

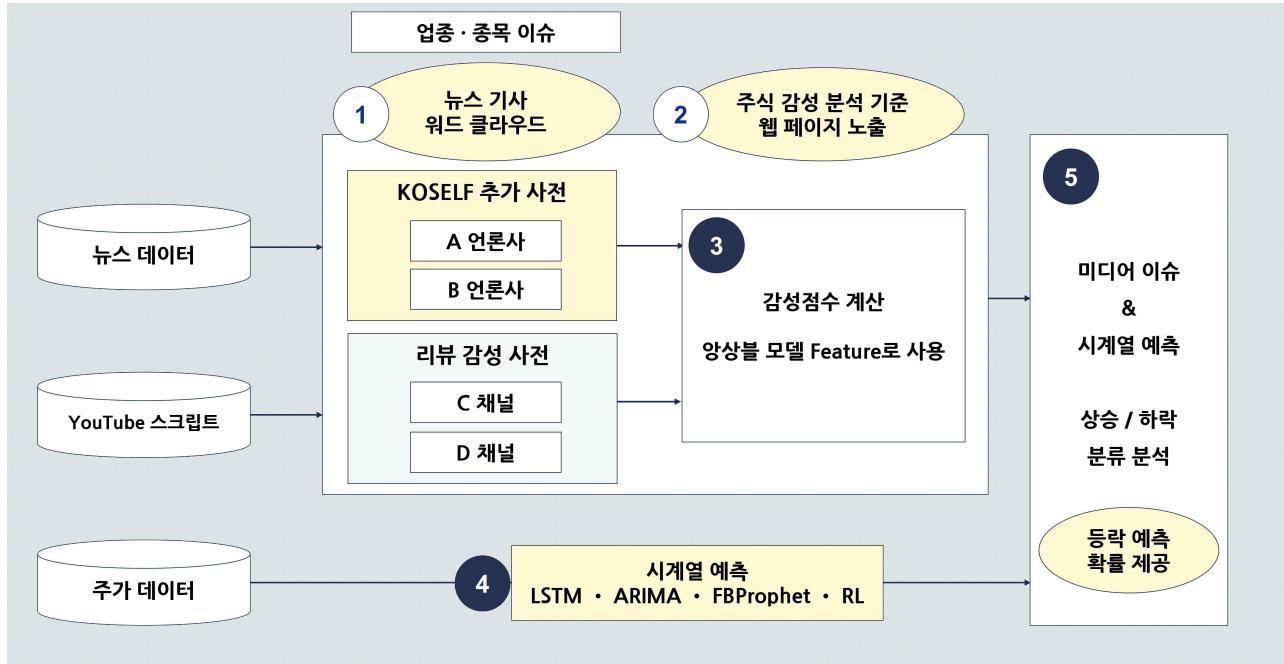
6조 업빛투

[Model Definition]

