

AUTO-LABELING FOR MUSINSA

based on
Image Classification Models

여민희, 이재혁, 강효진, 국승용, 김규인

Table of Contents

01

데이터 수집
& 핸들링

02

모델링

03

모델 평가

04

결과 및 한계점

Data Crawling

ResNet50

Champion models

Conclusion

Labeling

VGG16

Predict

EfficientNetB7

MZ세대 10명 중 6명은 '무신사'로 간다

댄디
깔끔해!
22.08.11 | 조회 775
모델 : 최용현

캐주얼
데일리 웨어
환절기에 추천해

압도적인 패션 데이터 보유

댄디
온근 매력 있o
.11 | 조회
최용현

캐주얼
디테일에 반해
22.08.11 | 조회 2,391 | 댓글 3
모델 : 김정아

캐주얼
센스가 돋보여
22.08.11 | 조회 1,896
모델 : 김정아

캐주얼
스타일리시해!
22.08.11 | 조회 819 | 댓글 1
모델 : 김정아

Auto-Labeling!

전체

여성

남성

1

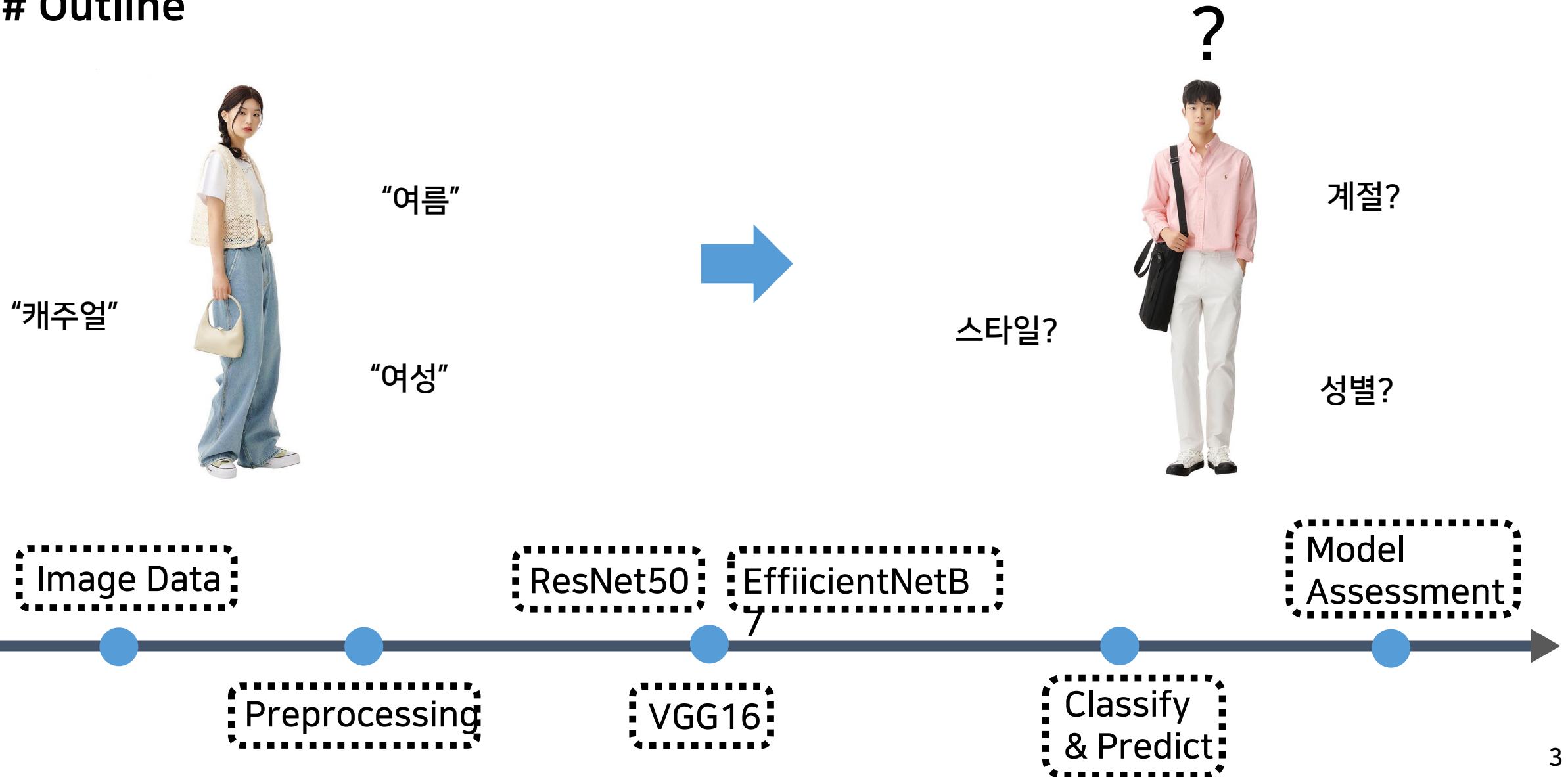
2

출처 : <https://www.techm.kr/news/articleView.html?idxno=96706>

'MZ세대 10명 중 6명은 '무신사'로 간다'

