen (2018); Huang et al. (2018); Wu et al. (2018); Kumar et al. (2019); Li et al. (2017a); Tang et al. (2019); Huynh et al. (2017); Mohan et al. (2019); Hu et al. (2018a)

질문: 기존 연구들을 보면 동일한 조합(Historcal Prices + Text + (Macro Economic Factors) 이 빈번히 사용되고 있는데, 2019, 2020년 시점에서 이 접근은 전혀 새롭지 않다. 그럼에도 이 조합은 현재까지 많은 연구자들에게 애용되고 있는 것 같다. 2021년에 이 조합을 그대로 차용해도 괜찮을까?

- 만약 이것을 그대로 사용해도 괜찮다면, 기존에 <텍스트 감성분석>에서 사용되던 모델을 보다 더 최신 모델로 바꾸고 (e.g. BERT → RoBERTa),
- 여러 독립 변수들 중 어느 것을 입력 변수로 채택할 지를 구하기 위해 p-value가 유의 수준보다 작으면서 smallest한 것들만을 선택하여 사용되던 거시경제 지표도 (golds, oils → others) 교체.

[3] Ozbayoglu, Ahmet Murat, Mehmet Ugur Gudelek, and Omer Berat Sezer. "Deep learning for financial applications: A survey." *Applied Soft Computing* (2020): 106384. P23
[5] 장은아, 최회련, 이홍철. (2020). BERT를 활용한 뉴스 감성분석과 거시경제지표 조합을 이용한 주가지수 예측. 한국컴퓨터정보학회논문지 , 25(5), 47-56.

어떻게 유용한 여러 요소들factors을조합할 것인가

Table 3. Summary of Variable Combination Results

Combination	Loss	Batch Size				
		32	64	128	256	512
Dow Jones (DJ)	MSE	0.001058	0.000846	0.000755	0.000625	0.000564
	RMSE	0.032537	0.029100	0.027493	0.025009	0.023752
DJ + NLTK + BERT	MSE	0.001420	0.001077	0.000676	0.000516	0.000436
	RMSE	0.037693	0.032825	0.026016	0.022715	0.020903
DJ + Gold + Oil + ALL Currency	MSE	0.000913	0.000647	0.000416	0.000256	0.000202
	RMSE	0.030225	0.025442	0.020406	0.016011	0.014227
DJ + NLTK + BERT + Gold + Oil + ALL Currency	MSE	0.000710	0.000479	0.000451	0.000245	0.000187
	RMSE	0.026649	0.021891	0.021251	0.015668	0.013696
DJ + NLTK + BERT + Gold + Oil + EUR	MSE	0.000917	0.000482	0.000550	0.000199	0.000148
	RMSE	0.030288	0.021969	0.023460	0.014112	0.012181
BERT	MSE	0.038951	0.030013	0.016581	0.008398	0.004648
	RMSE	0.197361	0.173243	0.128769	0.091641	0.068181
NLTK	MSE	0.019886	0.017425	0.012136	0.005093	0.002781
	RMSE	0.141018	0.132005	0.110166	0.071371	0.052744

