

# 안구질환 분류프로젝트



OCT로 황반을 촬영한 이미지로  
안구질환(황반변성)인 드루젠, DME,  
그리고 CNV를 분류합니다

# 02

## 데이터 탐색

Dataset

- 데이터 소개

# 01

## 프로젝트 개요

Outline

- 연구주제
- 황반질환
- OCT

# 03

## 데이터 전처리

Dataset Preprocess

- 문제점
- 해결방안

# 04

## 진행과정

Process

- 이미지 전처리
- 딥러닝 모델

# 05

## 최종결론

Result

- Best Case
- 결과 / 회고

01

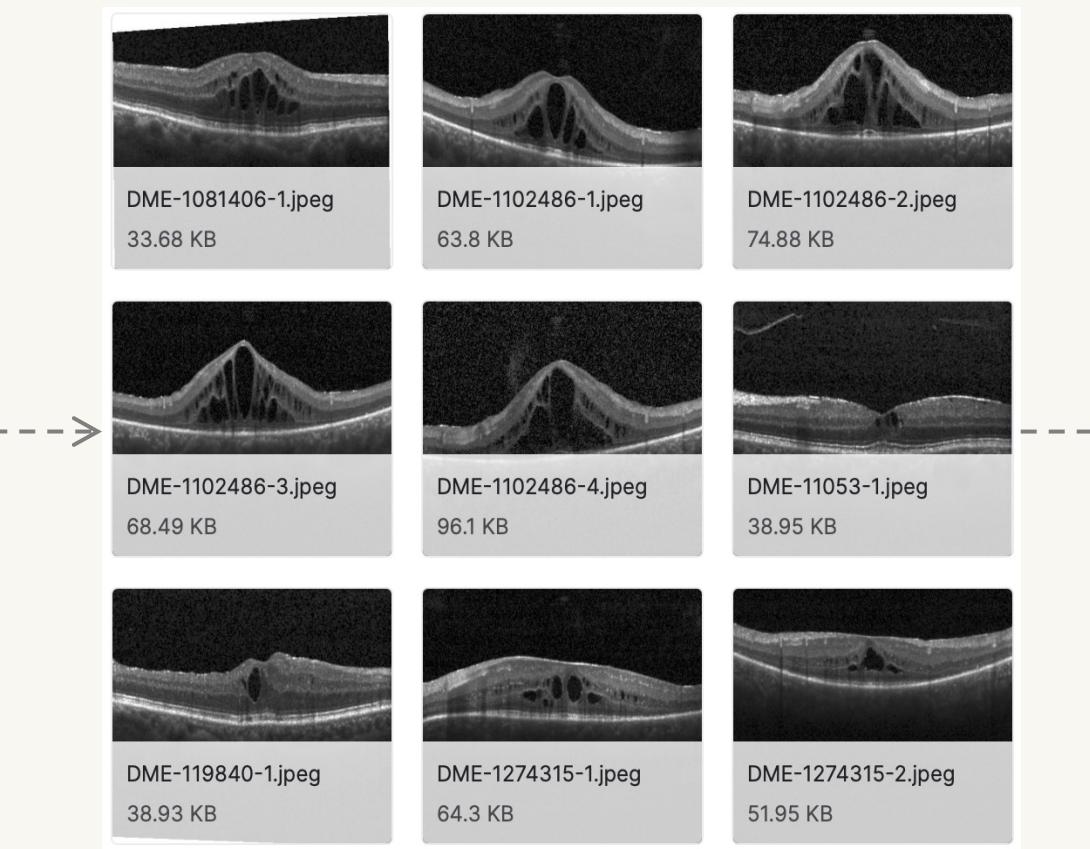
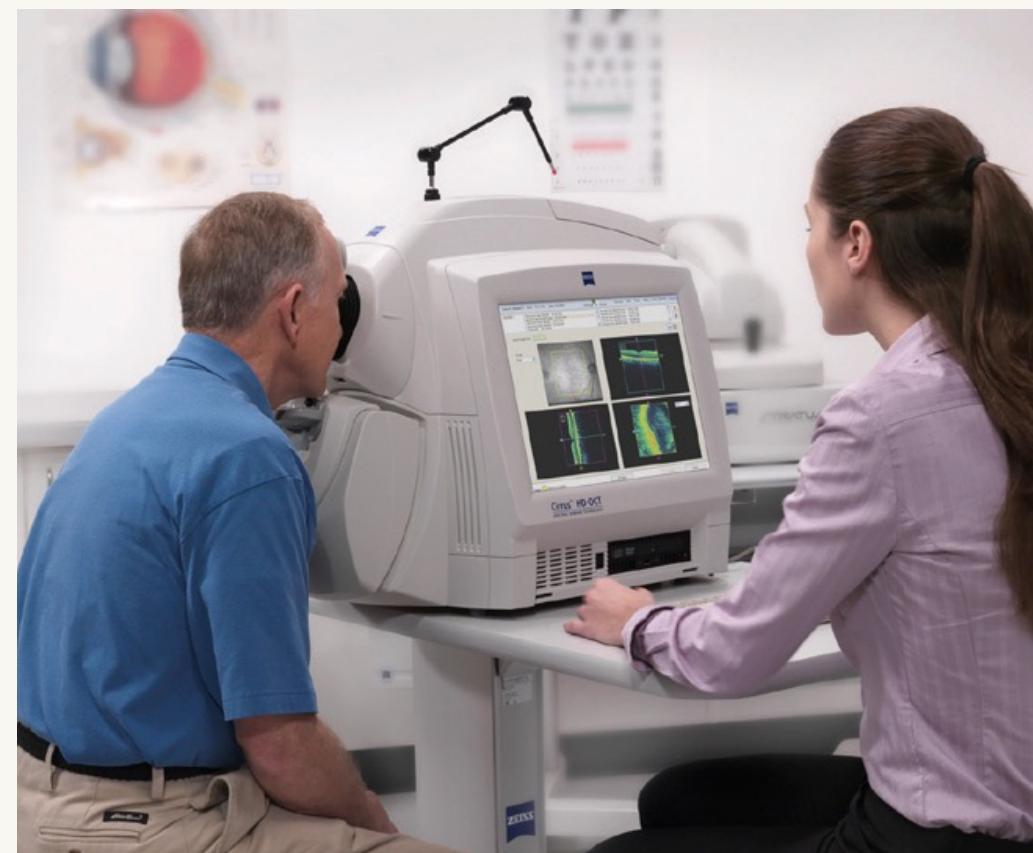
# OUTLINE

연구개요



# 안구 촬영 이미지로 안구 질환을 분류하는 프로젝트

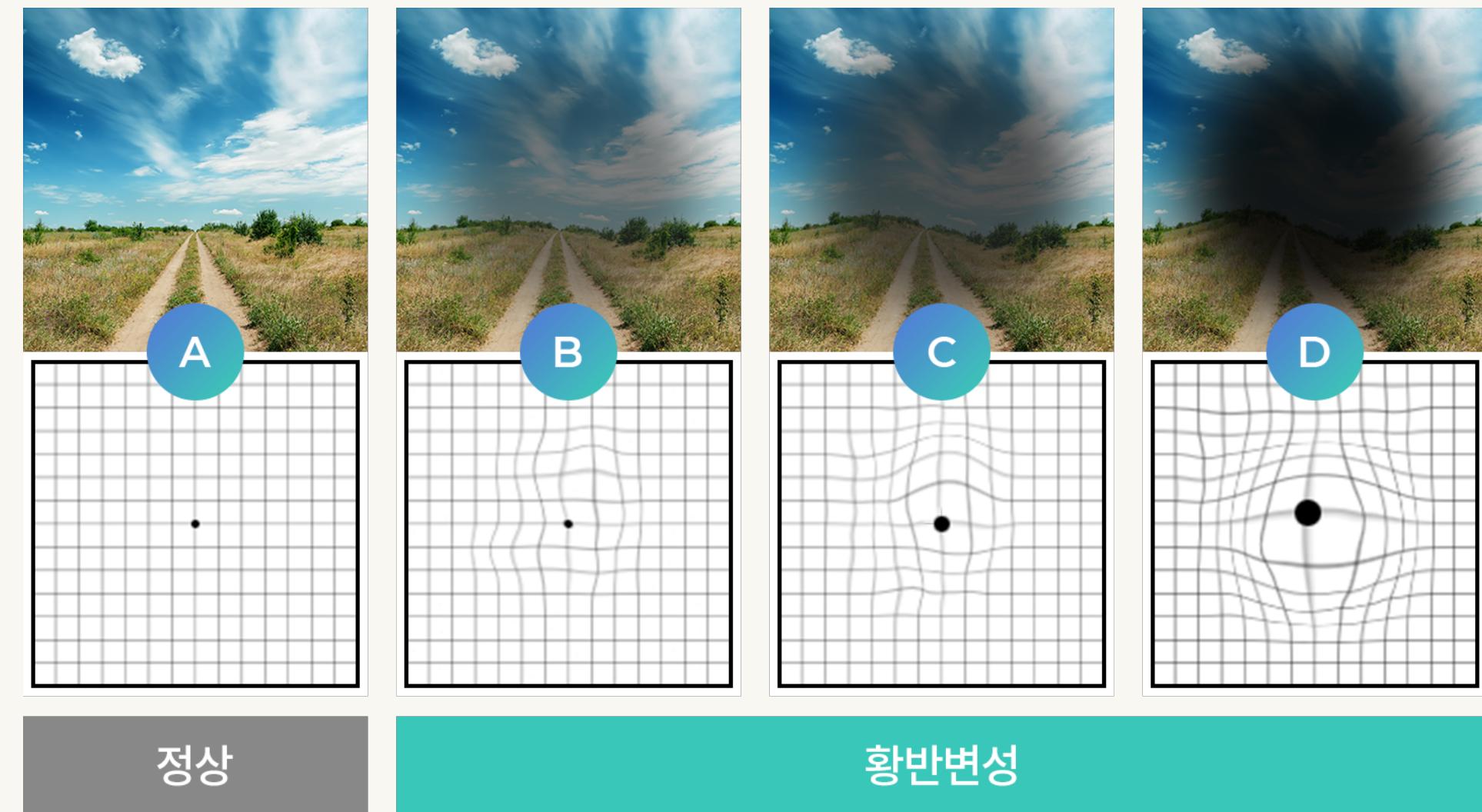
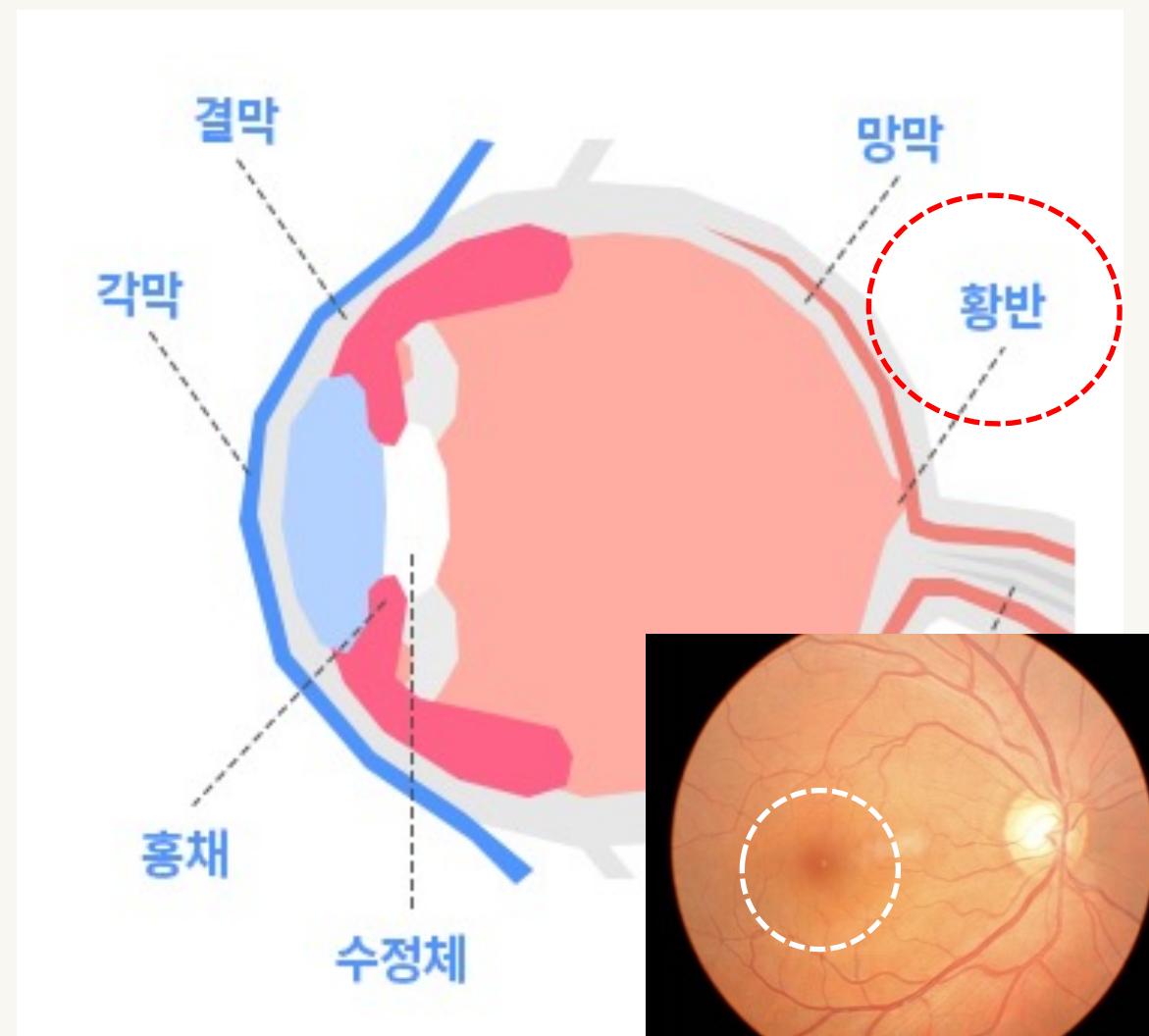
OCT(빛간섭단층촬영) 이미지로 주요 황반 질환인 CNV, DME, Drusen 및 Normal Case 분류



		True Class			
		CNV	DME	Drusen	Normal
Predicted Class	CNV	█			
	DME		█		
Drusen				█	
Normal					█

