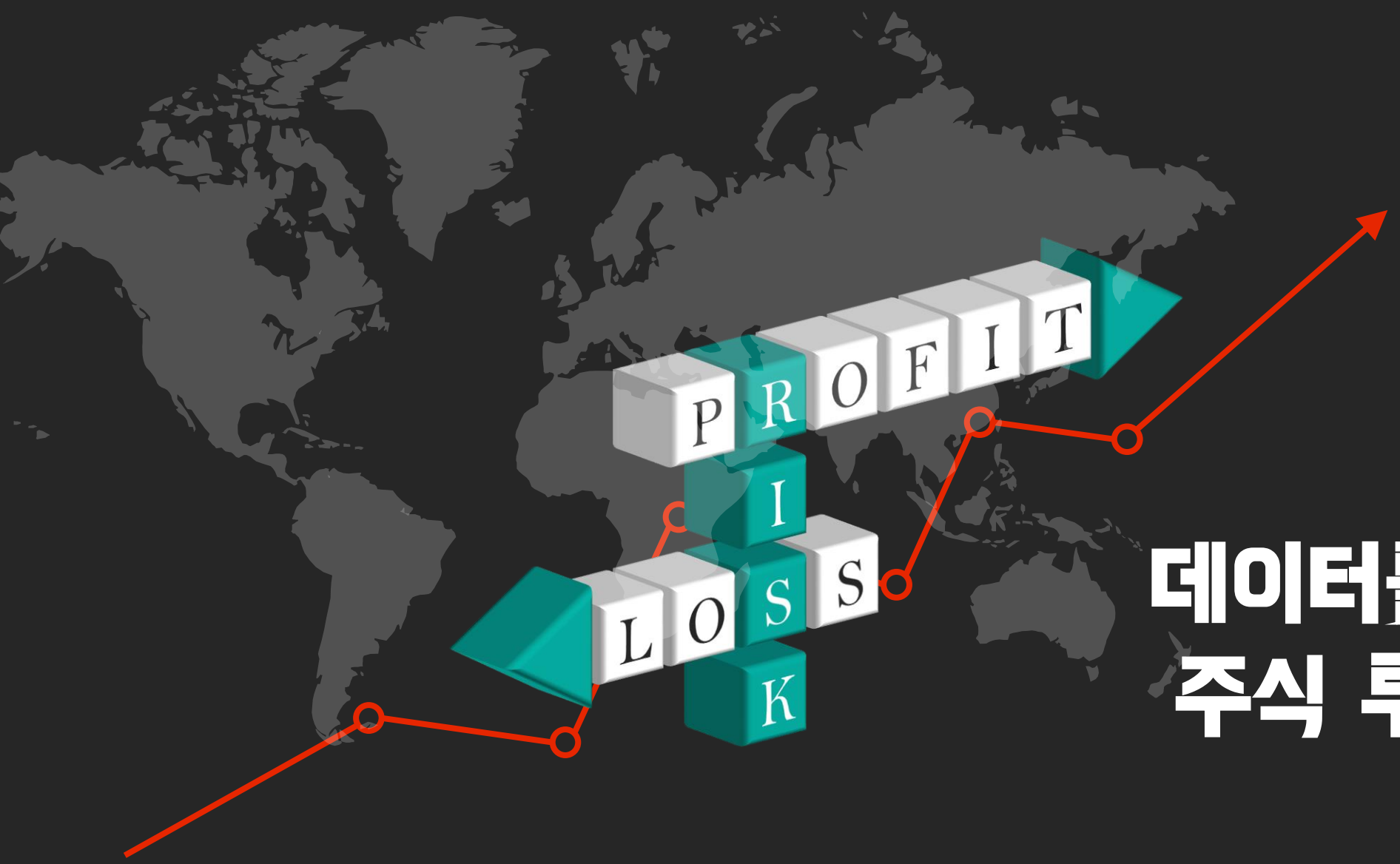


데이터를 활용한 주식 투자 전략

팀명 : 떡상 가즈아~!!

Our Team Member

- 이일섭 멘토
- 신한카드 데이터 분석

Jo Sanghun

- 데이터 수집
- ARIMA
- 재무제표 분석

Jeong Daun

- 데이터 수집
- 기술적 지표 분석
- 모델링(Pycaret)

Yun Songyi

- 데이터 수집
- ARIMA
- 재무제표 분석

Bang Eunho

- 데이터 수집
- 기술적 지표 분석
- 모델링(Backtesting)

Table of contents

01 선정 배경

주제 및 데이터 선정 배경

02 시계열 분석

ARIMA 분석

03 기술적 분석

RSI, MACD, 정분류율, 모멘텀

Pycaret, Backtesting

04 기본적 분석 및 결론

재무제표 분석

결론

선정 배경

주제 선정 배경

물가 오른만큼 월급이 안 오른다…실질임금 0%

입력 2022-01-27 14:52:09 수정 2022.01.27 14:52:09 세종=양종곤 기자

MZ세대 선호 재테크 수단 1위는 '부동산'… 2위는 주식

머니 경제

'고위험·고수익' 추구하는 MZ…자산관리도 주식·펀드 등 투자상품

2022.01.13 금융·증권 > 금융

"5% 은행 이자는 별로"… 군인들도 적금 대신 주식·코인한다

'장병내일준비적금' 가입자 감소세
최근 주식·가상화폐 시장 변동성 커 투자 주의해야

- 사회생활을 하게 되면 개인의 자산을 관리하는 경우 발생
- 적금은 자산운용에 있어서 더 이상 효율적인 방법이 아님
- 하지만 정보도 없이 투자에 매일 매달리는 것은 수익이 나도 장기적인 관점에서는 삶의 도움이 안됨

어떤 투자방법을 선택하느냐도 중요하지만, 이에 앞서, 나의 현재 재무상태, 위험에 대한 감내 수준, 기대수익률 등을 체크해보는 시간이 먼저 필요합니다. 이러한 부분들을 고려하여 목표를 세우고, 상품에 대한 고민을 해야 합니다. 또한 상품에 대한 지식은 인터넷이나 금융기관을 통해 쉽게 얻을수 있지만, 먼저 경제에 대한 공부를 통해 필요한 정보와 잘못된 정보를 선별할 수 있는 안목을 길러야 합니다. 이를 통해 자신에게 맞는 상품을 선택한다면, 최선의 투자라고 생각합니다.

너무 잦은 매매가 아닌
투자 유형을 수립

데이터 선정 배경

- 사용 데이터

  KOSPI 200 Data

Why??

- 미국 주식, 코인보다 편한 투자 시장
- 코스닥 보다 시장변동성이 적음
- 수많은 레퍼런스와 데이터 활용 용이

- 데이터 종류(2019 -2021)
  - ✓ 코로나 시기가 포함된 기간의 주가 동향을 분석

< 한국 거래소 데이터 >

지수명 코스피 200 조회

조회기간 20180703 ~ 20220104 1일 1개월 6개월 1년

Close ×

2022.03.30 AM 11:06:53 (20분 지연 정보) 전주 백만원

일자	종가	대비		등락률	시가	고가	저가	거래량	거래대금	상장시가총액
2022/01/04	395.40	▼	0.11	-0.03	396.01	396.71	393.35	117,161	7,335,075	1,908,027,275
2022/01/03	395.51	▲	1.32	+0.33	397.16	399.44	394.26	97,581	5,916,888	1,909,559,749
2021/12/30	394.19	▼	2.53	-0.64	397.13	398.59	393.89	103,887	6,441,432	1,902,371,491
2021/12/29	396.72	▼	4.49	-1.12	398.74	399.16	395.85	169,048	8,442,540	1,914,640,390
2021/12/28	401.21	▲	2.60	+0.65	399.56	401.21	397.24	169,712	9,338,598	1,935,521,460
2021/12/27	398.61	▼	1.92	-0.48	400.61	401.07	398.31	103,636	5,653,275	1,920,708,427
2021/12/24	400.53	▲	2.38	+0.60	399.72	402.46	399.66	102,503	6,252,102	1,929,070,500
2021/12/23	398.15	▲	2.08	+0.53	397.98	398.36	395.71	105,282	6,647,241	1,919,620,421
2021/12/22	396.07	▲	2.12	+0.54	396.82	398.06	394.77	100,313	6,446,064	1,910,087,957
2021/12/21	393.95	▲	2.58	+0.66	394.35	395.28	391.19	105,998	6,533,208	1,904,137,929
2021/12/20	391.37	▼	7.59	-1.90	396.42	396.61	390.92	97,270	6,575,366	1,895,359,388
2021/12/17	398.96	▲	1.28	+0.32	394.46	399.02	394.26	134,698	8,722,582	1,932,001,853