정길종(팀장), 김형림, 윤보람, 인태우, 채길호

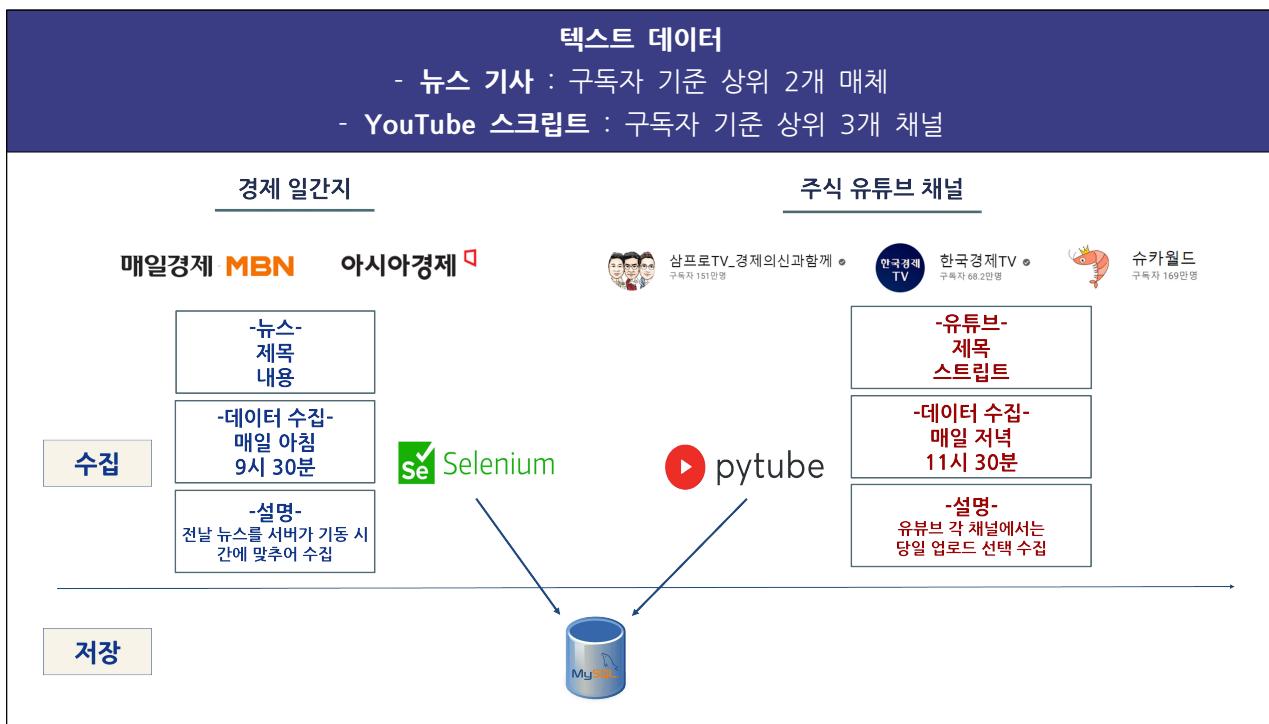
작성일자	2021-10-05	작성자	채길호
------	------------	-----	-----

1. 분석 모형



2. 사용 데이터

주식 데이터 : 시가총액 상위 10개 종목 중 모기업이 중복되지 않는 기업																																																																																										
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Date</th><th>Open</th><th>High</th><th>Low</th><th>Close</th><th>Volume</th><th>Change</th></tr> </thead> <tbody> <tr><td>1997-08-20</td><td>1268</td><td>1329</td><td>1259</td><td>1301</td><td>218130</td><td>NaN</td></tr> <tr><td>1997-08-21</td><td>1293</td><td>1313</td><td>1286</td><td>1287</td><td>100340</td><td>-0.010761</td></tr> <tr><td>1997-08-22</td><td>1286</td><td>1301</td><td>1272</td><td>1296</td><td>100373</td><td>0.006993</td></tr> <tr><td>1997-08-23</td><td>1313</td><td>1313</td><td>1297</td><td>1306</td><td>72280</td><td>0.007716</td></tr> <tr><td>1997-08-25</td><td>1309</td><td>1313</td><td>1286</td><td>1301</td><td>72320</td><td>-0.003828</td></tr> <tr><td>...</td><td>...</td><td>...</td><td>...</td><td>...</td><td>...</td><td>...</td></tr> <tr><td>2021-08-26</td><td>76100</td><td>76200</td><td>74600</td><td>74600</td><td>16671494</td><td>-0.014531</td></tr> <tr><td>2021-08-27</td><td>74300</td><td>75000</td><td>73800</td><td>74300</td><td>15172748</td><td>-0.004021</td></tr> <tr><td>2021-08-30</td><td>75400</td><td>75500</td><td>74200</td><td>74600</td><td>12686999</td><td>0.004038</td></tr> <tr><td>2021-08-31</td><td>74900</td><td>76700</td><td>74300</td><td>76700</td><td>24630370</td><td>0.028150</td></tr> <tr><td>2021-09-01</td><td>76700</td><td>77100</td><td>75900</td><td>76800</td><td>16114775</td><td>0.001304</td></tr> </tbody> </table>				Date	Open	High	Low	Close	Volume	Change	1997-08-20	1268	1329	1259	1301	218130	NaN	1997-08-21	1293	1313	1286	1287	100340	-0.010761	1997-08-22	1286	1301	1272	1296	100373	0.006993	1997-08-23	1313	1313	1297	1306	72280	0.007716	1997-08-25	1309	1313	1286	1301	72320	-0.003828	2021-08-26	76100	76200	74600	74600	16671494	-0.014531	2021-08-27	74300	75000	73800	74300	15172748	-0.004021	2021-08-30	75400	75500	74200	74600	12686999	0.004038	2021-08-31	74900	76700	74300	76700	24630370	0.028150	2021-09-01	76700	77100	75900	76800	16114775	0.001304			
Date	Open	High	Low	Close	Volume	Change																																																																																				
1997-08-20	1268	1329	1259	1301	218130	NaN																																																																																				
1997-08-21	1293	1313	1286	1287	100340	-0.010761																																																																																				
1997-08-22	1286	1301	1272	1296	100373	0.006993																																																																																				
1997-08-23	1313	1313	1297	1306	72280	0.007716																																																																																				
1997-08-25	1309	1313	1286	1301	72320	-0.003828																																																																																				
...																																																																																				
2021-08-26	76100	76200	74600	74600	16671494	-0.014531																																																																																				
2021-08-27	74300	75000	73800	74300	15172748	-0.004021																																																																																				
2021-08-30	75400	75500	74200	74600	12686999	0.004038																																																																																				
2021-08-31	74900	76700	74300	76700	24630370	0.028150																																																																																				
2021-09-01	76700	77100	75900	76800	16114775	0.001304																																																																																				
주식 거래 데이터				재무 정보 데이터																																																																																						
<table border="1"> <tr><td>시 가</td><td>Open</td><td>종 가</td><td>Close</td></tr> <tr><td>고 가</td><td>High</td><td>거래량</td><td>Volume</td></tr> <tr><td>저 가</td><td>Low</td><td>변동률</td><td>Change</td></tr> </table>				시 가	Open	종 가	Close	고 가	High	거래량	Volume	저 가	Low	변동률	Change	<table border="1"> <tr><td>주가수익비율</td><td>PER</td><td>자기자본이익률</td><td>ROE</td></tr> <tr><td>주가순자산비율</td><td>PBR</td><td>총자산순이익률</td><td>ROA</td></tr> </table>			주가수익비율	PER	자기자본이익률	ROE	주가순자산비율	PBR	총자산순이익률	ROA																																																																
시 가	Open	종 가	Close																																																																																							
고 가	High	거래량	Volume																																																																																							
저 가	Low	변동률	Change																																																																																							
주가수익비율	PER	자기자본이익률	ROE																																																																																							
주가순자산비율	PBR	총자산순이익률	ROA																																																																																							



