

기업협업 프로젝트

딥러닝을 이용한 차량인식 및 차종분류



데이터 정보

AI HUB

자동차 차종/연식/ 인식용 영상



사용모델

EfficientNet V2



데이터 전처리

Imgaug

Keras ImagedataGenerator



팀구성원

박정기, 황산하 , 조미래

프로젝트 목표

가설

초기가설: 사람이 차의 그릴, 헤드라이트 부분을 보고 차종을 구별하듯이, CNN 모델도 사람과 같이 판단하여 차종을 구별 할 것이다.

모델이 차종구분을 제대로 하는 경우 무엇을 보고 하는지, 오분류 한다면 무엇이 문제인지 검증

CNN 모델은 우리의 눈과 뇌에서 처리되는 신경과학적인 시각처리방식에서 아이디어를 얻어 고안된 모델



데이터 정보

출처 : AI HUB

안전
자동차 차종/연식/번호판 인식용 영상

이미지

2020

차종 (폴더구조)	상위 모델 (파일명)					상세 모델(연식) (json 파일)
<div><div>자종분류데이터</div><div>SUV</div><div>버스</div><div>세단</div><div>세단</div><div>BMW</div><div>기아자동차</div><div>닛산</div><div>도요타</div><div>렉서스</div><div>르노삼성</div><div>벤츠</div><div>볼보</div><div>쉐보레_대우</div><div>쌍용자동차</div><div>아우디</div><div>인피니티</div><div>재규어</div><div>제네시스</div><div>테슬라</div><div>포드</div><div>포르쉐</div><div>폭스바겐</div><div>루조</div><div>현대자동차</div><div>혼다</div></div>	<div><div>세단_그랜저-1.jpg</div><div>세단_그랜저-2.jpg</div><div>세단_그랜저-3.jpg</div><div>세단_그랜저-4.jpg</div><div>세단_그랜저-5.jpg</div><div>세단_그랜저-6.jpg</div><div>세단_그랜저-7.jpg</div><div>세단_그랜저-8.jpg</div><div>세단_그랜저-9.jpg</div><div>세단_그랜저-10.jpg</div><div>세단_그랜저-11.jpg</div><div>세단_그랜저-12.jpg</div><div>세단_그랜저-13.jpg</div><div>세단_그랜저-14.jpg</div><div>세단_그랜저-15.jpg</div><div>세단_그랜저-16.jpg</div><div>세단_그랜저-17.jpg</div><div>세단_그랜저-18.jpg</div><div>세단_그랜저-19.jpg</div><div>세단_그랜저-20.jpg</div></div>					<div>세단_그랜저-1.jpg</div> <div><pre>{'car': {'attributes': {'brand': '현대자동차', 'color': '검은색', 'model': '세단_그랜저', 'year': '2017-2019'}, 'bbox': [[769.8759765625, 750.1300659179688], [994.62060546875, 1078.2716064453125]], 'imagePath': '세단/현대자동차/세단_그랜저-1.jpg'}, 'frameNo': 2920, 'id': '0001064b-63f9-421d-8034-5df2657f43c8', 'imagePath': 'LG전자_부천랜드점_부근_고정_1-20200915-140003-001_2920.jpg', 'plate': { 'bbox': [[829.9677734375, 1054.6181640625], [891.3194580078125, 1069.2393798828125]]}, 'videoName': 'LG전자_부천랜드점_부근_고정_1-20200915-140003-001.mp4', 'weather': '박무,연무'}</pre></div>