< Yahoo Finance 데이터 >

Date	Open	High	Low	Close	Volume	Change
2018-12-03	42750	43400	42400	43250	12110702	0.033453
2018-12-04	42650	42900	41900	42150	14347746	-0.025434
2018-12-05	40900	41750	40850	41450	12631983	-0.016607
2018-12-06	40600	41100	40450	40500	14251826	-0.022919
2018-12-07	40900	41400	40850	40950	11433083	0.011111

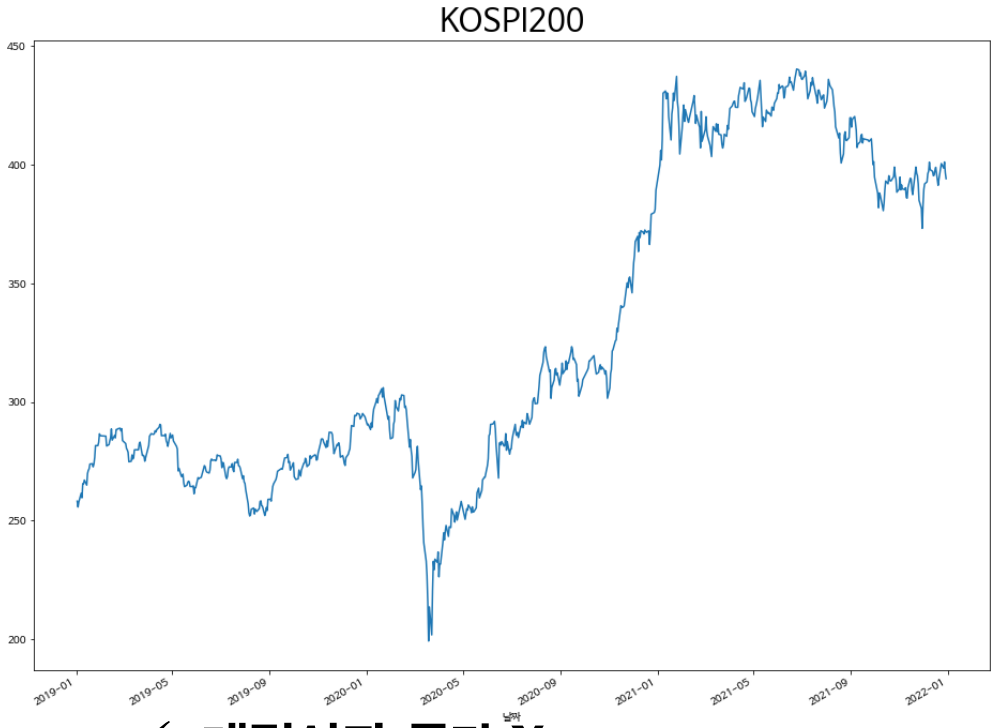
시계열 분석

시계열 분석

- **정의**
  - 시계열 데이터에 바탕을 둔 분석 방법
  - 시계열 데이터는 통계 숫자를 시간의 흐름에 따라 일정한 간격마다 기록한 통계 계열 데이터
- **적용 모델**
  - ARIMA(자기 회귀 누적 이동 평균)

시계열 분석

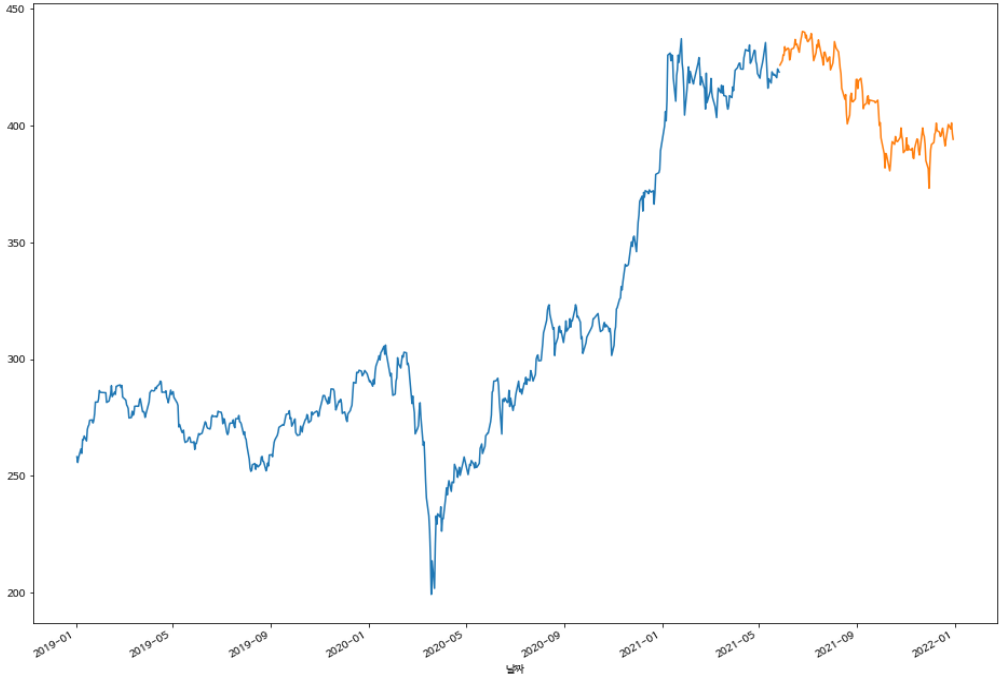
- **ARIMA**
  - ➢ **KOSPI200 지수**
    - **종가 시각화**



✓ **계절성과 주기 X**

✓ **대체적으로 상승 추세**

- **데이터 나누기**



시계열 분석

- **ARIMA**
  - ➢ **KOSPI200 지수**

- **최적 ARIMA 모형**

```
Performing stepwise search to minimize aic
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] intercept   : AIC=3361.466, Time=0.24 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept   : AIC=3360.247, Time=0.03 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] intercept   : AIC=3361.760, Time=0.10 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] intercept   : AIC=3361.849, Time=0.12 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0]             : AIC=3360.943, Time=0.03 sec

Best model:  ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept
Total fit time: 0.516 seconds
```

시계열 분석

- **ARIMA**
  - ➢ **KOSPI200 지수**
    - **잔차 검정**

```
                               SARIMAX Results
==============================================================================
Dep. Variable:                      y   No. Observations:                  593
Model:               SARIMAX(0, 1, 0)   Log Likelihood               -1678.123
Date:                Wed, 30 Mar 2022   AIC                           3360.247
Time:                        09:12:00   BIC                           3369.014
Sample:                             0   HQIC                          3363.662
                                - 593
Covariance Type:                  opg
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
intercept      0.2783      0.169      1.644      0.100      -0.054       0.610
sigma2        16.9702      0.637     26.639      0.000      15.722      18.219
===================================================================================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.49   Jarque-Bera (JB):               192.6
Prob(Q):                              0.48   Prob(JB):                         0.0
Heteroskedasticity (H):               4.18   Skew:                             0.0
Prob(H) (two-sided):                  0.00   Kurtosis:                         5.7
===================================================================================

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
```

