

썸네일, 영상 제목을 이용한 유튜브 카테고리 분류

염예진 이유경 이영송 서지완 김민석

INDEX



- 01 프로젝트 개요
- 02 데이터 수집 및 전처리
- 03 1차 모델 생성/예측/평가
- O4 특성 추출
- 05 전체 모델 비교
- 06 결과 해석

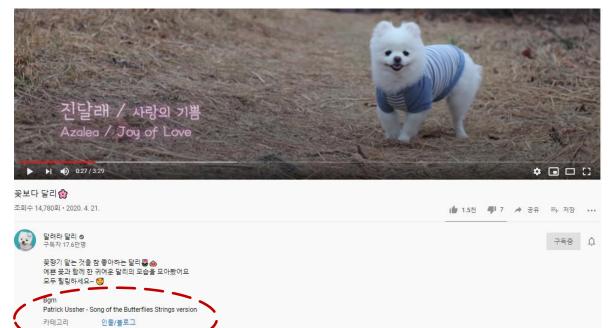


01 프로젝트 개요

- 주제 선정 이유
- 프로젝트 진행 순서

•

주제 선정 이유



카테고리 분류가 잘못된 것들이 있네. 어떻게 하면 분류 정확도를 높일 수 있을까?

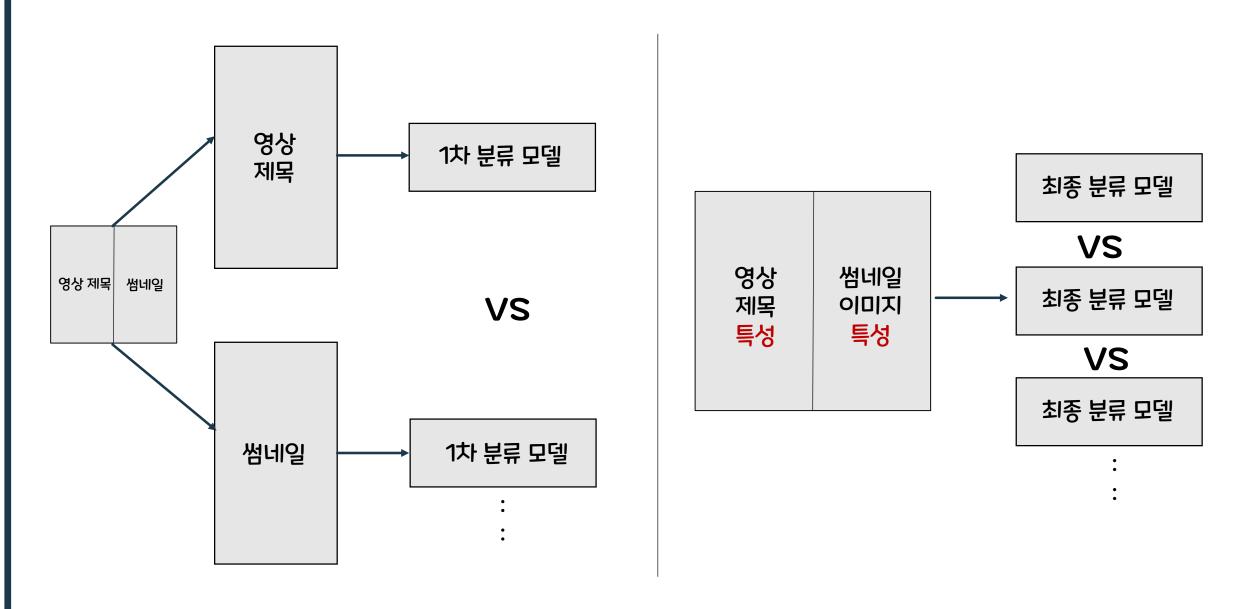






•

프로젝트 진행 순서





02 데이터 수집 및 전처리

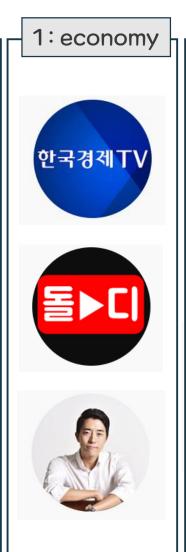
- YouTube 데이터 크롤링
- EDA
- 영상 제목 전처리
- 썸네일 이미지 전처리