# 안구에서도 특히 시력을 담당하는 부위가 바로 황반

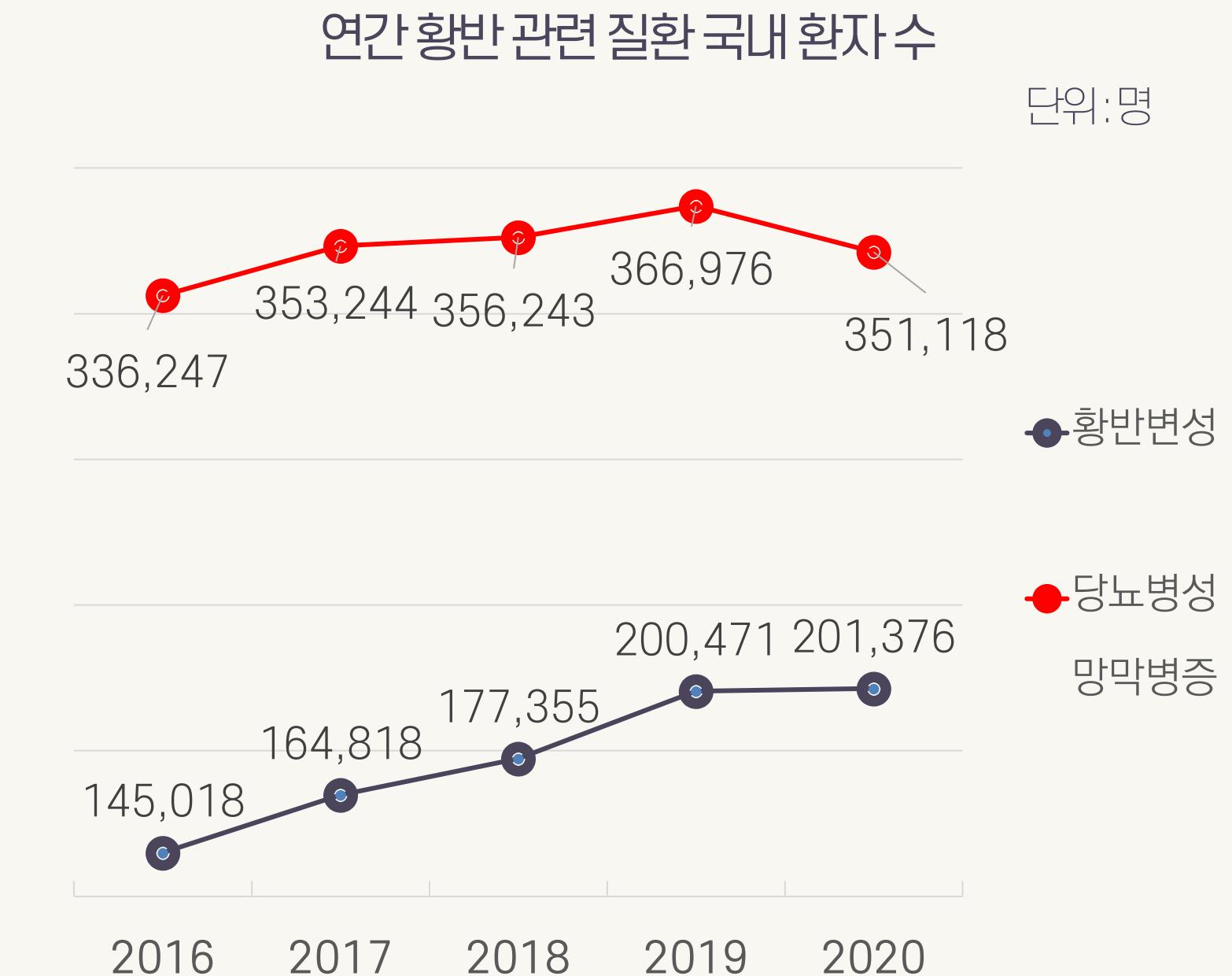
황반은 시세포, 시신경이 밀집해있고 빛이 초점을 맺는 부위로, 시력에서 중요한 역할을 담당



# 실명으로 이어질 수 있는 황반 질환, 국내 환자 수는 지속적인 증가세



- 3대 실명 질환  
녹내장, **당뇨병성 망막병증** ( $\ni$ DME: 당뇨병성 황반부종), **황반변성** ( $\ni$  CNV, DRUSEN)
- 빠르면 발병 2년 내에 실명으로 이를 수 있는 중증 질환인 만큼, 초기 진단과 치료가 중요



# 이번 프로젝트에서 다루는 황반질환 : Drusen, DME, CNV

## DRUSEN

드루젠

- 눈(망막)에 쌓이는 일종의 노폐물
- 노화로 인해 생기는 경우가 많고, 시력이 서서히 감소하여 노안으로 착각하고 방치하는 경우가 많음
- 중증으로 번지기 쉽기 때문에 조기 진단과 치료가 중요함

## DME

당뇨병성 황반 부종

- 당뇨로 인한 혈액 순환 장애로 황반 부위에 부종이 발생하는 경우
- 당뇨병 환자의 10% 정도에게서 발병하는 주요 합병증의 하나
- 시력에 치명적인 손실을 입힐 수 있으며, **실명으로 이어질 수 있는 중증 질환**

## CNV

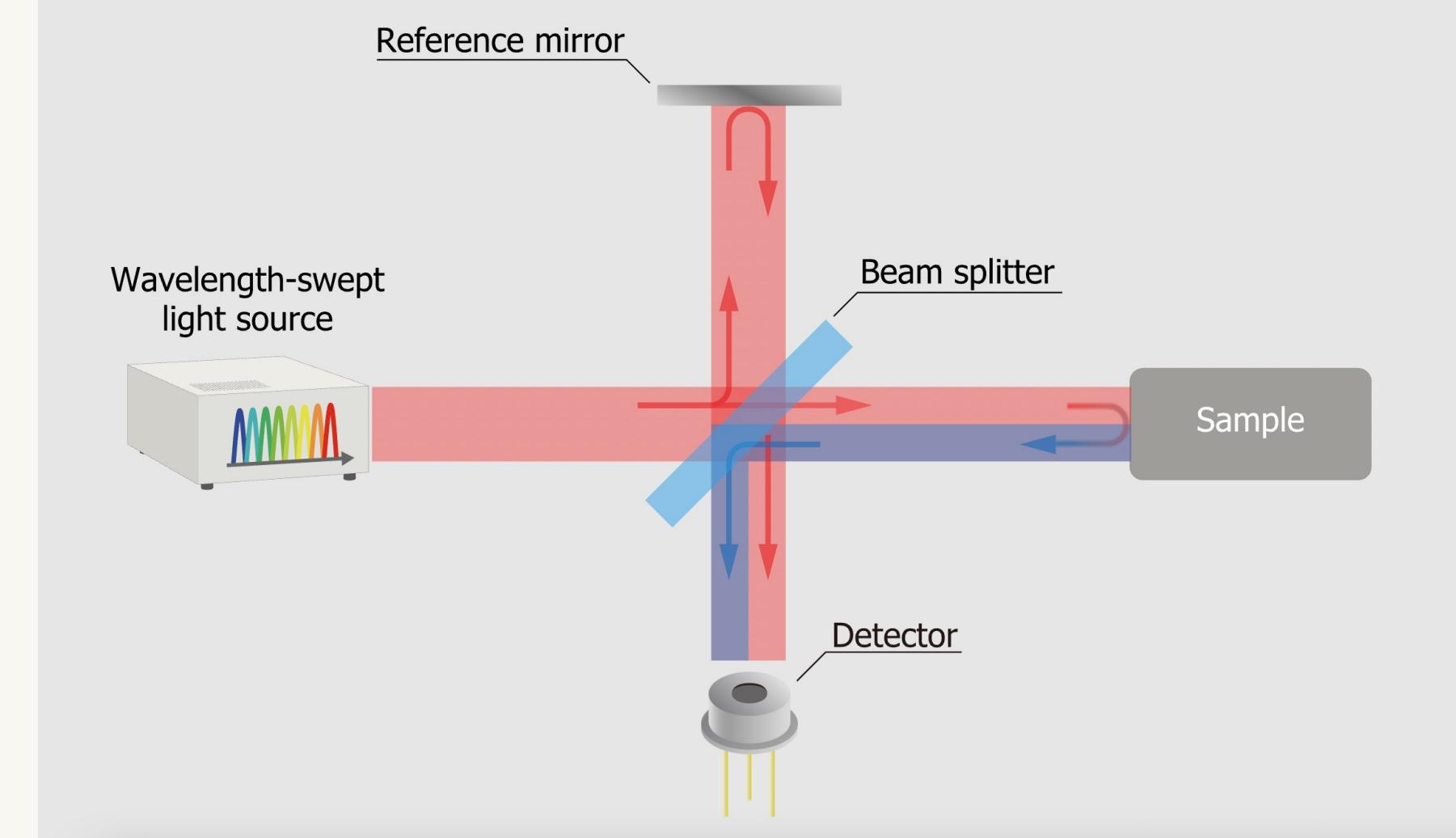
맥락막 신생혈관

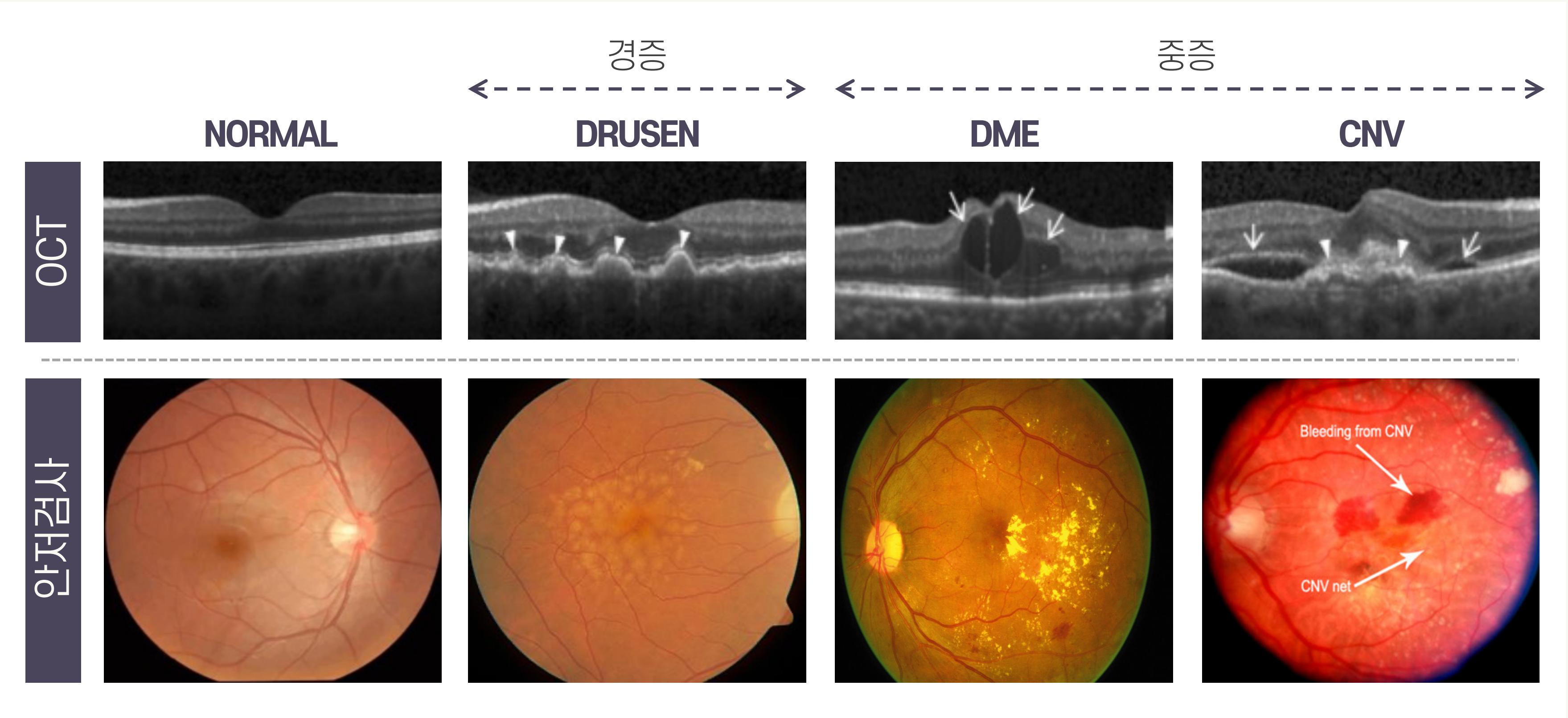
- 망막과 맥락막을 구분하는 막이 약해지면서 망막쪽으로 새로운 혈관이 자라나는 증상
- 고도근시 환자나 드루젠이 악화된 경우 발생하기 쉬움
- **실명으로 이어질 수 있는 중증 질환**

# [참고] OCT (빛간섭단층촬영)

## OCT 원리 및 특징

- 안구 및 거울로 빛을 발사한 후,
- 안구에서 반사된 빛이 도착하는 시간과 거울에서 반사된 빛이 도착하는 시간의 차를 통해 안구조직을 촬영하는 기법
- 안과에서 망막검사에 활용되며, 높은 해상도와 비침습성으로 다른 분야에서도 적용하려는 시도가 늘고 있음





# DATASET

데이터 탐색

81

# 황반 질환 관련 안구 이미지(OCT)가 4개 Class로 분류되어 있습니다

총 83,484장 / 4개 Class는 CNV DME Drusen Normal(정상)

File	test	train	class
	1,000	83,484	CNV
			DME
			Drusen
			Normal

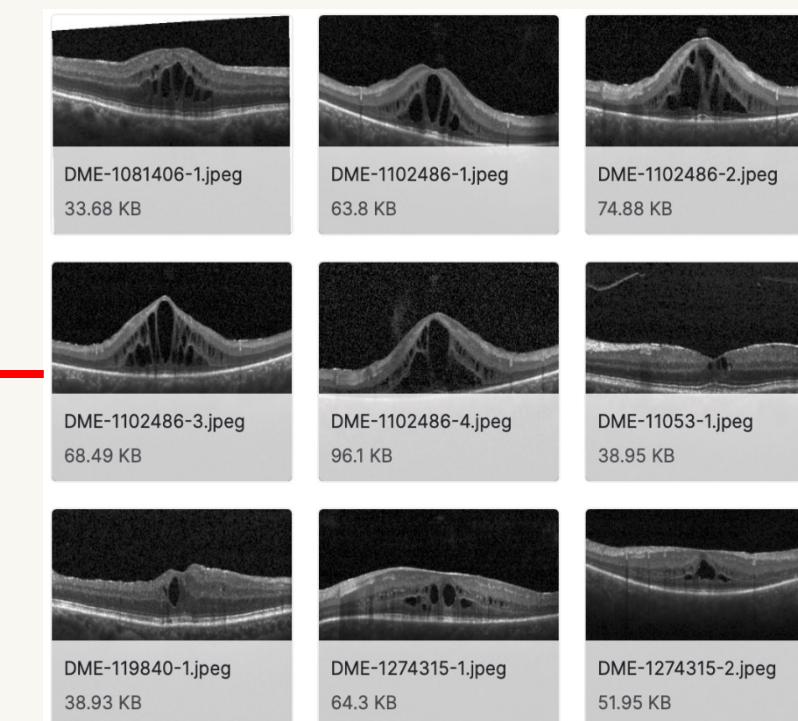


## TRAIN

Class	Number	Percentage
CNV	37,205	44.57%
DME	11,348	13.59%
Drusen	8,616	10.32%
Normal	26,135	31.52%
<b>SUM</b>	<b>83,484</b>	<b>100.0%</b>

## TEST

Class	Number	Percentage
CNV	250	25.00%
DME	250	25.00%
Drusen	250	25.00%
Normal	250	25.00%
<b>SUM</b>	<b>1,000</b>	<b>100.0%</b>



83,484장(5GB)

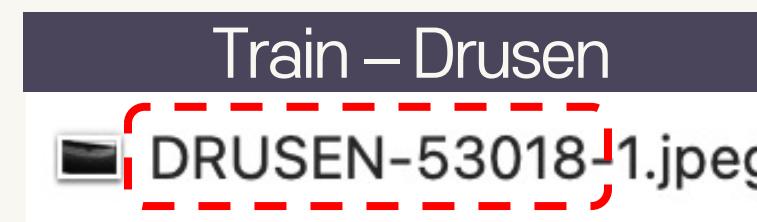
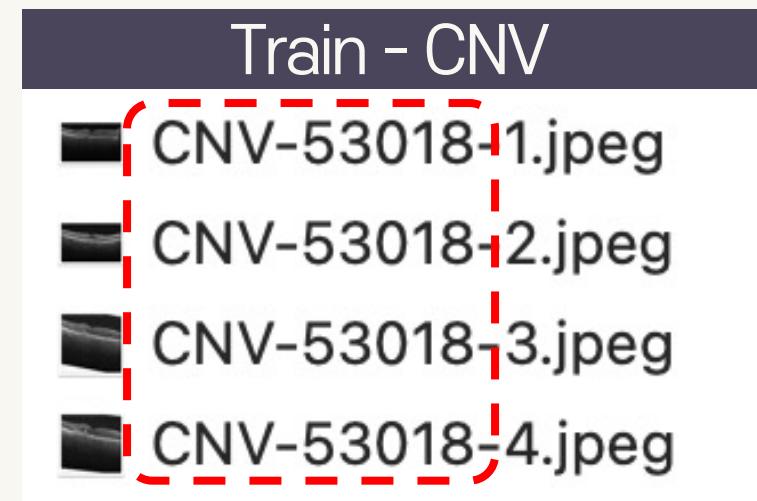
# DATASET PREPROCESS