✓ **Jarque-Bera**

➢ 잔차가 정규성을 따름

✓ **Ljung-Box**

➢ 잔차는 자기상관성이 존재하지 않음(귀무 가설)

➢ 귀무 가설 채택

잔차는 **자기상관성이 존재하지 않지만**
정규성을 따르지 않음을 확인

시계열 분석

• ARIMA

➢ KOSPI200 지수

- 예측 시각화

✓ 한 번에 예측하는 것이 아니라, 일자를 기준으로 하나씩 예측하고, 관측치(Close)를 업데이트

- 모델 평가(MAPE)

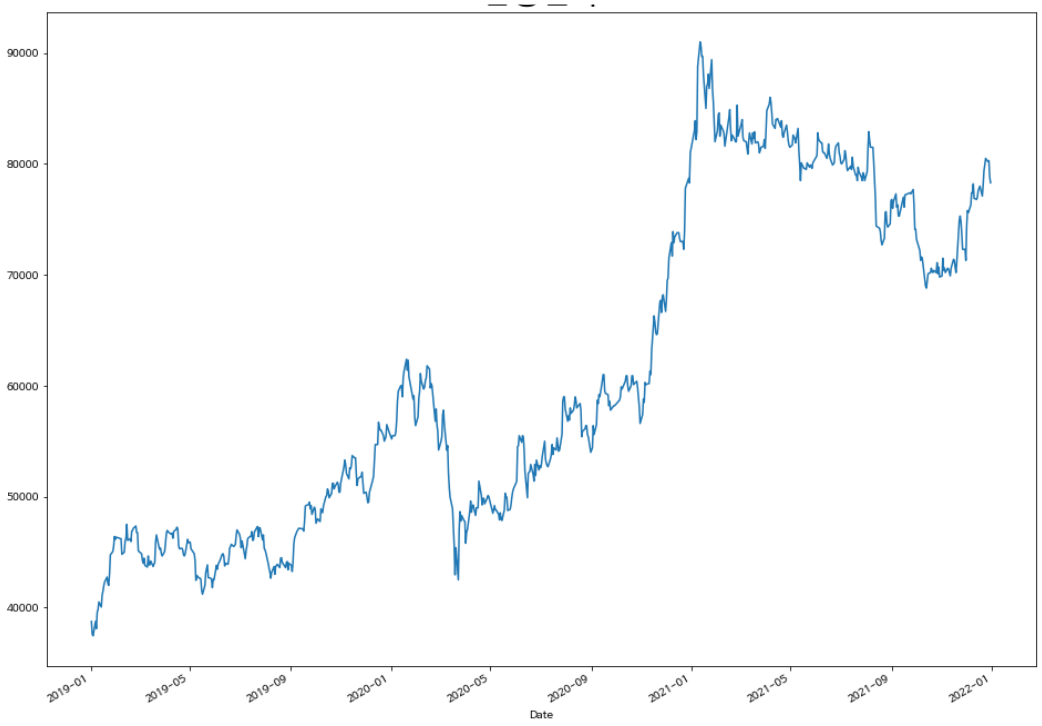
✓ MAPE(Mean Absolute Percentage Error)

✓ [|(예측값 - 실제값)| / 실제값] * 100

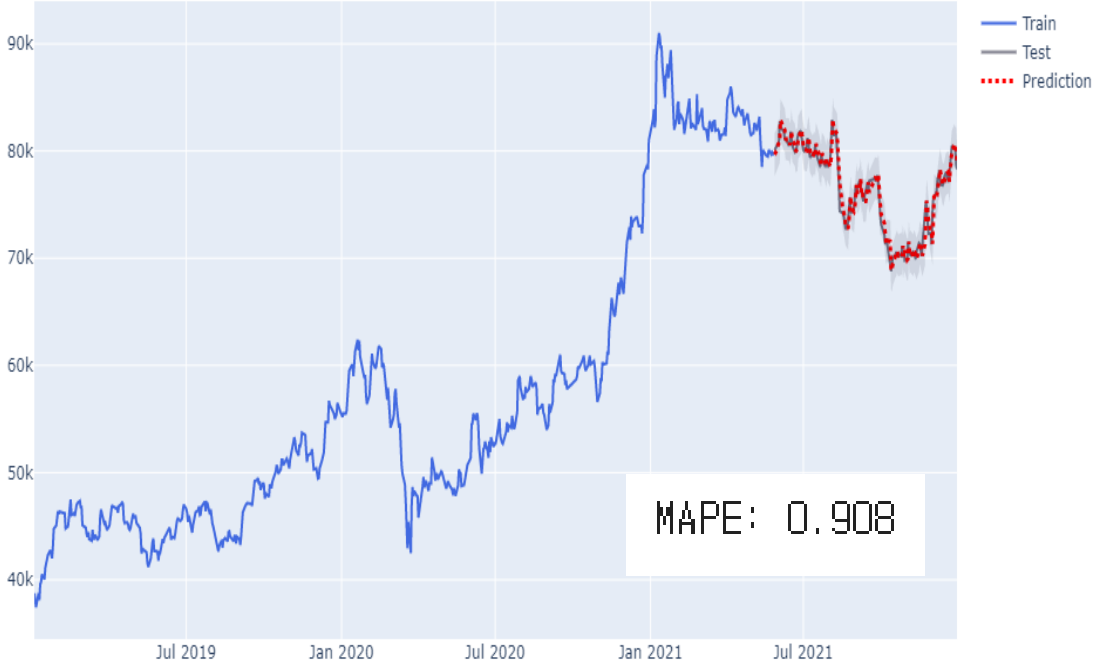
➢ 잔차가 실제값의 0.722% 차지

시계열 분석

- **ARIMA**
  - ➢ **삼성전자**
    - **종가 시각화**



- **예측 시각화**



➢ **잔차가 실제값의 0.908% 차지**

기술적 분석

기술적 분석 지표(평균회귀 기준)

- ✓ 가격 데이터를 사용한 분석으로 각 지표는 특정 기간의 일자를 사용한 투자 방식
- ✓ 기술적 지표에는 대칭/Ascending/Descending Triangle, Bollinger Band, ADX, 일목균형표, MACD, RSI, MA Crossover, Momentum 등 존재
- ✓ 본 프로젝트는 데이터를 지표에 잘 적용할 수 있는 MACD, RSI, MA Crossover, Momentum을 적용

기술적 분석 지표(평균회귀 기준)

- 이동평균선(MA) : N일 동안의 종가를 N으로 나눈 평균값 예) 5, 20, 60, 120
- 보류(= 0) : 다음날에도 상승, 하락 추세가 유지 될 경우(공통적인 조건)

MA Crossover

- 이동평균선(MA)의 차
- 5일 이동 평균선이 20,60,120일 이동평균선을 상향 돌파하면 매수(= 1), 하향 돌파하면 매도(-1), 보류하는 경우(= 0)

Momentum

- (N일 전 주가/ 현재 주가 - N일 전 주가) * 100
- 5일(Signal), 20일 Momentum 지표 사용
- 20일 Momentum이 음수이면서 Signal선이 20일 Momentum을 상향 돌파하면 매수(= 1), 반대의 경우(= -1), 보류하는 경우(= 0)

MACD

- 12이동평균선 - 26일 이동평균선
- MACD Signal = 9일 이동 평균선
- MACD가 양수이거나 음수에서 양수로 변하는 경우 MACD - MACD Signal이 양수면 매수(= 1), 반대의 경우 매도(= -1), 보류하는 경우(= 0)