01

Contents 1 Image Classification

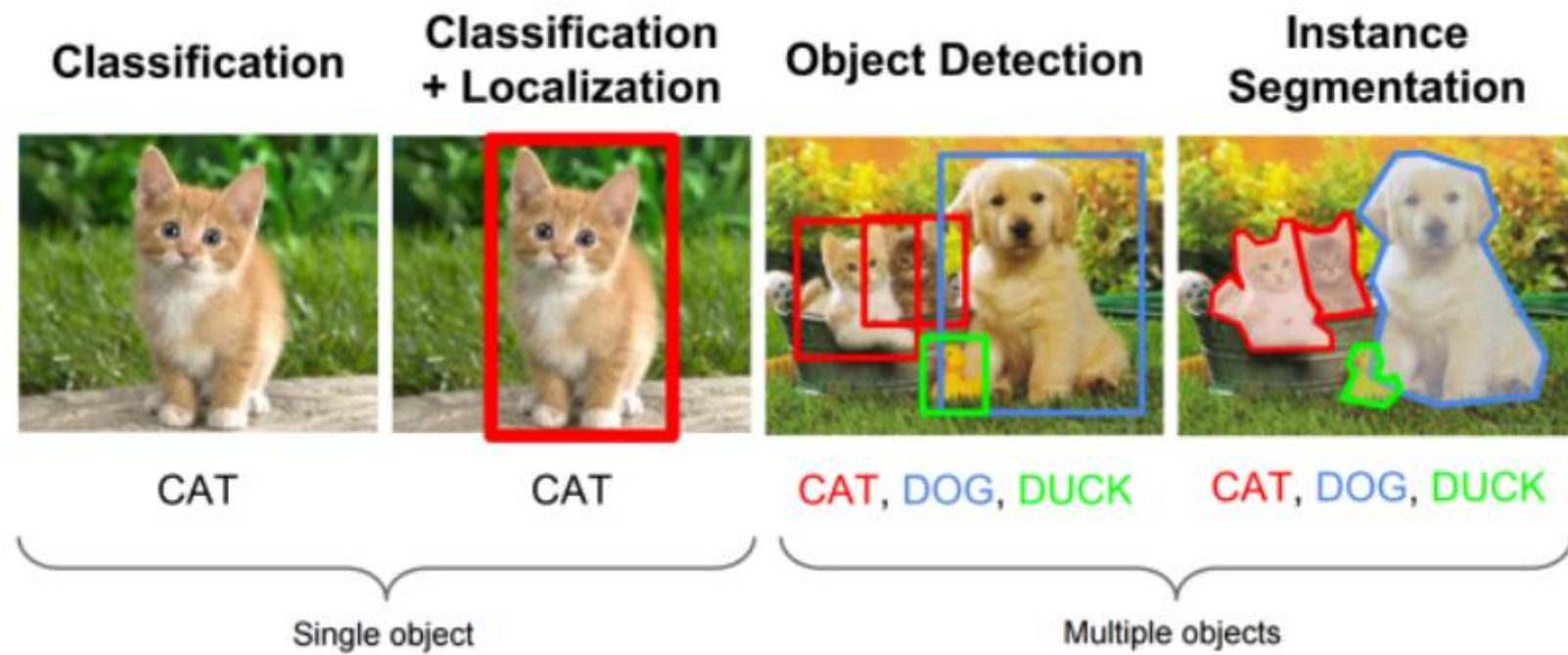


Image
Classification



쉬움
자동차, 개, 모자 분류

Fine-grained
Image
Classification



어려움
불독, 진돗개, 삽살개

bskyvision.com

각 분류 문제에 따라 맞는 Augmentaion 기법을 사용해야한다

01

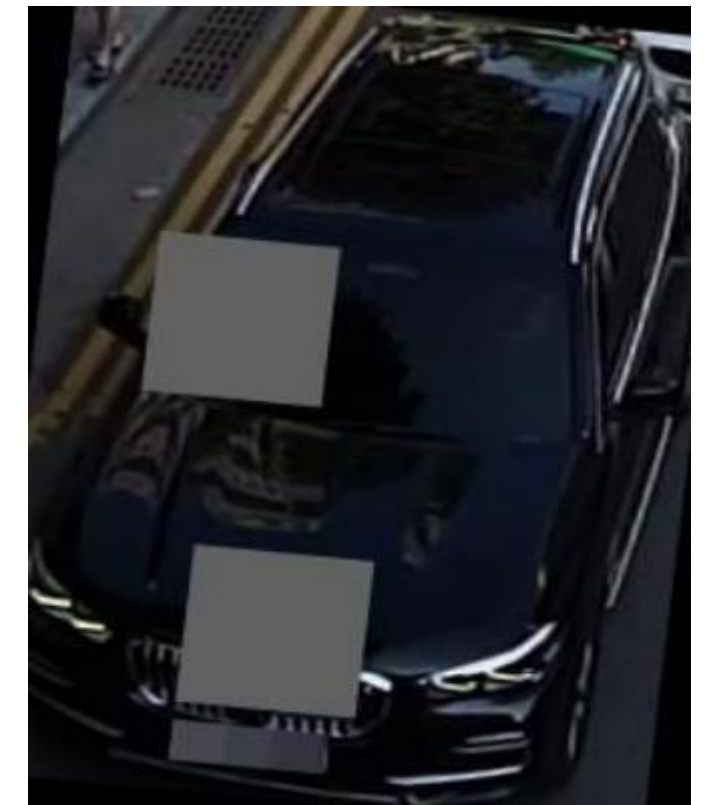
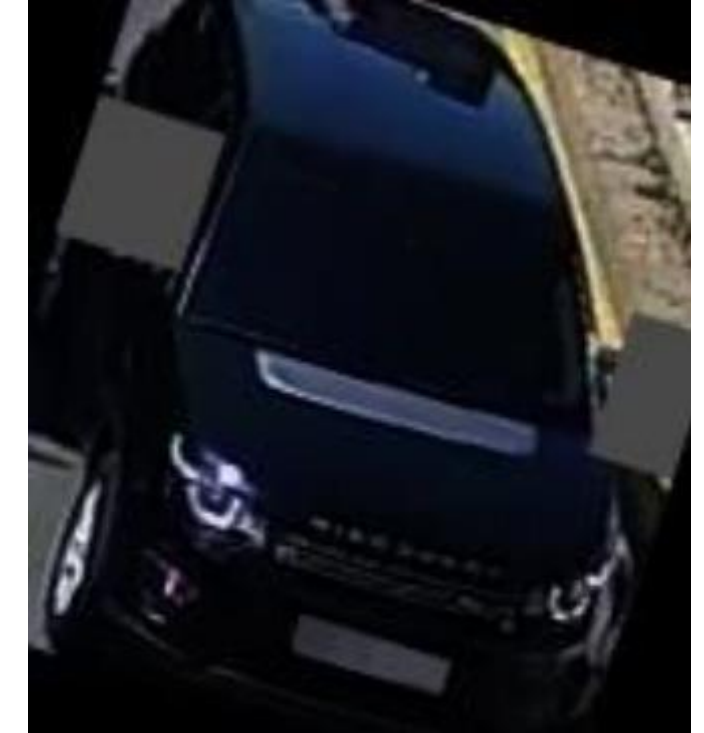
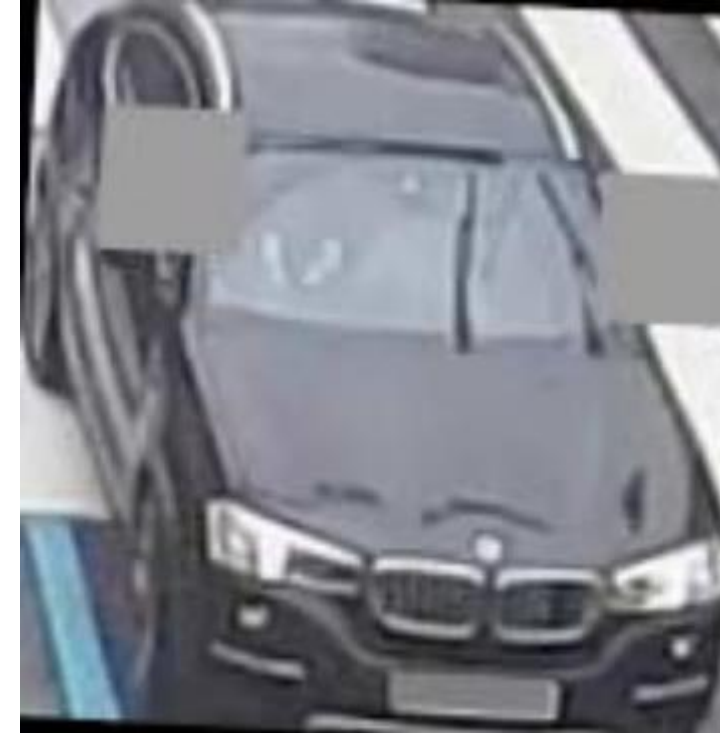
Contents 02-1

Image augentaion

1. Data Augmentation

가지고 있는 데이터를 변형해서 다양한 경우에 대한 추가적인 데이터를 만들어서 학습과정에서 뉴럴네트워크에 제공할 수 있다. 이를 데이터 증대(Data Augmentation) 기법이라고 부른다. 최근까지도 나온 모델들이 상한선에 도달했기 때문에 데이터 증대를 통한 학습성능 향상을 기대할 수있다.

Imgaug 를 사용하여 진행하였으며, 실제 도로 상황에 맞추어
drop out, gamma contrast, affine
flip, crop, pad 에 대한
Data augmentation을 진행함



01

Contents 02-2

Image augentaion



2. Data Augmentation

CLAHE

이미지를 일정한 크기를 가진 작은 블록으로 구분하고, 블록별로 히스토그램 균일화를 시행하여 이미지 전체에 대해 균일화를 달성하는 메커니즘

Contrast Normalization

다양한 이미지로 학습하는 경우 이미지마다 밝기가 다르고 찍은 환경이 다를 수 있다. 이것을 어느 정도 통일해 주는 것이 대비 표준화 (contrast normalization) 과정

Sharpen 선명효과

Convolve

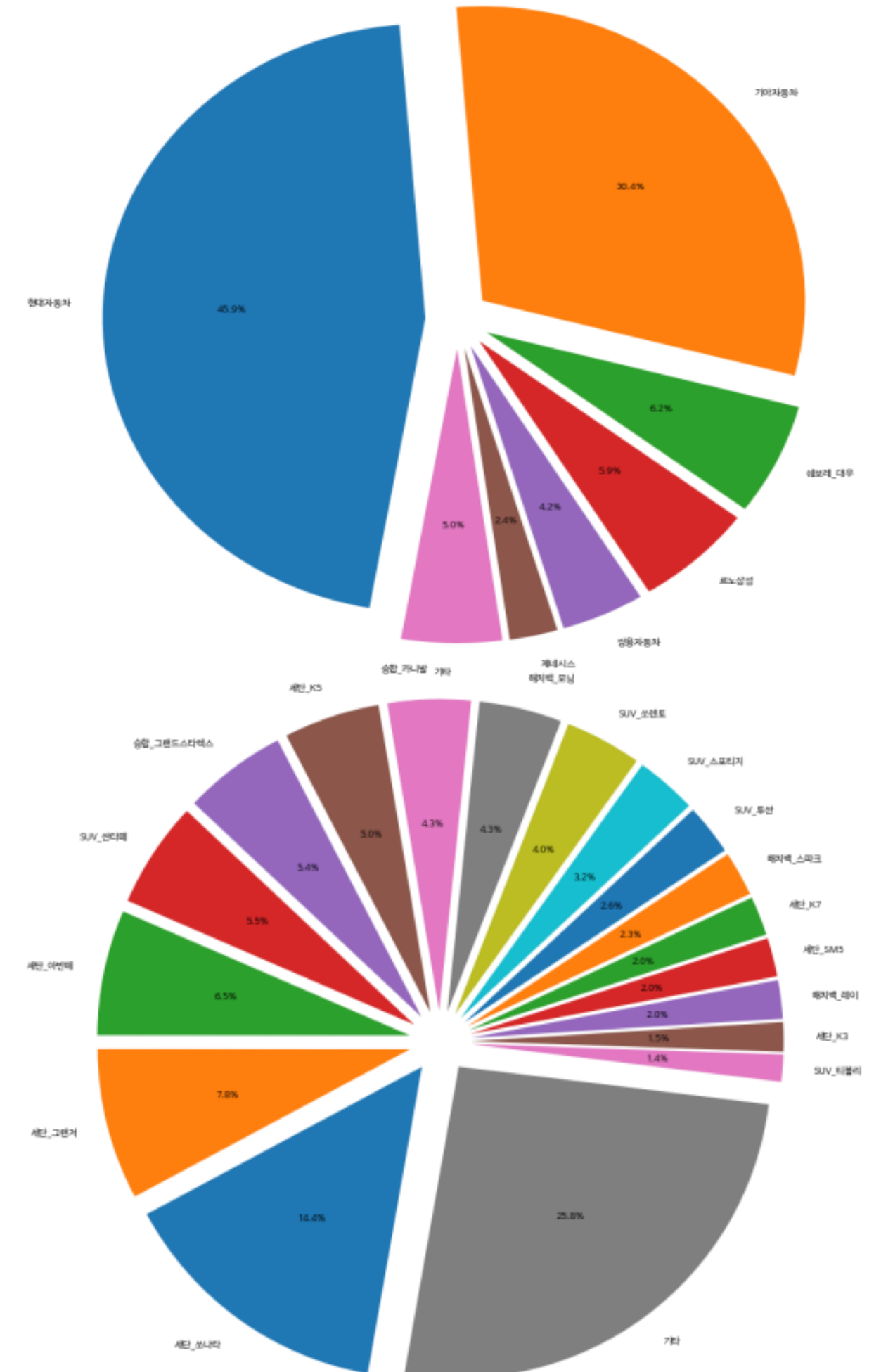
input 이미지에 컨볼루션 적용
edge detection과 같은 효과를 얻을 수 있다.
불필요한 정보나 노이즈를 제거하는 효과

Contents 01

데이터 불균형 존재

그래프를 보면 데이터의 불균형이 존재하는 것을 알 수 있습니다. 국산차 데이터가 큰 비중을 차지하고 외제차의 경우 데이터가 극소수인 경우도 존재 하는데 딥러닝학습을 진행할 때, 제대로된 학습이 진행되지 않습니다.