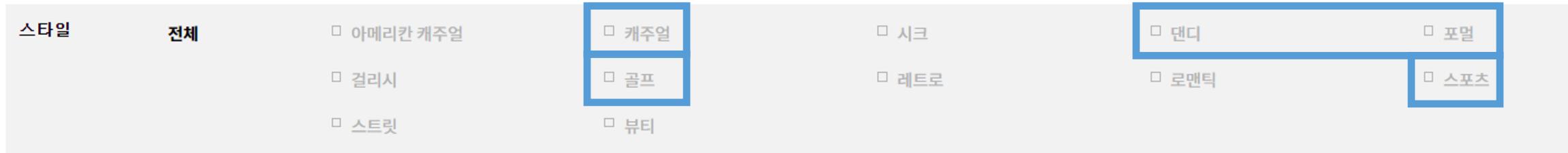
Auto-Labeling Project

Outline



01. 데이터 수집

Data Crawling



style

#캐주얼 #댄디+포멀 # 골프+스포츠

gender

#남성 #여성

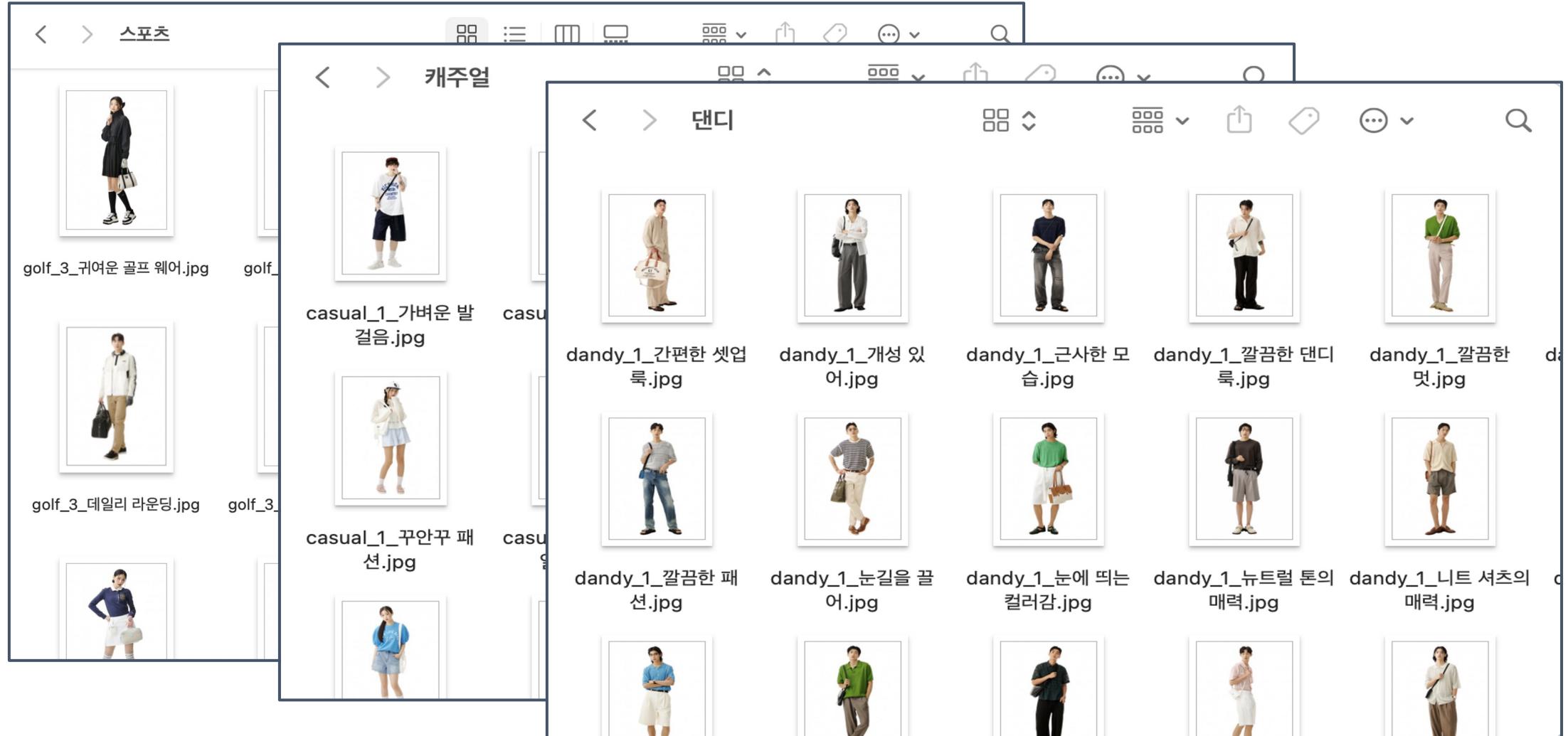


season

#봄/가을 #여름 #겨울

01. 데이터 수집

Data Crawling



01. 데이터 전처리

Imbalanced data # Augmentation # Resizing 224 * 224

Augmentation 전

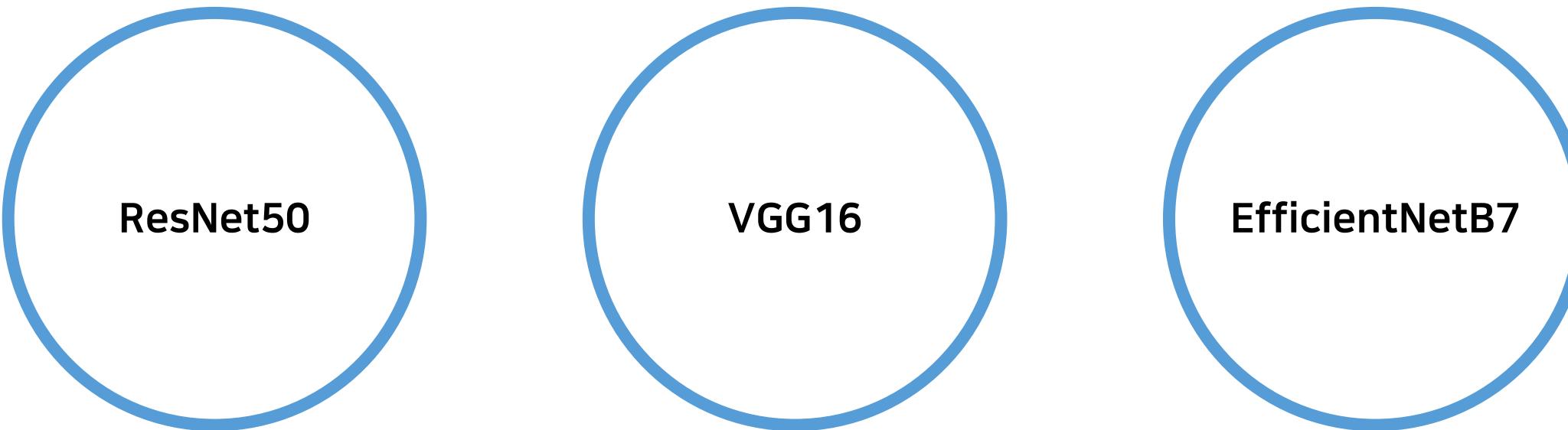
구분	남	여	구분	스포츠	댄디	캐주얼	구분	봄/가을	여름	겨울
계	3221	1892	계	1112	2001	2000	계	2118	1603	1392