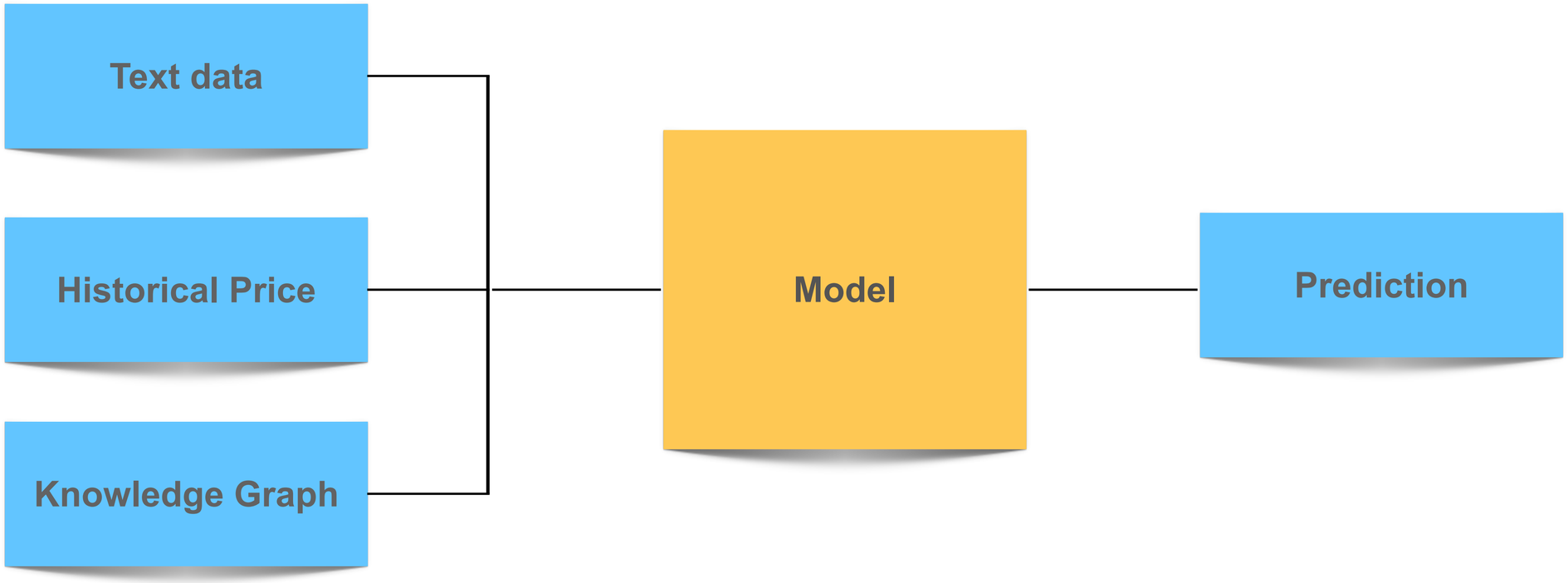
질문2

기존 연구에서는 왜 이 같은 거시 경제 지표를 채택했는지에 대한 구체적인 고려가 나와있지 않다. 피처 선택에 대한 구체적 고려를 추가하는 것은 어떠한가 (ex 왜 snp500을 예측하는 데 gold가 아닌 oil 가격을 피처로 채택했는지)

[5] 장은아, 최회련, 이홍철. (2020). BERT를 활용한 뉴스 감성분석과 거시경제지표 조합을 이용한 주가지수 예측. 한국컴퓨터정보학회논문지 , 25(5), 47-56.

어떻게 유용한 여러 요소들factors을 조합할 것인가

그래프 신경망 (Historical Price + Knowledge Graph + Text)



[3] Ozbayoglu, Ahmet Murat, Mehmet Ugur Gudelek, and Omer Berat Sezer. "Deep learning for financial applications: A survey." *Applied Soft Computing* (2020): 106384. P23
[5] 장은아, 최회련, 이홍철. (2020). BERT를 활용한 뉴스 감성분석과 거시경제지표 조합을 이용한 주가지수 예측. 한국컴퓨터정보학회논문지 , 25(5), 47-56.