데이터 전처리

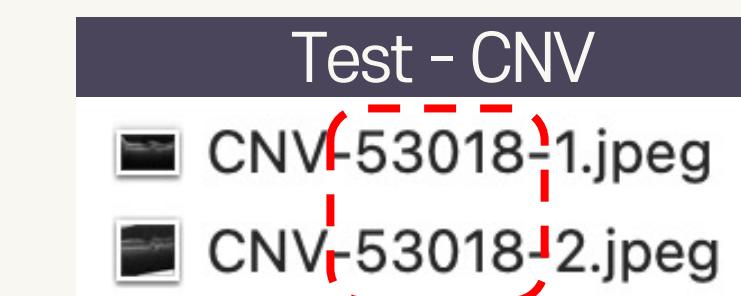
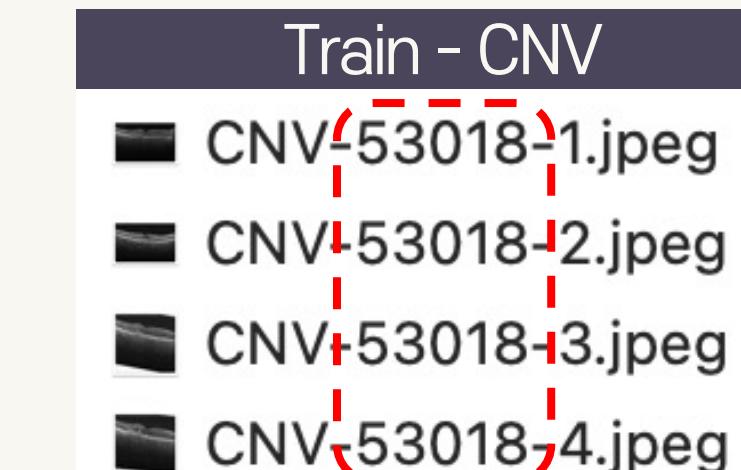


# 제공된 Data Set에서 데이터 오염의 가능성이 있는 문제점 발견

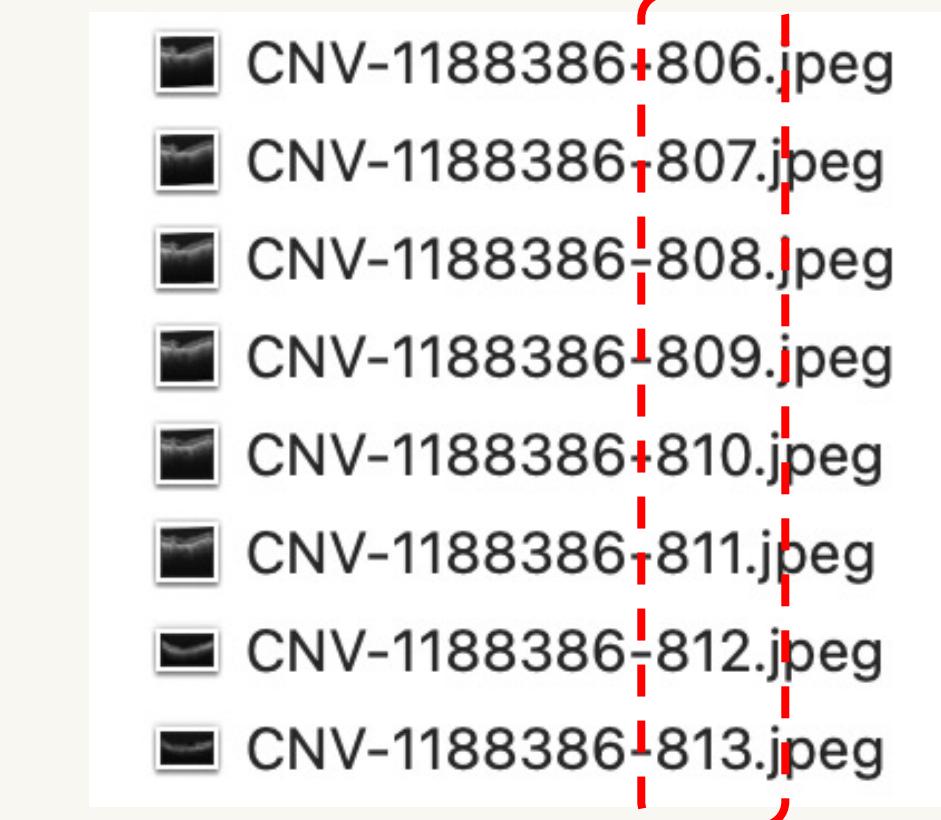
[참고] 각 파일 이름은 “(Class)-(환자ID)-(사진번호)” 형식으로 구성됨



한 환자가 두 가지 증상을  
동시에 보이는 경우



동일 환자가 Train/Test에  
모두 포함된 경우



한 환자의 사진이  
극단적으로 많이 포함된 경우

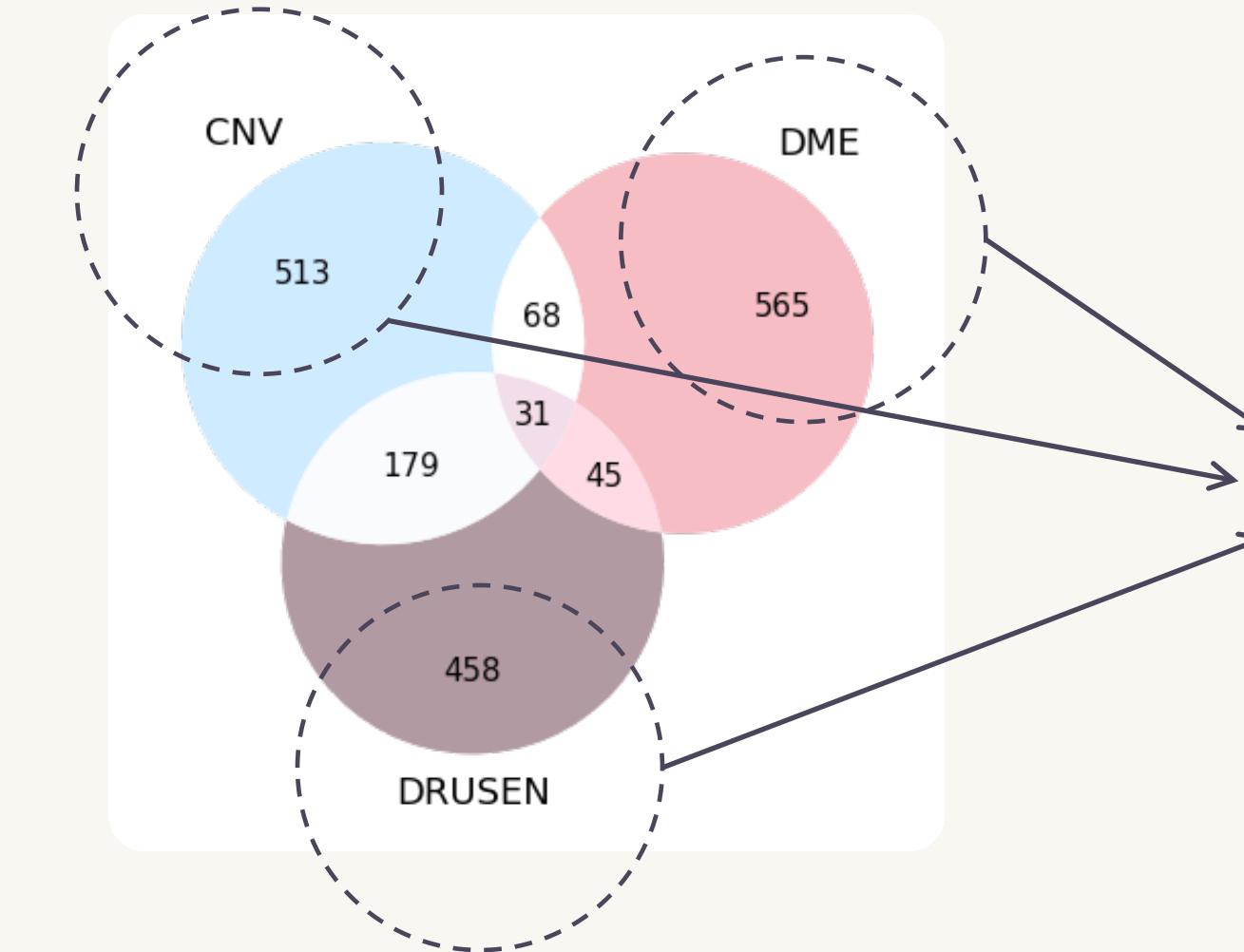
# 문제점 1. 두 개 이상의 증상을 같이 보유한 환자들

## PROBLEM

두 개 이상의 증상을 가진  
환자들이 다수

## SOLUTION

단일 증상 환자의 데이터만  
필터링해서 사용



New  
DATASET

## 문제점 2. Train / Test Set에 동시에 포함된 환자들 존재

### PROBLEM

Test Set이  
Train Set에 속한 환자들로  
구성되어 있음

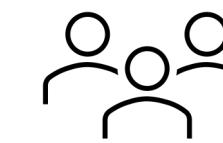
### SOLUTION

기존의 Test Set을 사용하지 않고,  
환자 ID를 기준으로  
Train / Test 다시 구분

[이상적인 DataSet]



TRAIN



TEST

[현재 DataSet]

TRAIN



TEST



## 문제점 3. 불균형한 데이터 분포

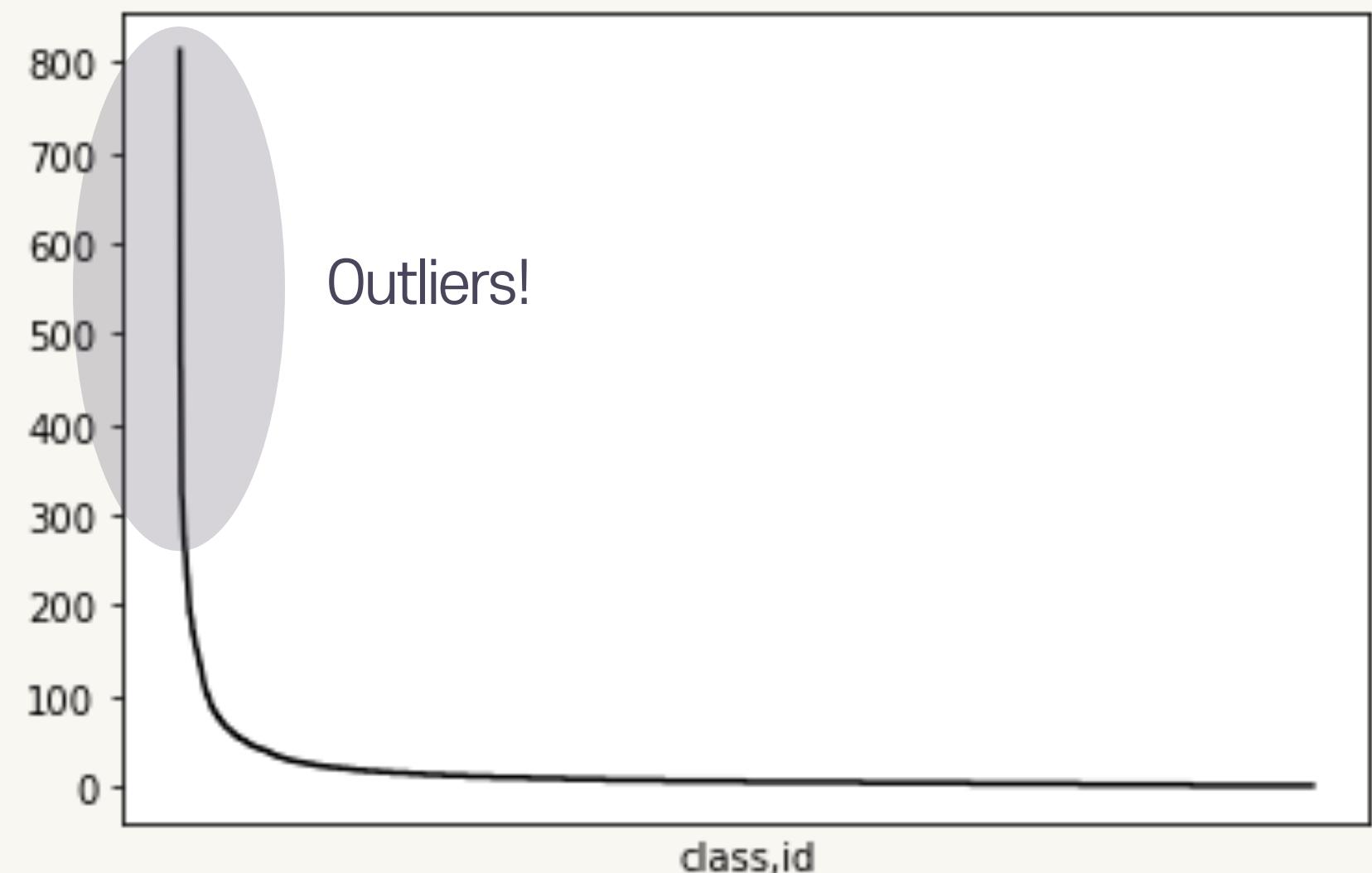
### PROBLEM

환자 1인당 이미지의 수가 다른데,  
적게는 1장에서 많게는 800장까지  
불균형하게 반영되어 있음

### SOLUTION

환자 당 사진 1장으로 랜덤 샘플링

환자 ID 당 데이터 수





## 재구성한 Data Set

<----- TRAIN Set ----->

Original Data Set

TRAIN Set

TEST Set

Validation Set

Class	Number	Percentage
CNV	37,205	44.57%
DME	11,348	13.59%
Drusen	8,616	10.32%
Normal	26,135	31.52%
SUM	83,484	100.0%