Youtube 데이터 크롤링

7개의 카테고리 직접 설정

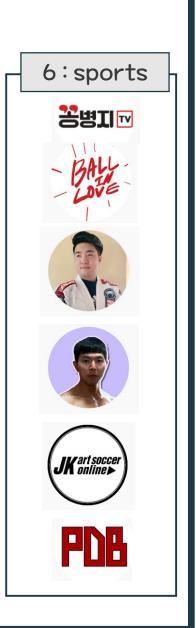






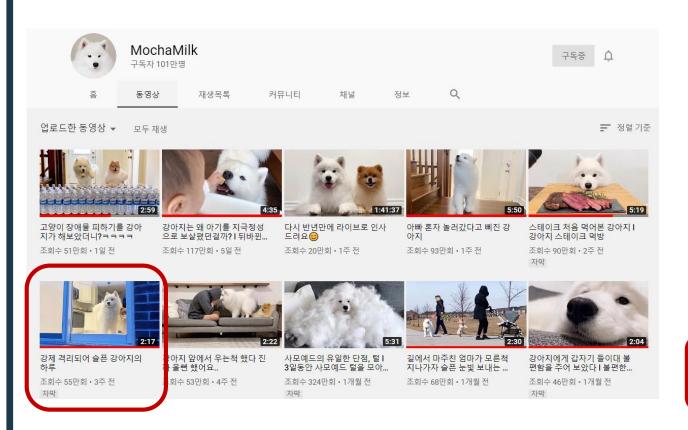


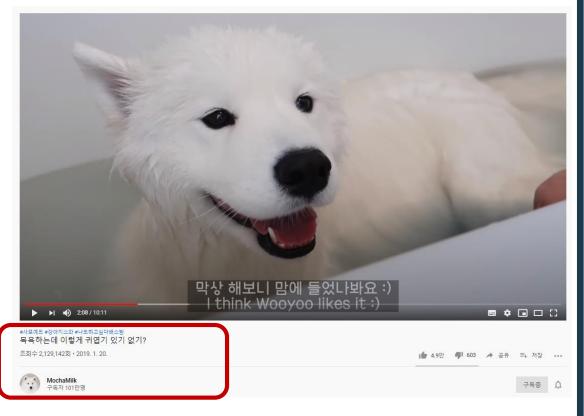






Youtube 데이터 크롤링





1) 유튜버의 모든 동영상의 썸네일 이미지 크롤링

2) 동영상의 제목, 채널이름 데이터 크롤링



Youtube 데이터 크롤링

7개의 카테고리, 전체 13685개의 데이터 수집

	channel_name	video_name	category_id	thumbnail
0	복덩이	너무나맛있는 '알타리묵은지찜과' "앞치마에그림" Altari old paper st	0	https://i.ytimg.com/vi/al52wJgMGyl/hqdefault.j
1	복덩이	헌옷으로만든 [앞치마]와 '민들레' 겉절이 'Apron' made with old	0	https://i.ytimg.com/vi/-xx7shznKec/hqdefault.j
2	복덩이	탈모와다이어트에 탁월한고급진 '느타리버섯볶음' 과 프로방스 창문그리기 Stir-fr	0	https://i.ytimg.com/vi/m7KC7oEKKuo/hqdefault.j
3	복덩이	감기 면연력 간기능보호에 탁월한 '도라지튀김' '민들레튀김' '라벤다그리기' Fri	0	https://i.ytimg.com/vi/FYeuMGEgNWA/hqdefault.j
4	복덩이	진달래화전 부침 복덩이표 바삭바삭한 쫀득쫀득비법공개	0	https://i.ytimg.com/vi/UjLKW2fjkyA/hqdefault.j
13680	키다리형	[VLOG] 체지방 한자릿수 유지식단::뭐든지 과하면 독이다 :: 추억의 VLOG	6	https://i.ytimg.com/vi/gPEWgwBoT6I/hqdefault.j
13681	키다리형	[키용소 2화] 그들의 입맛을 사로잡은 식단 대공개 (맛있게 다이어트하자)	6	https://i.ytimg.com/vi/p7Ssy5gB_5A/hqdefault.j
13682	키다리형	[실속2분팁] 덤벨로우 tip (넓고 두꺼운 등을 위하여)	6	https://i.ytimg.com/vi/PI7UN15-5K0/hqdefault.j
13683	키다리형	[키용소 1화] 살빼는방법을 모르겠어요 :: 위험한 계약	6	https://i.ytimg.com/vi/il4-fi64bss/hqdefault.j
13684	키다리형	[VLOG] 다이어트를 위한 식단과 운동 :: 키용소1기 친구들과 함께한 하루	6	https://i.ytimg.com/vi/cgp-OT0CEKc/hqdefault.j