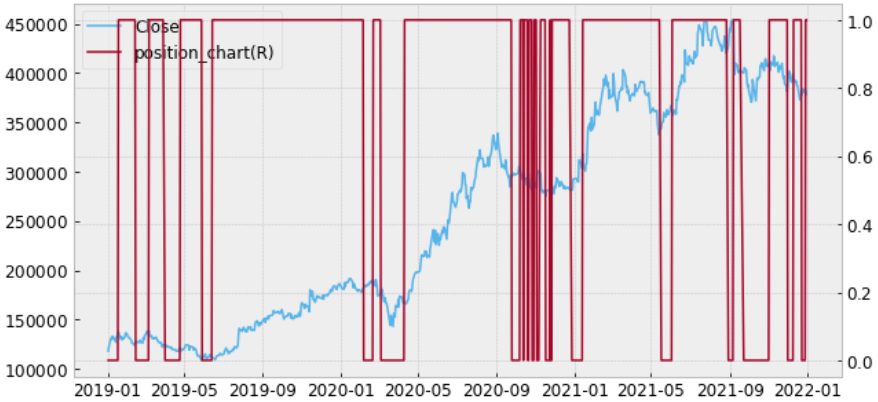
RSI

- [(14일 종가 상승폭 합계) / (14일 종가 상승폭 합계 + 14일 종가 하락 폭 합계)] * 100
- RSI 지수가 30 이하면 매수(= 1), 70이상이면 매도(= -1), 보류하는 경우(= 0)

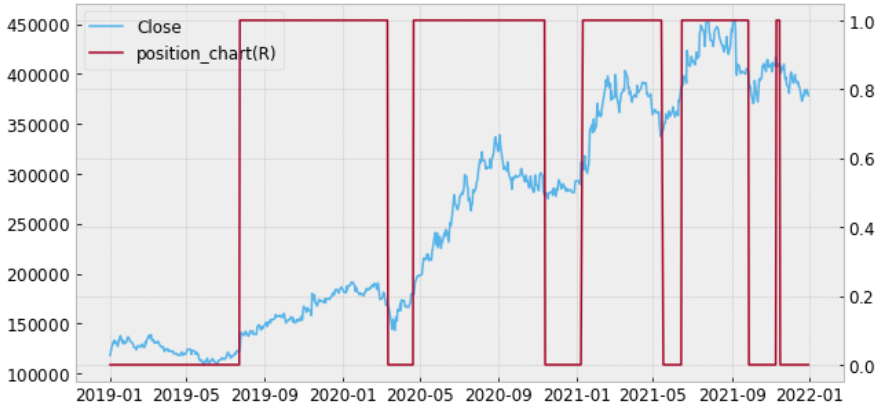
Backtesting

➢ NAVER(상승 추세)

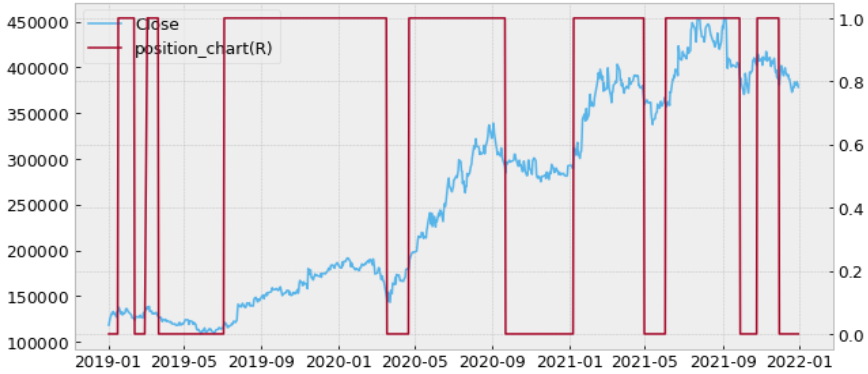
< MACD >



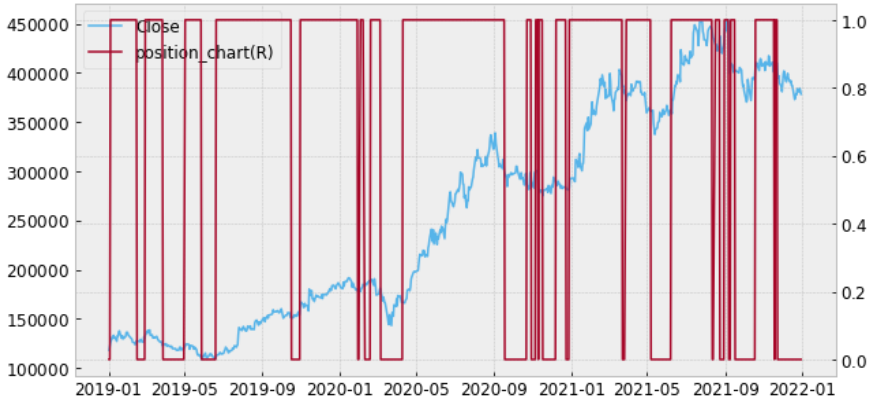
< MA Minus >



< RSI >



< Momentum >



➢ 수익률(%)

- MACD : 71.56
- MA Minus : 134.31
- RSI : 83.77
- Momentum : 226.36

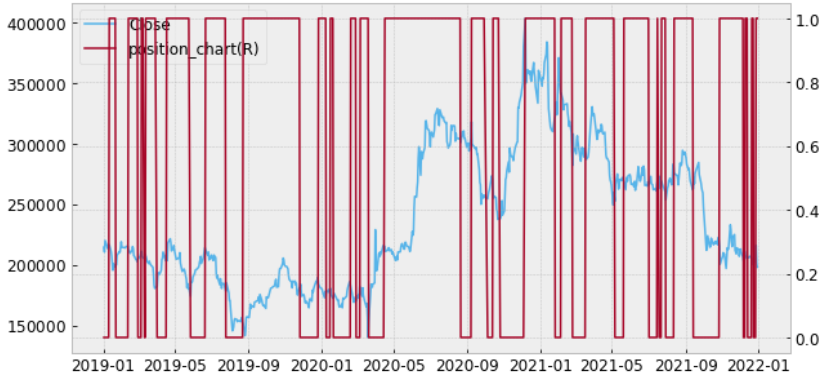
벤치마크	
수익률	MDD
220.76	-25.33

상승 추세에서는 기술적 지표가 벤치마크보다 수익률이 낮음

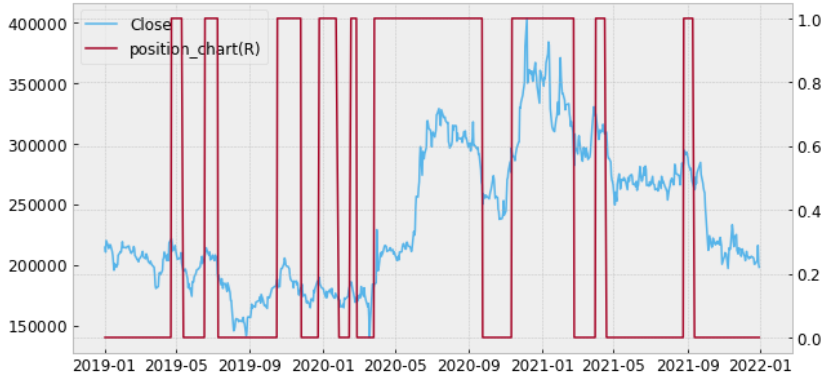
Backtesting

➢ POSCO(횡보 추세)