Knowledge Graph

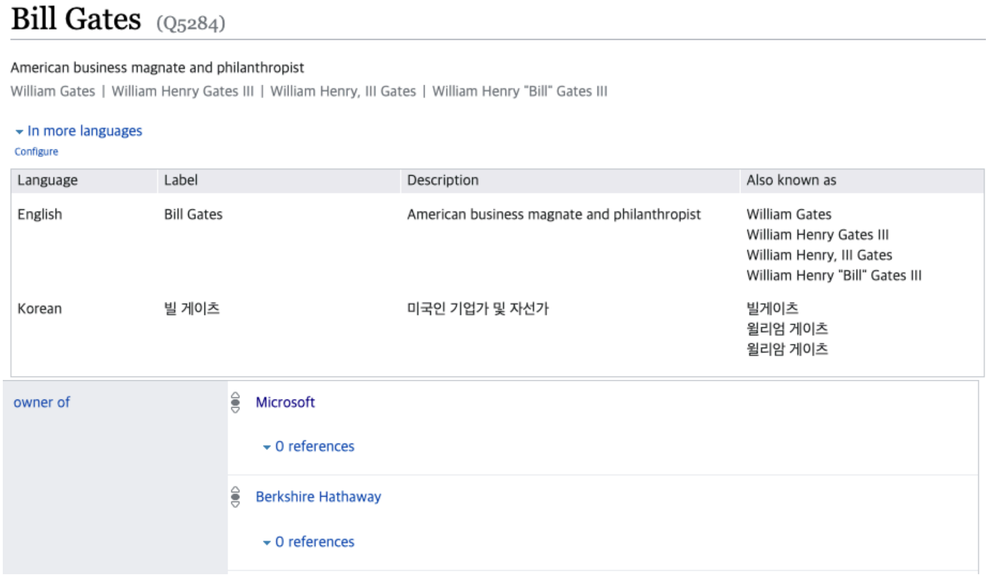
Wikidata: 회사들 간의 관계 데이터 이용

1차 관계: X → Y where 이들은 두 개의 주식.

2차 관계: X → Z ← Y where Z는 두 개의 주식 X,Y를 연결하는 엔터티

각 관계는 다양하게 존재: R1, R2, … Rn

Example)



Bill Gates (Q5284)

American business magnate and philanthropist

William Gates | William Henry Gates III | William Henry, III Gates | William Henry "Bill" Gates III

In more languages

Configure

Language	Label	Description	Also known as
English	Bill Gates	American business magnate and philanthropist	William Gates William Henry Gates III William Henry, III Gates William Henry "Bill" Gates III
Korean	빌 게이츠	미국인 기업가 및 자선가	빌게이츠 윌리엄 게이츠 윌리암 게이츠

owner of

Microsoft

0 references

Berkshire Hathaway

0 references

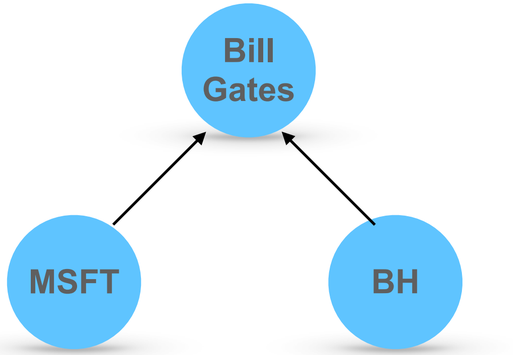
* 관계 R1이 "owned by" 를 지칭한다고 해보자.

두 회사 <Wells Fargo>와 <Bank of America>는 <Berkshre Hathaway>와 R1 관계에 있다.

: Wells Fargo → Berkshre Hathaway under R1 & Bank of America → Berkshre Hathaway under R1

* <Bill Gates> possesses ownership over <Microsoft>: Bill Gates → Microsoft

<Bill Gates> is a Board member of <Berkshire Hathaway>: Bill Gates → Berkshire Hathaway



[3] Ozbayoglu, Ahmet Murat, Mehmet Ugur Gudelek, and Omer Berat Sezer. "Deep learning for financial applications: A survey." *Applied Soft Computing* (2020): 106384. P23

[5] 장은아, 최회련, 이홍철. (2020). BERT를 활용한 뉴스 감성분석과 거시경제지표 조합을 이용한 주가지수 예측. 한국컴퓨터정보학회논문지 , 25(5), 47-56.