13685 rows × 4 columns



- * 총 4가지의 형태소 분석기 사용
- (1) Okt의 nouns
- (2) Kkma² nouns
- (3) Soynlp⁹I word
- (4) Soynlp^{ol} noun

	형태소 분석 방법	단점
Okt	- 오픈소스 한국어 텍스트 분석기 - 로딩시간이 상당히 빠름	완전한 수준의 형태소 단위 의 분석을 하기 힘들다
Kkma	- 세종 말뭉치를 구조화하고, 이로부터 통계적으로 생성된 말뭉치를 조회 - 형태소 단위의 분석을 지향	로딩 시간이 길다
Soynlp	말뭉치를 cp*에서 학습하고 이를 기반으 로 주어진 문장을 토큰화	늘 새로운 단어가 만들어지기 때문에 학습하지 못한 단어 를 제대로 인식하지 못하는 oov 발생

* Cohesion Probability 연속된 글자의 연관성이 높을수록 단어일 가능성이 높다는 가정 하에 구축된 모델

$$egin{aligned} cohesion(c_1,c_2,\ldots,c_n) &= \sqrt[n]{\prod_{i=1}^{n-1} P(c_1,\ldots,c_{i+1}|c_1,\ldots,c_i)} \ &= \sqrt[n]{rac{Freq(c_1,c_2,\ldots c_n)}{Freq(c_1)}} \end{aligned}$$



1. 토큰화 전, 노이즈 제개

 $\{\} \ () \langle \rangle \langle \rangle | \Gamma_{\mathbb{J}} | \Gamma_$

(1) 특수문자



(2) 이모지

ABCDEFG HIJKLMN OPQRSTU VWXYZ

(3) 영어

01234
56789

(4) 숫자

2. 불용어 사전 정의

이, 있, 하, 것, 들, 그 …

최주부 볼인러브 냥이아빠 정치합시다 백수골방 김재원의 즐거운게임 세상 등등

(2) 채널명

알못도, 원하, 하세요, 준, 브리, 줄, 탄

(3) 눈으로 확인할 수 있는 몇몇 단어

(1) 코퍼스 빈도어 상위 100개



3. 명사 단위로 토큰화 (okt, kkma, soynlp)

영상 제목

Okt 형태소 분석기의 명사 단위로 토큰화된 영상 제목

나이키 축구화 때문에 벌금 1,000만원 낸 김병지 축구화 썰

[나이키, 축구화, 만원, 김병지, 축구화]

매콤곱창볶음 | 술안주로 제격인 곱창볶음으로 월요일 마무리하기 [만개의레시피] [매콤, 곱창, 볶음, 술안주, 곱창, 볶음, 월요일, 마무리, 레시피]

청와대 앞 조국 땜에 난리났다. 조국특검 문정권탄핵 기자회견.(190910)

[청와대, 조국, 난리, 조국, 특검, 정권, 탄핵, 기자회견]

총선 D-7, 트로트요정이 투표송을..?⊙상큼미 폭발하는 이채윤의 투표쏭 도전기 ...

[총선, 트로트, 정이, 투표, 폭발, 투표, 도전, 정치]

SUB) 귀찮은 그라탕은 이젠 빠염~! (쓸) (쓸) 치즈베이컨그라탕 ★ [만개의레시피]

[그라탕, 치즈, 베이컨, 그라탕, 레시피]