3. 각 모델 정의서 및 평가 방법

① 텍스트 분석						
(1) 뉴스 기사 라벨링 모델						
<pre> pos_lexicon_2018 = pd.DataFrame(columns=['date', 'news_num', 'KOSELF_pos_word', 'news_word'], # KOSELF_pos와의 Cosine Similarity 계산 for x in range(len(lexicon_2018['Tokenization'])): news_num = x+1 for y in range(len(list(set(lexicon_2018['Tokenization'])[x].split())))): if (ko_model.wv.similarity(positive[y], list(set(lexicon_2018['Tokenization'])[x]))): freq = 0 for w in range(len(lexicon_2018['Tokenization'][x].split())): if lexicon_2018['Tokenization'][x].split()[w] == list(set(lexicon_2018['Tokenization'][x].split()))[y]: freq += 1 data = { 'date': lexicon_2018['date'][x], 'news_num': news_num, 'KOSELF_pos_word': positive[y], 'news_word': list(set(lexicon_2018['Tokenization'][x].split()))[y], 'cosine_similarity': ko_model.wv.similarity(positive[y], list(set(lexicon_2018['Tokenization'][x].split()))[y]), 'frequency': freq } pos_lexicon_2018 = pos_lexicon_2018.append(data, ignore_index=True) print("****{0} Cosine Similarity between <{1}> & <{2}> : {3}.format(lexicon_ ****2018-01-02 Cosine Similarity between <경선> & <기록> : 0.522990882396698 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <장점> & <특성> : 0.5244326591491699 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <경선> & <기록> : 0.522990882396698 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <의심의 여지가 없는> & <자공시> : 0.518829 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <증대> & <증가> : 0.5188294053077698 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <증대> & <기록> : 0.6946426630020142 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <증진> & <증인> : 0.5397468805313111 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <호황> & <호흡> : 0.5522076487541199 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <증진> & <사업> : 0.5213737487792969 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <증진> & <계획> : 0.5205424427986145 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <증세> & <약세> : 0.7028064727783203 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <개선> & <방안> : 0.563544123535156 ****2018-01-02 Cosine Similarity between <실험> & <체의> : 0.531851053237915 </pre>						
<p>1. FastText 한글 모델 단어 중 KOSELF 단어와 유사도 비교 → 높은 단어 상위 각 10개를 추가 감성사전 ver1.0 구축</p> <p>2. 크롤링 뉴스 데이터 안의 단어와 KOSELF 단어의 유사도 → 유사도 > 0.5인 단어를 추가 종목별 감성사전 ver1.0 구축</p>						