데이터 불균형을 해소하기 위해 모든 클래스의 데이터 개수를 똑같이 맞춰주었고, 최소 30개의 데이터가 존재하는 경우만 학습에 이용하기로 하였고, 데이터 개수가 부족한 경우 이미지 증강을 통해 맞춰주었습니다.

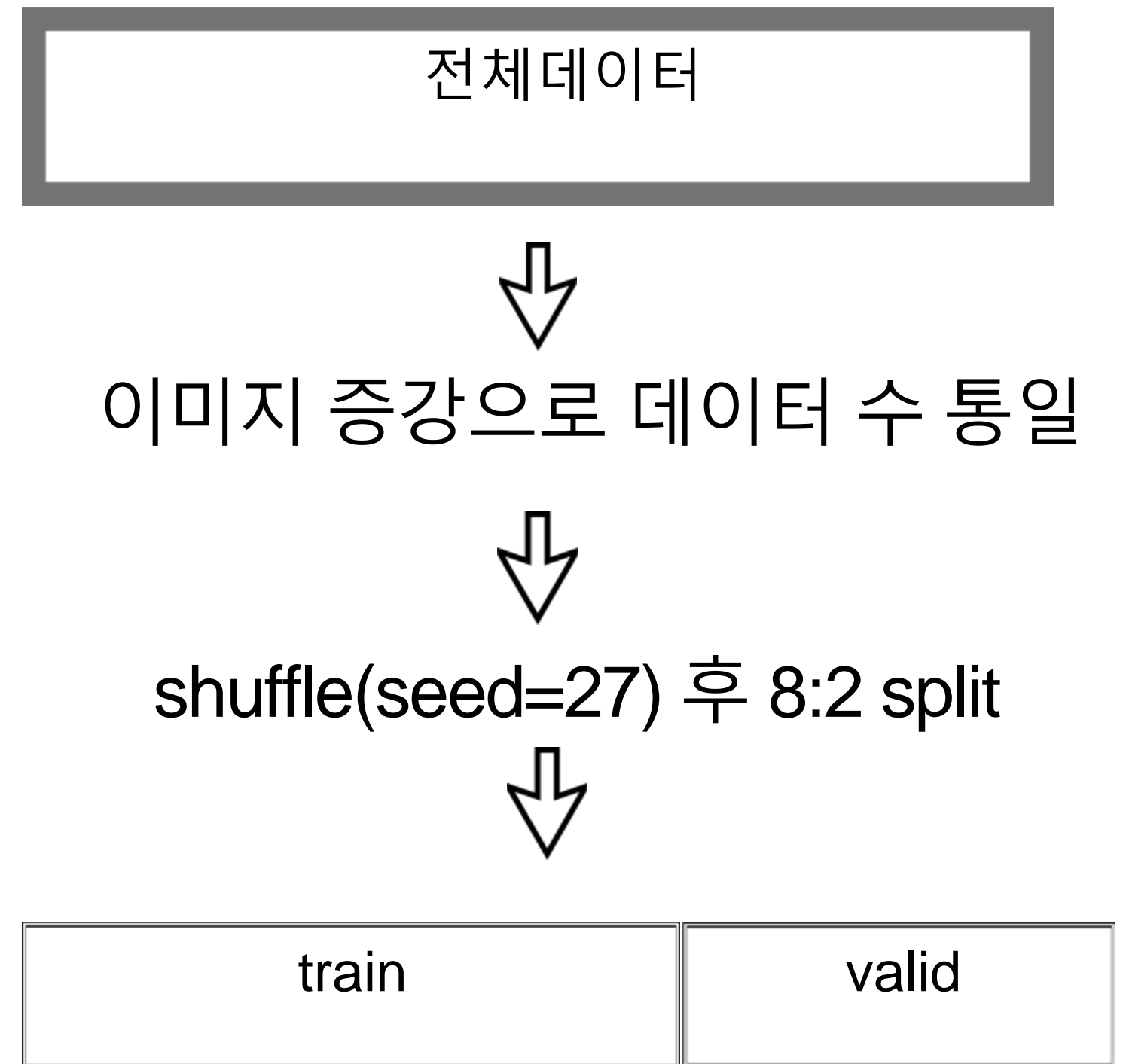


02

Contents 02-1

Data Split (train/validation)

부족한 데이터 개수는
image augmentation으로 채움
random shuffle 후 split

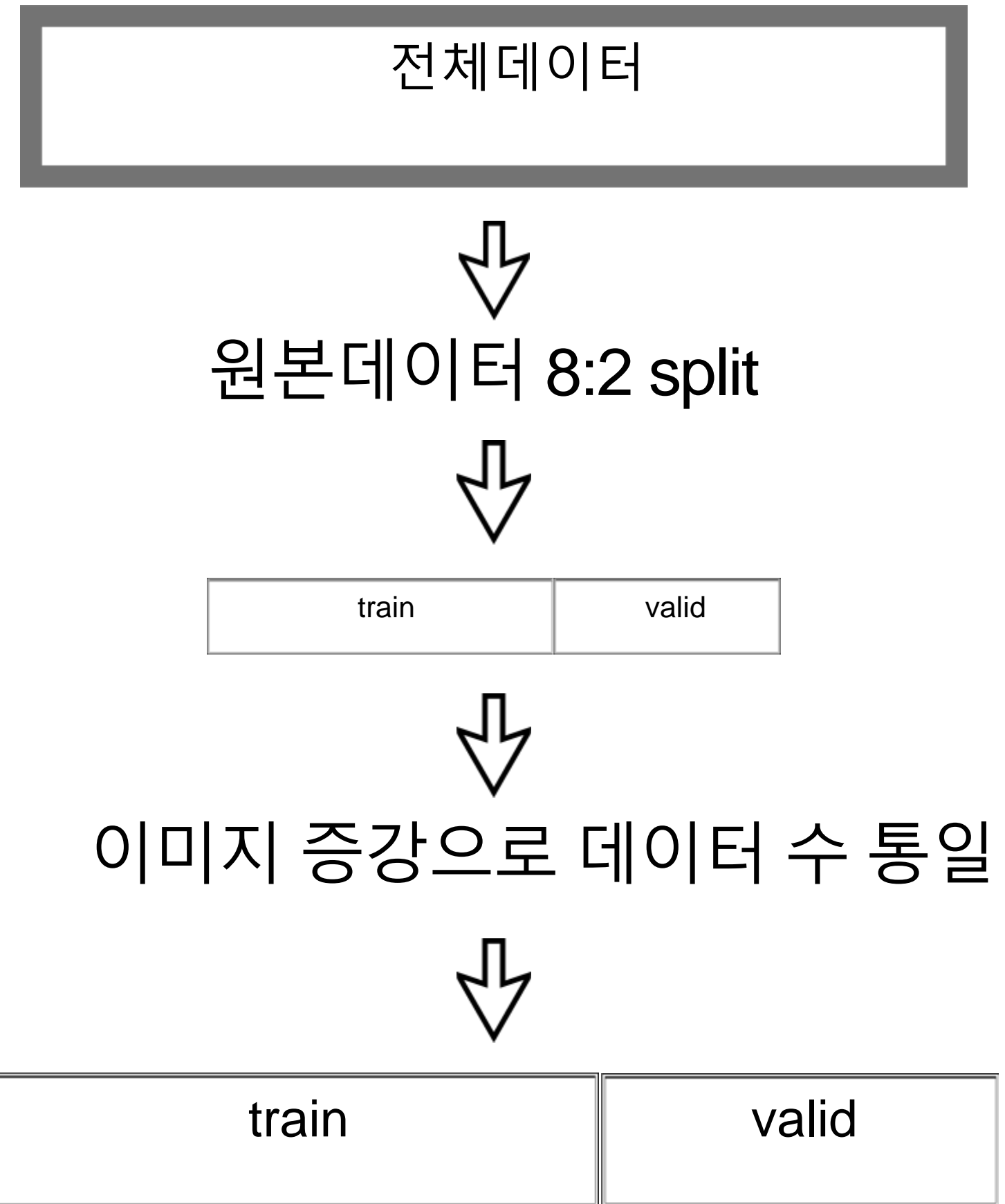


02

Contents 02-2

Data Split (train/validation)