4. 단어 빈도수 계산

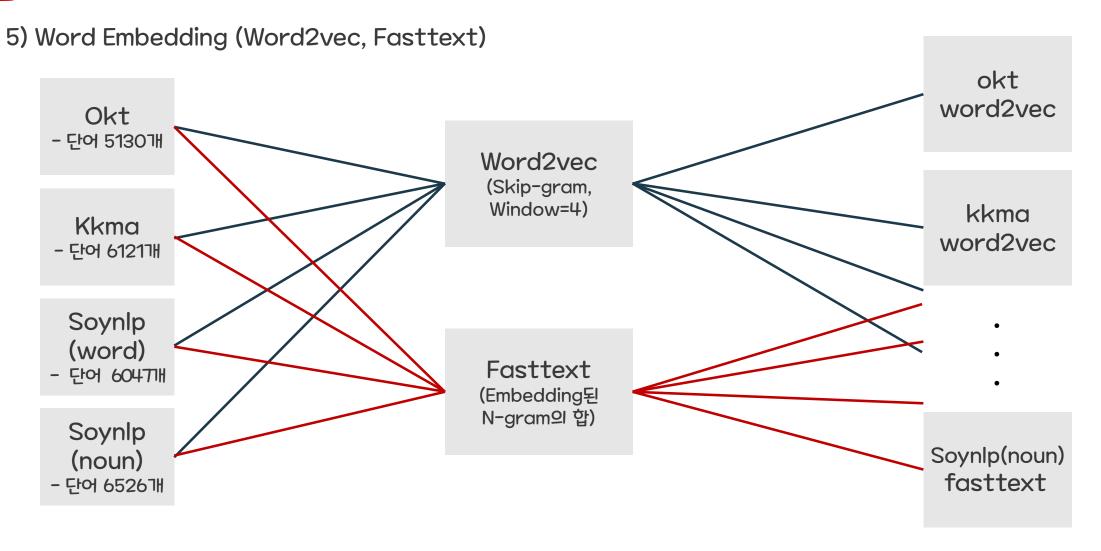
한국	1639
경제	1533
코로나	231
아이언맨	28
•••	•••
협찬	1

단어 중 2번 이상 등장하지 않는 단어 약 74% 삭제 약 6000개 단어 사용



예시) 원본 영상 제목과 okt로 명사 토큰화한 제목 비교

영상 제목	Okt로 명사 토큰화한 제목
자기 이름 부르면 돌아보는 고백 형제 (ft.오늘 생일 ⓒ)	자기 이름 고백 형제 오늘 생일
전 프로 선수의 위플볼 마구! 폭풍삼진쇼	프로 선수 위 볼 마구 폭풍 삼진 쇼
좋은에너지를상승시키는법!!!!!!!!!!	에너지 를 상승 법
하늘에서날라온 귀한선물 귀하신손님3	하늘 귀 선물 손님
사신이 되어 사람들을 마구 죽이는 게임	마구 죽 게임
2018 돈 되는 상가 투자법 제대로 배우기 부동산읽어주는남자 ♣ 우리집은 김장을 안했지만 생각나는 보쌈과 어울리는 식단 오늘의 식단 ♣ [만개의	돈 상가 투자 법 제대로 부동산 남자 김장 보쌈 과 식단 오늘 식단 만 개 레시피
김재원 VS 눈쟁이 배틀그라운드 3만원빵 알까기 대결!	눈 배틀 라운드 만원 빵 대결
양파고추장장아찌₩n/양파장아찌관리법₩n&양파엑기스로장아찌활용방법/	양파 고추장 장아찌 양파 장아찌 관리 법 양파 로 장아찌 활용 방법
다시 보는 2차전지 관련주 '코스모신소재'/이희권의 기업탐방 런투유/한국경제TV	관련 이희 권 기업 탐방 런투유 한국 경제