(2) YouTube 스크립트 라벨링 모델

Model : "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, None, 100)	1919600
lstm (LSTM)	(None, 128)	117248
dense (Dense)	(None, 1)	129
Total params:	2,036,977	
Trainable params:	2,036,977	
Non-trainable params:	0	

- 평가 방법

- 감성점수 계산의 정확도 확인을 위해 팀원 5인 개별 감성 인코딩(제목, 본문) 후 다수결 방식으로 최종 라벨링 작업

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	index	sample_in_st_n	st_cd	news	date	title	url	text	label_tit	label_tit	label_tit	label_tit	label_tit	label_tit	label_te	label_te	label_te	label_te	label_te	label_te
2	0	1277	sk하이닉스	660	아시아경제	2018030509	코스피, 상승 출발 후 하락 반전... 2400선 봉괴(종합)	http://view.asiae	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
3	1	4010	sk하이닉스	660	아시아경제	2021032108	반도체 부동수요 확대 추세... 원자재 QnC 살아날까	https://view.asiae	미국 한파에 오스	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	2	2215	sk하이닉스	660	아시아경제	2019072909	코스피, FOMC까지 관망심리 커져... 2050년까지 후회	https://view.asiae	아시아경제 박훈	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
5	3	2217	sk하이닉스	660	아시아경제	2019071916	미국 금리인하 기대감... 코스피 2090선 '회복'	https://view.asiae	아시아경제 유현	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	4	3825	sk하이닉스	660	아시아경제	2021050311	[속수무책 기술유출]美 첨단산업 건설에 공지 올린 中	https://view.asiae	반도체 2차전지	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
7	5	642	현대차	5380	아시아경제	2018041213	[포토] 현대차 '넥쏘' 내부 공개	http://view.asiae	12월 서울 강남구	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
8	6	689	현대차	5380	아시아경제	2018121112	이광국 부사장 "밸리세이드, 폭발적 반응에 판매 목표"	http://view.asiae	밸리세이드, 사전	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	7	7228	현대차	5380	아시아경제	2021032416	끌내 3000 일로... 外人·기관 매도세에 내려 암호 표상	https://view.asiae	코스닥은 0.8%	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
10	8	106	현대차	5380	아시아경제	2018101815	현대차 경쟁구 재단... '신의 날' 유공 대통령 표창 수상	http://view.asiae	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	
11	9	2186	현대차	5380	아시아경제	2019041515	"유럽 수소상용차 시장 공략"... 현대차... 스위스 수소에!	http://view.asiae	[아시아경제 우수]	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12	10	12472	삼성전자	5930	아시아경제	2021022109	외국인 3주만에 '팔자' 전환... SK그룹株는 사용여	https://view.asiae	[아시아경제 송호]	0	-1	1	1	-1	0	-1	-1	1	1	-1
13	11	4777	삼성전자	5930	아시아경제	2019050111	[포토] '총'은 대통령과 미용 7번 만났다고 하는	http://view.asiae	본자인 대통령이	0	0	1	-1	0	0	0	1	-1	0	0
14	12	13152	삼성전자	5930	아시아경제	2021051109	국내 종사, 고점 부담 美기술주 하락 여파에 동반 악세	https://view.asiae	[이미지출처=연합]	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
15	13	6100	삼성전자	5930	아시아경제	2019072508	전자랜드 시장점... 파워선타로 리뉴얼 오픈	https://view.asiae	[아시아경제 성기]	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1
16	14	3469	삼성전자	5930	아시아경제	2018091815	[정영희칼럼] 특별행단... 경제인, 리옹느팅 정명 대표단 北3	https://view.asiae	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
17	15	2807	LG화학	51910	아시아경제	2021042012	오후 코스피, 외국인 기관 순매수 속 3220선 등락	https://view.asiae	20일 서울 종관	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
18	16	1696	LG화학	51910	아시아경제	2018024110	동반 강경위원회-LG화학, 협력사 ESG 지원사업 협약	https://view.asiae	교류 역량진단 풍	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
19	17	2722	LG화학	51910	아시아경제	2021051815	기관매수 지속... 코스피 1%대 상승 유지	https://view.asiae	코스닥도 970선	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
20	18	2053	LG화학	51910	아시아경제	2021041915	[단독]에이프로... LG엔솔-GM 배터리 공장에 1천억 규모	https://view.asiae	한국 배터리 1공	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
21	19	1266	LG화학	51910	아시아경제	2018081109	[증권사 주간 종목] 동독JSK증권	http://view.asiae	1	-1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	
22	20	3247	셀트리온	68270	아시아경제	2019092210	코스피, 11일 연속 상승... 2100 넘어서까	https://view.asiae	[법률면밀] 블로그	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	-1
23	21	4050	셀트리온	68270	아시아경제	2018012006	다음 주 코스피 2490~2650 전망... 주요국 통화정책 회	http://www.asiae	지난해 4Q 실적	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
24	22	2691	셀트리온	68270	아시아경제	2020081909	코스피, 개인 순매수 나서며 상승 출발... 코스닥 2%↑	https://view.asiae	[이미지출처=연합]	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
25	23	2901	셀트리온	68270	아시아경제	2020032515	코스피, 글로벌 경기 부양 기대감에 1700선 회복... 코	https://view.asiae	[이미지출처=연합]	1	1	1	1	1	-1	-1	0	-1	1	1
26	24	626	셀트리온	68270	아시아경제	2021052409	[풀릭 e증권] 마이크로디자일, 코로나 백신 생산 필수증	https://view.asiae	[아시아경제 유현]	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
27	25	1252	sk하이닉스	660	매일경제	2019090615	코스피, 미중 무역협상 개막 기대감에 사흘째 오를세	http://news.mk.c	미국과 중국이 두	1	1	1	1	1	-1	-1	0	-1	1	1
28	26	1211	sk하이닉스	660	매일경제	2019012017	"SK 혁신기술력 널리 전파"... 최재원 수석부회장의 주	http://news.mk.c	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
29	27	3342	sk하이닉스	660	매일경제	2021061007	매경이 전하는 세상의 지식 (예-세-지, 6월 10일)	http://premium.n	매경이 전하는 서	0	0	0	0	0	0	1	1	0	-1	0
30	28	306	sk하이닉스	660	매일경제	2018020513	[칼럼] SKT·SKT배당 SK하이닉스 배당과 연계하기 O	http://news.mk.c	유동성 SK릴레이	-1	0	-1	-1	0	-1	1	1	0	-1	0