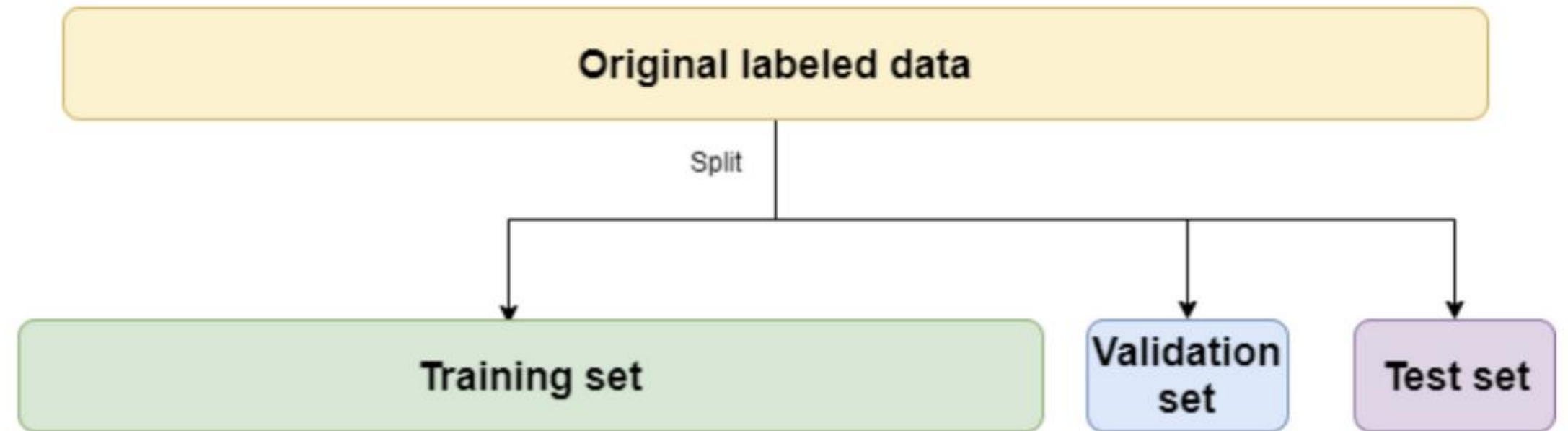
2-1 방법이 같은 원본데이터의 증강이미지가 validation에 들어가면 데이터 leakage 발생할 가능성 고려해서 원본 데이터를 미리 split 후 각자 증강



02

Contents 02-3

Data Split (train/validation)



2-1 장점

원본이미지에 대한 학습을 상대적인 분포로 할 수 있어 train에 강점을 보일 수 있습니다.

2-1 단점

- data leakage로 인해 validation이 신뢰가 떨어질 수 있다.

2-2 장점

확실한 validation dataset을 만들 수 있다
val_acc가 정확함

2-2 단점

원본이미지에 대한 학습을 상대적인 분포가 치우쳐져 train이 잘 안될 수 있다.

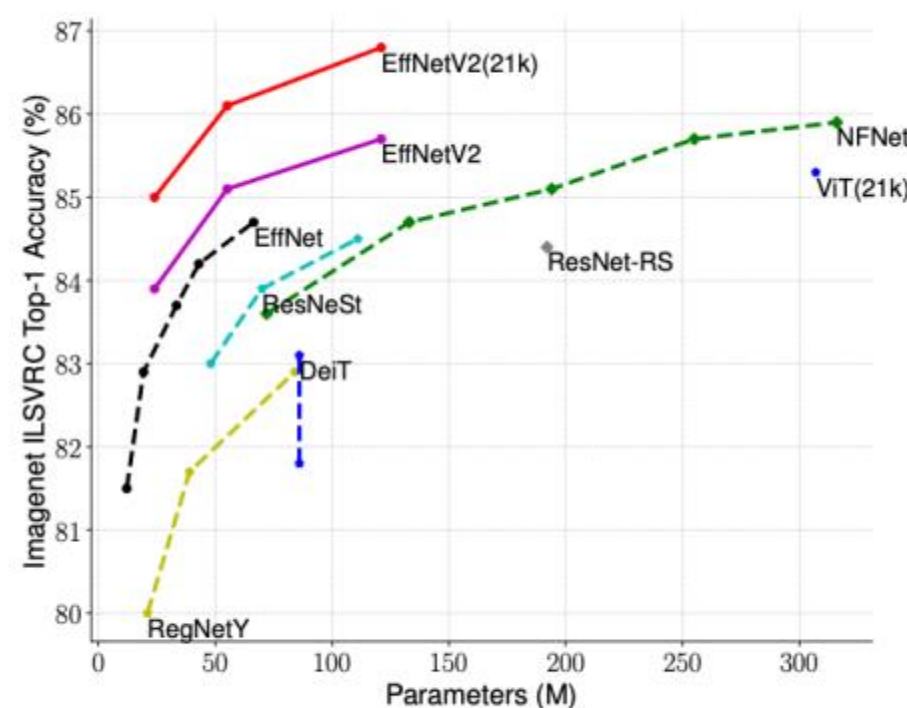
03

Efficient Net V2

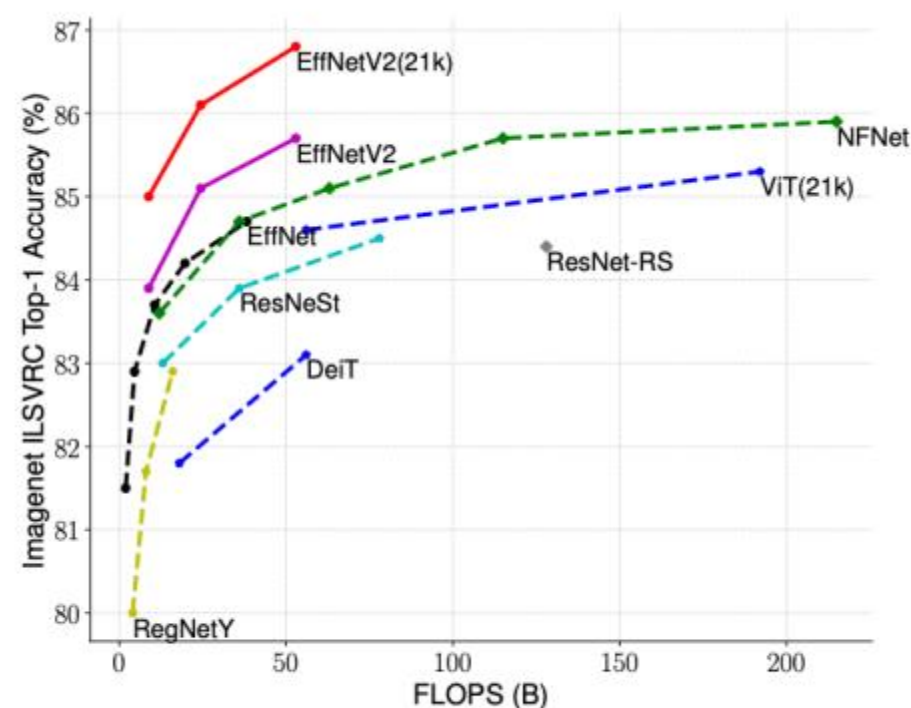
Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks

