

## Contents

I. 서론

II. 선행연구

III. 연구방법

IV. 실험

V. 결과

VI. 결론

## 1. 서론

### ✓ 연구배경

- 주가 예측 연구들은 주로 수치형의 데이터 또는 비정형 텍스트 데이터를 사용
- 주식차트 이미지를 입력 데이터로 삼아서 딥러닝 방법을 활용하여 이미지기반의 판별을 통해 주가를 예측하려는 시도 등장(Sim et al., 2019)
- 하지만 아직 특정한 형태의 주식차트를 가정하고 예측함
- 따라서, 이미지 특성이 주가에 영향주는 지는 아직 파악되지 않음



## 1. 서론

### ✓ 연구목적

- 주식차트의 이미지 특성이 주가 예측 정확도에 영향을 미치는지를 분석
- 다양한 주식차트 형태를 생성함
- 기존 이미지 기반 주가 예측 방법론과 성능 비교



## 2. 선형연구

### ✓ 문헌연구

Method	Determinants	Frequency	data type	Results	References
SVM,ANN	Close price	Daily	Numeric	Average performance of ANN model (75.74%) was found better than SVM model (71.52%).	Kara & Boyacioglu, 2010
SVM	Single words, bigram, polarity, noun phrase	Daily	Text	A robust feature selection allows lifting classification accuracies significantly above previous approaches when combined with complex feature types.	Hagenau et al., 2013
ANN, SVM, linear regression	Economic info, financial ratios	Yearly	Numeric	Five times twofold cross-validation and AUC as a performance measure and the first to make such an extensive benchmark in this domain.	Ballings et al., 2015
MLP,RNN, CNN	Close price	Daily	Numeric	CNN can model financial time series better than all the other considered architectures.	Di Persio & Honchark, 2016
ANN, GA	Close price	Daily	Numeric	The hybrid GA-ANN model is better than the ANN model	Qiu & Song, 2016
CNN	Open and close prices	Daily	Numeric	3D-CNNpred is the first 3-dimensional CNN model designed for stock market prediction.	Hoseinzadeh & Haratizadeh, 2019
CNN	Close price	Monthly	Image	To generated from a trained deep CNN model using stock bar chart images. acc(52%)	Sezer & Ozbayoglu, 2019
SVM, ANN,CNN	Close price	Every 30 minutes	Image	Technical indicators cannot be good input variables	Sim et al., 2019

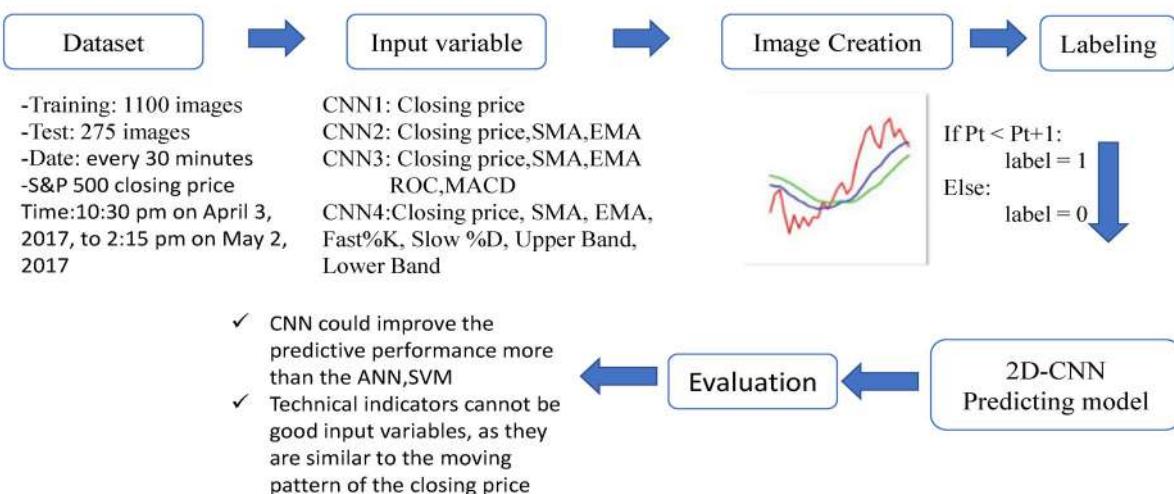
&lt;Table 1&gt; Summary of explained papers