Augmentation 후

구분	남	여	구분	스포츠	댄디	캐주얼	구분	봄/가을	여름	겨울
계	3221	2976	계	1914	2001	2000	계	3591	3900	3846

01. 모델 소개

CNN기반 pretrained 모델 선정 및 학습으로 최적화된 모델 선정



ResNet50

VGG16

EfficientNetB7

스타일

ResNet50

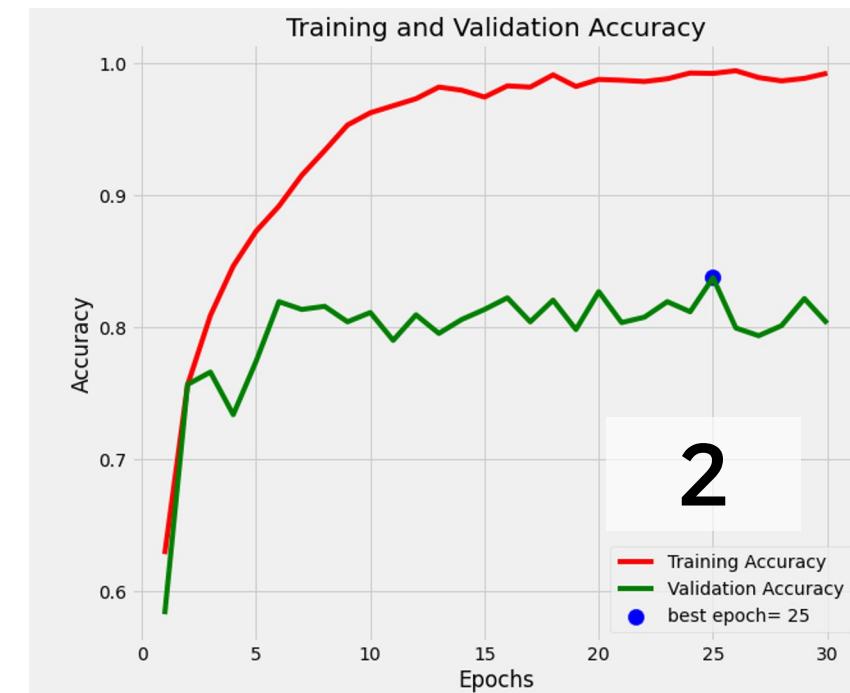
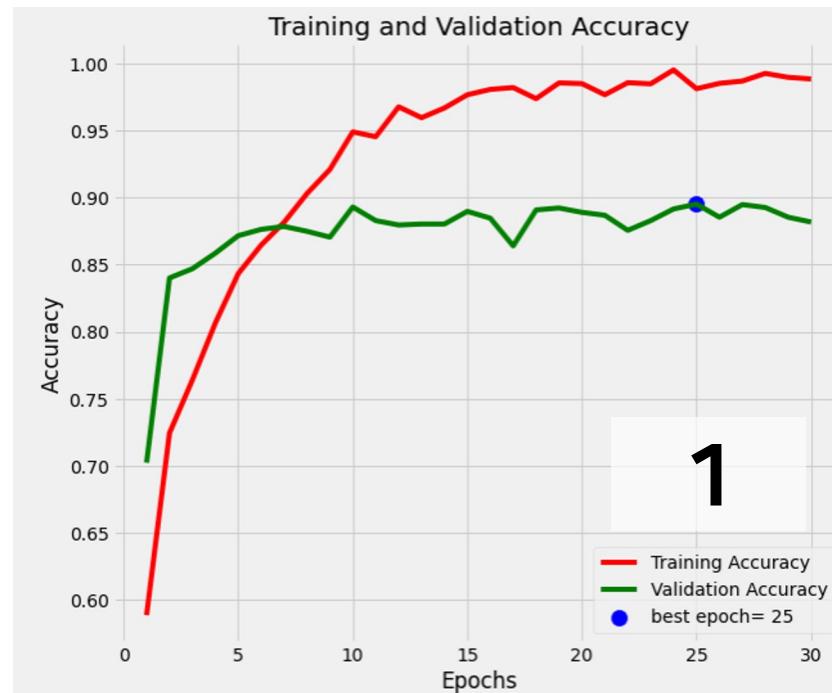
hidden layers	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
1	256	0.5	adam / 0.0001	10	0.8319
1	256	0.5	SGD / 0.0001	10	0.7524
4	256 / 128 / 64 / 32	0.5	adam / 0.0001	10	0.6571
2	256 / 128	0.5 / 0.5	adam / 0.0001	30	0.8102
(40개층 개방) 1	256	0.5	adam / 0.0001	5	0.8314
1	1024	0.8	adam / 0.0001	10	0.8110
1	512	0.8	adam / 0.0001	10	0.8235

ResNet50

hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
1	256	0.5	adam / 0.0001	10	0.8319
(122 * 122) 1	256	0.5	adam / 0.0001	10	0.7332
(122 * 122) 1	256	0.5	adam / 0.0001	30	0.7461
(300 * 300) 1	128	0.5	adam / 0.0001	10	0.8295

VGG16

구 분	hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
1	1	128	0.5	adam / 0.0001	30	0.8324
2	1	256	0.5	adam / 0.0001	30	0.8201



EfficientNetB7

hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
3	256/128/64	0.5/0.1	adam / 0.0001	10	0.7880
1	1024	0.5	adam/0.0001	10	0.7929
5	512/256/128/64/32	0.5/0.5/0.5/0.2	adam/0.0005	50	0.7734
1	1024	0.8	adam/0.0001	10	0.8010
2	1024/512	0.5/0.5	adam/0.0001	10	0.8018

02. 모델링

Best model for “스타일”

VGG16

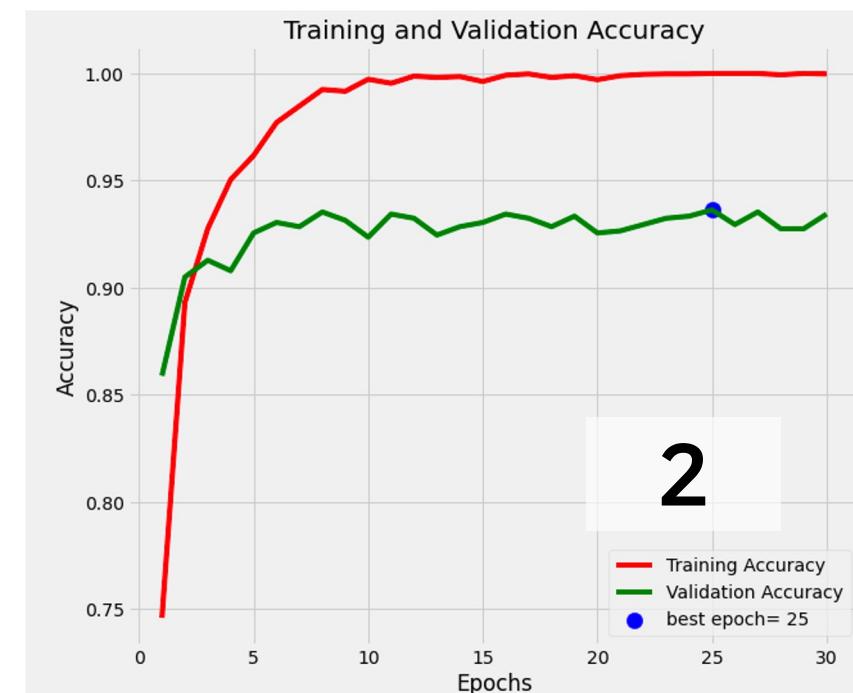
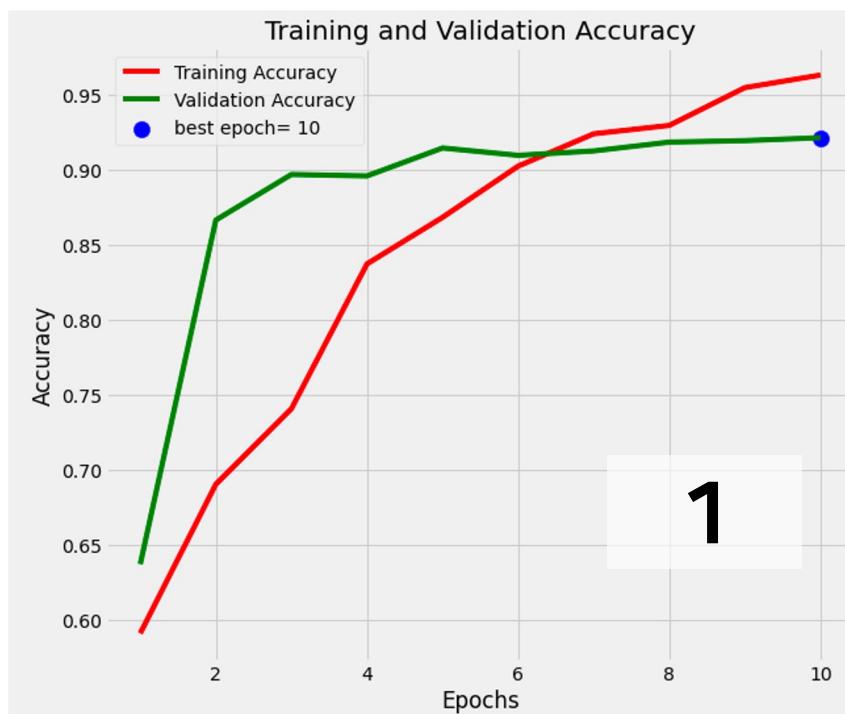
hidden layer 1 # of nodes 128 drop out 0.5 epochs 30