스크립트

```

00:25 게임을 못 만들고 넥슨 안만들고
00:27 넷마블은 왜 만드나 라고 얘길 했다
00:29 이게 그 nc는 옥 기로에 서 있고
00:31 넥슨은 지금 종합 엔터테인먼트 회사로
00:34 가려고 넷마블은 주자 를 열심히
00:36 하니까 이런 얘길 했는데 그거 이렇게
00:38 예약하시면 상당히 안됩니다 왜냐하면
00:39 x 게임을 안 만드는 게 아니죠 뒤
00:42 10시 만들어요 저 수백 명의 아무
00:44 만들고 있을 거야 첨 며 이상이
00:46 게임을 만들고 있지 않을까 하는데
00:47 안에 있는 분들이야 게임에 다시

```

한국어 (자동 생성됨)

**수작업으로
의미 없는 단어 삭제**

```

youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('[으*]', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('[₩₩]', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('음악', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('[a-zA-Z]', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('[구독*]', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('[좋아요]', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.replace('[!s]', '')
youtube_df.text = youtube_df.text.str.strip() # 앞뒤 공백 제거

```

**토큰화 진행 및 기존 불용어 사전,
단어 길이가 1 이하인 단어 삭제**

```

# 토큰화
for i in range(start, len(youtube_df)):
    temp = []
    temp = okt.nouns(youtube_df['text'].iloc[i])
    temp = [word for word in temp if not word in stopwords] # 불용어 제거
    temp = [word for word in temp if len(word) > 1] # 단어 길이가 1 이하인 단어 제거
    # print(i, '번 토큰화, 불용어 제거 완료')
    temp = list(set(temp))

