코스피 예측 모델

2020/10/07 이문형 정기미팅 발표자료

- 1. 데이터 수집 및 전처리 (코스피, 나스닥, 금값, 원유시세, 거시경제지표 및 글로벌 주가지수 등) $ta_practice3.ipynb$
- -> 대부분의 거시경제지표의 경우, 데이터 시간 단위가 연/분기/월임. 선행 논문에서도 거시경제지표를 활용해 코스피 지수를 예측할 경우 월 단위로 진행함. 본 프로젝트의 도메인은 일자별 예측이라 판단해서 거시경제지표는 반영하지 않음. -> 일자별 데이터만 사용함.
- 1) 코스피 차트 데이터 출처 : 한국거래소

지표명	표현
년/월/일	date
종가	kospi_close
배당수익률	kospi_dividend_yield_ratio
주가수익비율	kospi_per
주가순자산비율	kospi_pbr
시가	kospi_open
고가	kospi_high
저가	kospi_low
거래량	kospi_volume
거래대금	kospi_value
시가총액	kospi_stock_value

2) 환율 데이터 - 출처 : 한국거래소, 한국은행

지표명	표현
원/달러 종가	exchange_rate_usd_close
원/유로 종가	exchange_rate_eur_close
원/엔 종가	exchange_rate_jpy_close
원/43개국 화폐	exchange_rate_won_나라이름

3) 금값시세 - 출처 : 한국거래소

지표명	표현
금 현물	krx_gold_close
ㅁ 연호 종가/거래량/거래대금	krx_gold_volume
중기/기대당/기대내급 	krx_gold_value
국제 금 시세	world_gold_won_close
원/oz	world_gold_oz_close

4) 유가 데이터(원자재) - 출처 : 한국거래소, 야후 파이낸스

지표명	표현
국내 휘발유	krx_gasoline_wa_compt
가중평균(경쟁)/	krx_gasoline_volume
거래량/거래대금/	krx_gasoline_value
가중평균(협의)	krx_gasoline_wa_agree
국내 등유	krx_diesel_wa_compt
가중평균(경쟁)/	krx_diesel_volume
거래량/거래대금/	krx_diesel_value
가중평균(협의)	krx_diesel_wa_agree
국내 경유	krx_kerosene_wa_compt
가중평균(경쟁)/	krx_kerosene_volume
거래량/거래대금/	krx_kerosene_value
가중평균(협의)	krx_kerosene_wa_agree
급	comex_gold_close
종가/거래량	comex_gold_volume
은	comex_silver_close
종가/거래량	comex_silver_volume
동(구리)	comex_copper_close
종가/거래량	comex_copper_volume
플래티넘	platinum_close
종가/거래량	platinum_volume
팔라듐	palladium_close
종가/거래량	palladium_volume
휘발유	rbob_gasoline_close
종가/거래량	rbob_gasoline_volume
천연가스	natural_gas_close
종가/거래량	natural_gas_volume
난방유	heating_oil_close
종가/거래량	heating_oil_volume
원유	crude_oil_close
종가/거래량	crude_oil_volume

5) 금리 데이터 - 출처 : 한국은행, 야후 파이낸스

지표명	표현
기준금리	base_rate
콜금리	call_rate
KORIBOR (3개월)	koribor_3m
CD수익률 (91일)	cd_91d
국고채수익률 (1년)	korea_treasury_bond_1y
통안증권수익률 (91일)	tongan_91d
회사채수익률 (3년)	corporate_bond_3y_aa_
미국 국채수익률 (13주)	treasury_13w_close
미국 국채수익률 (5년)	treasury_5y_close
미국 국채수익률 (10년)	treasury_10y_close
미국 국채수익률 (30년)	treasury_30y_close