- ✓ 기존 연구는 주로 수치형의 데이터 또는 비정형 텍스트 데이터를 사용



## 2. 선형연구

- ✓ 이미지 기반 주가 예측(Sim et.al.2019)



## 2. 선형연구

- ✓ 이미지 기반 주가 예측(Di Persio, L., & Honchar, O. 2016)



-Time: S&P500 Daily  
-Data: 16706 data point  
-train: 80%  
-test: 20%

	MSE	Accuracy
MLP	0.26	0.521
CNN	0.2491	0.536
RNN	0.2498	0.522

CNN can model financial time series better than all the other considered architectures(RNN,MLP).



Evaluation

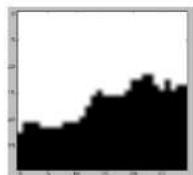


## 2. 선형연구

- ✓ 이미지 기반 주가 예측(Sezer et.al.,2019)



-Training: 2500 images(1997-2006)  
-Test: 2500 images(2007-2012)  
-Date: 30days-Dow Jones 30  
-Image size:30 x 30



If  $P_t < P_{t+5}$ :  
label = 0(buy)  
Else:  
label = 1(sell)



Evaluation

To generated from a trained deep CNN model using stock bar chart images.  
acc(52%)



## 2. 선형연구

- ✓ 이미지기반 주가 예측 연구

특정 이미지로만 학습 시킴

Dataset 부족



이미지 특성이 예측 성능에 영향을 줄까?



## 3. 연구방법

- ✓ 연구 프로세스



<Figure 1 > Research Process



### 3. 연구방법

#### ✓ Dataset

- 시간 : 2015 – 2019(5년간) 일별 주가 데이터(출처: Dataguide)
- 주식 : 코스피 기업(789개)
- 다양한 형태의 이미지(30개)
- Image size: 28 x 28
- 총 1,412,525 개 이미지 생성, (train: 1,281,173 test: 142,352)



### 3. 연구방법

#### ✓ 이미지 특성

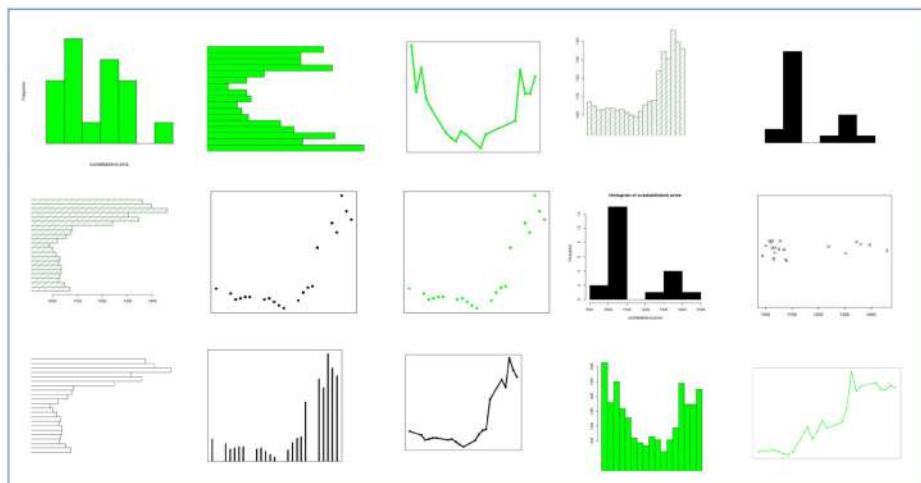
Image characteristics	Variable name	Values
Series	X1	time series = 1, frequency = 2
Graph type	X2	plot = 1, hist = 2, barplot = 3, stripchart = 4
Graph direction	X3	horizontal = 1, vertical = 2
Appearance of axis	X4	no = 0, yes = 1
Forecast date	X5	after 1 day = 1, after 5 days = 2
Bar/line	X6	bar = 1, line = 2
Color	X7	no = 0, yes = 1
Color tone	X8	monotone = 0, colorful = 1
Dotted/Solid line	X9	solid line = 0, dotted = 1 (density)