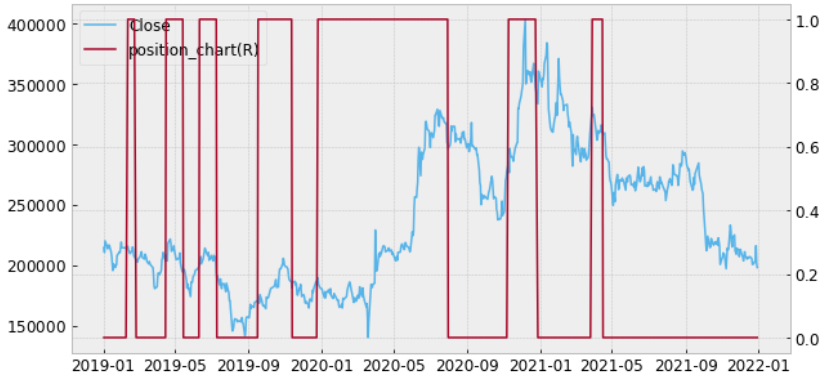
< MACD >



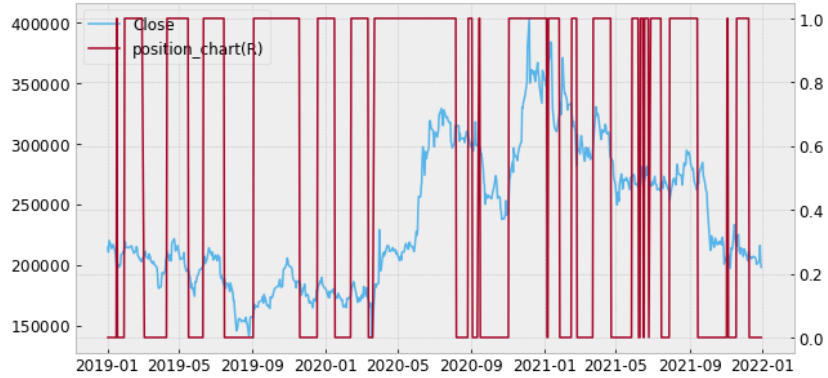
< MA Minus >



< RSI >



< Momentum >



➢ 수익률(%)

- MACD : 372.88
- MA Minus : -27.45
- RSI : 50.63
- Momentum : 79.04

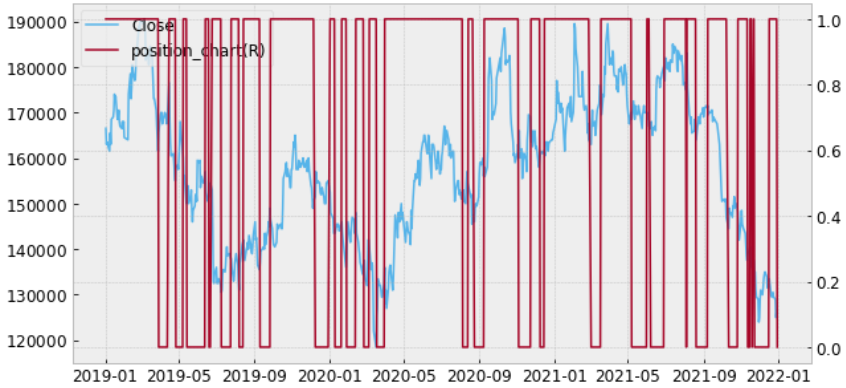
벤치마크	
수익률	MDD
-7.69	-51.18

횡보 추세에서는 기술적 지표가 벤치마크보다 수익률 높음

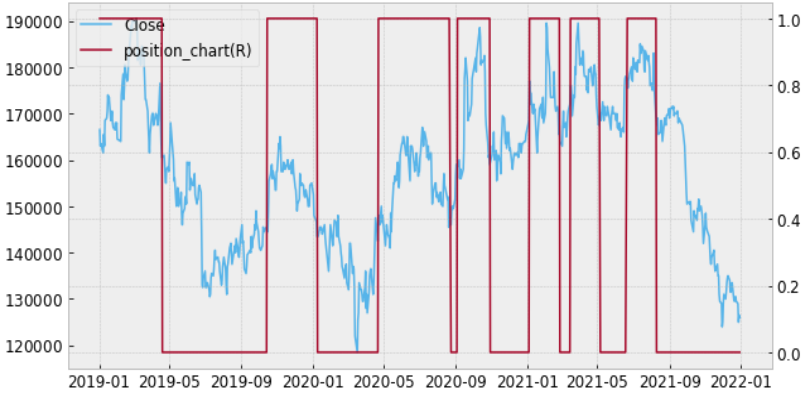
Backtesting

➢ CJ대한통운(하락 추세)

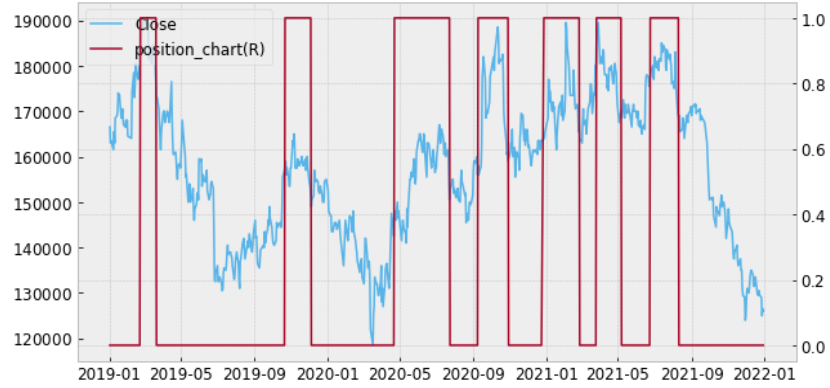
< MACD >



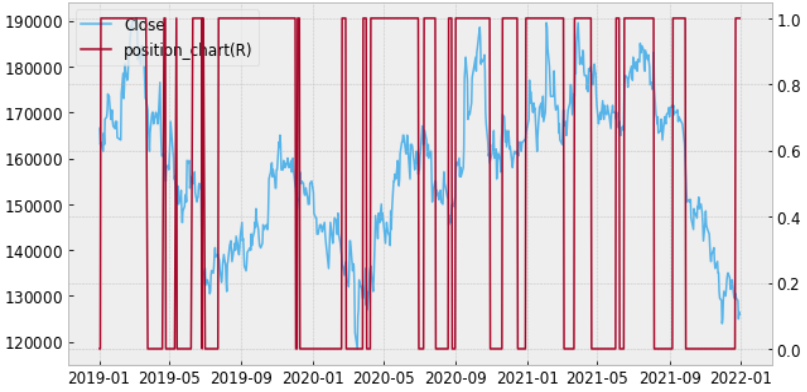
< MA Minus >



< RSI >



< Momentum >



➢ 수익률(%)

- MACD : 142.3
- MA Minus : -17.34
- RSI : -13.39
- Momentum : 4.22

벤치마크	
수익률	MDD
-24.32	-37.8

하락 추세에서는 기술적 지표가 벤치마크보다 손실률이 낮음

Backtesting

- KOSPI 200 기업의 각 평가 지표의 평균을 계산
- 단순한 평가지표인 이동평균선을 제외하고는 벤치마크 수익율보다 높음
- 절대적인 수치라고 볼 수는 없지만 Data 분석 결과 사고 파는 전략 스탠스를 세울 때 수익이 더 높다고 추론할 수 있음

종목명	기술적지표			
	MA Minus 수익률	MACD 수익률	RSI 수익률	Momentum 수익률
합계	2381.35	19769.67	4194.71	11093.46
평균	28.34940476	235.3532143	49.93702381	132.065

벤치마크	
수익률	MDD
4493.53	-4352.78
53.49440476	-51.81880952

Pycaret

- 평가 기준 : 종가 차(매수 : 1, 매도 : 0), Classification 접근

➢ NAVER(상승 추세)