optimizer adam learning rate 0.0001

성별

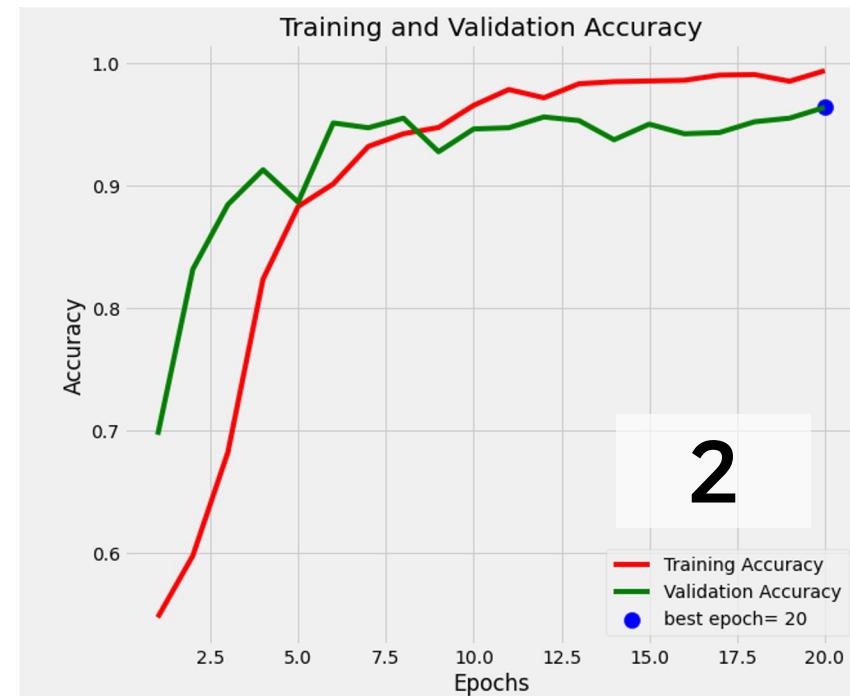
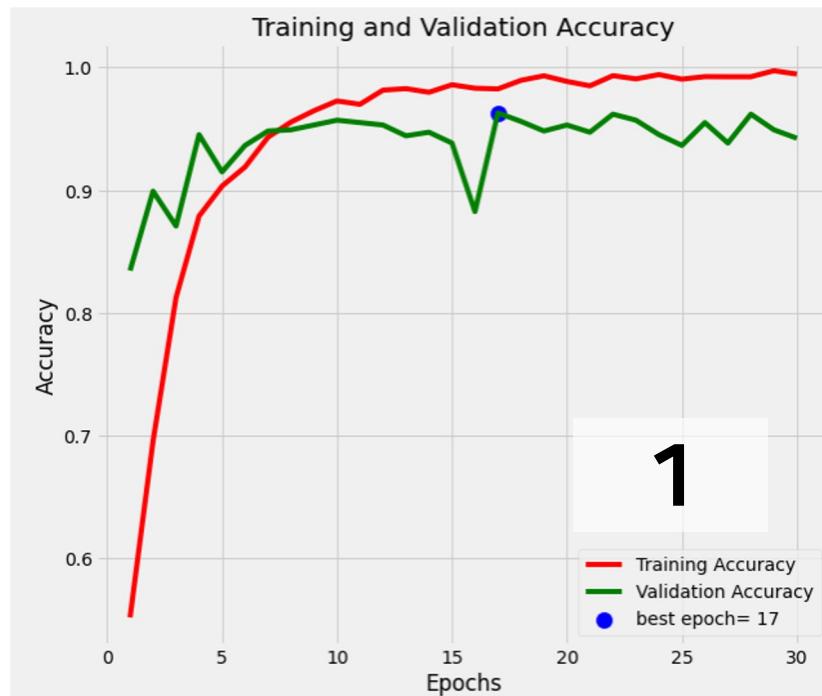
ResNet50

구	hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
1	1	256	0.5	adam / 0.0001	10	0.9084
2	1	256	0.5	adam / 0.0001	30	0.9160



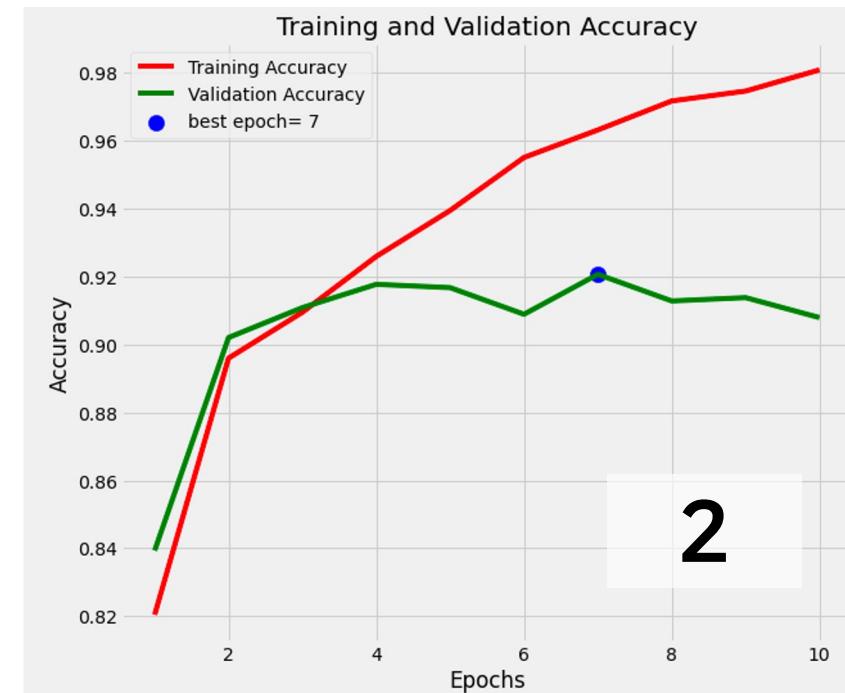
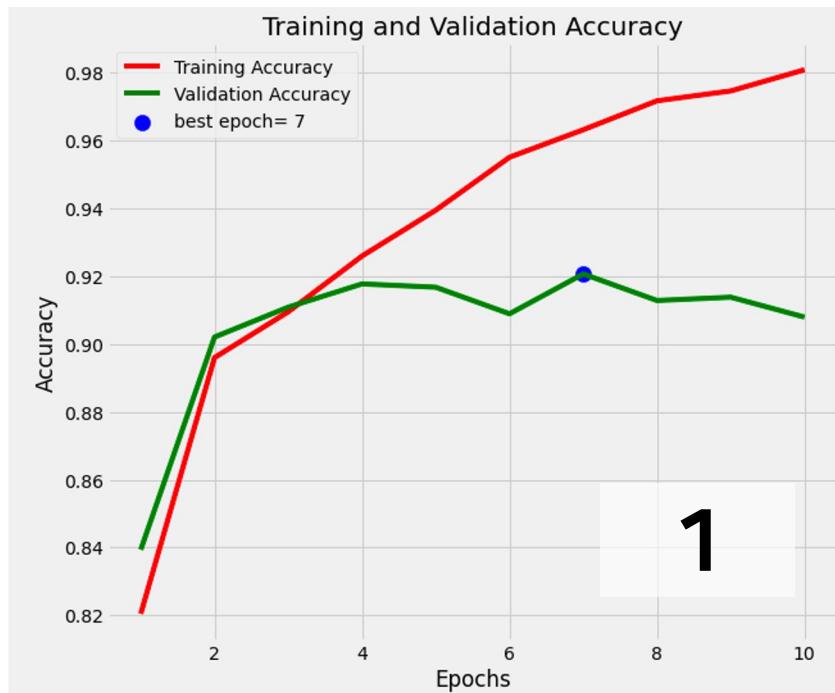
VGG16