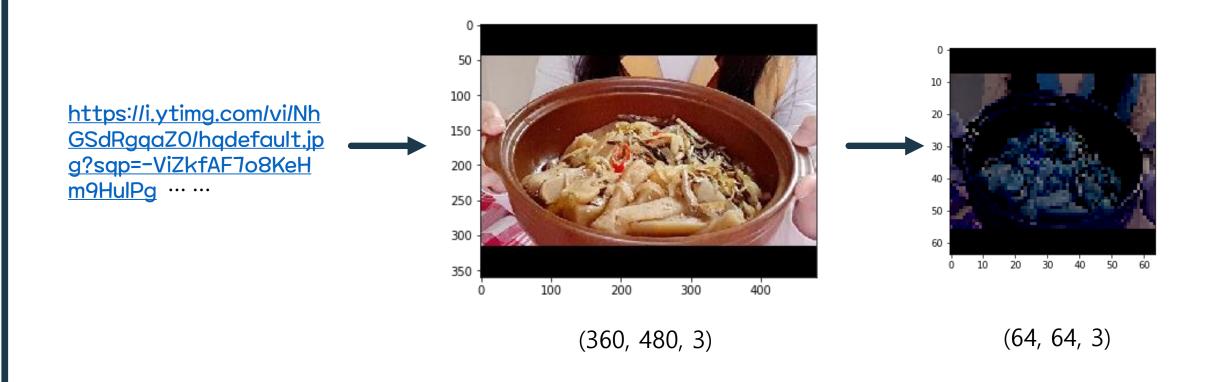


* 총 **8가지**의 word Embedding 1차 성능 평가를 통해 최종 분류 모델에 사용할 형태소 분석기를 정할 것



썸네일 전처리

1) 사이즈 변환 및 keras preprocessing하여 컬러 채널 정규화





03 1차 모델 생성/예측/평가

• 모델 예측 비교 및 평가

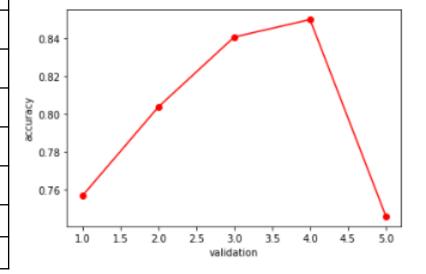


모델 예측 비교 및 평가

1) 영상 제목만 이용한 분류 모델

		Accu	ıracy
형태소분석기	단어 임베딩	Logistic Regression	SVC
Soynlp(word)	Word2vec	0.738043	0.774467
Soyriip(word)	Fasttext	0.766740	0.791391
Coupln(noup)	Word2vec	0.741316	0.781596
Soynlp(noun)	Fasttext	0.78899	0.810791
Kkma	Word2vec	0.807678	0.838317
KKIIIG	Fasttext	0.840901	0.860465
okt	Word2vec	0.825279	0.847584
OKI	Fasttext	0.843494	0.858364

- Okt_fasttext의 LR 정확도 그래프



Kkma_Fasttext 의 SVC 정확도가 가장 높았지만, kkma의 속도가 매우 느림

따라서 다음으로 높은 정확도를 보이는 Okt의 Word2vec, fasttext를 최종 모델 특성추출값으로 사용



모델 예측 비교 및 평가

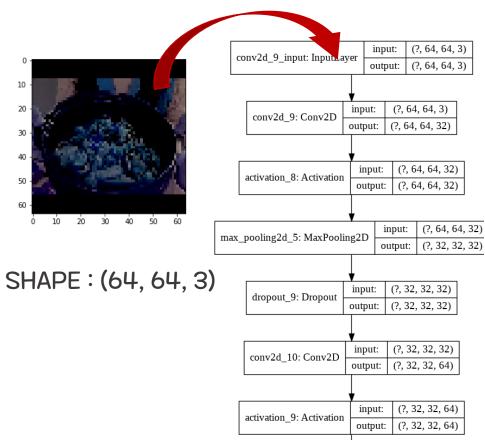
2) 썸네일 이미지만 이용한 분류 모델 – CNN Weight 학습

(?, 32, 32, 64)

(?, 30, 30, 64)

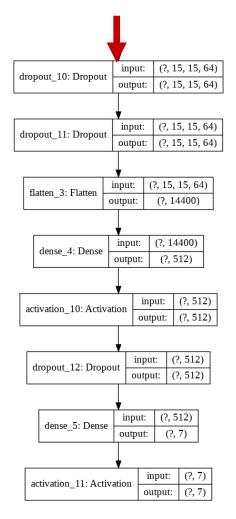
input: (?, 30, 30, 64)

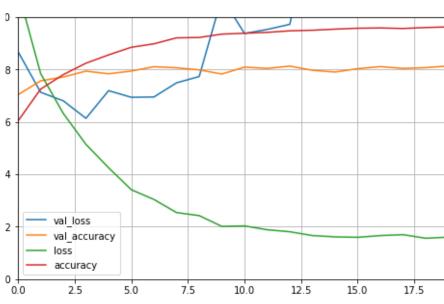
output: (?, 15, 15, 64)