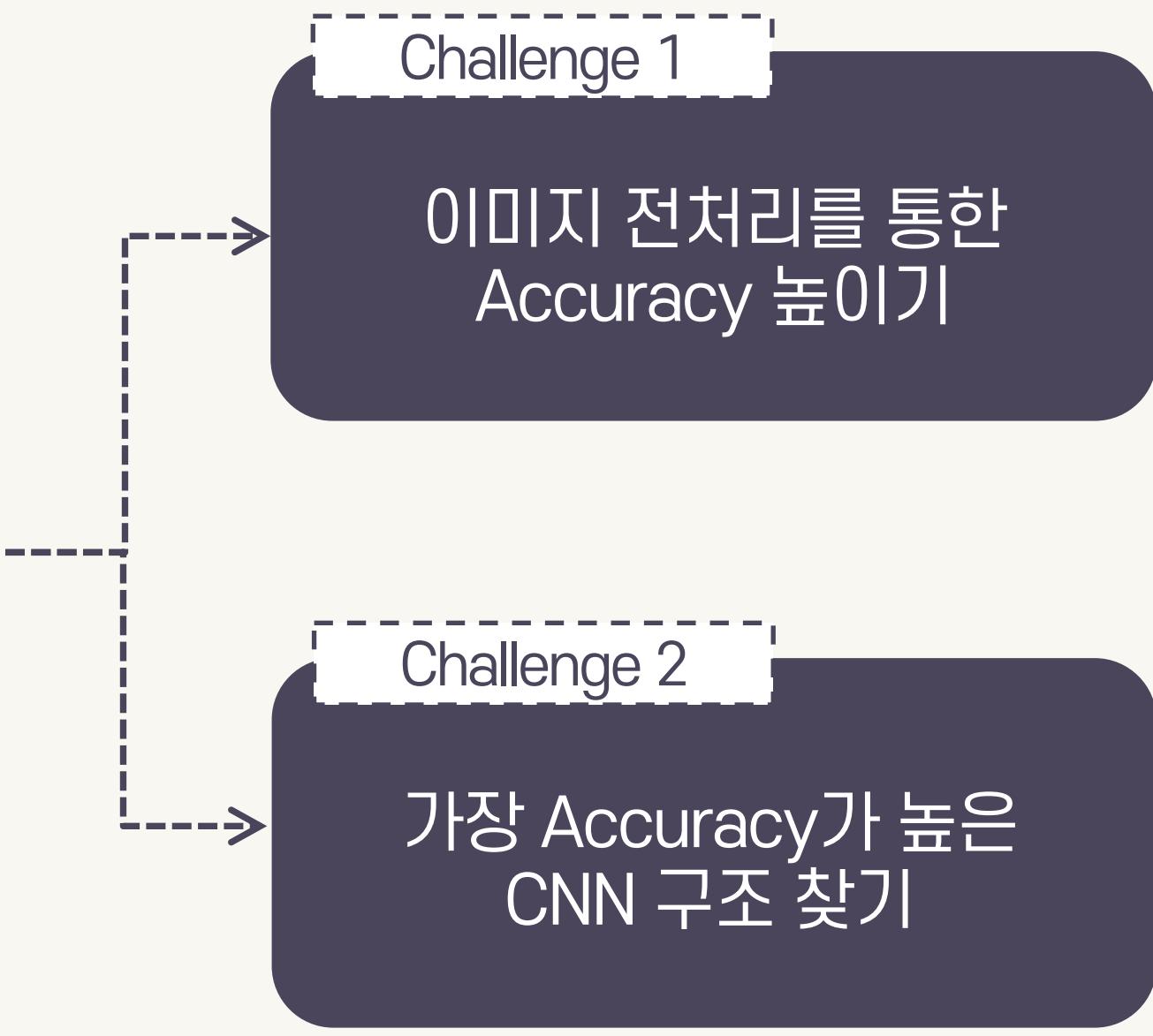
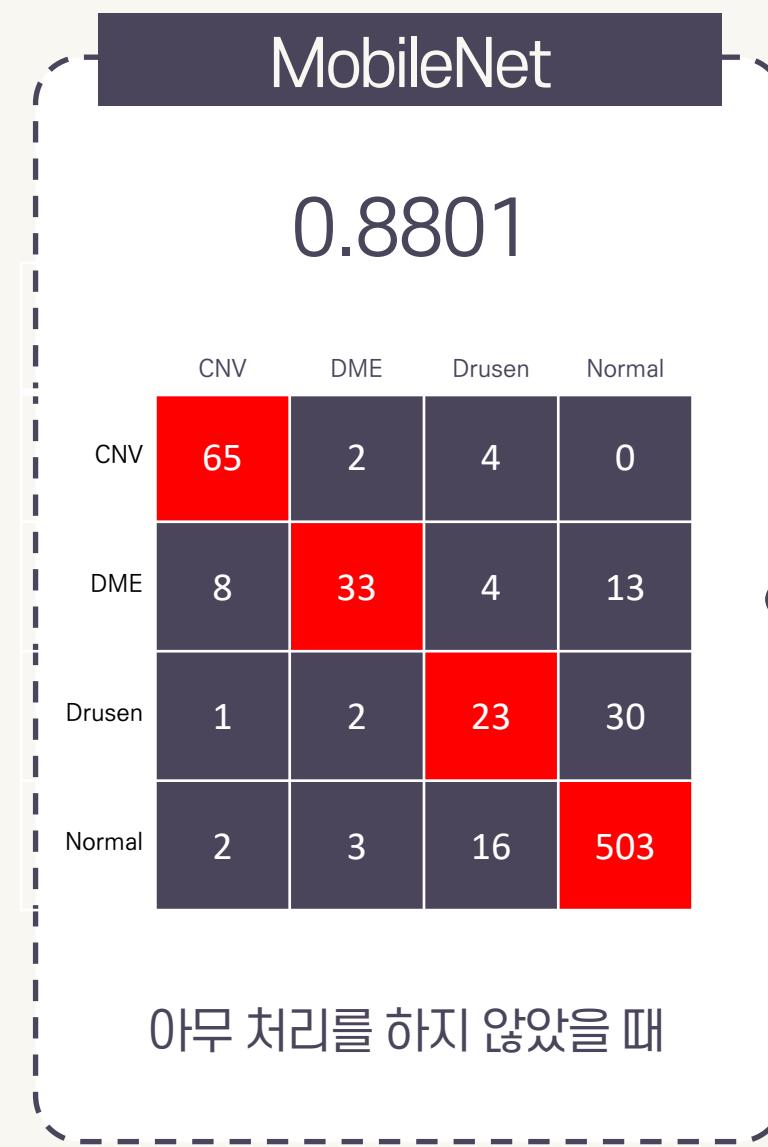
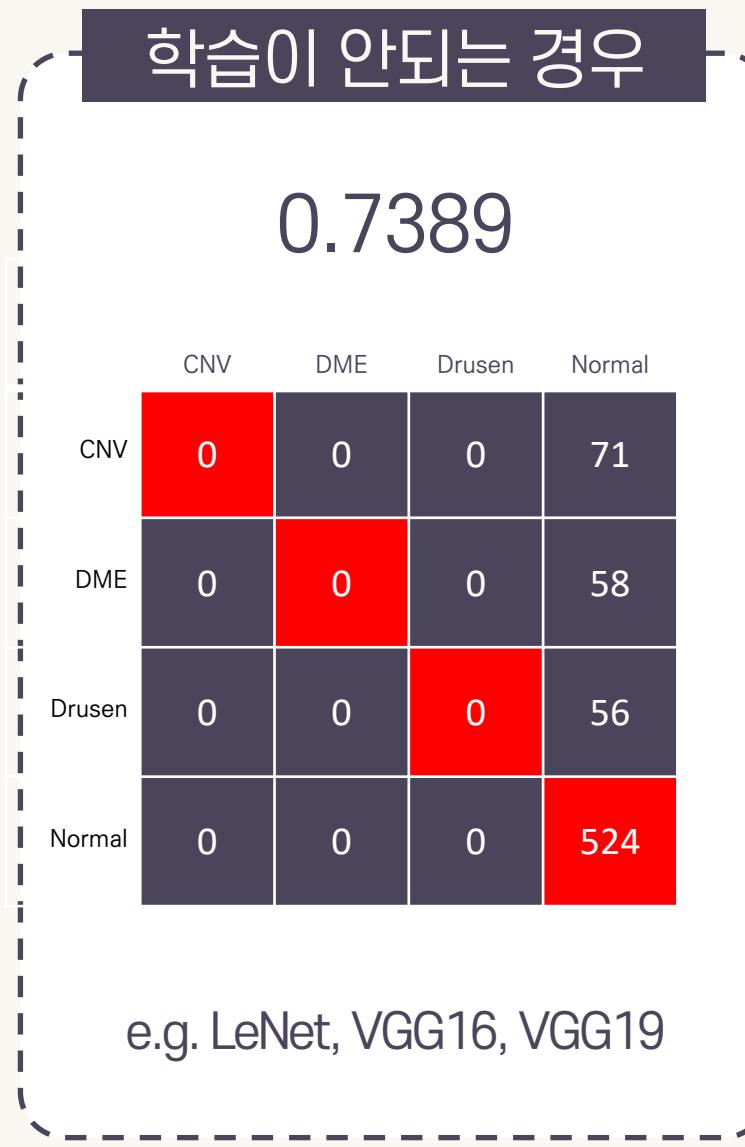
Class	Number	Percentage	Number	Percentage	Number	Percentage
CNV	497	9.95%	114	8.17%	71	10.01%
DME	396	7.93%	112	8.03%	58	8.18%
Drusen	410	8.21%	116	8.32%	56	7.90%
Normal	3,692	73.91%	1,053	75.48%	524	73.90%
SUM	4,995	100.0%	1,395	100.0%	709	100.0%

# PROCESS

진행과정

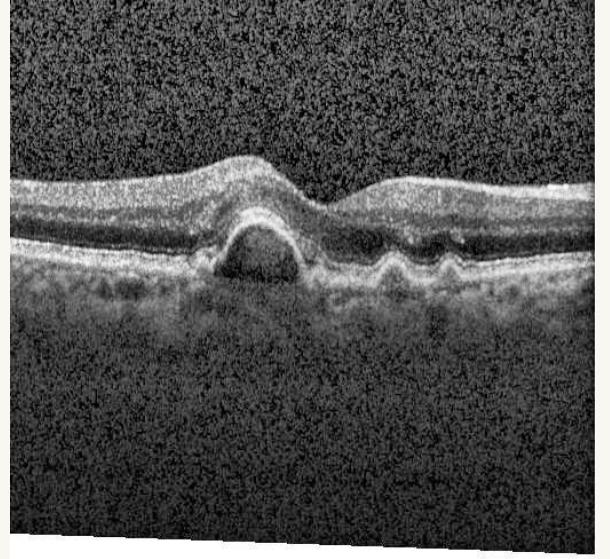


# BaseLine

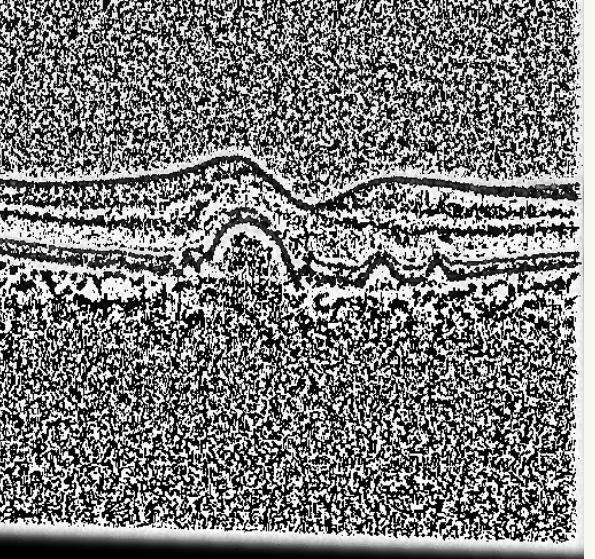


# IMAGE FILTERS

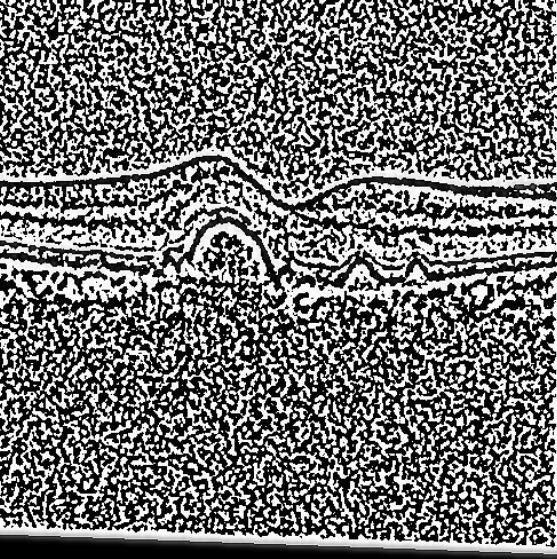
1. CLAHE



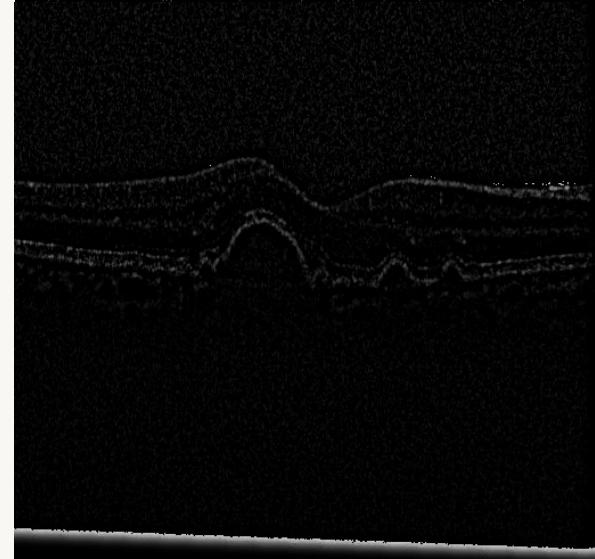
2. Subtraction



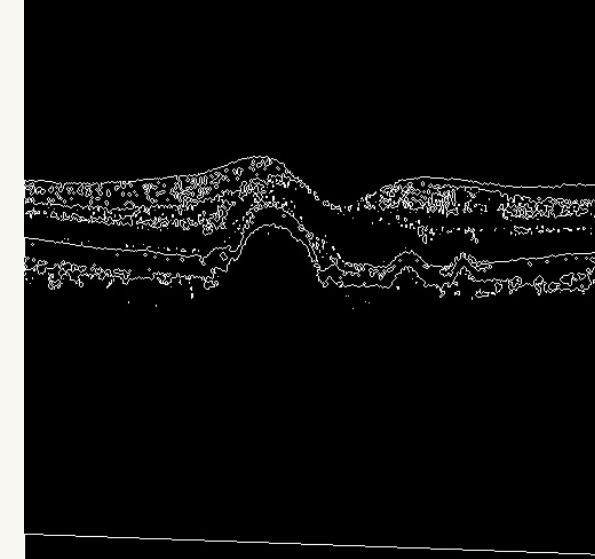
3. DoG



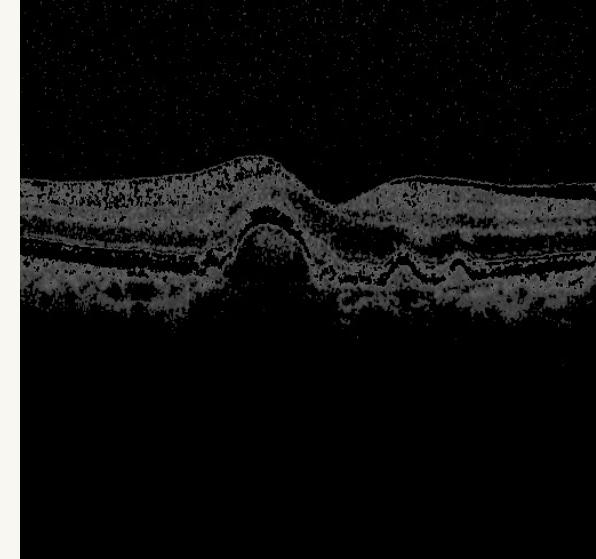
4. Subtract & Binary



5. Contour Mask

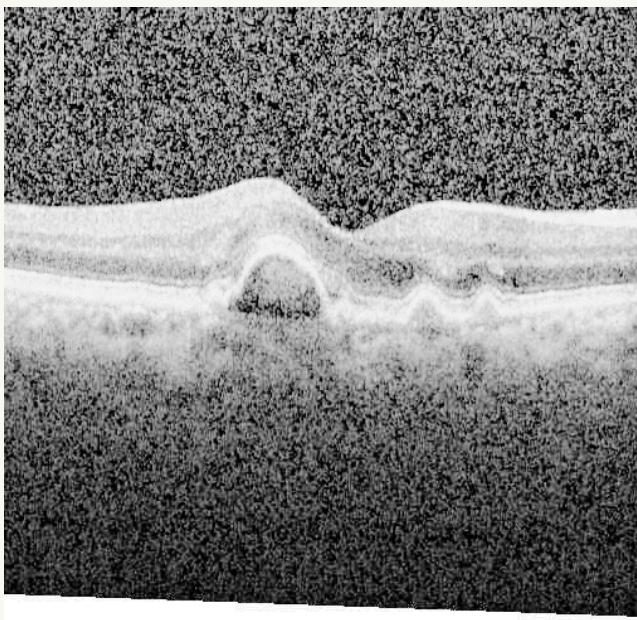
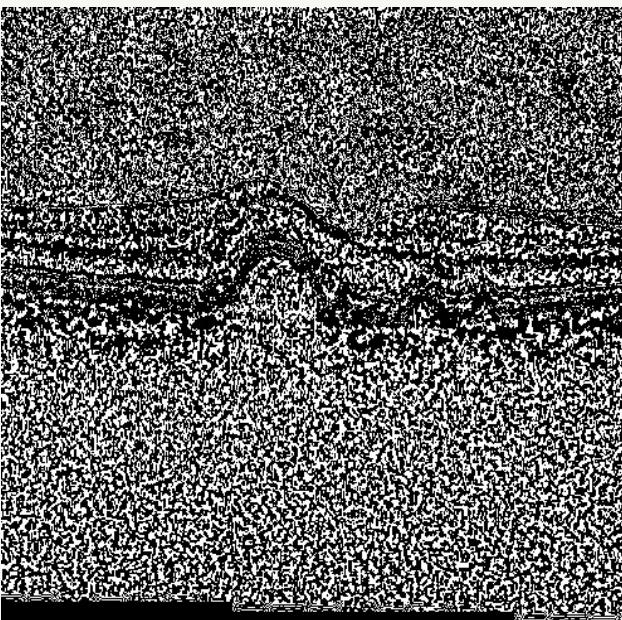