구조	hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
1	1	256	0.5	adam / 0.0001	30	0.9384
2	1	128	0.5	adam / 0.0001	20	0.9600



EfficientNetB7

#	hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
1	1	256	0.5	adam / 0.0001	10	0.8950
2	1	128	0.5	adam / 0.00001	30	0.9140



02. 모델링

Best model for “성별”

VGG16

hidden layer 1 # of nodes 128 drop out 0.5 epochs 20

optimizer adam learning rate 0.0001

계절

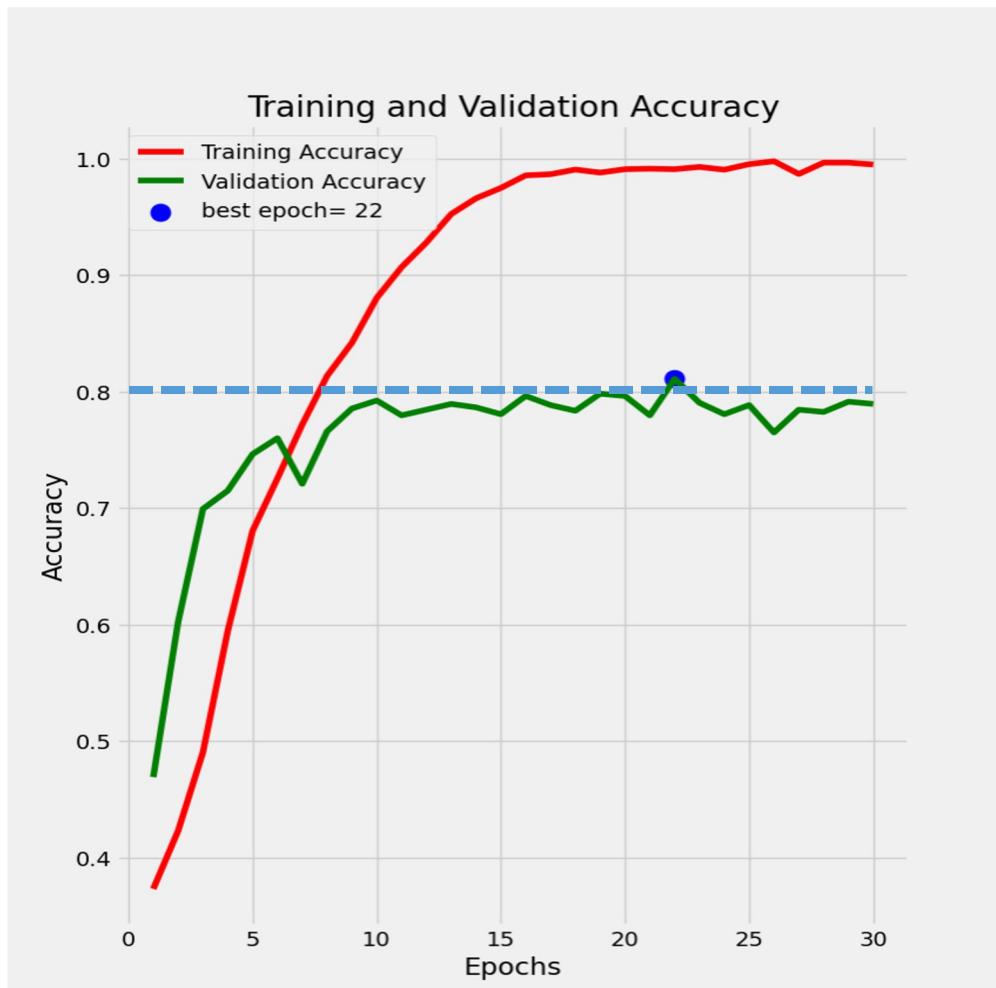
ResNet50

hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rates	epochs	test_acc
2	256 / 128	0.5 / 0.5	adam / 0.0001	50	0.7315
2	128 / 64	0.6 / 0.6	adam / 0.001	20	0.7612
1	256	0.5	adam / 0.0001	30	0.7432
2	256 / 128	0.5	adam / 0.0001	30	0.7218
2	512 / 256	0.5 / 0.5	adam / 0.0001	30	0.7179
3	512 / 256 / 128	0.5 / 0.5 / 0.5	adam / 0.0001	30	0.6576