GNN Models

	Model	F1 ↑	Accuracy ↑	MCC ↑
	RAND	$0.502 \pm 8e{-4}$	$0.509 \pm 8e{-4}$	$-0.002 \pm 1e{-3}$
TA	ARIMA (Brown, 2004)	$0.513 \pm 1e{-3}$	$0.514 \pm 1e{-3}$	$-0.021 \pm 2e{-3}$
	Selvin et al. (2017)	$0.529 \pm 5e{-2}$	$0.530 \pm 5e{-2}$	$-0.004 \pm 7e{-2}$
	RandForest (Venkata Sasank Pagolu, 2016)	$0.527 \pm 2e{-3}$	$0.531 \pm 2e{-3}$	$0.013 \pm 4e{-3}$
	TSLDA (Nguyen and Shirai, 2015)	$0.539 \pm 6e{-3}$	$0.541 \pm 6e{-3}$	$0.065 \pm 7e{-3}$
	HAN (Hu et al., 2018)	$0.572 \pm 4e{-3}$	$0.576 \pm 4e{-3}$	$0.052 \pm 5e{-3}$
	StockNet - TechnicalAnalyst (Xu and Cohen, 2018)	$0.546 \pm -$	$0.550 \pm -$	$0.017 \pm -$
	StockNet - FundamentalAnalyst (Xu and Cohen, 2018)	$0.572 \pm -$	$0.582 \pm -$	$0.072 \pm -$
	StockNet - IndependentAnalyst (Xu and Cohen, 2018)	$0.573 \pm -$	$0.575 \pm -$	$0.037 \pm -$
FA	StockNet - DiscriminativeAnalyst (Xu and Cohen, 2018)	$0.559 \pm -$	$0.562 \pm -$	$0.056 \pm -$
	StockNet - HedgeFundAnalyst (Xu and Cohen, 2018)	$0.575 \pm -$	$0.582 \pm -$	$0.081 \pm -$
	HATS (Kim et al., 2019)	$0.560 \pm 2e{-3}$	$0.562 \pm 2e{-3}$	$0.117 \pm 6e{-3}$
	Chen et al. (2018)	$0.530 \pm 7e{-3}$	$0.532 \pm 7e{-3}$	$0.093 \pm 9e{-3}$
	Adversarial LSTM (Feng et al., 2019a)	$0.570 \pm -$	$0.572 \pm -$	$0.148 \pm -$
	MAN-SF (This work)	$\mathbf{0.605 \pm 2e{-4}}$	$\mathbf{0.608 \pm 2e{-4}}$	$\mathbf{0.195 \pm 6e{-4}}$

Model Component	F1 ↑	MCC ↑
LSTM + Historical Price	0.521	0.002
GRU + Social Media Text (BERT)	0.539	0.077
GCN + Historical Price	0.532	0.093
GRU + Social Media Text (USE)	0.546	0.101
GCN + Social Media Text (USE)	0.555	0.102
GAT + Historical Price	0.562	0.117
MAN-SF (Concatenation)	0.588	0.156
MAN-SF (Attention Fusion)	0.594	0.173
MAN-SF (Bilinear Transformation)	**0.605**	**0.195**

Table 2: Ablation study over MAN-SF's components.

[10] 참고

References

[1] Jiang, Weiwei. "Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress." *arXiv preprint arXiv:2003.01859* (2020).

[2] Thakkar, Ankit, and Kinjal Chaudhari. "Fusion in stock market prediction: A decade survey on the necessity, recent developments, and potential future directions." *Information Fusion* 65 (2021): 95-107.

[3] Ozbayoglu, Ahmet Murat, Mehmet Ugur Gudelek, and Omer Berat Sezer. "Deep learning for financial applications: A survey." *Applied Soft Computing* (2020): 106384. P23

[4] https://towardsdatascience.com/stock-prediction-using-recurrent-neural-networks-c03637437578

[5] 장은아, 최회련, 이홍철. (2020). BERT를 활용한 뉴스 감성분석과 거시경제지표 조합을 이용한 주가지수 예측. 한국컴퓨터정보학회논문지 , 25(5), 47-56.

[6] Matsunaga, Daiki, Toyotaro Suzumura, and Toshihiro Takahashi. "Exploring graph neural networks for stock market predictions with rolling window analysis." *arXiv preprint arXiv:1909.10660* (2019).

[7] Chen, Yingmei, Zhongyu Wei, and Xuanjing Huang. "Incorporating corporation relationship via graph convolutional neural networks for stock price prediction." *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. 2018.

[8] Kim, Raehyun, et al. "Hats: A hierarchical graph attention network for stock movement prediction." *arXiv preprint arXiv:1908.07999* (2019).

[9] Picasso, Andrea, et al. "Technical analysis and sentiment embeddings for market trend prediction." *Expert Systems with Applications* 135 (2019): 60-70.

[10] Sawhney, Ramit, et al. "Deep Attentive Learning for Stock Movement Prediction from Social Media Text and Company Correlations." *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. 2020.

[11] https://rk1993.tistory.com/entry/%EB%AA%A8%EB%8D%B8-%EC%84%B1%EB%8A%A5-%ED%8F%89%EA%B0%80-%EC%A7%80%ED%91%9C%ED%9A%8C%EA%B7%80-%EB%AA%A8%EB%8D%B8-%EB%B6%84%EB%A5%98-%EB%AA%A8%EB%8D%B8