6. HSV mask

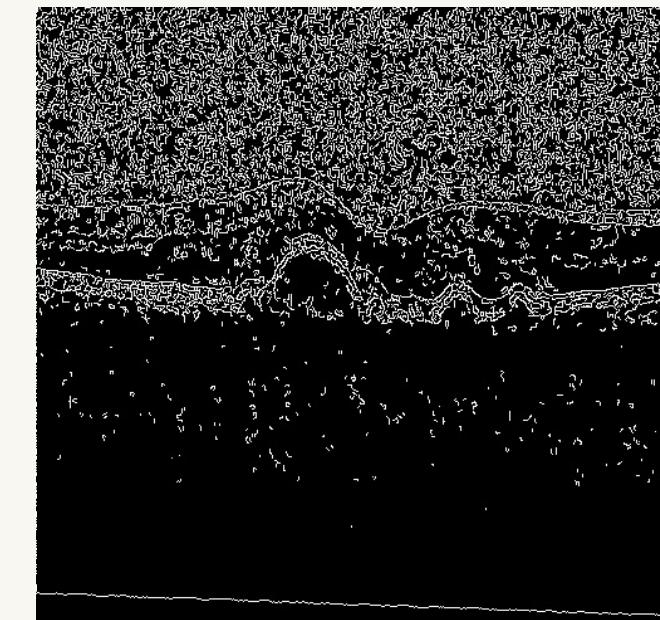


# IMAGE FILTERS / FAIL

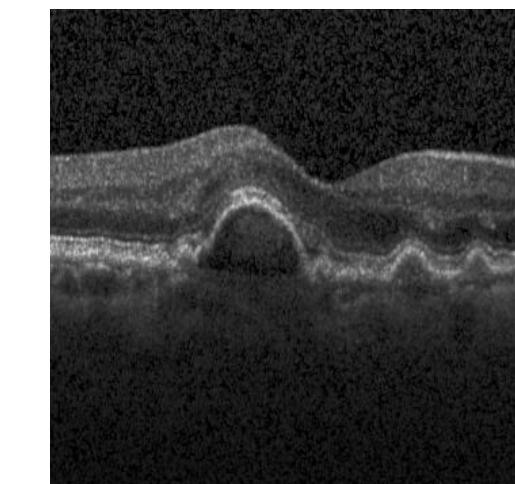
1. HE

2. Bilateral Blur +  
Subtraction

3. Canny Edge



4. Crop



\* 2의 경우, Gaussian Blur 대신 Bilateral Blur를 사용

\* 4의 경우, 테두리의 불필요한 여백을 삭제하기 위해 중심부를 기준으로 Crop하였으나 Crop이전에 비해 accuracy가 하락함

# CLAHE: Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

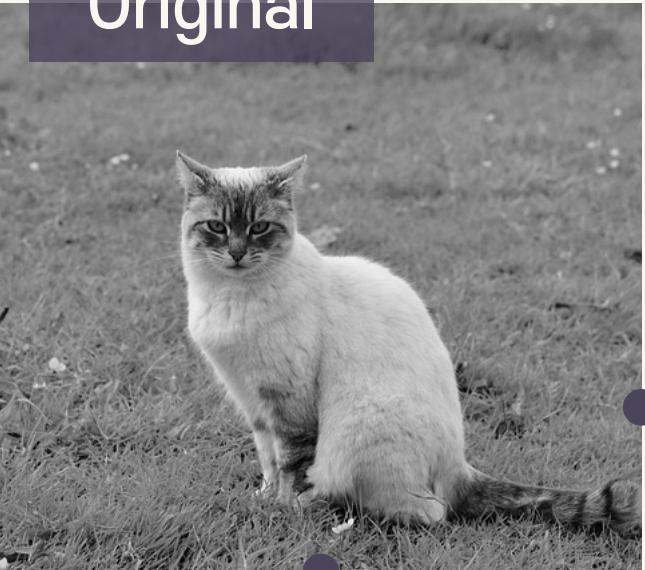
## HE : 히스토그램 균일화

- 이미지의 픽셀을 0~255까지 **골고루 분포하도록** 변환하는 것
- 픽셀값이 일정 구간에 집중 분포되어 있는 이미지의 처리에 좋음 (특히 너무 밝거나, 너무 어두울 때)

## CLAHE

- 이미지를 작은 블록들로 구분해서, 개별 블록별로 히스토그램 균일화를 실행
- 노이즈의 부각이나 **과도한 대비(Contrast)**를 **제한**하기 위한 방식

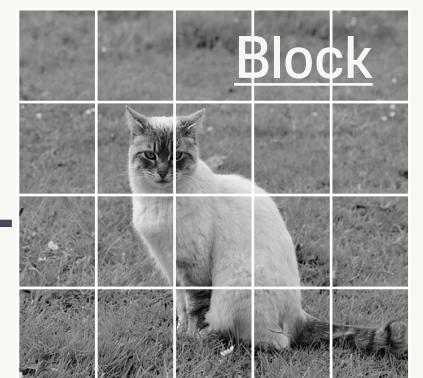
## Original



HE



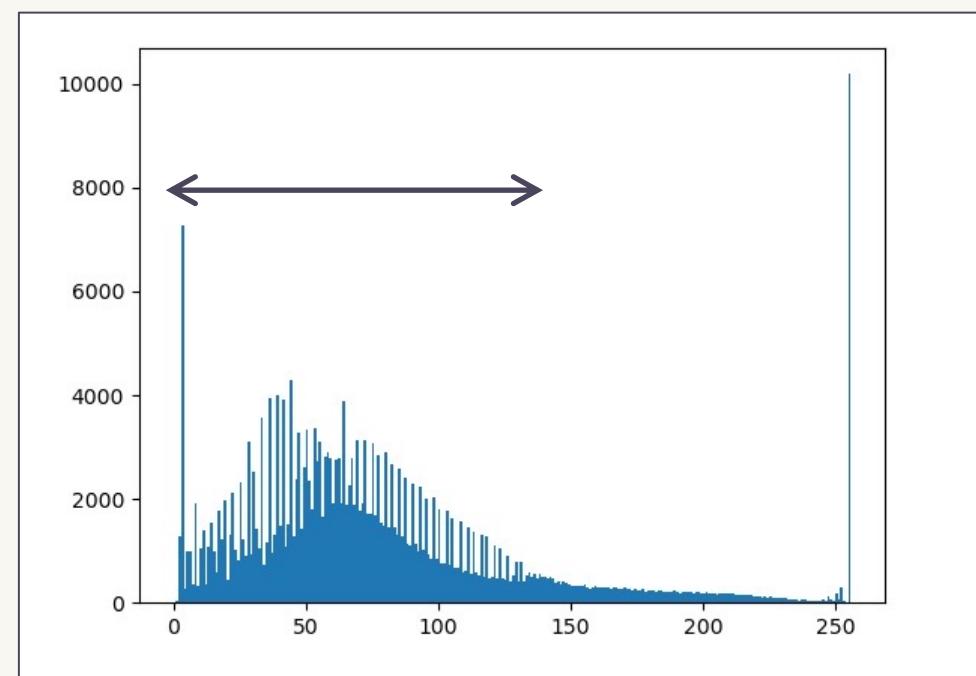
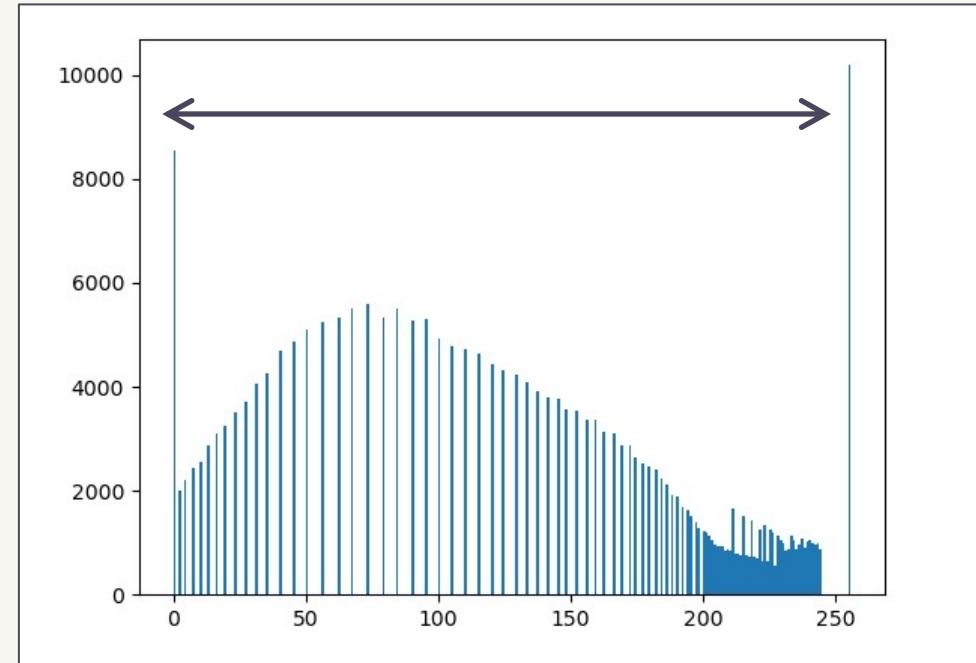
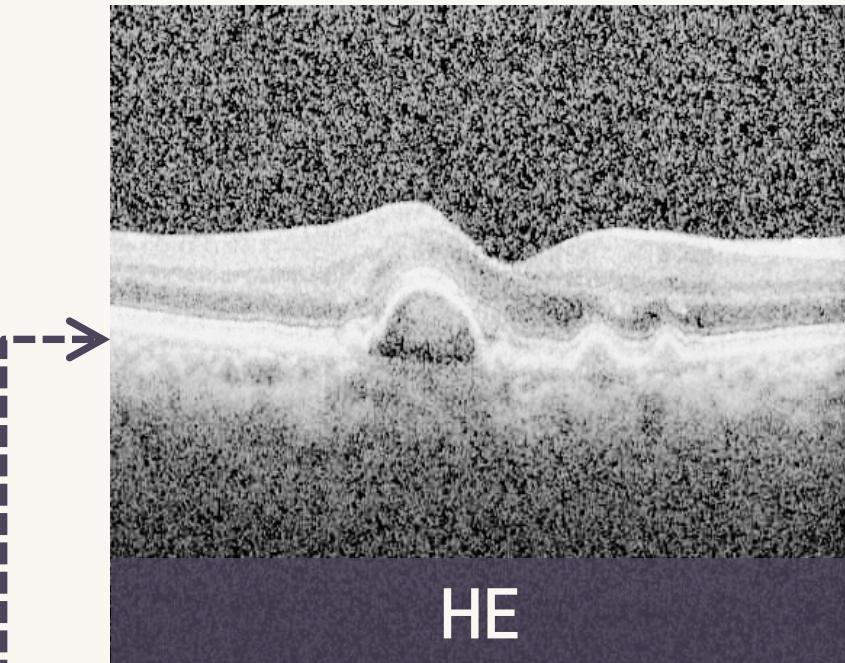
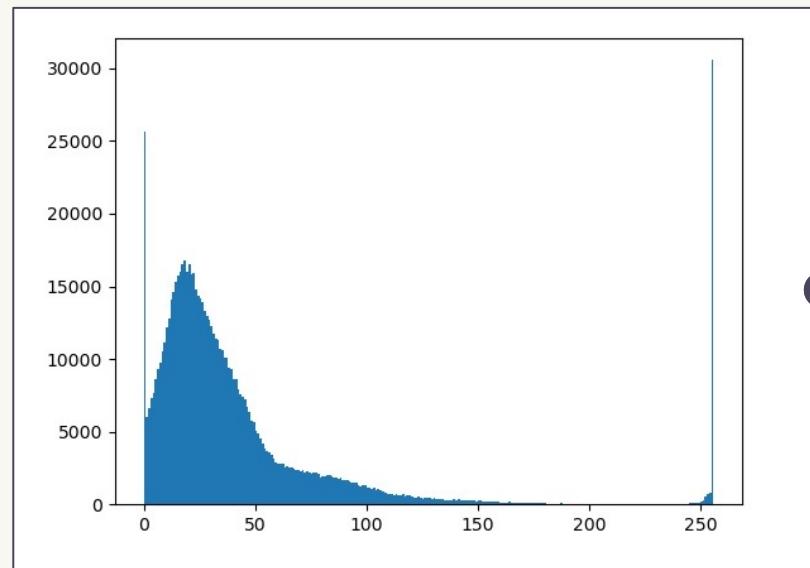
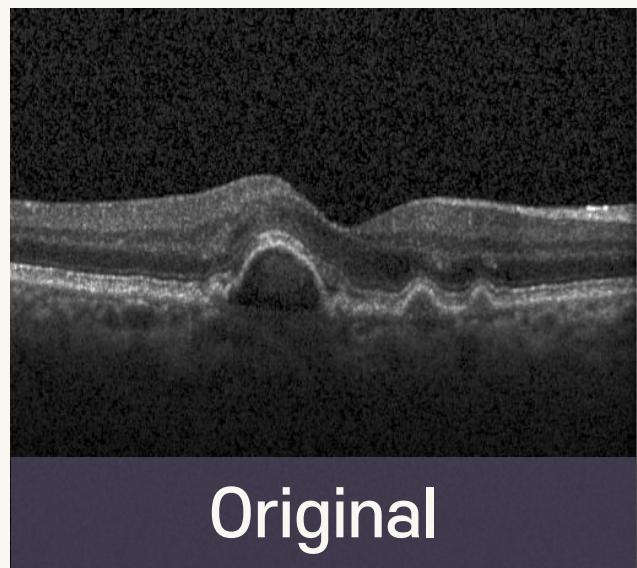
Block