<Table 2>Image characteristics



### 3. 연구방법

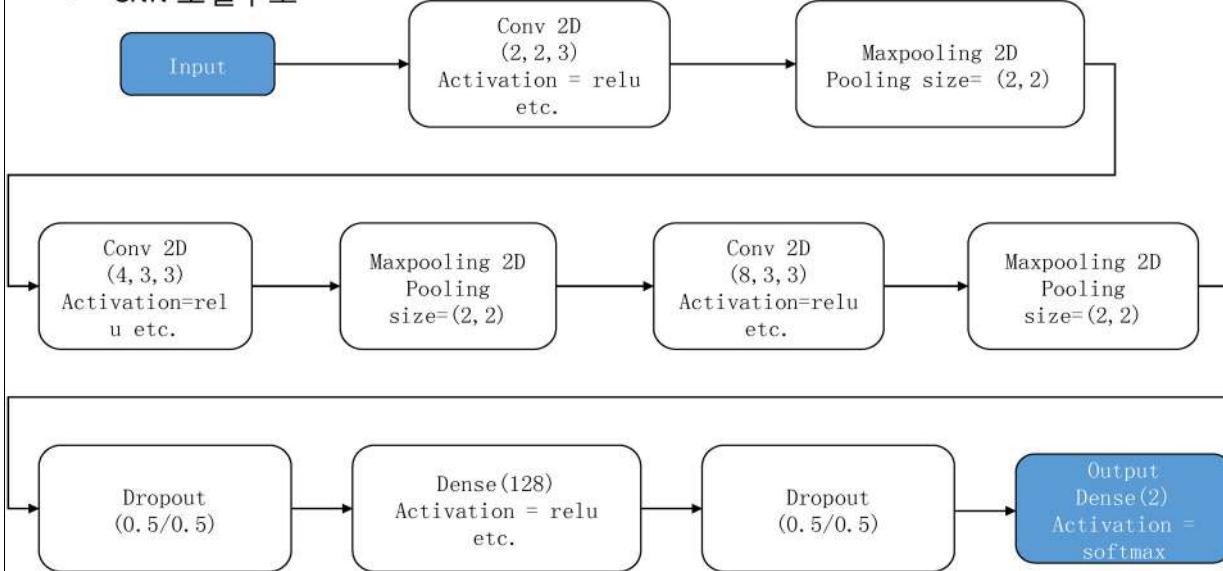
#### ✓ 이미지 형성



<Figure 2> Sample charts

### 3. 연구방법

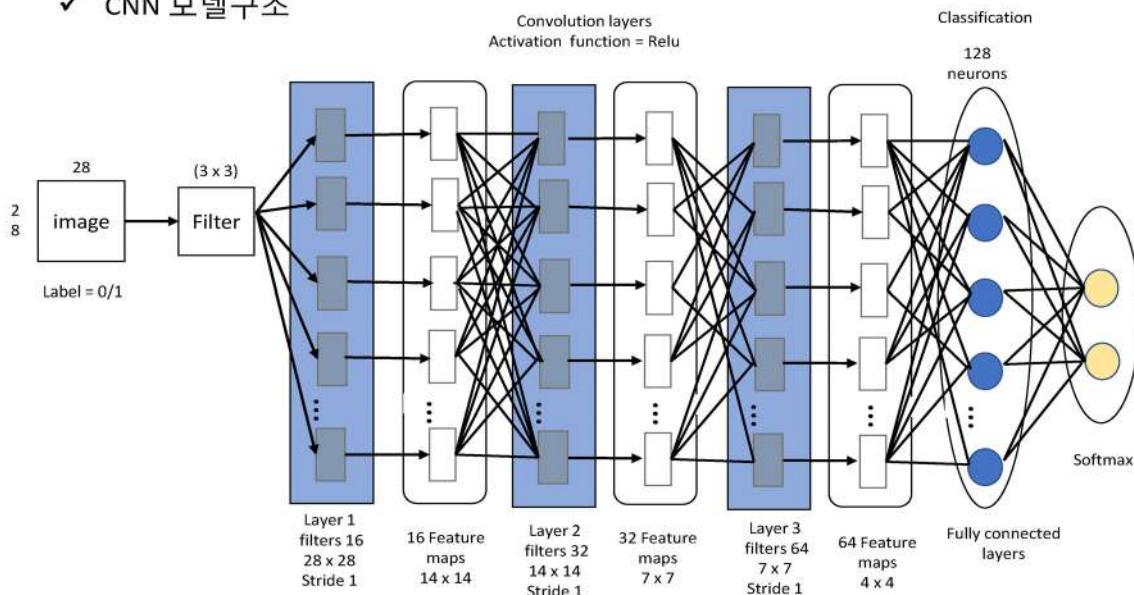
#### ✓ CNN 모델구조



<Figure 3>. Structure of the CNN

### 3. 연구방법

#### ✓ CNN 모델구조



&lt;Figure 4&gt; CNN network

### 4. 실험

#### ✓ Activation function 조작화

activation	Conv1	Conv2	Conv3	FullyConnected	acc
selu	selu	selu	elu	62.72	
softplus	softplus	softplus	elu	56.60	
elu	elu	softplus	elu	61.00	
softsign	softsign	softsign	elu	65.90	
softplus	elu	softsign	elu	57.65	
selu	softsign	softsign	elu	52.30	
selu	softsign	selu	elu	61.93	
selu	selu	elu	elu	62.33	
elu	selu	selu	elu	62.40	
softplus	softplus	softsign	elu	63.33	
softplus	softsign	softplus	elu	60.39	
elu	softsign	softplus	elu	64.90	
elu	elu	elu	relu	59.82	
elu	relu	elu	elu	55.65	
softsign	elu	softsign	elu	56.96	
softsign	relu	softsign	elu	62.26	
softsign	elu	elu	softsign	60.65	
softsign	softplus	softplus	elu	60.33	
softsign	softplus	softplus	relu	63.66	
selu	softplus	softplus	elu	63.12	
selu	softsign	softsign	relu	61.33	
elu	softsign	softsign	selu	64.68	
elu	selu	selu	elu	64.64	
relu	selu	selu	relu	63.80	
elu	softsign	elu	softsign	63.41	
elu	softplus	softplus	elu	60.26	
relu	softplus	softplus	relu	64.28	
relu	elu	elu	selu	61.73	
relu	relu	elu	selu	62.46	