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
dummy	Dummy Classifie	0.5336	0.5000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.009
lr	Logistic Regressior	0.5168	0.5301	0.4352	0.4736	0.4411	0.0234	0.0216	0.028
svm	SVM - Linear Kerne	0.5151	0.0000	0.4673	0.4816	0.4723	0.0246	0.0246	0.013
ridge	Ridge Classifie	0.5151	0.0000	0.3634	0.4787	0.4098	0.0118	0.0135	0.018
lda	Linear Discriminant Analysi	0.5101	0.5036	0.3598	0.4713	0.4052	0.0018	0.0030	0.023
qda	Quadratic Discriminant Analysi	0.5051	0.4985	0.5148	0.4845	0.4277	0.0128	0.0183	0.014
nb	Naive Baye	0.5035	0.4341	0.1148	0.4237	0.1693	-0.0443	-0.0510	0.015
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.5019	0.4808	0.4683	0.4633	0.4641	-0.0010	-0.0013	0.298
catboost	CatBoost Classifie	0.4984	0.4758	0.4028	0.4620	0.4287	-0.0151	-0.0143	2.126
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.4951	0.4716	0.4249	0.4578	0.4392	-0.0186	-0.0187	0.086
rf	Random Forest Classifie	0.4932	0.4727	0.3705	0.4543	0.4070	-0.0288	-0.0279	1.011
gbc	Gradient Boosting Classifie	0.4917	0.4851	0.4106	0.4484	0.4259	-0.0274	-0.0286	0.236
dt	Decision Tree Classifie	0.4914	0.4890	0.4565	0.4612	0.4573	-0.0212	-0.0208	0.019
knn	K Neighbors Classifie	0.4848	0.4773	0.4172	0.4434	0.4276	-0.0388	-0.0393	0.208
ada	Ada Boost Classifie	0.4751	0.4606	0.3779	0.4302	0.4008	-0.0624	-0.0632	0.157
et	Extra Trees Classifie	0.4396	0.4362	0.3635	0.3909	0.3746	-0.1305	-0.1313	1.042

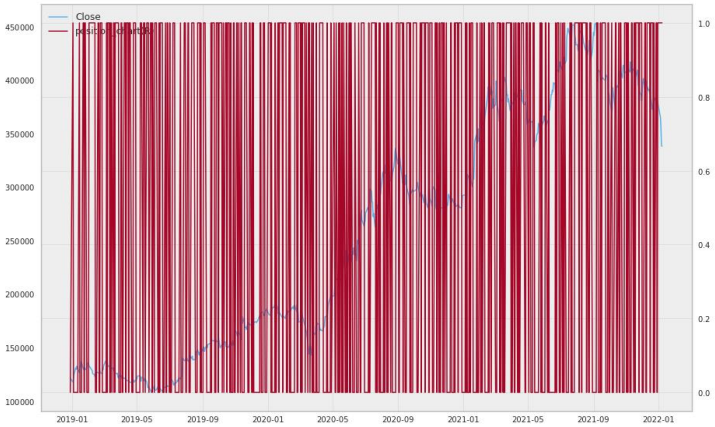
Pycaret

➢ NAVER(상승 추세)

< Dummy Classification >

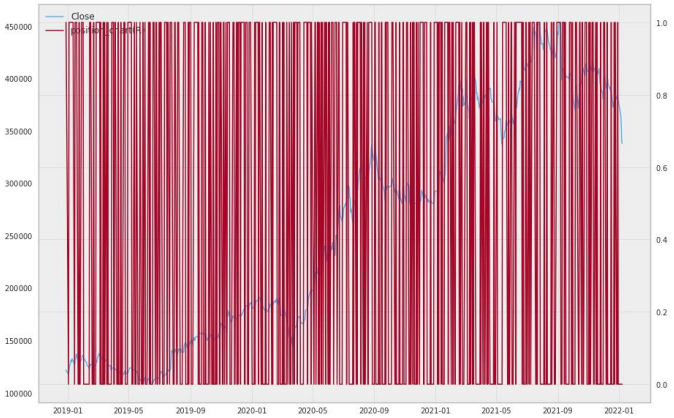
```
CAGR: 0.00%
Accumulated return: 0.00%
Average return: nan%
Benchmark return : 175.92%
Number of trades: 0
Number of win: 0
Hit ratio: 0.00%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: 0.00
MDD: 0.00%
Benchmark MDD: -26.52%
```

< Logistic Regression >




```
CAGR: -45.16%
Accumulated return: -83.80%
Average return: -0.91%
Benchmark return : 175.92%
Number of trades: 180
Number of win: 63
Hit ratio: 35.00%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: -1.68
MDD: -83.80%
Benchmark MDD: -26.52%
```

< SVM >




```
CAGR: 101.37%
Accumulated return: 733.94%
Average return: 1.25%
Benchmark return : 175.92%
Number of trades: 179
Number of win: 113
Hit ratio: 63.13%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: 2.89
MDD: -30.15%
Benchmark MDD: -26.52%
```

Pycaret

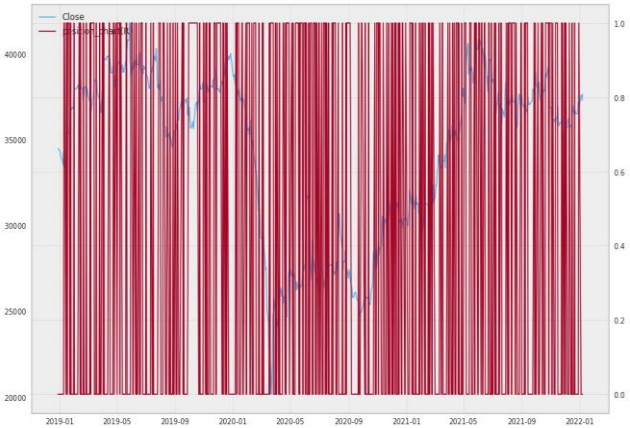
➢ POSCO(횡보 추세)

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
knn	K Neighbors Classifier	0.5637	0.5716	0.5365	0.5485	0.5415	0.1254	0.1258	0.165
et	Extra Trees Classifier	0.5570	0.5608	0.5504	0.5376	0.5428	0.1134	0.1138	0.807
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.5500	0.5459	0.5326	0.5381	0.5329	0.0990	0.0996	0.078
dt	Decision Tree Classifier	0.5468	0.5468	0.5469	0.5362	0.5385	0.0940	0.0950	0.017
catboost	CatBoost Classifier	0.5434	0.5457	0.5294	0.5284	0.5282	0.0861	0.0865	2.603
rf	Random Forest Classifier	0.5416	0.5383	0.4978	0.5228	0.5088	0.0799	0.0799	0.801
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.5318	0.5387	0.5055	0.5142	0.5069	0.0620	0.0627	0.261
ridge	Ridge Classifier	0.5252	0.0000	0.4771	0.5092	0.4910	0.0469	0.0474	0.015
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.5252	0.5222	0.6474	0.5045	0.5636	0.0579	0.0633	0.011
lda	Linear Discriminant Analysis	0.5251	0.5284	0.4771	0.5090	0.4910	0.0469	0.0474	0.019
dummy	Dummy Classifier	0.5185	0.5000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.006
svm	SVM - Linear Kernel	0.5081	0.0000	0.5012	0.4874	0.4932	0.0159	0.0162	0.010
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.5065	0.4908	0.4941	0.4879	0.4898	0.0118	0.0119	0.298
lr	Logistic Regression	0.4950	0.4652	0.1415	0.3434	0.1882	-0.0378	-0.0575	0.030
ada	Ada Boost Classifier	0.4913	0.4863	0.4765	0.4707	0.4718	-0.0188	-0.0193	0.181
nb	Naive Bayes	0.4613	0.4525	0.4331	0.4343	0.4249	-0.0782	-0.0832	0.010