CLAHE



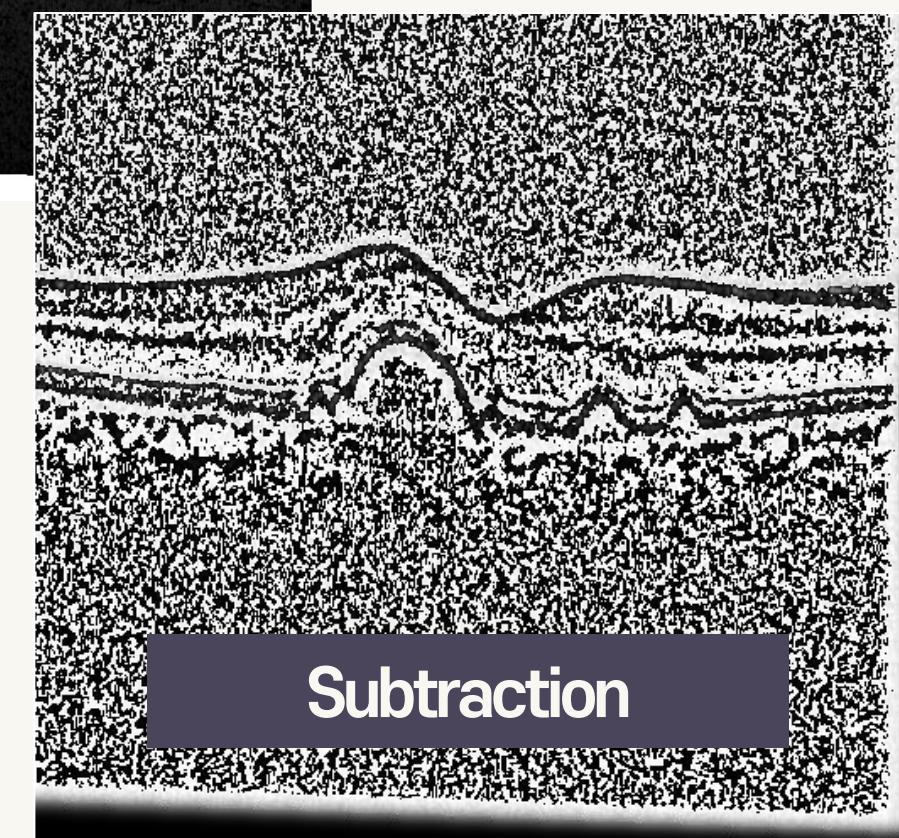
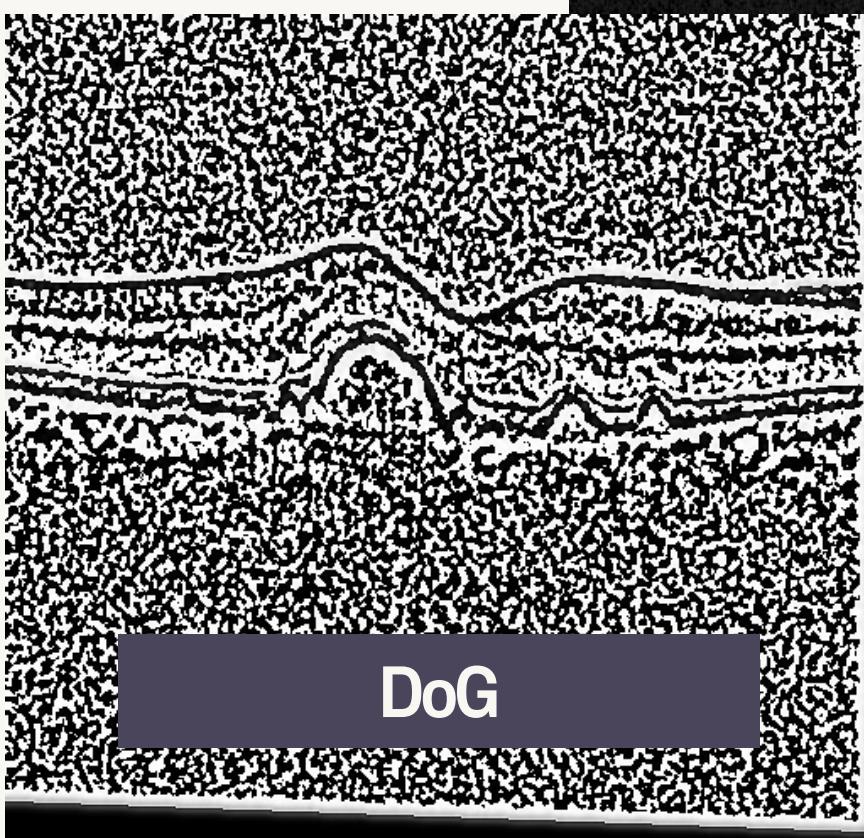
# CLAHE: Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization



# Subtraction / DoG: Difference of Gaussians

## DoG

- Feature를 두드러지게 만드는 방법 -> Edge 강조에 사용
- (Gaussian Blur 약하게 처리한 이미지) – (Gaussian Blur 처리한 이미지)
- 일반적인 edge detection 필터들(e.g., Canny Edge)과의 차이점은, 노이즈가 함께 뚜렷해지는 것을 막을 수 있다는 것



## Subtraction

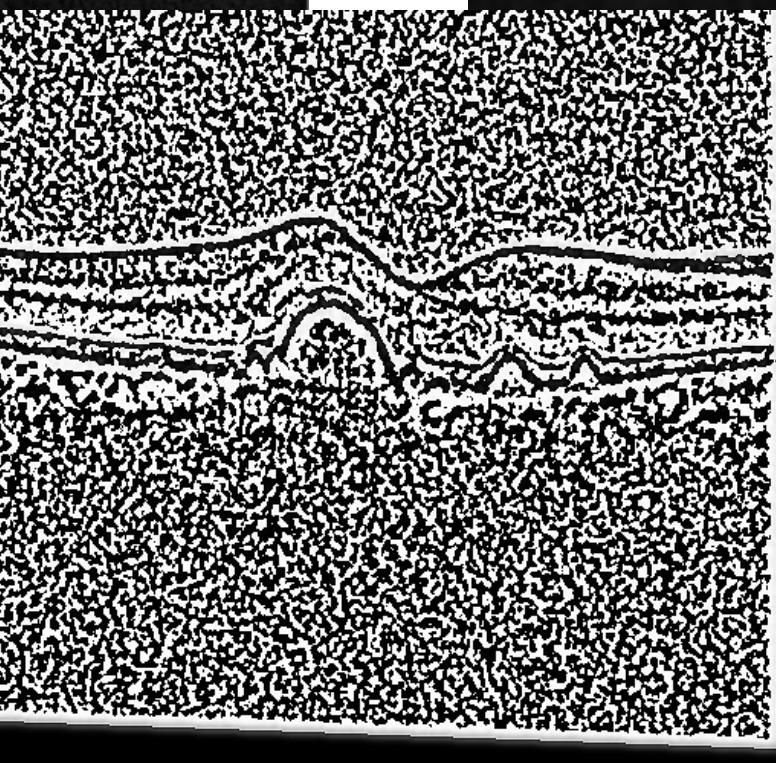
- (원본 이미지) – (Gaussian Blur 처리한 이미지)

# Subtraction / DoG: Difference of Gaussians

DoG

Sigma = 1

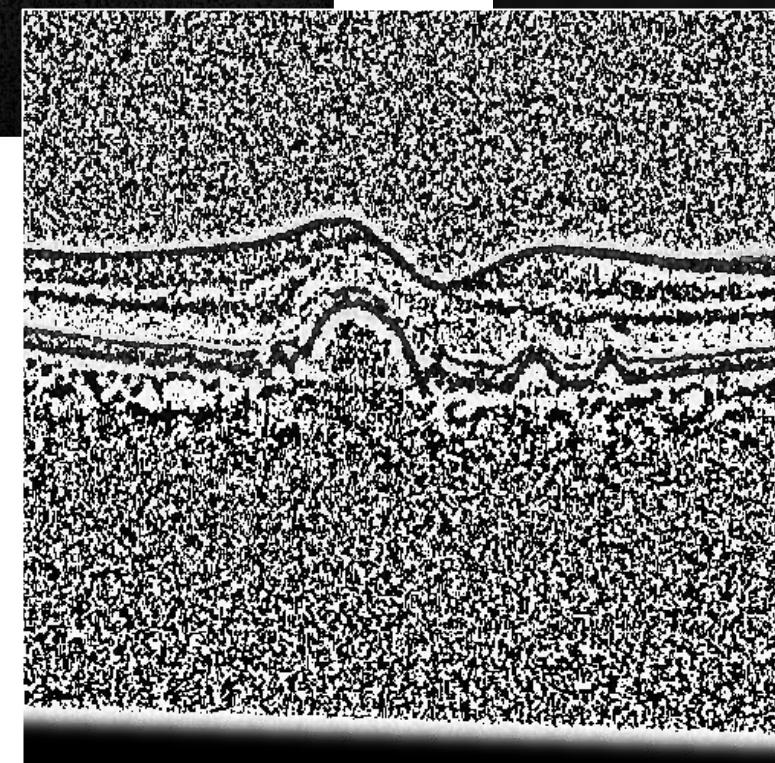
Sigma = 3



Subtraction

Original

Sigma = 5



# Subtraction + Binarization

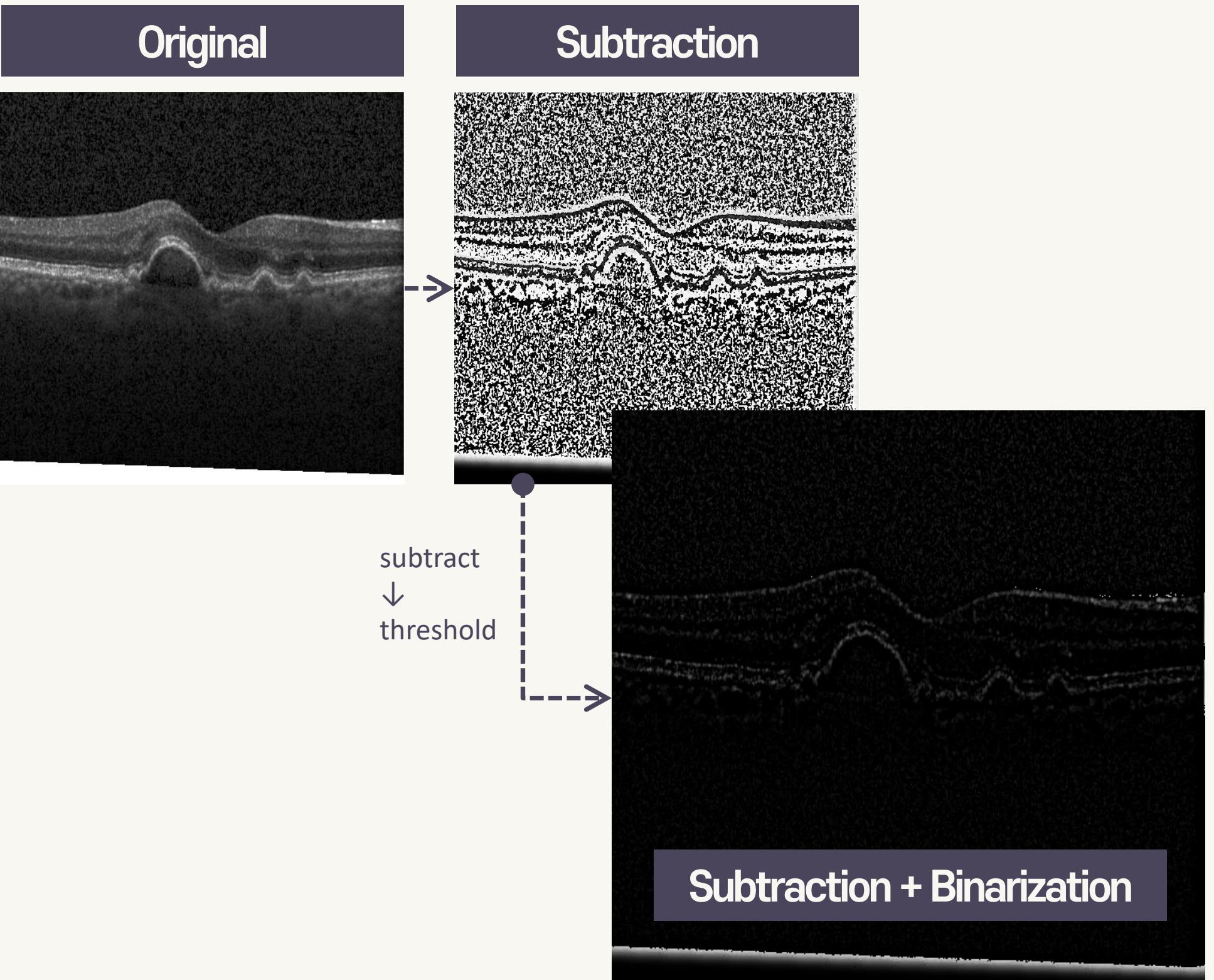
## Subtraction

- (원본 이미지) – (Gaussian Blur 처리한 이미지)

## Binarization

- 기본적으로, 이미지 이진화는 이미지 분리 (segmentation)에 사용되는 방법
- 물체와 배경의 픽셀값을 각각 0, 1(혹은 1, 0)으로 재설정

\* 앞의 이미지에서 200~255 구간을 흰색으로  
변환 (threshold, 임계값 = 200)