elu	relu	relu	selu	64.20	
softsign	softsign	softsign	selu	60.51	
softsign	elu	elu	selu	61.00	
softsign	relu	relu	selu	64.10	
softplus	softplus	softplus	selu	61.10	
elu	elu	elu	selu	65.95	
elu	selu	selu	selu	62.30	

&lt;Table 3&gt; Combination of activation functions

## 5. 결과

	0	<0. 40	0.40-0.50	0.50-0.60	0.60-0.70	0.70-0.80	>0. 8	합계
count	0	3	176	677	104	0	960	
percent	0	0	0.18	0.71	0.11	0	1	
average				0.643				

&lt;Table 4&gt; Distribution results and average accuracy after testing

Method	Data	Methods	Accuracy
Gunduz et al. <sup>5</sup> (2017)	Numeric	CNN	56.0%
Nelson et al. <sup>7</sup> (2017)	Numeric	LSTM	55.9%
Zhong & Enke <sup>8</sup> (2017)	Text	PCA	57.5%
Di Persio & Honchar (2016)	Numeric	MLP	52.1%
Di Persio & Honchar (2016)	Numeric	LSTM	52.2%
Di Persio & Honchar (2016)	Numeric	CNN	53.6%
Proposed method	Chart Image	CNN	64.3%

&lt;Table 5&gt; Performance comparison



## 6. 결론

### ✓ 학술적 시사점

- 이미지 기반의 주가 예측 연구를 더욱 활성화 함
- 본 연구의 결과를 근거로 CNN에게 제공하는 주식차트의 모양을 결정하는 최적의 방법을 개발함

### ✓ 실무적 시사점

- AI를 활용한 주식 투자 시, 주가 예측에 유리한 이미지 특성대로 주식차트를 생성하는 것이 성능에 영향을 주게 됨
- 향후 주가예측 외의 다른 문제에서도 이미지 기반으로 딥러닝을 수행할 때, 최적의 이미지 특성을 도출한 후에 진행하게 되면 성능이 더 제고될 것을 시사함



# Thank you

• E-mail [jinguangxun0407@khu.ac.kr](mailto:jinguangxun0407@khu.ac.kr) • Homepage <http://caitech.khu.ac.kr>