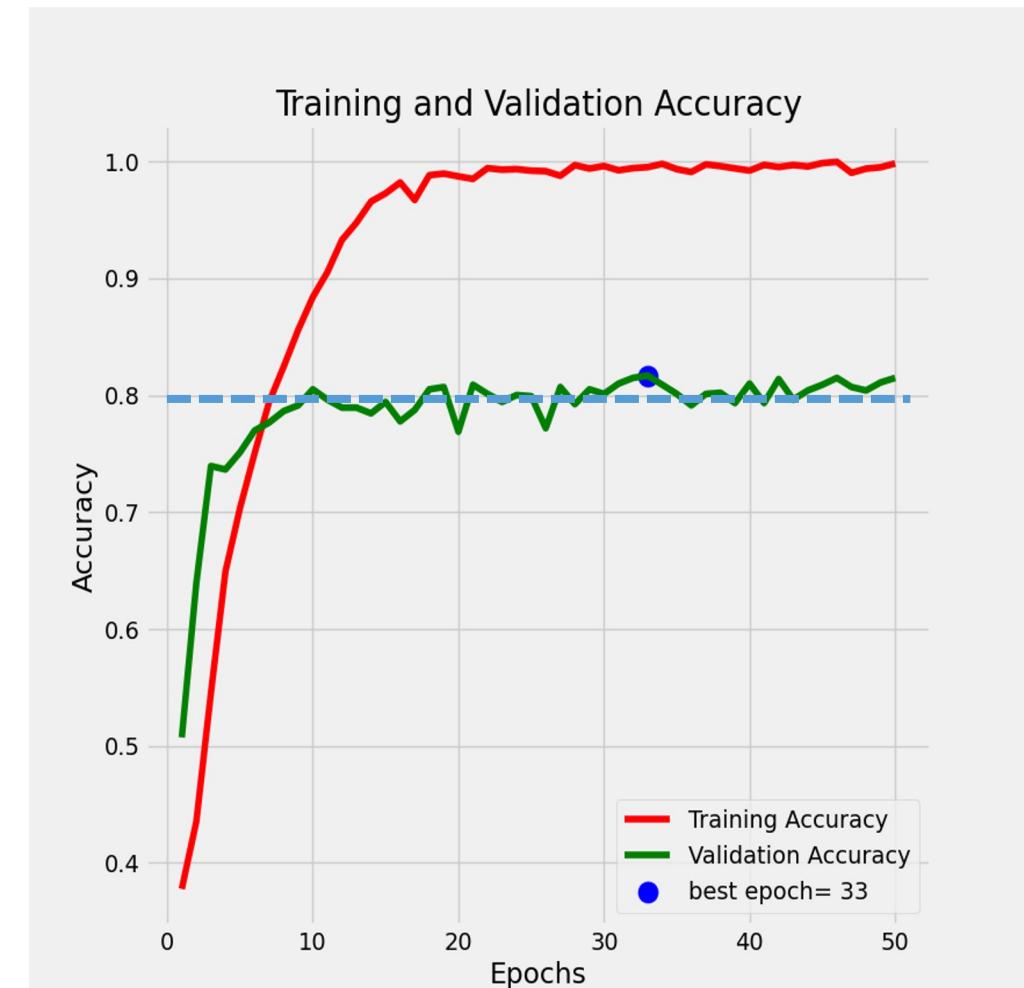
VGG16

hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
2	256 / 128	0.5	adam / 0.0001	50	0.7704
1	256	0.5	adam / 0.00001	30	0.8132
1	128	0.5	adam / 0.0001	30	0.7626
2	512 / 256	0.8 / 0.5	adam / 0.00001	50	0.7420
1	256	0.5	adam / 0.00001	50	0.8463

VGG16



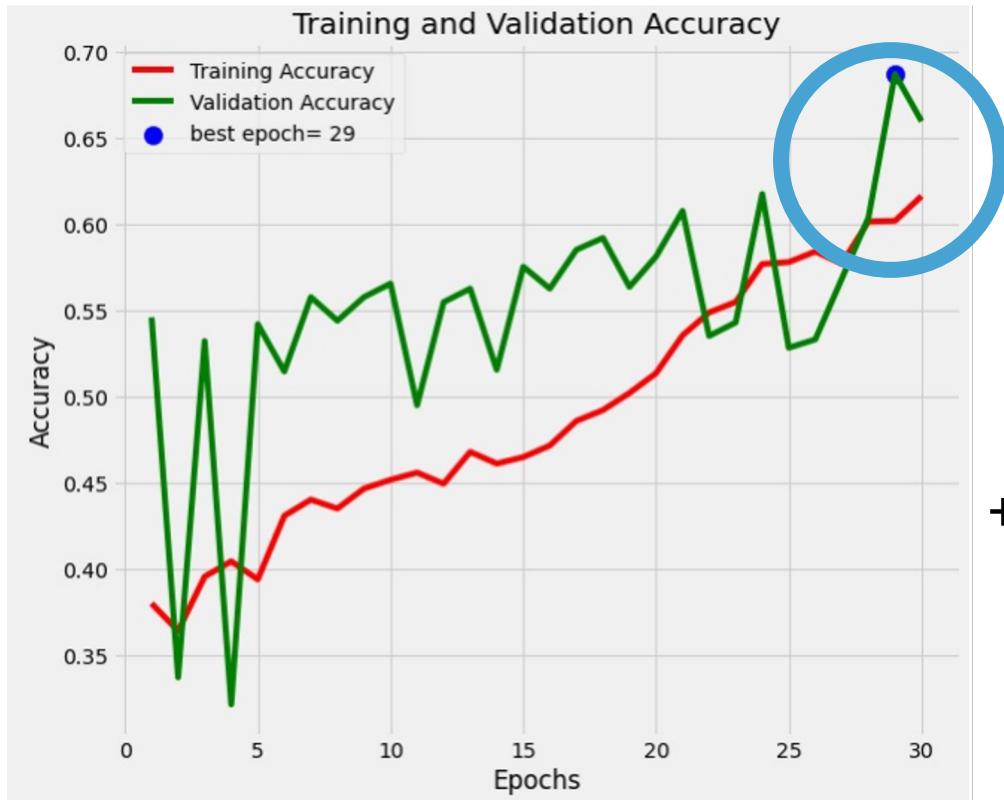
+20 epochs



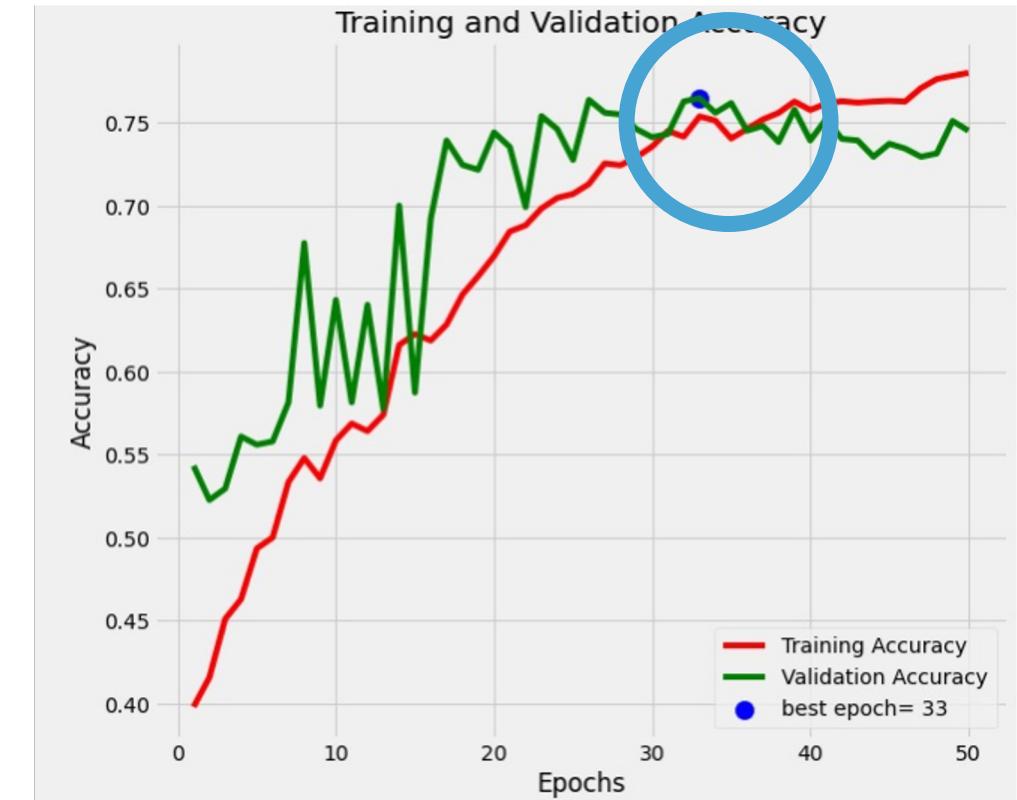
EfficientNet B7

hidden layer	nodes	dropout	optimizer/ learning rate	epochs	test_acc
2	128/32	0.6/0.6	adam/0.0001	30	0.7107
2	128/32	0.5/0.5	adam/0.0001	30	0.7010
3	224/128/32	0.6/0.6/0.6	adam/0.0001	30	0.3137
3	128/32/16	0.6/0.6/0.6	adam/0.0001	30	0.3137
2	128/32	0.6/0.6	adam/0.0005	30	0.3137
2	128/32	0.6/0.6	adam/0.00015	30	0.5981
2	128/32	0.6/0.6	adam/0.00015	50	0.7126