6) 배출권

지표명	표현
koc 종가	koc_close

7) 글로벌 주가지수 - 출처 : 야후 파이낸스, investing.com

지표명	표현
vix 종가	vix_close
vkospi 종가	vkospi_close
bitcoin_usd	bitc_close
종가/거래량	bitc_volume
s&p 500	snp500_close
종가/거래량	snp500_volume
daw jones	daw_jones_close
종가/거래량	daw_jones_volume
nsadaq	nasdaq_close
종가/거래량	nasdaq_volume
nyse	nyse_close
종가/거래량	nyse_volume
nyse amex 종가	amex_close
russell 2000	russell_close
종가/거래량	russell_volume
dax	dax_close
종가/거래량	dax_volume
nikkei 225	nikkei_close
종가/거래량	nikkei_volume
hang seng	hangseng_close
종가/거래량	hangseng_volume
sse	sse_close
종가/거래량	sse_volume
estx 50	estx_close
종가/거래량	estx_volume
euronext 100	euronext_close
종가/거래량	euronext_volume

- 2. 코스피 예측 모델 (feature selection model)
- 피쳐 조합을 변경해가며 autoML을 통해 실험을 진행함.
- 2018.01.01.~2020.09.18 (train 60, val 20, test 20) -> best 3 model -> 앙상블 -> 전체 트레인 셋으로 재훈련 -> 예측

feature combination
(1) 코스피 차트 데이터
(2) 코스피 차트 데이터 + 보조지표
(3) 코스피 차트 데이터 + 글로벌 주가지수
(4) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리
(5) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수
(6) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수 + 보조지표

1) 분류 모델 autoML_practice2.ipynb

분류 모델에서는 모든 피쳐에 보조지표를 반영했을 때의 정확도가 높았음. 글로벌 주가지수 보다는 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리를 반영했을 때 예측 정확도가 높았

feature combination	SCC	ore							
(1)		Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
autoML_practice2_char	0	Voting Classifier	0.677	0	0.5333	0.7018	0.6061	0.3409	0.3501
(2)		Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Карра	MCC
autoML_practice2_tech	0	Voting Classifier	0.8872	0	0.8226	0.9273	0.8718	0.7718	0.7762
(0) 11/1 1: 0.4		Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Карра	MCC
(3) autoML_practice2_4	0	Voting Classifier	0.697	0	0.5246	0.7442	0.6154	0.3775	0.3932
(4) - 1-141 1' - 0 0		Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
(4) autoML_practice2_3	0	Voting Classifier	0.7403	0	0.75	0.7105	0.7297	0.4801	0.4807
(5) autoML_practice2_2	21.	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
	0	Voting Classifier	0.626	0	0.5333	0.6038	0.5664	0.2397	0.2412
(6) autoML_practice2		Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	мсс
	0	Voting Classifier	0.8879	0	0.875	0.875	0.875	0.7733	0.7733

feature combination
(1) 코스피 차트 데이터
(2) 코스피 차트 데이터 + 보조지표
(3) 코스피 차트 데이터 + 글로벌 주가지수
(4) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리
(5) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수
(6) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수 + 보조지표

2) 회귀 모델 autoML_practice.ipynb

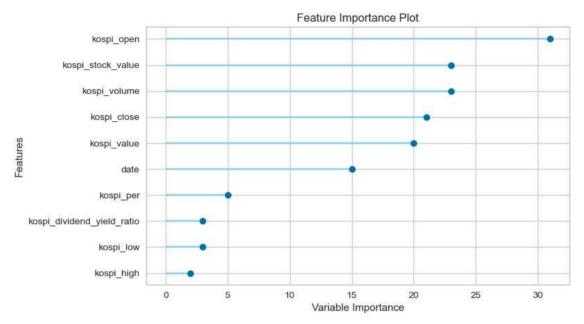
회귀 모델에서는 보조지표만 반영했을 때 예측 오차가 낮았음.

feature combination	SCO	re						
(1)		Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE
autoML_practice_chart	0	Voting Regressor	0.0301	0.0026	0.0513	0.9976	0.0238	0.0581
(2)	558	Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE
autoML_practice_tech	0	Voting Regressor	0.0108	0.0003	0.0161	0.9997	0.0088	0.0081
(2)		Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE
(3) autoML_practice_4	0	Voting Regressor	0.0338	0.0242	0.1556	0.9701	0.0658	-0.0365
(4) - 1-14 1' 2	26	Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE
(4) autoML_practice_3	0	Voting Regressor	0.0242	0.0027	0.0523	0.9964	0.0377	-0.0725
(5)		Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE
(5) autoML_practice_2	0	Voting Regressor	0.022	0.0008	0.0286	0.9989	0.0169	0.0113
(C) - 1. M	200	Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE
(6) autoML_practice	0	Voting Regressor	0.0244	0.0013	0.0364	0.9985	0.0199	-0.0347