Contents 01

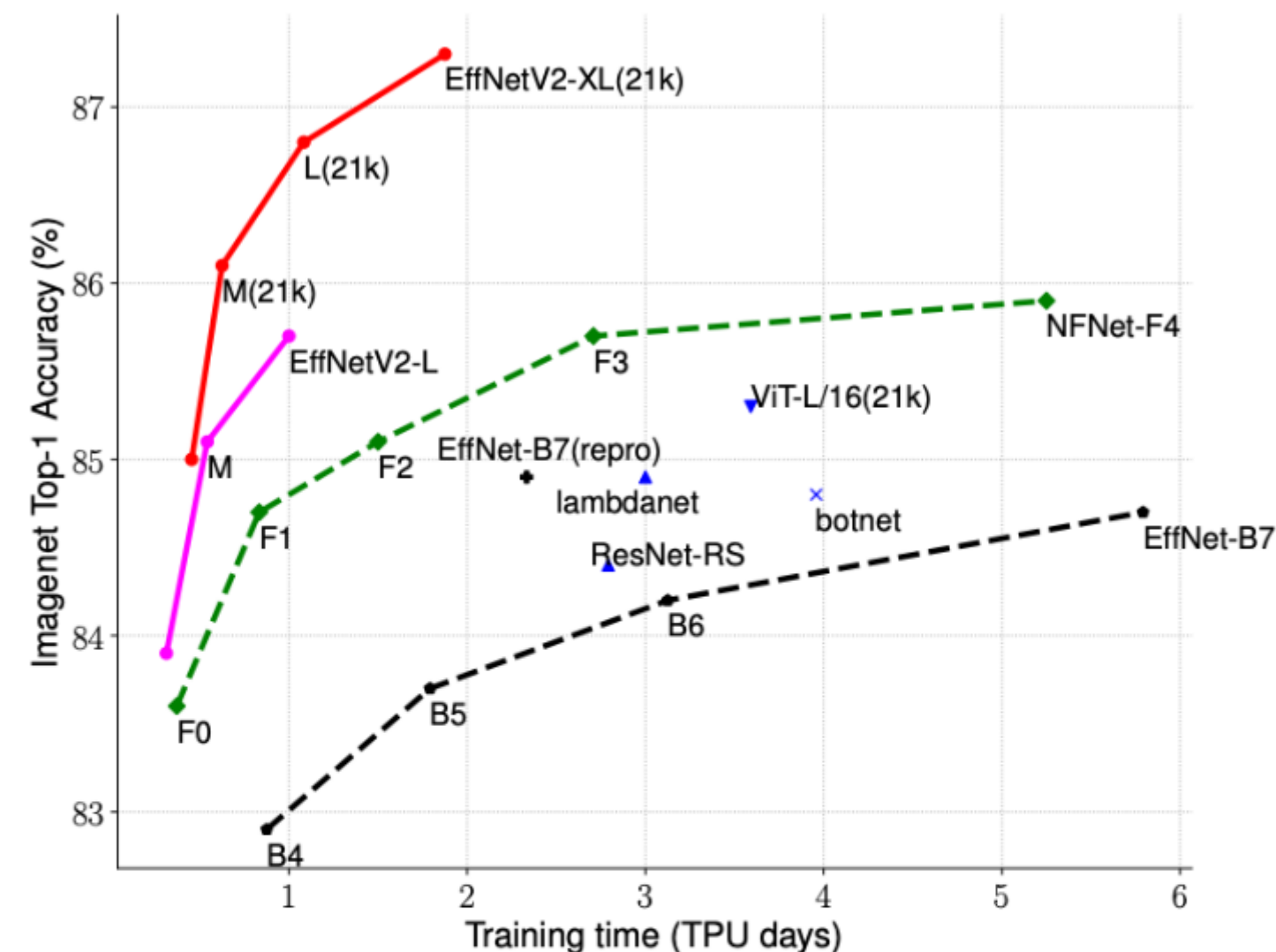
Model Select



(a) Parameters



(b) FLOPs



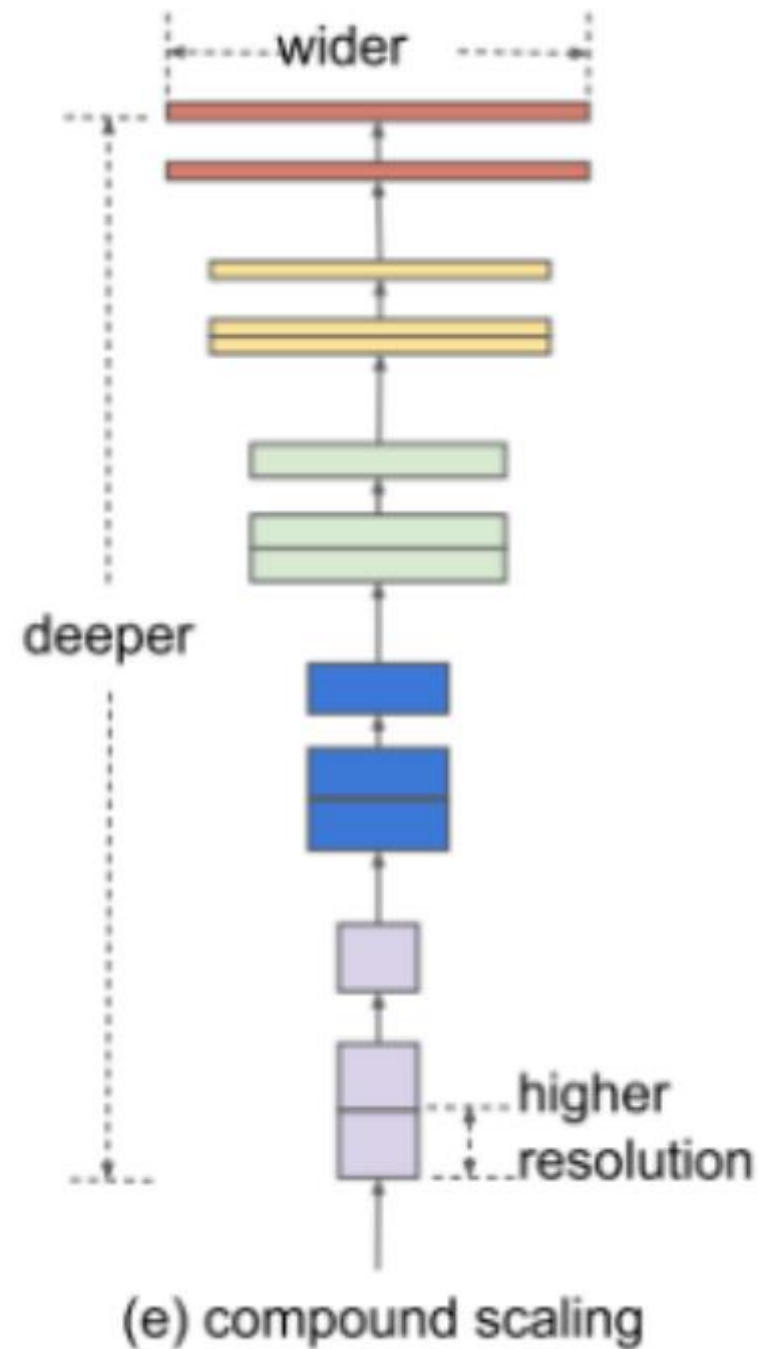
(a) Training efficiency.

	EfficientNet (2019)	ResNet-RS (2021)	DeiT/ViT (2021)	EfficientNetV2 (ours)
Top-1 Acc.	84.3%	84.0%	83.1%	83.9%
Parameters	43M	164M	86M	24M

(b) Parameter efficiency.

Efficient Net V2

Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks



- width scaling
- depth scaling
- resolution scaling
- 3가지의 scaling factor를 동시에 고려
- 최적의 비율을 찾아서 실제 모델에 적용
- 기존 CNN 모델들과 비슷한 정확도를 보이면서 parameter수와 FLOPS(epochs) 수를 굉장히 많이 절약
- ImageNet 데이터셋에서 가장 높은 정확도를 달성

Efficient Net V2

Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks

ImageNet1K	Top1 Acc.	Params	FLOPs	links
EffNetV2-B0	78.7%	7.1M	0.72B	ckpt , tensorboard
EffNetV2-B1	79.8%	8.1M	1.2B	ckpt , tensorboard
EffNetV2-B2	80.5%	10.1M	1.7B	ckpt , tensorboard
EffNetV2-B3	82.1%	14.4M	3.0B	ckpt , tensorboard

- 자원의 한계(코랩, 물리적 시간)에 맞춰 EfficientNet-B0,B1 모델 선택
- 최신버전인 EfficientNet V2 사용

04

Contents 01 모델 평가 및 시각화

[0] class : 현대자동차_해치백_i30_2012-2015
predict value : 0.48994114995002747

[1] class : 현대자동차_세단_아반떼_2011-2015
predict value : 0.45090964436531067

[2] class : 현대자동차_해치백_엑센트_2011-2018
predict value : 0.020474618300795555

[3] class : 현대자동차_해치백_벨로스터_2011-201
predict value : 0.017987918108701706

[4] class : 현대자동차_해치백_i40_2011-2018
predict value : 0.004749754443764687

[0] class : 현대자동차_SUV_맥스크루즈_2013-2018
predict value : 0.4050092101097107

[1] class : 벤츠_세단_E클래스_2010-2013
predict value : 0.20362408459186554

[2] class : 쌍용자동차_SUV_렉스턴_2006-2012
predict value : 0.06020217016339302

[3] class : 기아자동차_SUV_모하비_2008-2015
predict value : 0.04658850282430649

[4] class : 현대자동차_SUV_투싼_2016-2020
predict value : 0.03332006186246872

[0] class : 르노삼성_세단_SM3_2005-2009
predict value : 0.2555363178253174

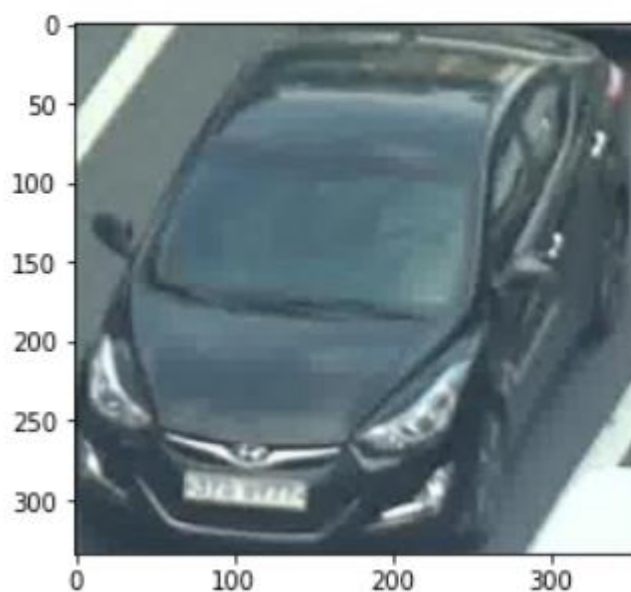
[1] class : BMW_세단_3시리즈_2008-2011
predict value : 0.194061279296875