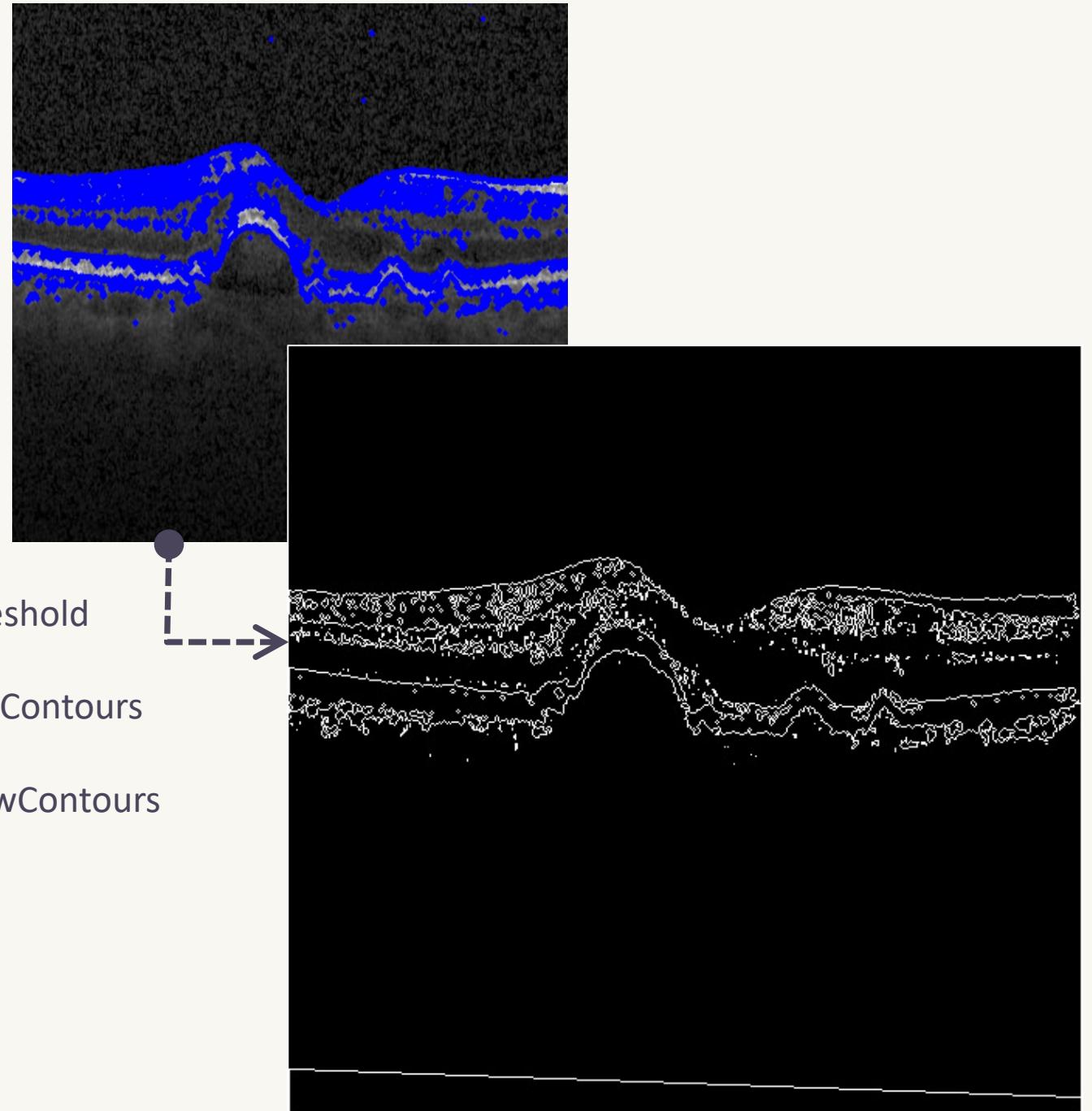


# Contour Mask

## Contour

- Contour : 외곽선 검출
- 이미지 이진화 후 외곽선(윤곽선) 검출  
→ 검출된 윤곽선만 사용

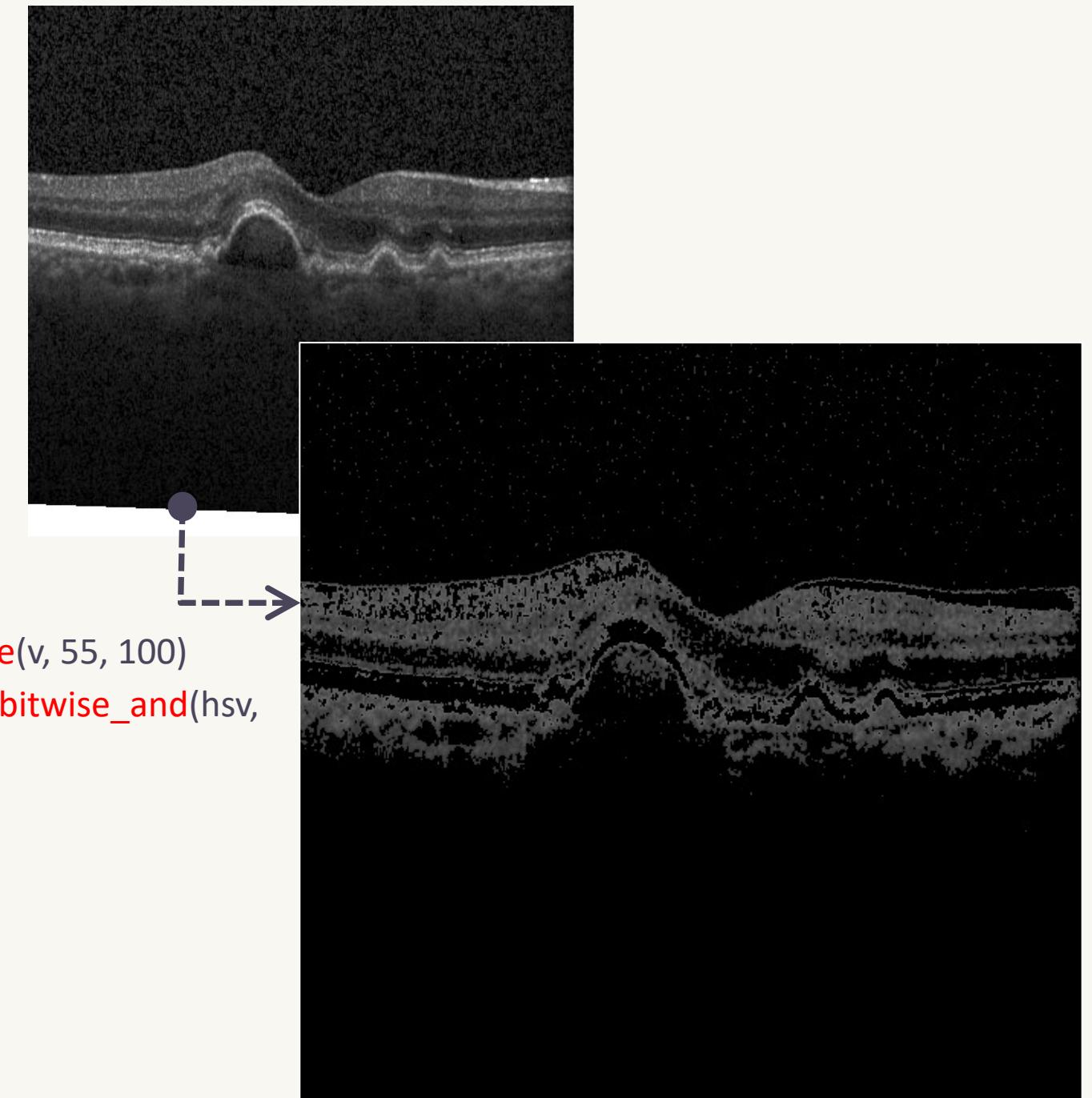
\* 이진화 시 80~255 구간을 흰색으로 변환  
(임계값 = 80)



# HSV mask

## HSV

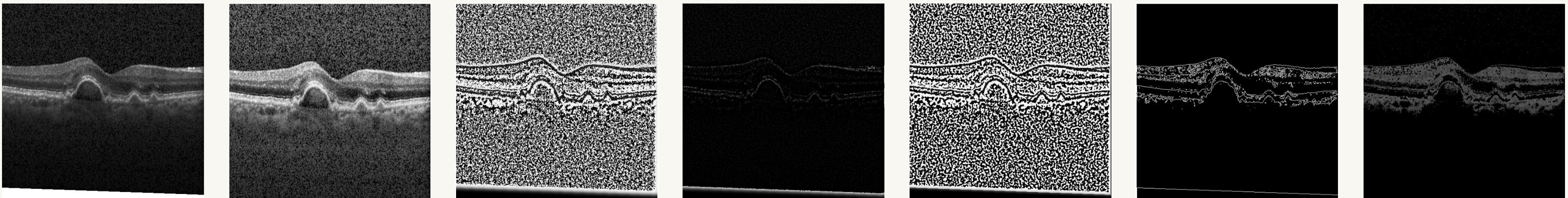
- HSV : Hue(색상), Saturation(채도), Value(명도)
- Grayscale 이미지에서 명도를 조절해 일정 수준 이상의 명도를 지닌 픽셀만 선별
  - \* 명도 55~100 구간을 이용
  - \* Grayscale이므로 색상, 채도 값은 없음
  - \* 과일/건과일의 품질 판별을 위한 흡집 검사에 유사하게 적용된 사례가 있음



# Validation Accuracy

MobileNet

	None	CLAHE	Subtraction	Subtraction+ Binarization	DoG	Contour	HSV Mask
Basic	0.8801	0.8885	0.8265	0.8448	0.8025	0.8011	0.8195
+중앙이동	0.8984	0.8758	0.8054	0.8251	0.7898	0.8110	0.8195
순위	1	2	4	3	7	6	5



일부 처리 방법의 경우 처리를 하지 않았을 때보다 오히려 성능이 저하되기도 하며, 처리 방법에 따라 이미지를 중앙에 맞추지 않았을 때가 성능이 더 좋은 경우도 있음  
순위는 높은 기준으로 책정

# Confusion Matrix (1st ~ 4th)

MobileNet

	None				CLAHE				Subtraction				Subtraction+ Binarization			
Validation Accuracy	0.8801				0.8885				0.8265				0.8448			
	CNV	DME	Drusen	Normal	CNV	DME	Drusen	Normal	CNV	DME	Drusen	Normal	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	57	0	11	3	57	2	10	2	54	4	8	5	55	1	7	8
DME	5	43	3	7	3	34	4	17	6	26	2	24	7	30	1	20
Drusen	3	0	29	24	6	1	23	26	7	3	9	37	10	5	6	35
Normal	2	7	7	508	0	4	4	516	14	4	9	497	5	6	5	508

## [참고] Validation Accuracy

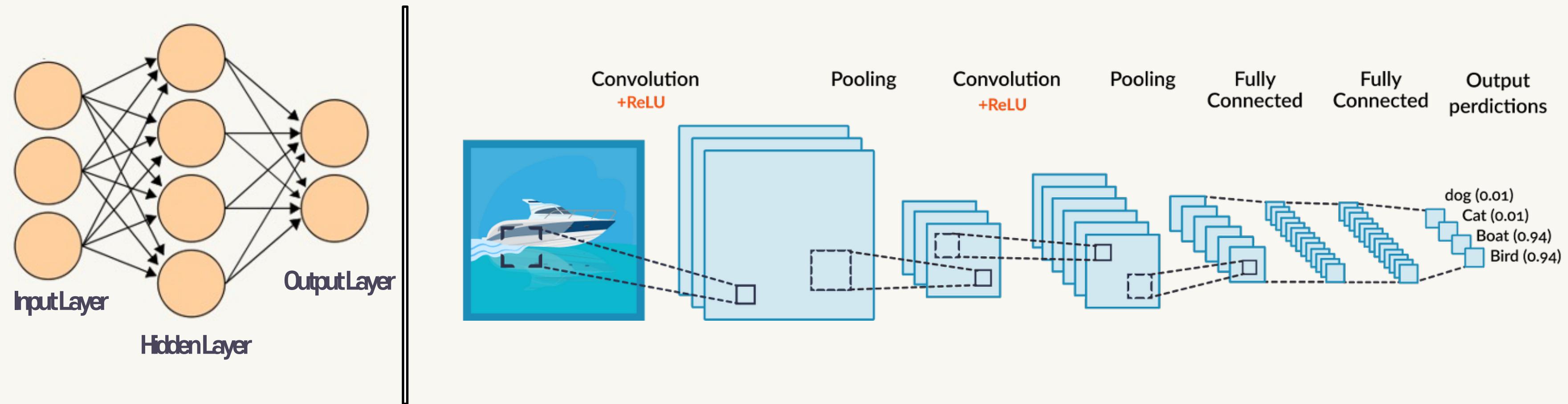
	None	CLAHE	Subtraction	Subtraction+ Binarization	DoG	Contour	HSV Mask	Inception V3
Basic	0.9619	0.9534	0.9337	0.9408	0.9196	0.9026	0.9238	
+중앙이동	0.9619	0.9647	0.9478	0.9365	0.9196	0.8307	0.9111	
순위	2	1	3	4	6	7	5	

	None	CLAHE	Subtraction	Subtraction+ Binarization	DoG	Contour	HSV Mask	ResNet50
Basic	0.9562	0.9478	0.8999	0.9252	0.8843	0.8829	0.8999	
순위	1	2	4	3	6	7	4	

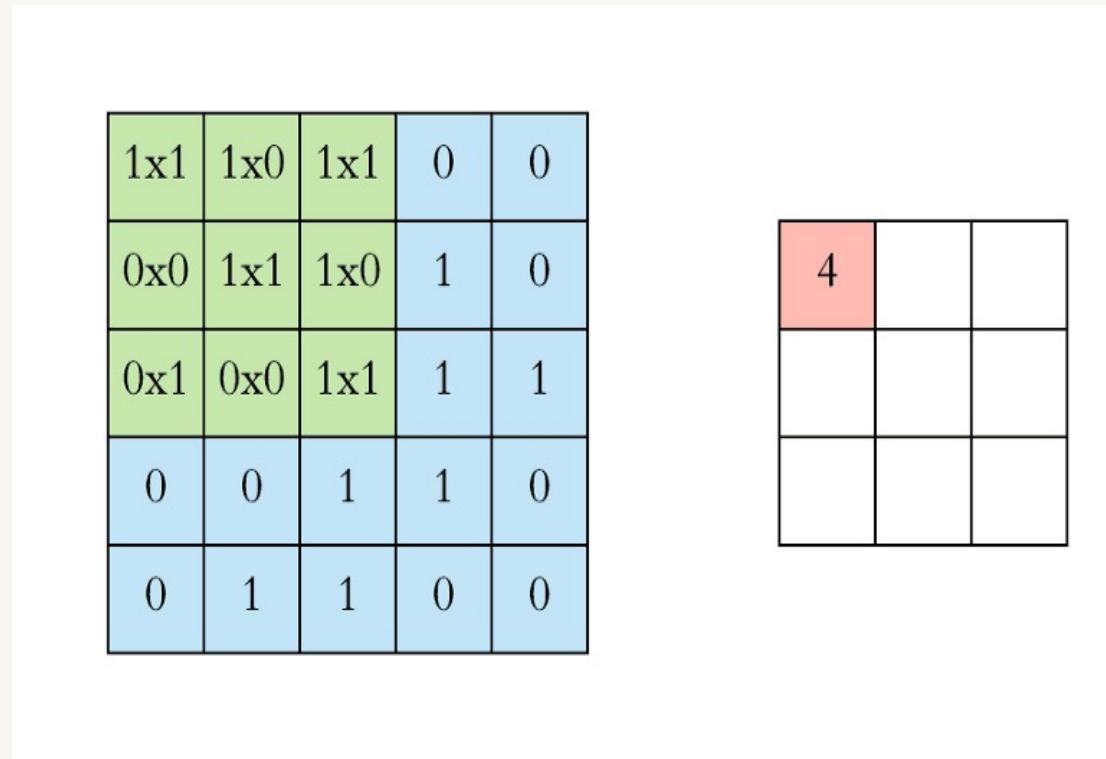
# CNN Convolutional Neural Network : 합성곱 신경망

## CNN

- 이미지와 같은 2D 매트릭스 형태의 입력 데이터를 처리하는데 특화된 합성곱 신경망 네트워크
- CNN은 데이터의 특징을 추출하여 패턴을 파악하는 구조
- Convolution과 Pooling 작업을 통해 이미지를 분류함

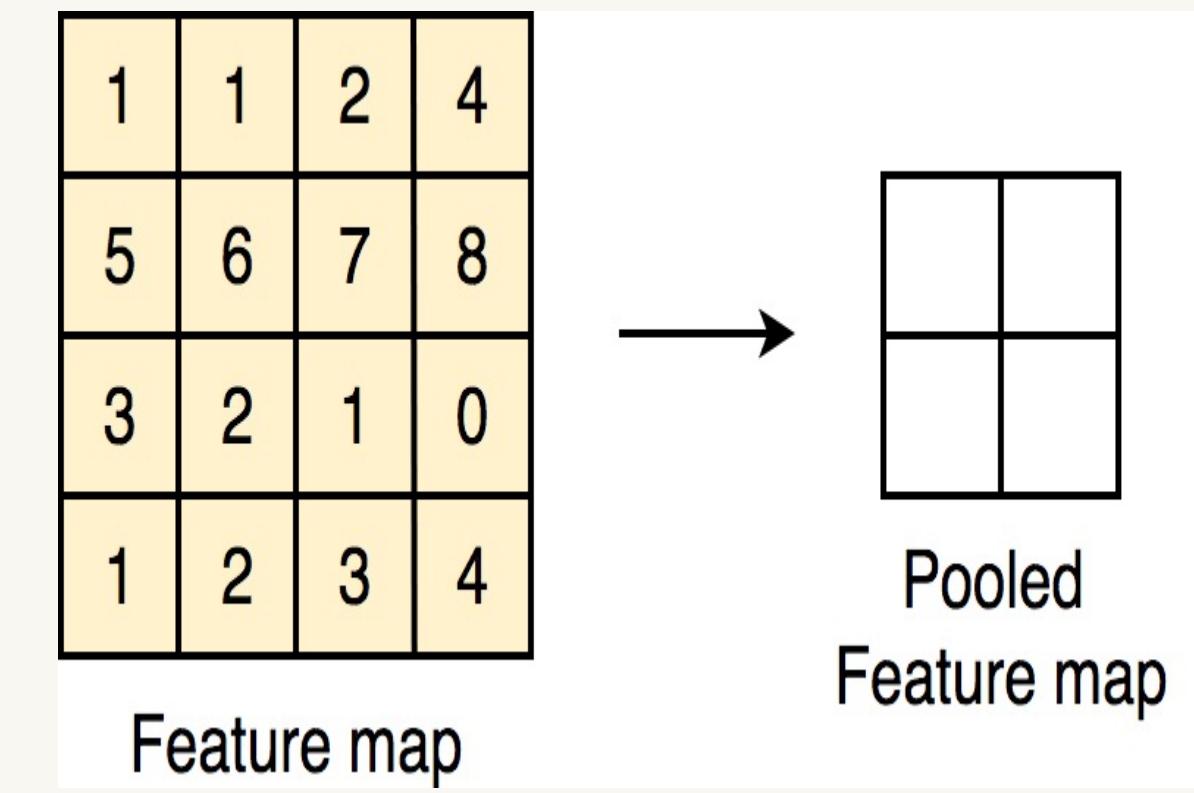


# Convolutional Neural Network : 합성곱 신경망



- Convolution Layer는 입력 이미지를 특정 Filter의 합성곱 연산을 하여 이미지의 특징 추출
- 추출 결과를 Feature Map으로 생성