02. 모델링



+20 epochs



30 epochs → 0.5981

Underfit

50 epochs → 0.7126

02. modeling

Best model for “계절”

VGG16

hidden layer 1 # of nodes 256 drop out 0.5 epochs 50

optimizer adam learning rate 0.00001

02. Let's try!

피부색 추출

“계절에 따라 의상의
노출도가 달라지는 것에서 착안”
cv2.inRange 이용, 살색 값으로 mask 생성

skin 전처리 전

loss	0.551	accuracy	0.770
------	-------	----------	-------

skin 전처리 후

loss	0.775	accuracy	0.631
------	-------	----------	-------

But..

1. 살색 의상 분류의 어려움
2. 봄/가을, 겨울 의상의 노출도 차이 미미

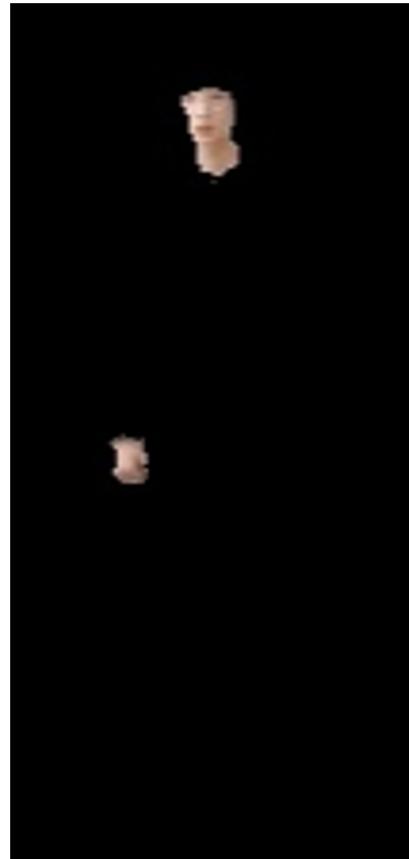
여름



봄/가을



겨울



03. Champion models for each category

스타일

VGG16 

hidden layer 1 # of nodes 128 drop out 0.5 epochs 30
optimizer adam learning rate 0.0001

성별

VGG16 

hidden layer 1 # of nodes 128 drop out 0.5 epochs 20
optimizer adam learning rate 0.0001

계절

VGG16 

hidden layer 1 # of nodes 256 drop out 0.5 epochs 50
optimizer adam learning rate 0.00001

03. Champion model : VGG16

ResNet50의 결과가 더 잘 나올거라 예상

: 모델이 깊을수록 학습 난이도 down → 정확도 up

모델 복잡도 > 데이터 복잡도

ResNet50의 과적합 해소 및 성능 향상을 노력했으나 미흡

03. VGG16 : Predict

스타일

댄디 = 0 스포츠 = 1 캐주얼 = 2

0.004	0.025	0.971
0.000	1.000	0.000
0.000	0.000	1.000
0.000	1.000	0.000
0.487	0.284	0.229
0.000	1.000	0.000
1.000	0.000	0.000
0.998	0.001	0.001
0.000	0.279	0.721
0.199	0.753	0.048
0.000	1.000	0.000
0.000	0.000	1.000

12개 중 9개 정답
75%

성별

남성= 0 여성 = 1

1.000	0.000
0.000	1.000
0.000	1.000
1.000	1.000
0.000	1.000
0.000	1.000
1.000	0.000
1.000	0.001
1.000	0.279
1.000	0.753
1.000	1.000
0.200	0.800

12개 중 11개 정답
91.67%

계절

봄/가을 = 0 여름 = 1 겨울 = 2

1.000	0.000	0.000
0.867	0.133	0.000
1.000	0.000	0.000
0.000	1.000	0.000
0.000	1.000	0.000
1.000	0.000	0.000
0.008	0.992	0.000
0.637	0.363	0.000
0.284	0.716	0.000
1.000	0.000	0.000
0.990	0.010	0.000
0.000	1.000	0.000

12개 중 10개 정답
83.33%

03. VGG16 : Multi-Labeling



스타일

정답	예측
댄디	0.000
스포츠	0.279
캐주얼	0.721

성별

정답	예측
남성	1.000
여성	0.000

계절

정답	예측
봄/가을	0.987
여름	0.000
겨울	0.013

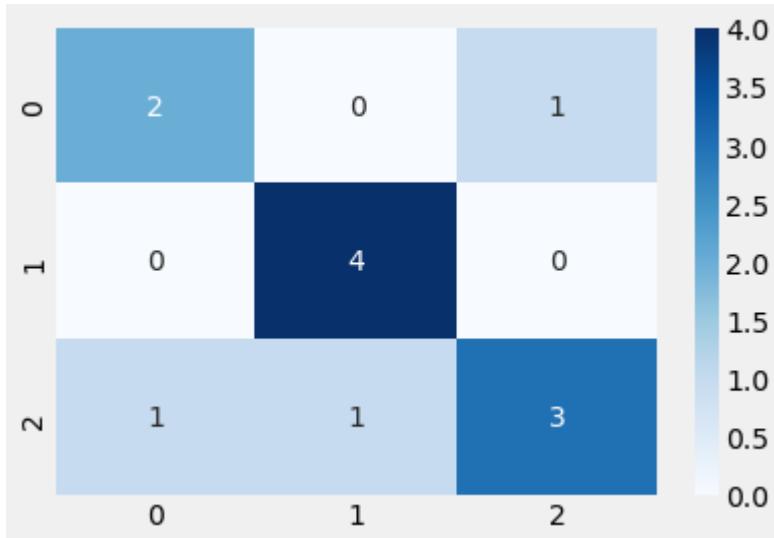
#캐주얼 #남성 #봄/가을

04. 성능 평가 지표 : 민감도

현업에서 사용했을 때의 분류 성능 평가 지표

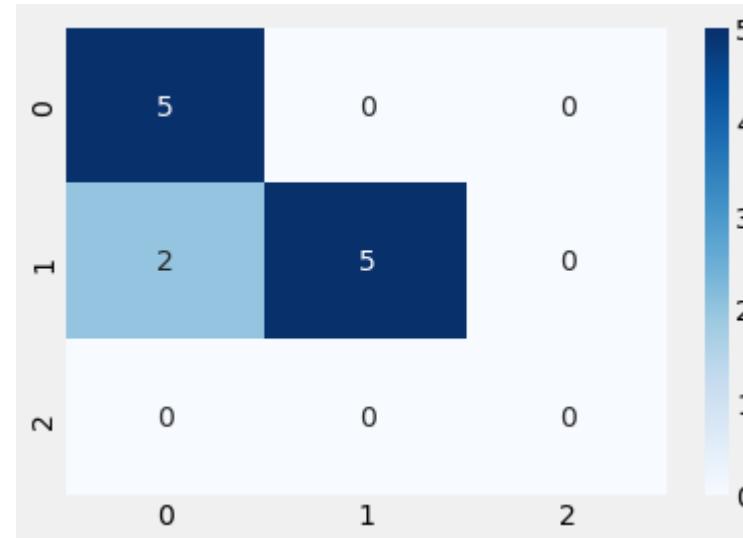
스타일

댄디(0) 스포츠(1) 캐주얼(2)