Pycaret

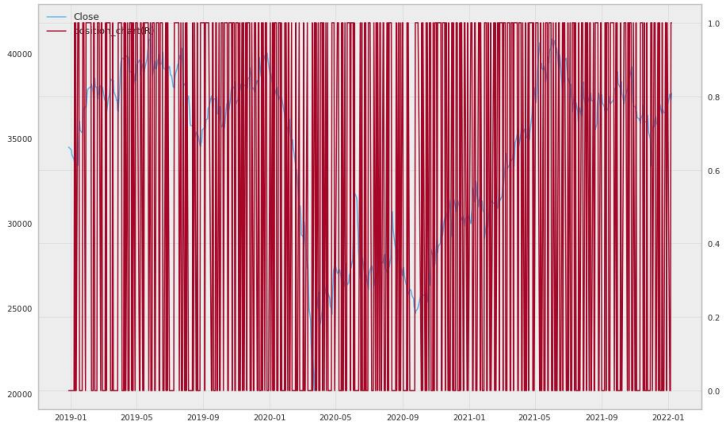
➢ POSCO(횡보 추세)

< K-Neighbors >



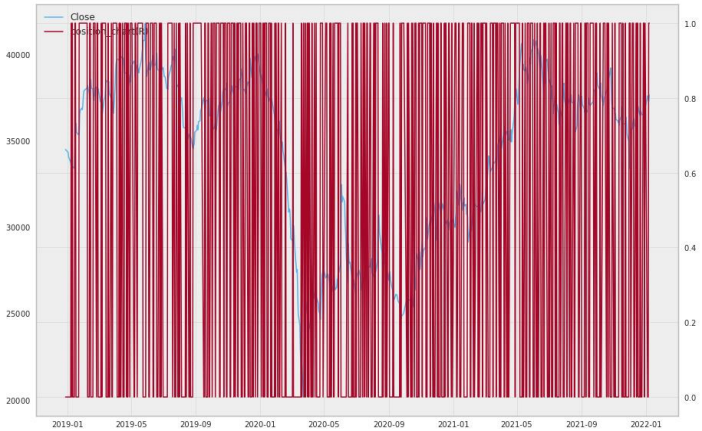

```
CAGR: -0.72%
Accumulated return: -2.16%
Average return: 0.03%
Benchmark return : -4.73%
Number of trades: 168
Number of win: 76
Hit ratio: 45.24%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: -0.11
MDD: -37.23%
Benchmark MDD: -52.84%
```

< Extra Trees >




```
CAGR: 26.77%
Accumulated return: 105.18%
Average return: 0.42%
Benchmark return : -4.73%
Number of trades: 191
Number of win: 92
Hit ratio: 48.17%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: 0.89
MDD: -22.30%
Benchmark MDD: -52.84%
```

< LGBM >




```
CAGR: 12.08%
Accumulated return: 41.26%
Average return: 0.22%
Benchmark return : -4.73%
Number of trades: 183
Number of win: 87
Hit ratio: 47.54%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: 0.42
MDD: -21.57%
Benchmark MDD: -52.84%
```

Pycaret

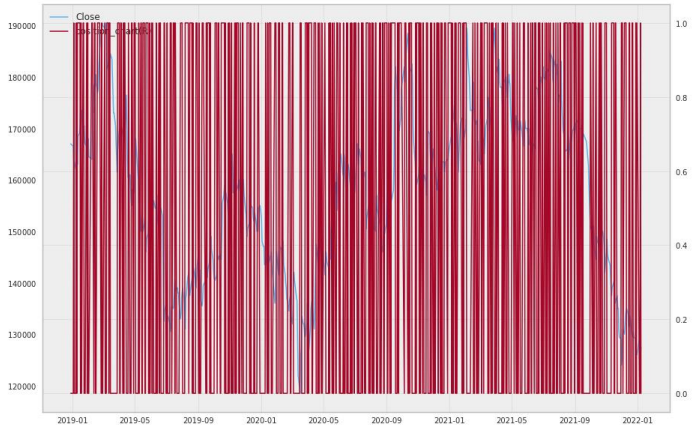
➢ CJ대한통운(하락 추세)

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.5553	0.5297	0.4222	0.5186	0.4601	0.0891	0.0931	0.296
dummy	Dummy Classifier	0.5469	0.5000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.007
nb	Naive Bayes	0.5385	0.5075	0.0593	0.3764	0.0986	-0.0052	0.0097	0.010
ridge	Ridge Classifier	0.5367	0.0000	0.3370	0.4920	0.3964	0.0411	0.0452	0.012
lda	Linear Discriminant Analysis	0.5367	0.5320	0.3407	0.4929	0.3989	0.0419	0.0460	0.018
catboost	CatBoost Classifier	0.5351	0.5335	0.3741	0.4884	0.4214	0.0437	0.0460	2.225
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.5301	0.5124	0.2444	0.4554	0.3162	0.0115	0.0097	0.010
rf	Random Forest Classifier	0.5285	0.5224	0.3926	0.4753	0.4267	0.0335	0.0345	0.879
svm	SVM - Linear Kernel	0.5251	0.0000	0.5185	0.4754	0.4949	0.0484	0.0492	0.010
et	Extra Trees Classifier	0.5236	0.5168	0.4111	0.4738	0.4386	0.0288	0.0295	0.808
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.5168	0.5275	0.4074	0.4666	0.4321	0.0150	0.0161	0.253
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.5152	0.5494	0.4333	0.4620	0.4430	0.0158	0.0162	0.069
ada	Ada Boost Classifier	0.5115	0.4895	0.4037	0.4576	0.4259	0.0042	0.0041	0.136
lr	Logistic Regression	0.5068	0.4981	0.4519	0.4083	0.4284	0.0031	0.0034	0.020
knn	K Neighbors Classifier	0.4968	0.4658	0.3926	0.4405	0.4128	-0.0245	-0.0244	0.156
dt	Decision Tree Classifier	0.4899	0.4843	0.4259	0.4354	0.4285	-0.0314	-0.0318	0.018

Pycaret

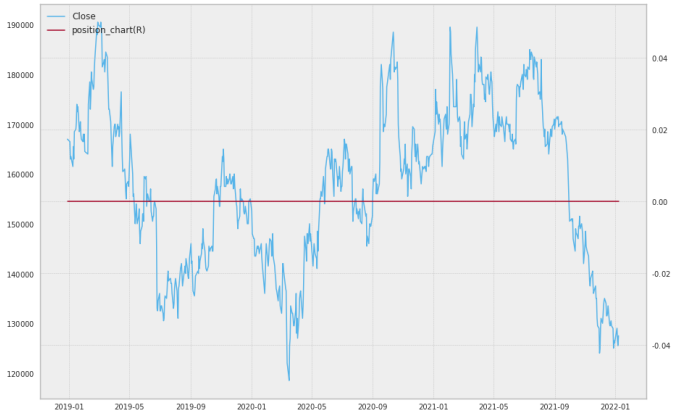
➢ CJ대한통운(하락 추세)

< Gradient Boosting >



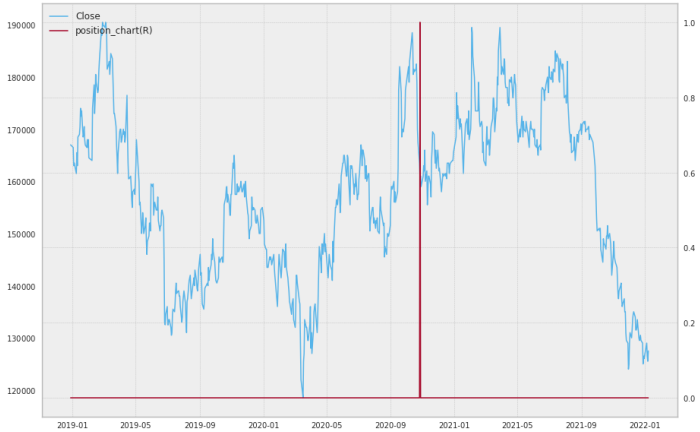

```
CAGR: -2.38%
Accumulated return: -7.05%
Average return: 0.00%
Benchmark return : -25.96%
Number of trades: 193
Number of win: 84
Hit ratio: 43.52%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: -0.17
MDD: -42.15%
Benchmark MDD: -40.68%
```