conv2d_11: Conv2D

max_pooling2d_6: MaxPooling2D



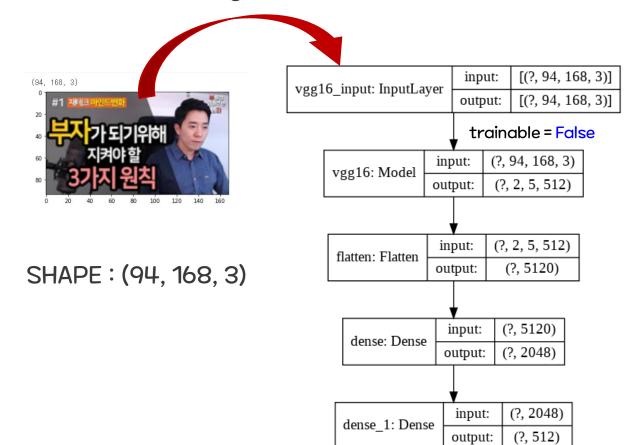


- Accuracy = 약 0.81
- Rmsprop loss = 1.4476018495060838



모델 예측 비교 및 평가

2) 썸네일 이미지만 이용한 분류 모델 – 전이학습 (VGG16)



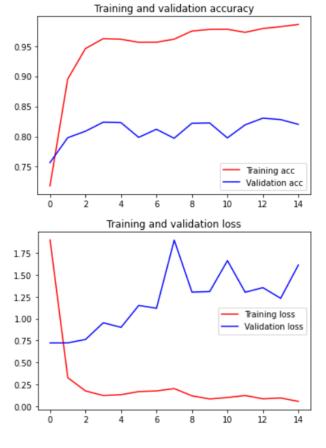
(?, 512)

(?, 7)

input:

output:

dense_2: Dense



- Accuracy = 약 0.82
- rmsprop loss= 1.4476018495060838



04 특성 추출

- 영상 제목에서의 특성추출
- 썸네일 이미지에서의 특성추출



영상 제목에서의 특성 추출

영상 제목의 Word Embedding 2가지

(1) Okt – Word2vec

(2) Okt – Fasttext

	V1	V2	V3	 V98	V99	V100		V1	V2	V3	 V98	V99	V100
sentence1	0.196034	0.245908	0.576134	 0.176262	-0.258607	0.123638	sentence1	0.523567	-0.391566	0.427402	 0.636864	0.397615	0.143179
sentence2	0.198821	0.271698	0.687552	 0.23243	-0.25477	0.10881	sentence2	0.638376	-0.498384	0.502311	 0.725406	0.380785	0.168168
sentence3	0.551256	0.671386	1.551306	 0.440023	-0.734783	0.317919	sentence3	1.338037	-1.039847	1.181032	 1.635623	0.942006	0.454793
sentence4	0.440158	0.614208	1.510556	 0.598439	-0.470475	0.210407	sentence4	1.318557	-1.087187	1.101964	 1.54564	0.666304	0.446539
sentence5	0.359027	0.411707	0.95849	 0.303726	-0.48153	0.13332	sentence5	0.862312	-0.558923	0.649134	 1.019527	0.61191	0.245011
sentence13621	0.183895	0.809685	0.889106	 0.386137	-0.576647	-0.307054	sentence13621	0.942522	-0.647396	0.600209	 1.316312	0.435052	0.414349
sentence13622	0.581141	0.771815	1.442716	 0.387131	-0.80465	0.111101	sentence13622	1.335089	-0.878168	1.035238	 1.646191	1.131196	0.376648
sentence13623	0.233537	0.29243	0.859342	 0.406955	-0.067676	0.00364	sentence13623	0.557477	-0.804592	0.591	 0.817633	0.097795	0.260607
sentence13624	0.323732	0.348243	0.788682	 0.258428	-0.312916	0.070189	sentence13624	0.715465	-0.544113	0.499824	 0.703478	0.339621	0.180255
sentence13625	0.579369	0.743183	1.59592	 0.423551	-0.554961	0.153877	sentence13625	1.255596	-1.159646	1.080357	 1.659805	0.809986	0.246462

SHAPE: (13625 * 100)

SHAPE: (13625 * 100)