[2] class : 아우디_세단_A4_2009-2012
predict value : 0.1757155805826187

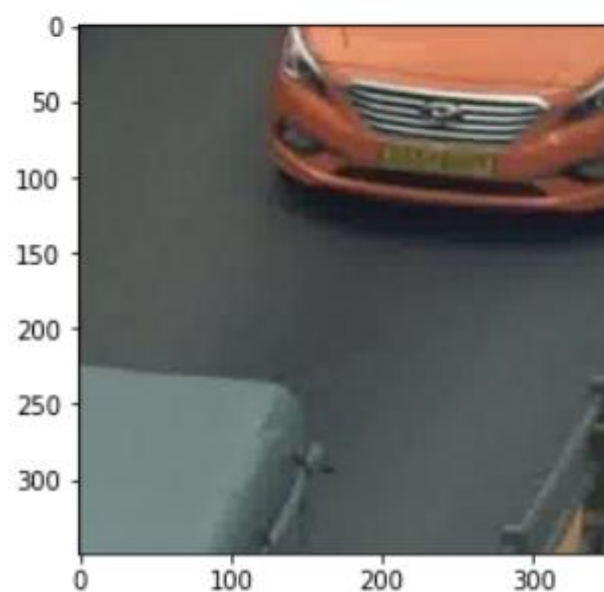
[3] class : 르노삼성_세단_SM3_2008-2009
predict value : 0.06280919909477234

[4] class : 제네시스_세단_G80_2021-
predict value : 0.051327940076589584

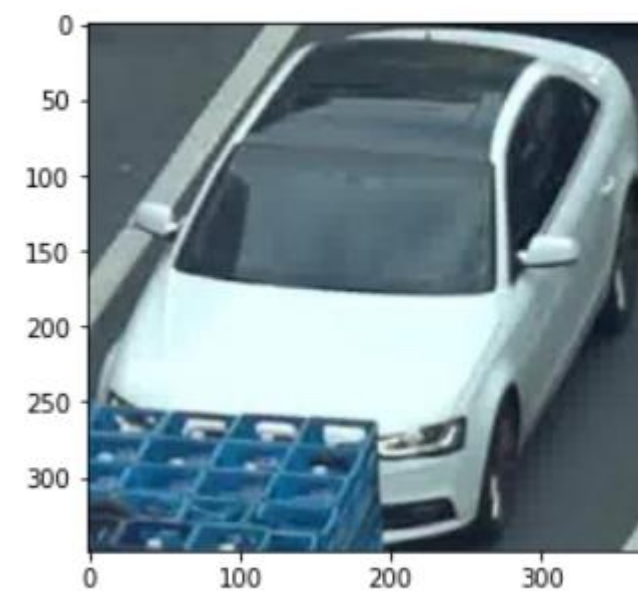
<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f3d3bc1d210>



<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f3b9c2ab710>



<matplotlib.image.AxesImage at 0x7f3cbe5cfa50>

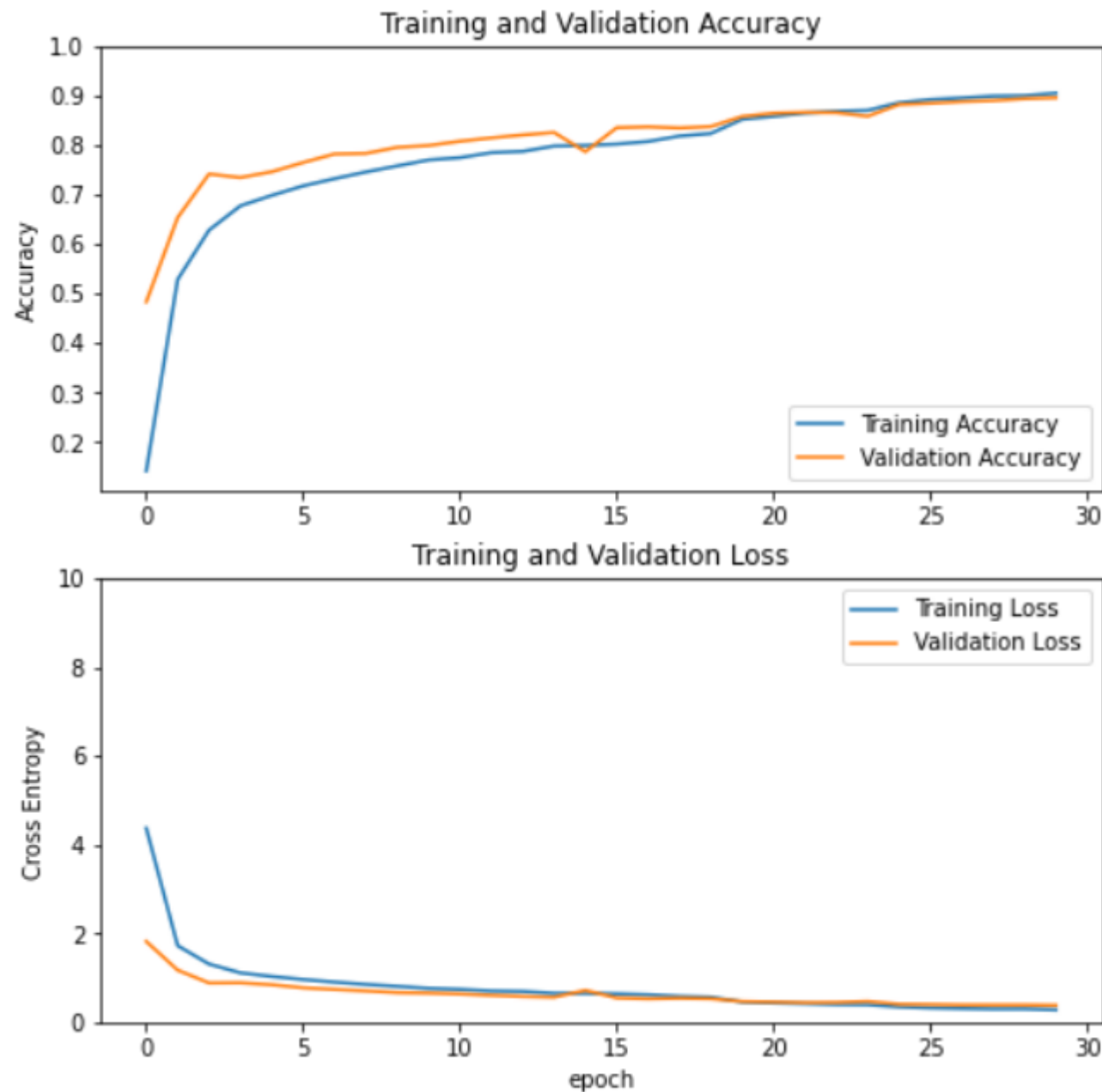


모델 성능 평가

데이터증강기법 A							
데이터 수	model	input size	freeze	loss	acc	val_loss	val_acc
32200	B0	(224, 224)	0	0.2205	0.9262	1.1651	0.7567
32200	B0	(224, 224)	30	0.3490	0.8851	0.8793	0.7714
32200	B1	(240, 240)	0	0.4873	0.8371	0.8048	0.7793
32200	B1	(240, 240)	30	0.3473	0.8799	0.9256	0.7725
96600	B0	(224, 224)	0	0.0617	0.9804	0.5093	0.8925
96600	B0	(224, 224)	30	0.2755	0.9051	0.3769	0.896
96600	B1	(240, 240)	0	0.2473	0.9160	0.4894	0.8748
96600	B1	(240, 240)	30	0.2393	0.9174	0.4770	0.8836

데이터증강기법 B							
데이터 수	model	input size	freeze	loss	acc	val_loss	val_acc
32200	B0	(224, 224)	0	0.4406	0.8515	0.818	0.7843
32200	B0	(224, 224)	30	0.1740	0.9432	1.109	0.7626
32200	B1	(240, 240)	0	0.5255	0.8273	0.808	0.7759
32200	B1	(240, 240)	30	0.2047	0.9321	1.0419	0.7783
96600	B0	(224, 224)	0	0.2605	0.9117	0.4918	0.8650
96600	B0	(224, 224)	30	0.2537	0.9272	0.4880	0.8685
96600	B1	(240, 240)	0	0.3979	0.8741	0.696	0.8105
96600	B1	(240, 240)	30	0.1739	0.9409	0.5631	0.8683