< Dummy Classification >




```
CAGR: 0.00%
Accumulated return: 0.00%
Average return: nan%
Benchmark return : -25.96%
Number of trades: 0
Number of win: 0
Hit ratio: 0.00%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: 0.00
MDD: 0.00%
Benchmark MDD: -40.68%
```

< Naïve Bayes >




```
CAGR: -1.09%
Accumulated return: -3.27%
Average return: -3.27%
Benchmark return : -25.96%
Number of trades: 1
Number of win: 0
Hit ratio: 0.00%
Investment period: 3.0yrs
Sharpe ratio: -1.35
MDD: -3.27%
Benchmark MDD: -40.68%
```

기본적 분석 및 결론

기본적 분석

- **정의**
  - ➢ 기업의 내재가치를 분석하여 주가의 흐름을 파악
  - ➢ 주로 기업의 재무제표를 활용(PER, PBR, 배당수익률, 영업 이익 등)

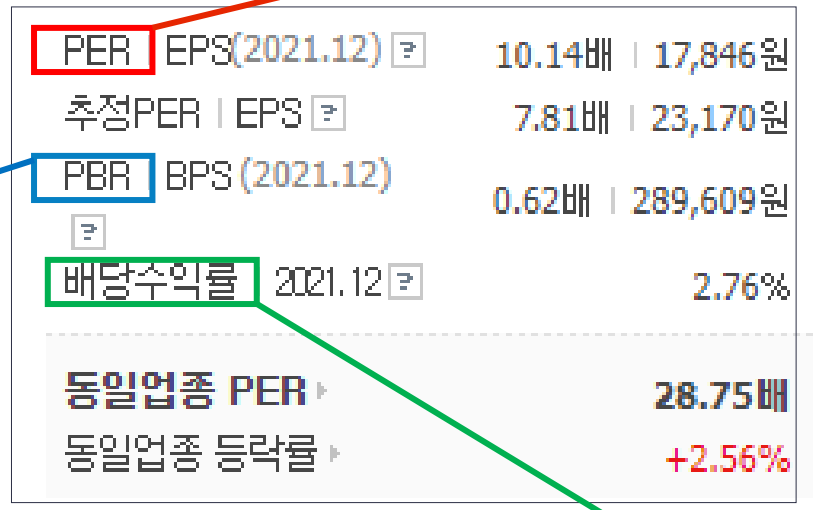
- **적용 방법**
  - ➢ PER, PBR, 영업이익, 배당수익률과 주가수익률 간의 상관관계 분석

기본적 분석

- PER, PBR, 배당수익률

- **PER**
  - ➢ 시가총액/당기순이익
  - ➢ PER이 높을수록 주가의 가치가 고평가

- **PBR**
  - ➢ 시가총액/자기자본(순자산)
  - ➢ PBR이 높을수록 주가의 가치가 고평가



- **배당수익률**
  - ➢ 배당(주식배당,현금배당)
  - ➢ 배당수익률이 2% 주식 5만원에 구매시 1000원 배당 소득

기본적 분석

- 영업 이익
  - ➢ 매출액 - 매출원가
  - ➢ 회사가 가진 비즈니스모델을 통해서 거두어들이는 이윤

주요재무정보	최근 연간 실적			
	2019.12	2020.12	2021.12	2022.12(E)
	IFRS 연결	IFRS 연결	IFRS 연결	IFRS 연결
매출액(억원)	1,057,464	1,039,976	1,176,106	1,300,742
영업이익(억원)	36,055	23,947	66,789	76,636
당기순이익(억원)	31,856	19,246	56,931	71,405

기본적 분석

- **PER, PBR, 배당수익률과 주가수익률**
  - ➢ 독립변수 : PER, PBR, 배당수익률
  - ➢ 종속변수 : 해당 연간수익률

▪ 2011 ~ 2021 회귀분석(Excel)

연도	결정계수	F값	P-값(Y 절편)	P-값(PER)	P-값(PBR)	P-값(배당수익률)
2011	0.004923613	0.522508865	0.002880866	0.83103111	0.252294248	0.495272679
2012	0.00729799	0.290158291	0.071557994	0.564736906	0.29779913	0.238993825
2013	0.001453303	0.854528533	0.005626573	0.625070192	0.493292973	0.839713086
2014	0.003979908	0.556849871	5.10E-07	0.925646928	0.153978204	0.67966476
2015	0.026592084	0.0030922	1.53E-08	0.587690965	0.846570033	0.000400748
2016	0.057536053	5.47E-07	0.996732531	0.081985855	6.43E-06	0.029478367
2017	0.001352457	0.857740059	0.692456599	0.810144526	0.989842439	0.424726734
2018	0.007437159	0.212501871	0.01246015	0.677109906	0.037473262	0.634634342
2019	0.001412579	0.835369656	0.667911307	0.688498224	0.554243025	0.810848367
2020	0.022997387	0.003582304	1.81E-07	0.246492234	0.76114947	5.78E-05

▪ 2011 ~ 2021년 상관분석

	PER	PBR	배당수익률_x	수익률
PER	1.000000	0.453094	-0.181191	-0.106563
PBR	0.453094	1.000000	-0.270474	-0.114479
배당수익률_x	-0.181191	-0.270474	1.000000	0.053682
수익률	-0.106563	-0.114479	0.053682	1.000000

☑ 수익률과 독립변수들 간의 **약한 상관관계** 지님

기본적 분석

- **영업 이익과 주가수익률**

  ➢ **자료에 결측값이 존재하면 제외**

< 하락 추세 >

연도	기준	기업 수(개)	평균수익률(%)
2017(14-16)	영업이익 감소	17	24.85
	나머지	167	16.24
2018(15-17)	영업이익 감소	16	-27.2
	나머지	178	-18.23
2019(16-18)	영업이익 감소	28	-7.69
	나머지	171	-3.05
2020(17-19)	영업이익 감소	29	15.68
	나머지	140	22.93

< 증가 추세 >

연 도	기 준	기업 수(개)	평균수익률(%)
2017(14-16)	영업 이익 증가	50	17.22
	나머지	135	13.85
2018(15-17)	영업 이익 증가	40	-19.2
	나머지	154	-18.92
2019(16-18)	영업 이익 증가	34	1.67
	나머지	166	-5.09
2020(17-19)	영업 이익 증가	34	10.27
	나머지	139	29
2021(18-20)	영업 이익 증가	27	9.59
	나머지	146	7.89

결론

- 저점에서 매수를 하고 고점에서 매도하는 방식이 Best
- 하지만 상승, 하락을 예측하고 투자하는 것은 불가능
- 기술적, 기본적 지표를 기반으로 하는 본인만의 스탠스를 세운다면 **최악의 결과**는 피할 수 있다고 추론

✓ 아쉬운 점

- ➢ 딥러닝 방식인 LSTM의 결과가 궁금
- ➢ 많은 재무제표 기준을 활용한 전략을 수립하지 못해 아쉬움
- ➢ 경기 순환을 고려하지 못한 프로젝트
- ➢ 현업과 본 프로젝트의 접근 차이점 궁금

THANK YOU
(Q & A)