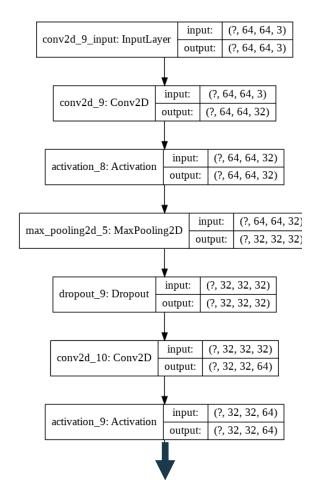
문장의 개수 : 13625개 / 차원 수 : 100

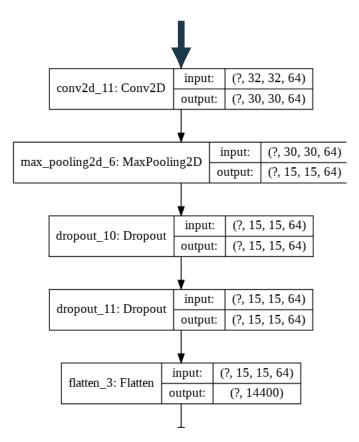


썸네일 이미지에서의 특성 추출

CNN 모델의 Feature Extraction

• Inputs = model, outputs = model.get_layer('flatten_1') 으로 갖는 flatten_layer_model 생성 추출



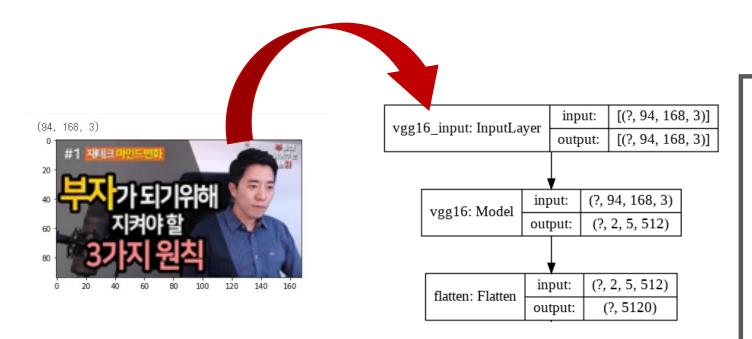


	0	1	2	3	4	5	6	7	8	7197	7198	7199
0	-0.001158	0.002141	0.008723	-0.000788	0.004164	-0.001598	0.000216	-7.286071e- 04	0.001323	-0.008280	-0.001530	0.001487
1	-0.000269	0.002502	0.008250	-0.000779	0.004414	-0.001616	0.000586	-6.588997e- 07	0.000928	-0.006611	-0.001796	0.005069
2	-0.001472	0.002528	0.008565	-0.001030	0.004195	-0.001770	0.000601	-1.106166e- 03	0.001294	-0.007296	-0.001593	0.003418
3	-0.001088	0.002308	0.008607	-0.000768	0.004255	-0.001672	0.000101	-3.708224e- 04	0.000939	-0.006626	-0.001743	0.004797
4	-0.001340	0.002211	0.008743	-0.000668	0.004226	-0.001731	-0.000070	-6.905477e- 04	0.001144	• • -0.006554	-0.001750	0.004813
5	-0.000788	0.002449	0.008436	-0.000797	0.004335	-0.001650	0.000430	-6.423514e- 04	0.001037	-0.006573	-0.001754	0.004970
6	-0.000615	0.002377	0.008449	-0.000764	0.004301	-0.001658	0.000263	-2.974104e- 04	0.000922	-0.006595	-0.001844	0.005117
7	-0.000781	0.002346	0.008618	-0.000858	0.004197	-0.001719	0.000484	-6.813117e- 04	0.001280	-0.007401	-0.001491	0.002569
(13685, 7200)												



썸네일 이미지에서의 특성 추출

VGG16 모델의 Feature Extraction



(13685, 5120)