베스트 모델 결과



- 모든 class에 대해 300개씩 증강한 데이터
- EfficientNetV2 B0 모델
- input size (224,224,3)
- input~30 layer를 freeze(학습규제)
- imagenet 사전학습 가중치 사용

베스트 모델 성능: val_loss = 0.3769 ,
val_acc = 0.896

히트맵

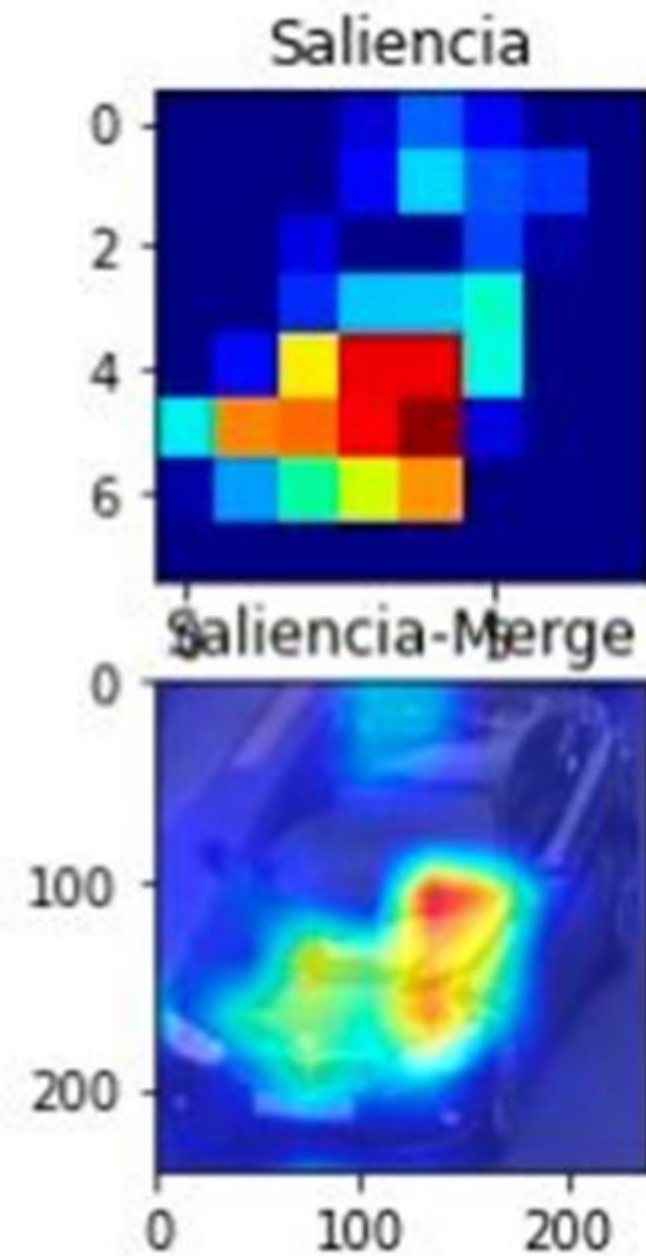
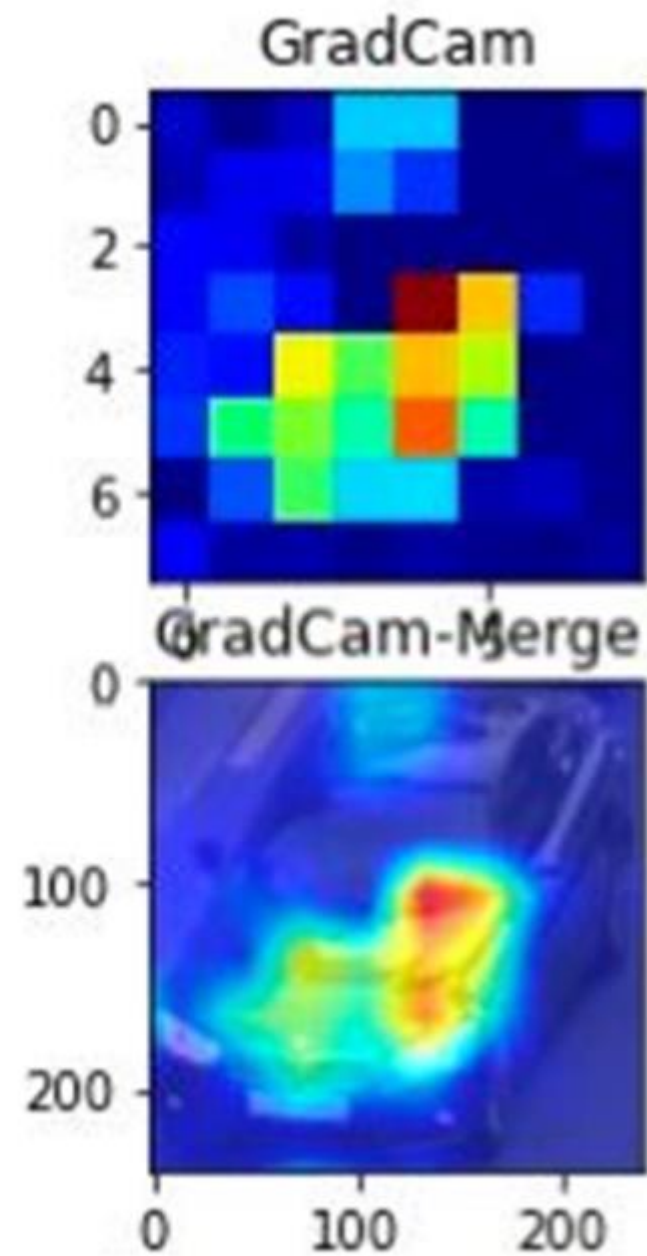
1. GradCam

이미지의 중요한 영역을 강조하는 coarse localization map 을 생성 하는 기법.

이미지의 모든 대상의 개념에 그라디언트를 사용하여, 최종 컨볼루션 레이어로 흘러가는 개념을 예측한다

2. Saliency

픽셀의 밝기에 따라 두드러진 정도를 나타내서 이미지 내에서 시각적으로 중요한 부분들이 어딘지 또는 얼마나 중요한지를 예측한다.



히트맵 적용 결과

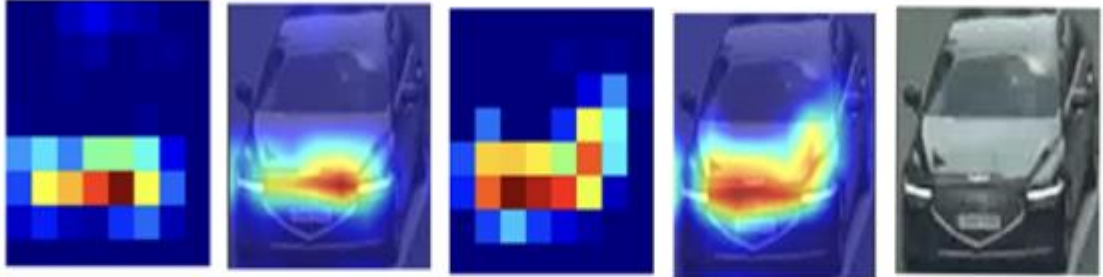
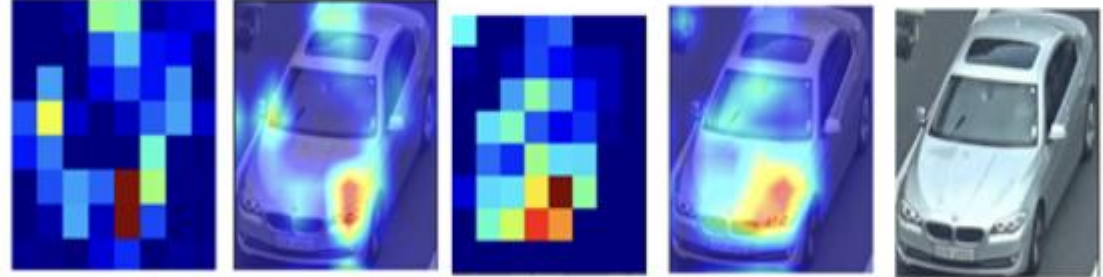
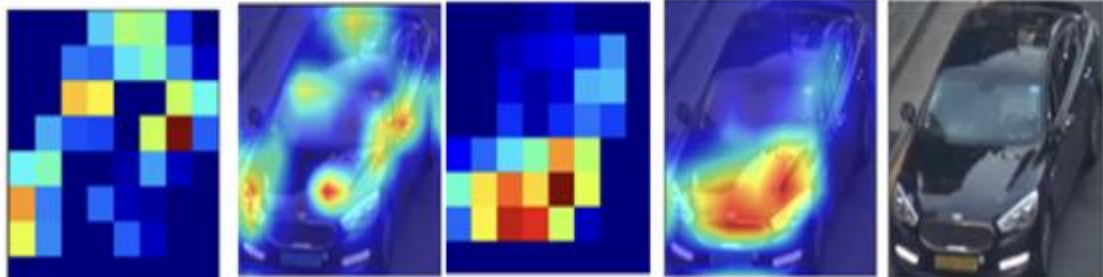
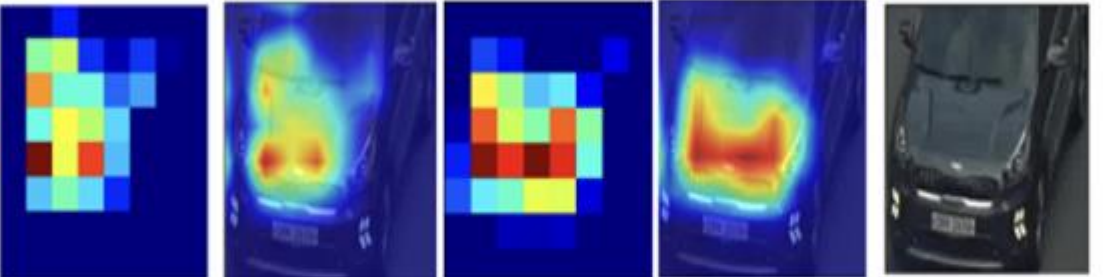
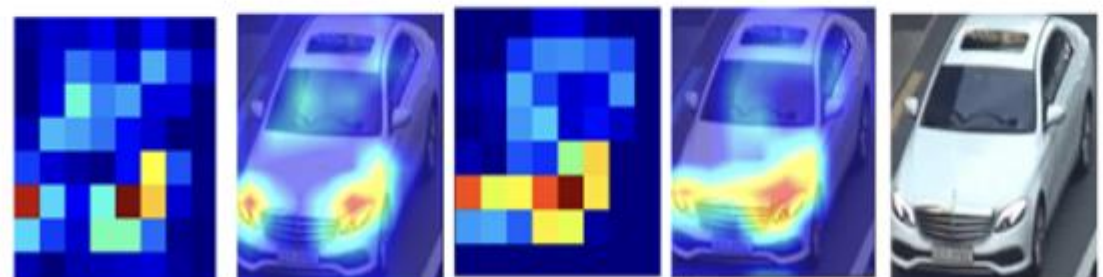
CNN모델이 자동차 인식을 할 때 전면부 헤드라이트, 그릴쪽을 많이 인식