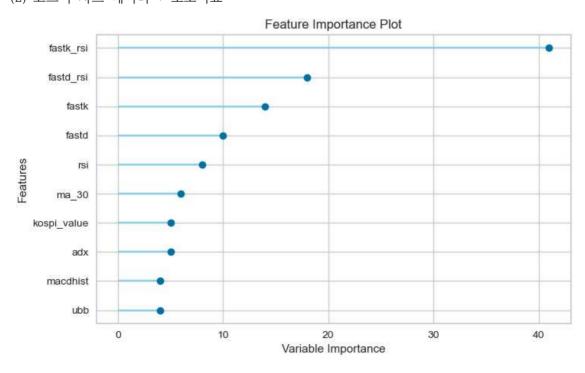
- 3) feature importance (light gbm)
- -> (참고) 모든 경우에서 트리 모델이 best가 아님. 분류에서는 트리 모델 성능이 좋음. 모델 학습 시, feature_selection, remove_multicollinearity, ignore_low_variance 파라미터 조합에 따라 결과가 다른 것을 확인(현재는 feature_selection = True, ignore_low_variance = True) -> 추후 이에 대한 실험 + 강화학습에 적용해보기

1) 분류 모델

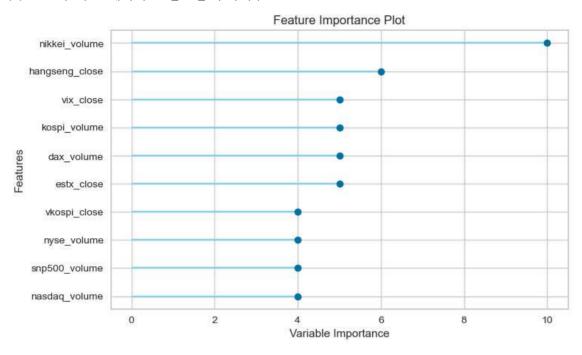
(1) 코스피 차트 데이터



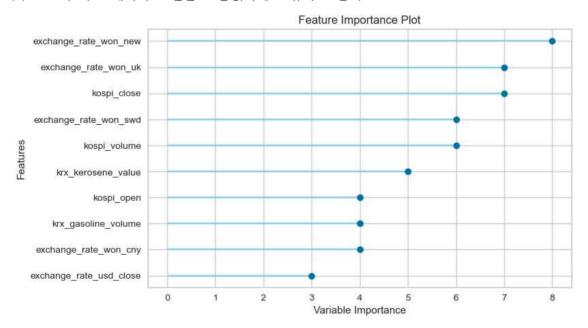
(2) 코스피 차트 데이터 + 보조지표



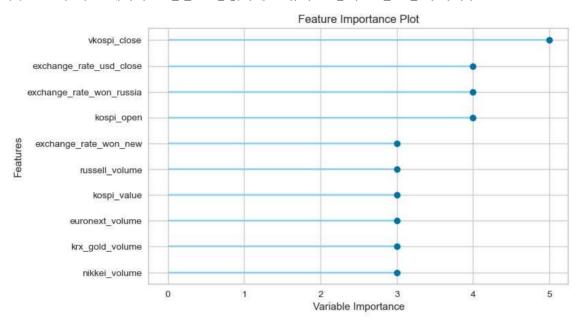
(3) 코스피 차트 데이터 + 글로벌 주가지수



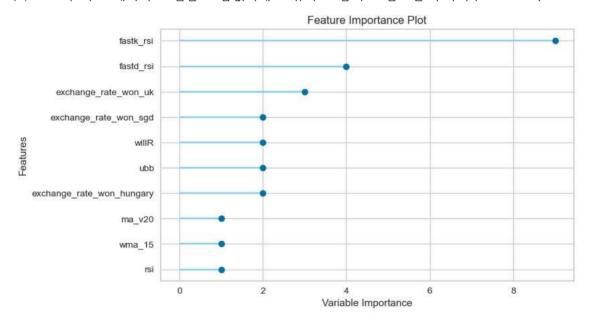
(4) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리