```

→ 약 50개의 뉴스 기사의 긍·부정 여부를 수작업으로 라벨링한 후 정확도 평가

② 종가 예측 모델

(1) ARIMA

데이터의 정상성을 확인하기 위해서 업증별로
증가 그래프, ACF 그래프와 PACF 그래프를 확인

Augmented Dickey-Fuller Test를 통해 적절한 차분 수를 선정하고 시계열 정상성을 검정

AR, MA 차수를 변경하면서 적절한 모델 선택

삼성전자의 경우 : const를 제외한 AR : 2, 차분 : 1, MA : 2일 때 유의한 결과

Dep. Variable:	D.y	No. Observations:	912	Dep. Variable:	D.y	No. Observations:	938		
Model:	ARIMA(2, 1, 2)	Log Likelihood:	-7538.882	Model:	ARIMA(2, 1, 2)	Log Likelihood:	-7539		
Method:	cfs-mle	S.D. of Innovations:	938.882	Method:	cfs-mle	S.D. of Innovations:	938		
Date:	Mon, 13 Sep 2021	AIC:	15089.716	Date:	Mon, 13 Sep 2021	AIC:	15088		
Time:	08:45:47	BIC:	15118.809	Time:	08:45:53	BIC:	15112		
Sample:	1 : HQC		15100 : 746	Sample:	1 : HQC		15097		
ARIMA Model Results									
const	13.7394	31.285	0.438	0.661	-47.577	75.066			
ar.L1.0.y	-1.6979	0.012	-188.725	0.000	-1.620	-1.575			
ar.L2.0.y	-0.9802	0.009	-113.114	0.000	-0.997	-0.983			
ma.L1.0.y	1.5988	0.008	207.644	0.000	1.595	1.615			
ma.L2.0.y	0.9989	0.009	132.669	0.000	0.985	1.015			
ARIMA Model Results									
Real	Imaginary	Modulus	Frequency	Real	Imaginary	Modulus	Frequency		
AR.1	-0.8151	-0.5985j	1.0101	-0.3995	AR.1	-0.8151	-0.5985j	1.0101	-0.39
AR.2	-0.8151	+0.5985j	1.0101	0.3995	AR.2	-0.8151	+0.5985j	1.0101	0.39
MA.1	-0.8000	-0.6001j	1.0001	-0.3975	MA.1	-0.8000	-0.6001j	1.0001	-0.39
MA.2	-0.8000	+0.6001j	1.0001	0.3975	MA.2	-0.8000	+0.6001j	1.0001	0.39

→ 각 모델별로 적절한 차분 수와 AR, MA값을 비교하면서 파라미터 조정

ARIMA Model Results							
Dep. Variable:	D.y	No. Observations:	922				
Model:	ARIMA(2, 1, 2)	Log Likelihood	-7622.588				
Method:	css-mle	S.D. of innovations	940.031				
Date:	Sat, 02 Oct 2021	AIC	15255.176				
Time:	01:38:24	BIC	15279.309				
Sample:	1	HQIC	15264.385				
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]	
ar.L1.D.y	-1.5978	0.010	-157.401	0.000	-1.618	-1.578	
ar.L2.D.y	-0.9813	0.008	-122.487	0.000	-0.997	-0.966	
ma.L1.D.y	1.5993	0.009	179.475	0.000	1.582	1.617	
ma.L2.D.y	0.9999	0.010	98.846	0.000	0.980	1.020	
Roots							
	Real	Imaginary		Modulus	Frequency		
AR.1	-0.8141	-0.5969j		1.0095	-0.3993		
AR.2	-0.8141	+0.5969j		1.0095	0.3993		
MA.1	-0.7998	-0.6004j		1.0001	-0.3975		
MA.2	-0.7998	+0.6004j		1.0001	0.3975		

(2) FBProphet

```
prophet = Prophet(seasonality_mode = 'multiplicative',
                  yearly_seasonality=True,
                  weekly_seasonality=True,
                  daily_seasonality=True,
                  changepoint_prior_scale=0.6)

prophet.fit(train)
```

→ seasonality_mode : 주식 데이터는 진폭이 점점 증가하거나 감소하는 경향이 있으므로 파라미터를 'multiplicative'로 지정