차 브랜드는 잘 예측함

차 모델을 다르게 예측 하는 경우 존재

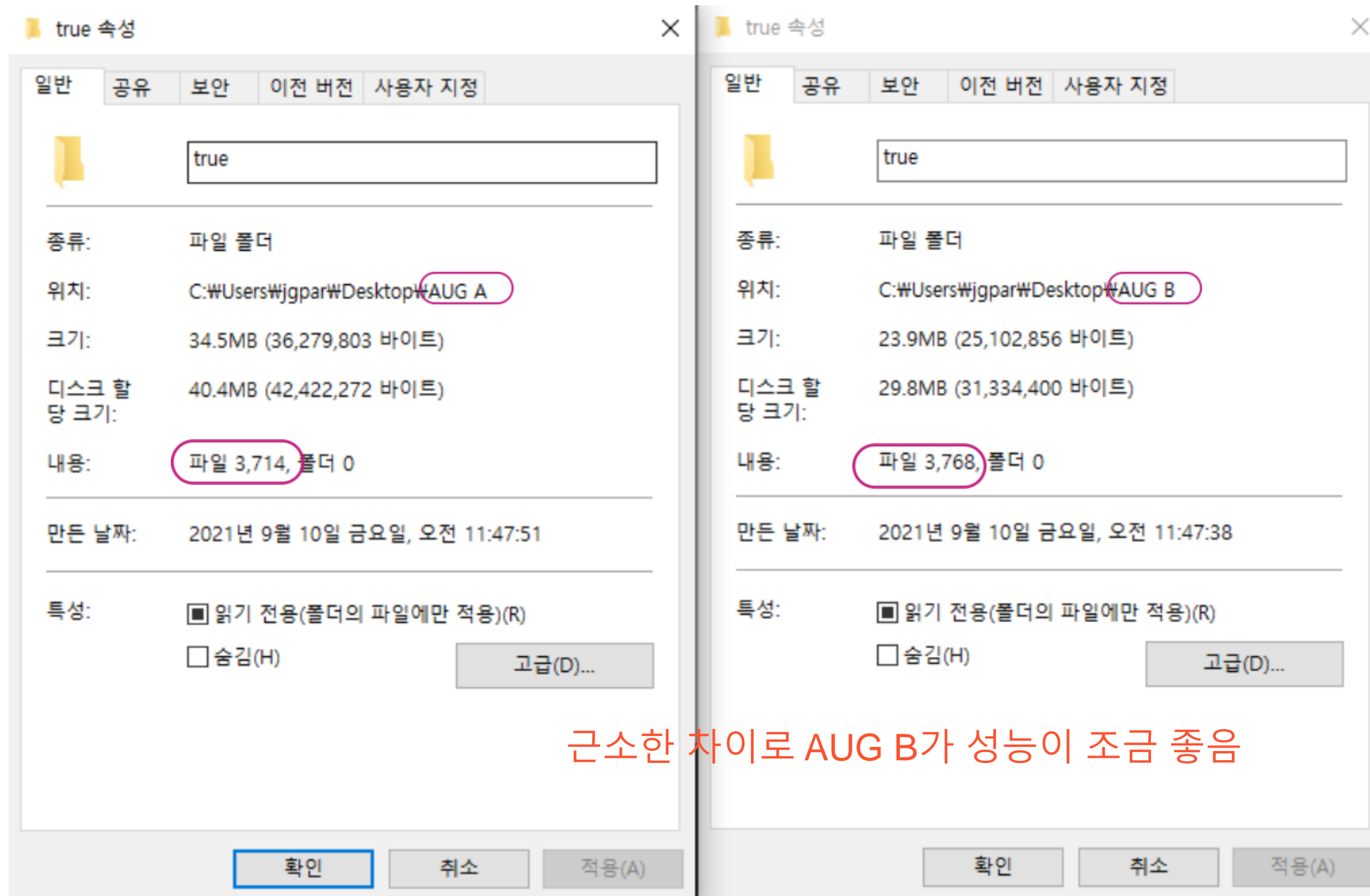
연식 또한 다르게 예측 하는 경우 존재

히트맵 그림을 보고 앞서 말한 초기 가설과 최종 가설이 일치하여 가설을 증명

정확하게 예측		<p>[실제 클래스] 제네시스_세단_G90_2019-2021</p> <p>[예측 클래스] 제네시스_세단_G90_2019-2021, 예측률 : 0.9903587698936462</p>
차량의 모델을 다르게 예측		<p>[실제 클래스] BMW_세단_7시리즈_2014-2015</p> <p>[예측 클래스] BMW_세단_5시리즈_2010-2013, 예측률 : 0.8679370284080505 BMW_세단_5시리즈_2014-2016, 예측률 : 0.07127240300178528 BMW_세단_7시리즈_2014-2015, 예측률 : 0.0467398427426815</p>
차량의 모델을 다르게 예측		<p>[실제 클래스] 기아자동차_세단_K3_2013-2017</p> <p>[예측 클래스] 기아자동차_세단_K9_2013-2017, 예측률 : 0.883331298828125 기아자동차_세단_K7_2010-2015, 예측률 : 0.1143273189663887 기아자동차_세단_K3_2018-2021, 예측률 : 0.0016556334448978305</p>
차종을 다르게 예측		<p>[실제 클래스] 기아자동차_SUV_니로_2016-2019</p> <p>[예측 클래스] 기아자동차_세단_K9_2013-2017, 예측률 : 0.3942220211029053</p>
연식을 다르게 예측		<p>[실제 클래스] 벤츠_세단_E클래스_2014-2016</p> <p>[예측 클래스] 벤츠_세단_E클래스_2017-2020, 예측률 : 0.9938031435012817 벤츠_세단_S클래스_2014-2017, 예측률 : 0.003444637404754758 벤츠_세단_C클래스_2015-2020, 예측률 : 0.001269622123800218</p>

AUG A vs AUG B 테스트 결과

전체 데이터 수 5016개



근소한 차이로 AUG B가 성능이 조금 좋음

활용 방안 자체 평가

자체평가

- 차에 대한 도메인 지식 부족
- 데이터 부족과, AI HUB 데이터 결함
- data leakage에 따른 val_acc 불안정



활용 방안

도로 유지보수 여부 판단,
터미널 배기량측정



추후 과제

충분한 데이터 확보 후에
Test Accuracy 90 % 달성

Team



조미래

모델테스트
자료조사



황산하

모델테스트
모델 성능평가



박정기

모델테스트
모델아키텍처 구현

감사합니다