(5) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수

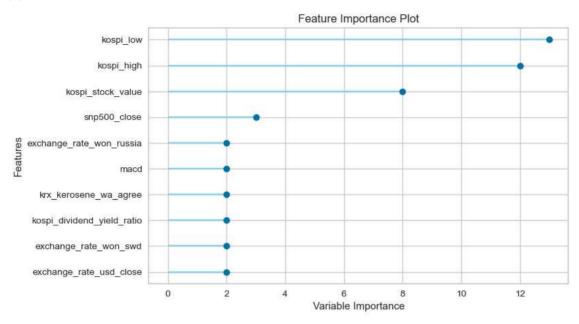


(6) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수 + 보조지표

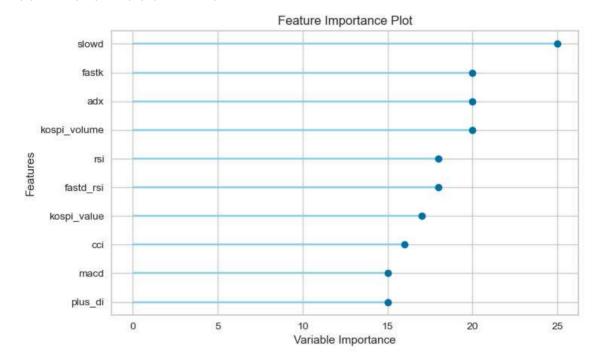


2) 회귀 모델

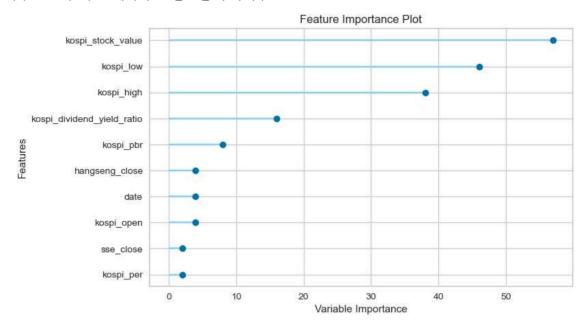
(1)



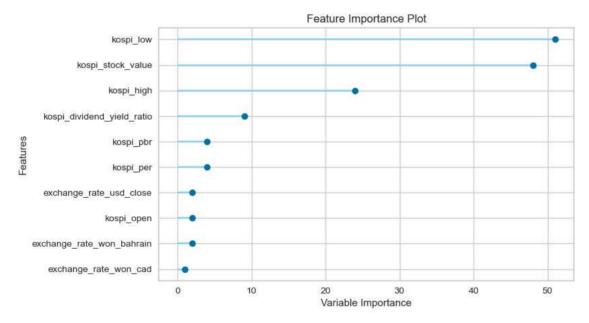
(2) 코스피 차트 데이터 + 보조지표



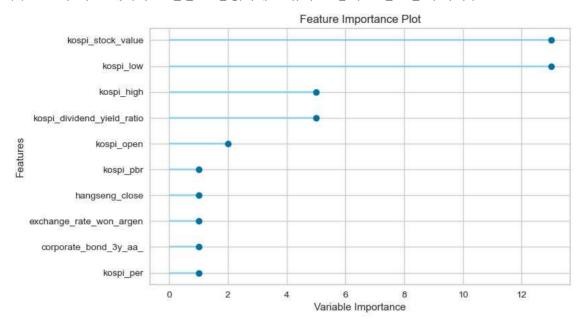
(3) 코스피 차트 데이터 + 글로벌 주가지수



(4) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리



(5) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수



(6) 코스피 차트 데이터 + 환율 + 금값시세 + 유가 + 금리 + 글로벌 주가지수 + 보조지표