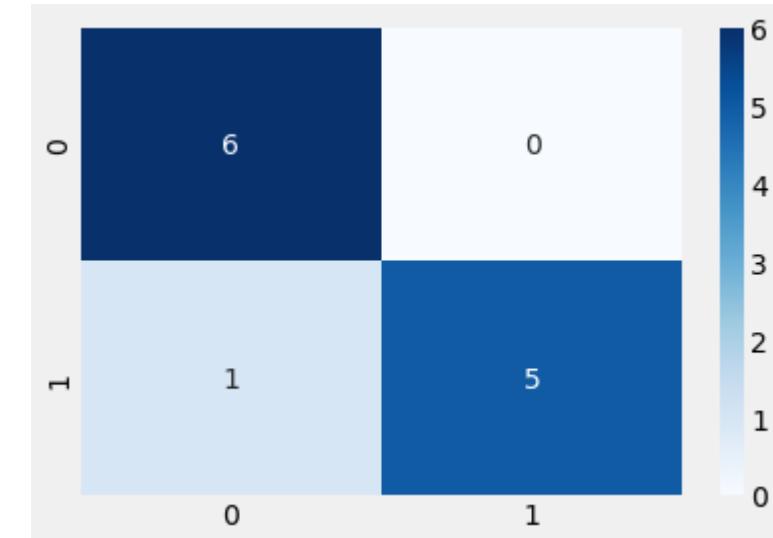
계절

봄/가을(0) 여름(1) 겨울(2)



성별

남성(0) 여성(1)



precision recall f1-score

0	0.67	0.67	0.67
1	0.80	1.00	0.89
2	0.75	0.60	0.67

precision recall f1-score

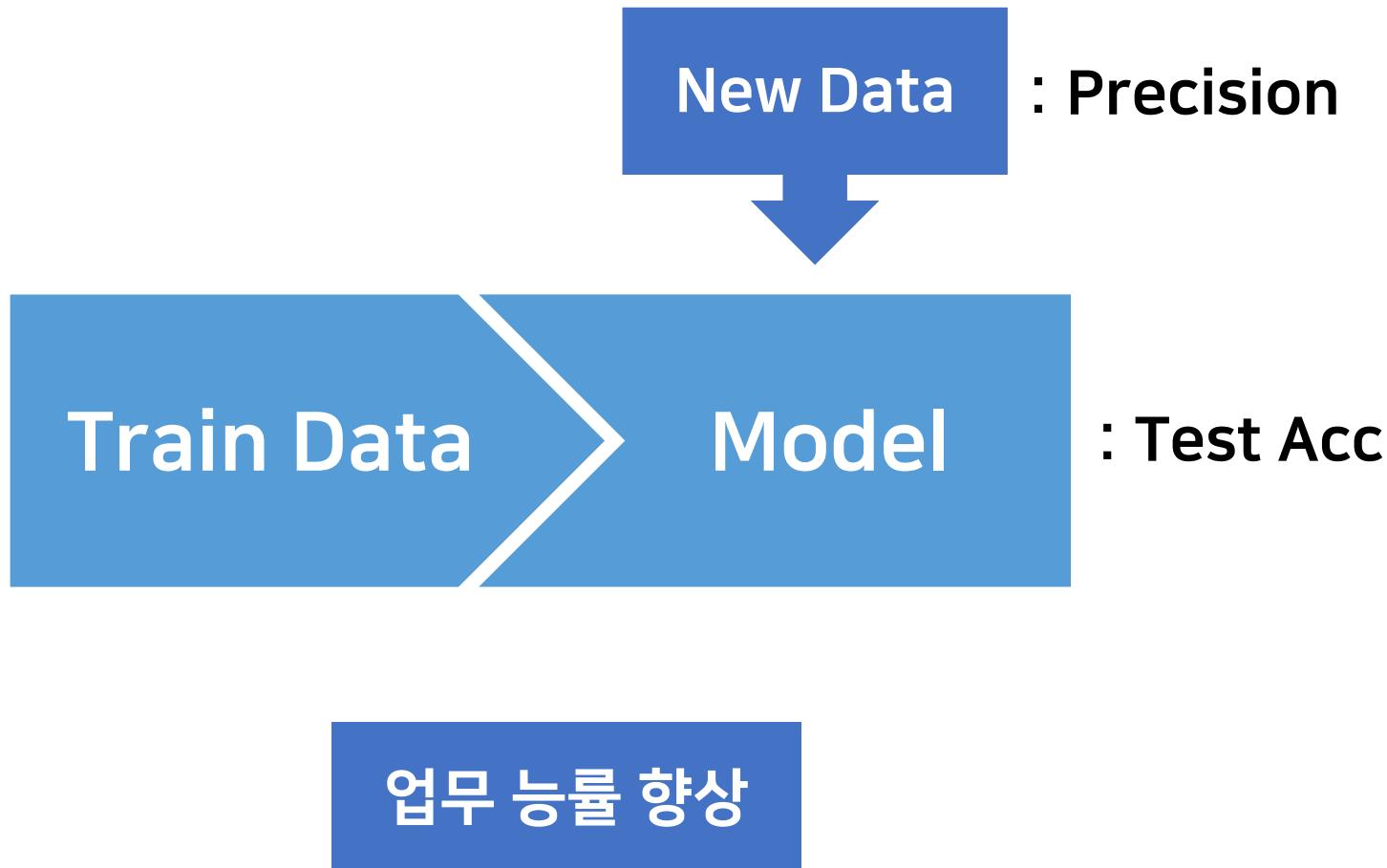
0	0.71	1.00	0.83
1	1.00	0.71	0.83

precision recall f1-score

0	0.86	1.00	0.92
1	1.00	0.83	0.91

민감도 : “실제로 캐주얼인 것 중, 캐주얼로 예측한 것의 비율”

04. Conclusion



한계점 및 개선 방안

1. Recall을 향상시키기 위한 새로운 데이터 추가
2. val_acc 향상을 위한 데이터 전처리 방안 모색
3. 실제 현업에서 사용하는 수준의 Epoch 사용
4. 데이터 획일화 방지를 위한 variation 부여

Thank You