→ changepoint_prior_scale : 0.5, 0.6, 0.7 등의 파라미터를 변경하면서 가장 오차가 적은 0.6으로 파라미터를 조정

(3) LSTM

Model: "sequential_7"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_18 (LSTM)	(None, 10, 64)	19712
dropout_17 (Dropout)	(None, 10, 64)	0
dense_23 (Dense)	(None, 10, 32)	2080
lstm_19 (LSTM)	(None, 10, 64)	24832
dropout_18 (Dropout)	(None, 10, 64)	0
dense_24 (Dense)	(None, 10, 32)	2080
lstm_20 (LSTM)	(None, 64)	24832
dropout_19 (Dropout)	(None, 64)	0
flatten_4 (Flatten)	(None, 64)	0
dense_25 (Dense)	(None, 100)	6500
dense_26 (Dense)	(None, 32)	3232
dense_27 (Dense)	(None, 1)	33
Total params: 83,301		
Trainable params: 83,301		
Non-trainable params: 0		

→ layer와 layer 사이에 Dropout을 넣으면서 과적합을 방지하고, Dense과 Dense를 통해 적절한 layer를 쌓음

→ 각 업종별로 적절한 layer들을 실습하면서 오차가 가장 적은 모델을 지정

- 평가 방법

구성한 모델을 통해 10일 예측값 및 신뢰구간 도출

	ds	yhat	yhat_lower	yhat_upper
906	2021-09-03	75735.972526	73785.030477	77689.028833
907	2021-09-04	65527.745086	63776.890039	67336.098026
908	2021-09-05	65696.858848	63776.494852	67609.315805
909	2021-09-06	76275.115353	74529.859925	78149.664174
910	2021-09-07	76709.484111	74863.074266	78706.191810
911	2021-09-08	76790.502887	74735.260426	78660.527536
912	2021-09-09	76933.875584	75107.197933	78944.354666
913	2021-09-10	77041.958459	75265.858016	79049.590986
914	2021-09-11	66830.439298	64807.392282	68798.590278
915	2021-09-12	67013.161507	64982.353332	69017.353479

모델 적합 결과



→ 주식 데이터의 종가 정보와 예측값을 비교하여 평균오차를 계산

(4) RL

```
(fc_val):
Sequential(
  (0): Linear(in_features=91, out_features=100, bias=True)
  (1): ReLU()
  (2): Linear(in_features=100, out_features=100, bias=True)
  (3): ReLU()
  (4): Linear(in_features=100, out_features=3, bias=True)
)
```

→ 매도와 매수 지점에서 수익률 reward로 하여 손실을 최소화하는 방향으로 모델을 작성

- 평가 방법



Date	Open	High	Low	Close	Volume	Change	BPS	PER	PBR	EPS	DIV	DPS	Action
732	2020-12-22	72500	73200	72100	72300	16304910	-0.009869	37528	22.84	1.93	3166	1.96	1416 1
733	2020-12-23	72400	74000	72300	73900	19411326	0.022130	37528	23.34	1.97	3166	1.92	1416 2
734	2020-12-24	74100	78800	74000	77800	32502870	0.062774	37528	24.57	2.07	3166	1.82	1416 2
735	2020-12-28	78900	80100	78200	78700	40085044	0.011568	37528	24.88	2.10	3166	1.80	1416 2
736	2020-12-29	78800	78900	77300	78300	30339449	-0.005083	37528	24.73	2.09	3166	1.81	1416 2
—	—	—	—	—	...	—	—	—	—	—	—	—	—
910	2021-09-09	76400	76600	75000	75300	17600770	-0.013106	39406	19.60	1.91	3641	3.98	2994 1
911	2021-09-10	75300	75600	74600	75300	10103212	0.000000	39406	19.60	1.91	3641	3.98	2994 0
912	2021-09-13	75200	76300	75100	76300	11397778	0.013280	39406	19.86	1.94	3641	3.92	2994 2
913	2021-09-14	77100	77700	76600	76600	18167057	0.003932	39406	19.94	1.94	3641	3.91	2994 1
914	2021-09-15	77400	77400	78400	77000	12500473	0.005222	39406	20.05	1.95	3641	3.89	2994 2

→ 매도·매수 판단에 의한 최종 수입 확인 및 매도·매수시점을 통해 주식 데이터와 비교하여 정확도 판단