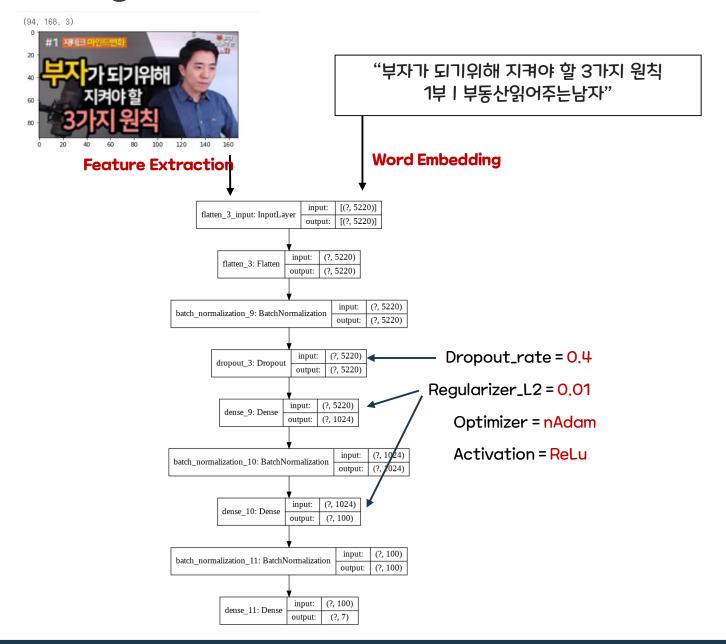


05 전체 모델 비교

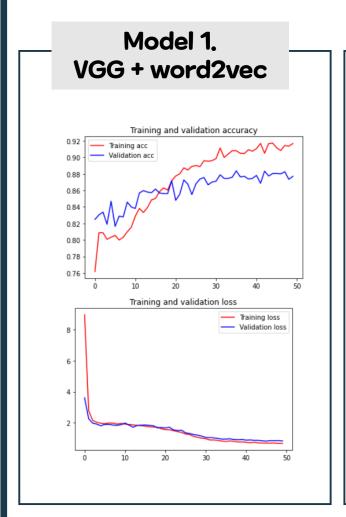
- VGG16 + Word2vec
- VGG16 + Fasttext
- CNN + Word2vec
- CNN + Fasttext

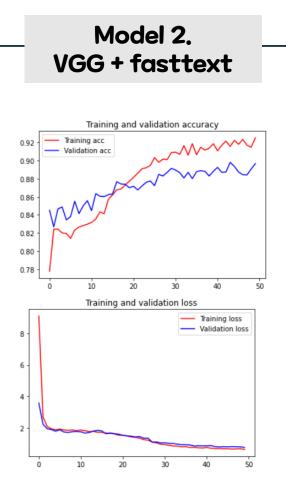


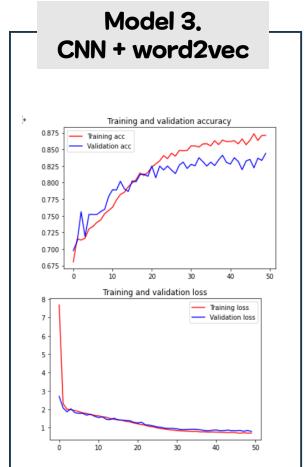
이미지 + 텍스트를 활용한 모델

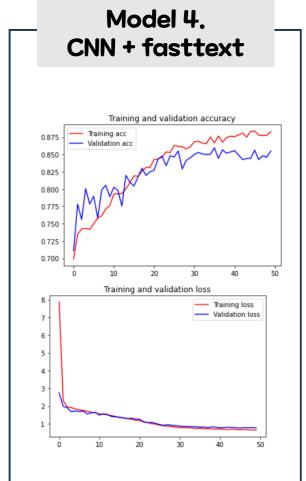


전체 모델 비교











전체 모델 비교

Test

	Loss	Accuracy
VGG+w2v	0.852	87.52%
VGG+Fxt	0.78	88.74%
CNN+Fxt	0.7706	83.56%
CNN+w2v	0.8205	83.70%



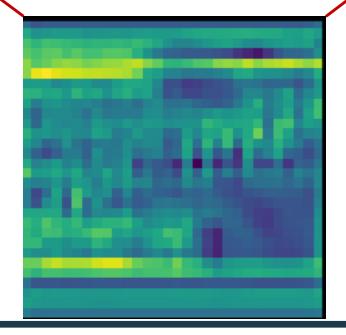
06 결과 해석

결과해석



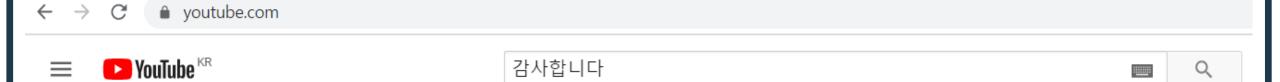






결과해석

_	:["c	cooking",	"economy"	, "game"	,"movie	e","pets"	politic,"	cs","spor	ts"]
C →	Predicted	0	- 1	2	3	4	5	6	
	True								
	0	346	1	12	7	2	1	3	
	1	1	333	5	0	1	11	3	
	2	4	3	317	9	3	12	26	
	3	1	0	18	60	6	6	10	
	4	16	0	12	8	358	0	8	
	5	5	3	11	5	3	683	10	
	6	7	1	37	8	7	20	314	





THANK YOU