Convolution



- 범위 내의 픽셀 대표값을 추출 과정
- 이미지 크기를 줄여 특정 feature를 강조

Pooling

# Transfer Learning

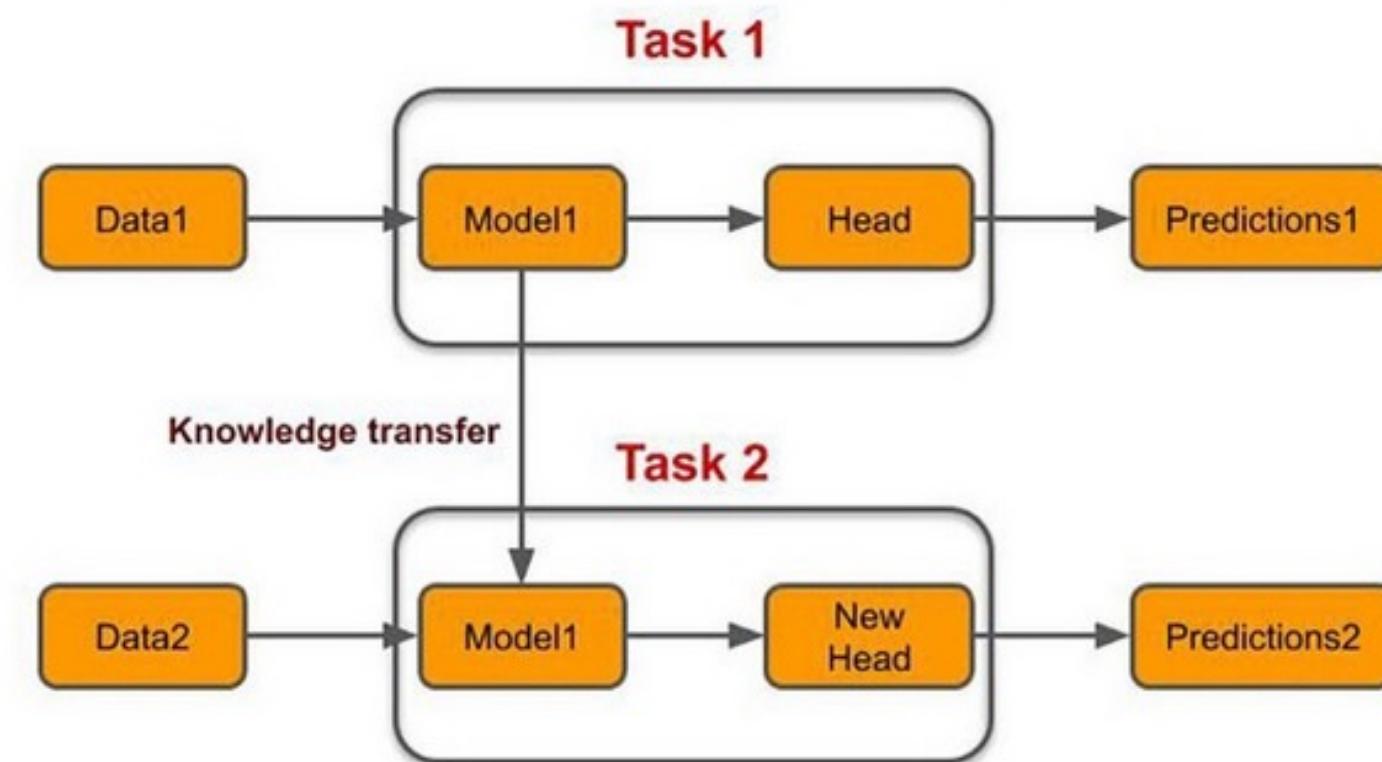
## 전이학습

- 전이학습은 학습에 필요한 데이터가 부족할 때, 다른 데이터 학습 모델을 가져와 진행하는 방식
- Image NET 과 같이 큰 데이터셋으로 훈련된 모델의 가중치를 가져와 보정하여 모델학습을 진행함

## 전이학습

- Fine-tuned Conv network  
미리 학습된 CNN의 Fullyconnected layer 변경
- Pre-trained Model  
미리 학습된 모델의 가중치를 새로운 모델에 적용

## Transfer Learning



# VGG : Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition

## VGG NET

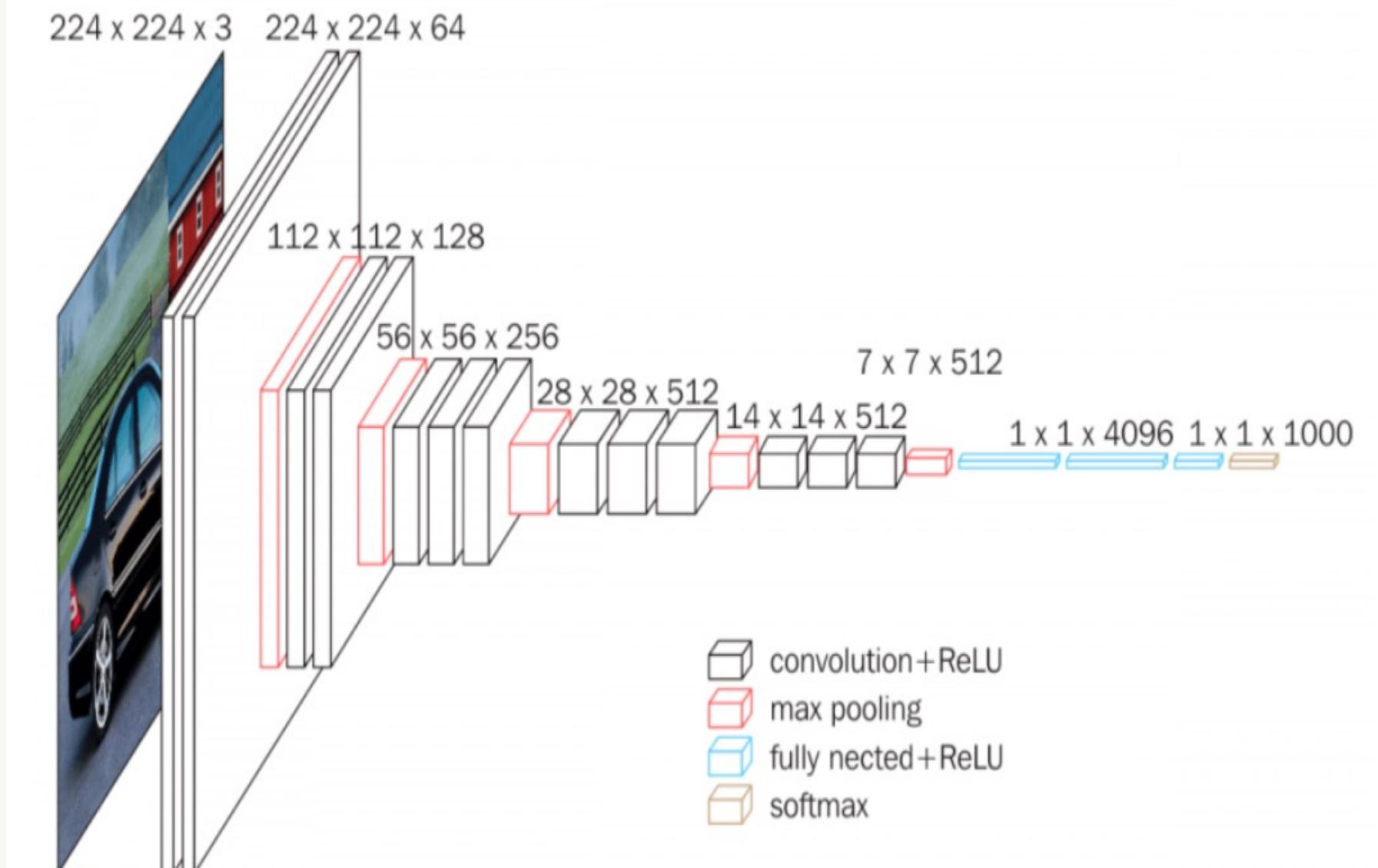
- 3x3 conv filter를 고정적으로 사용
- 기존의 CNN 모델 layer의 depth를 깊게 함

## 3x3 Filter

- Weight, Parameter의 개수가 작아 학습시간 감소
- 많은 ReLU 사용으로 비선형구조를 가짐

## Filter 비교

filter	layer	ReLU	weight
3x3	3	3	27
7x7	1	1	49



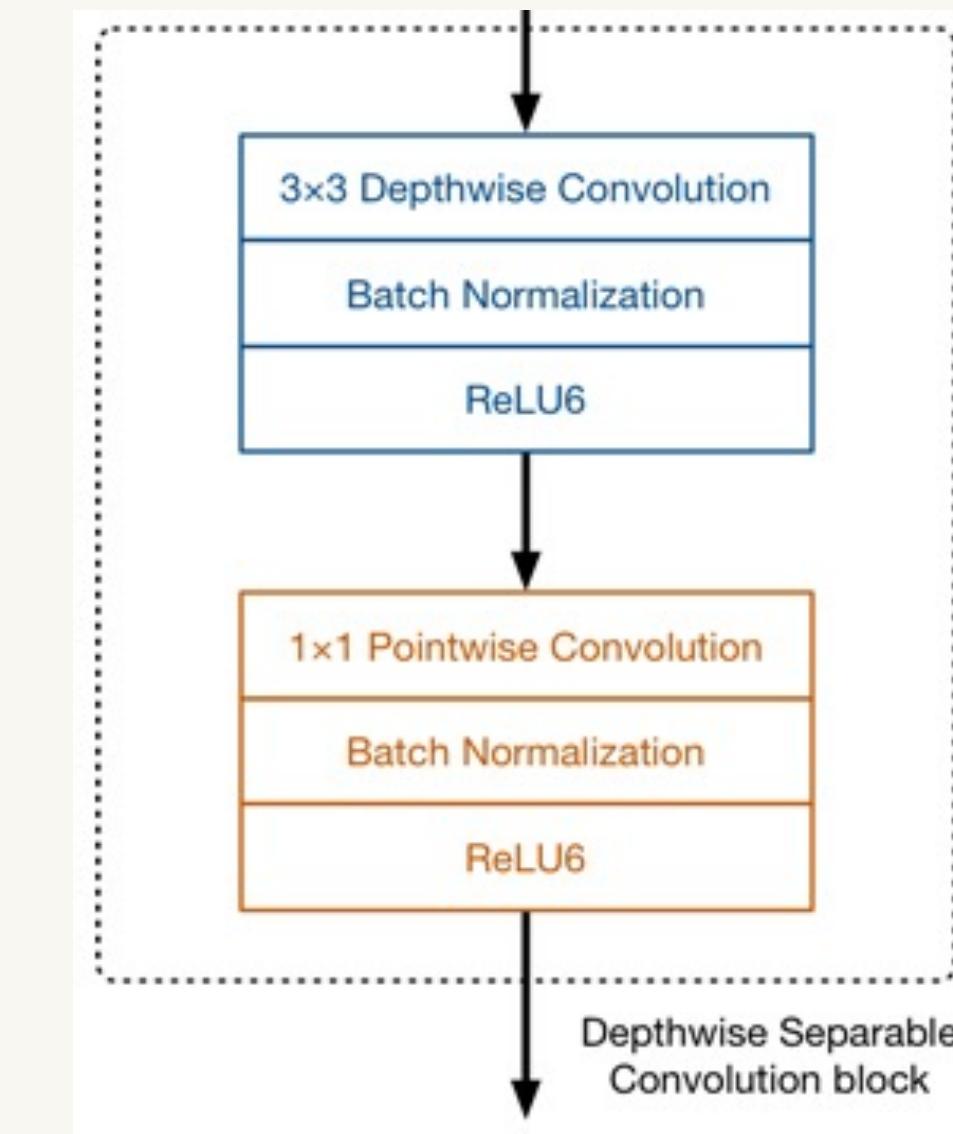
# Mobile : Efficient Convolutional Neural networks for Mobile Vision Application

## Mobile NET

- 효율성 및 경량화를 위한 모델
- 적은 파라미터를 사용하고, 동일한 크기의 아웃풋

## Convolution

- 일반적으로는 공간 및 채널 방향의 컨볼루션을  
동시진행
- 모바일넷은 공간 및 채널 방향의 컨볼루션을 각각  
진행

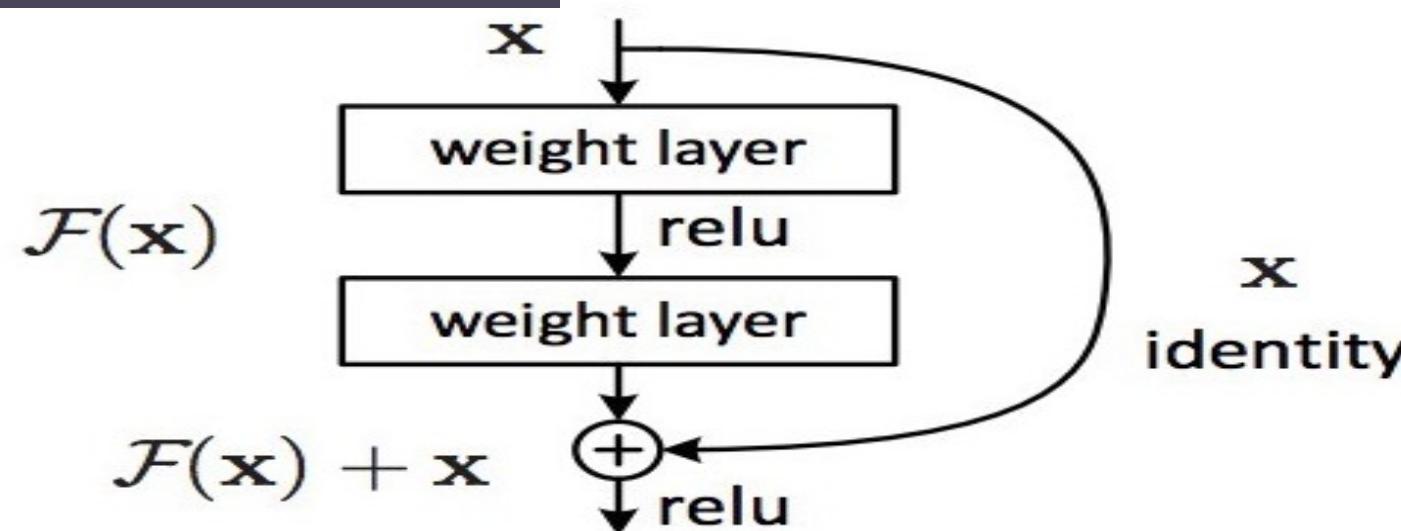


# Res NET : Deep Residual Learning for Image Recognition

## Res NET

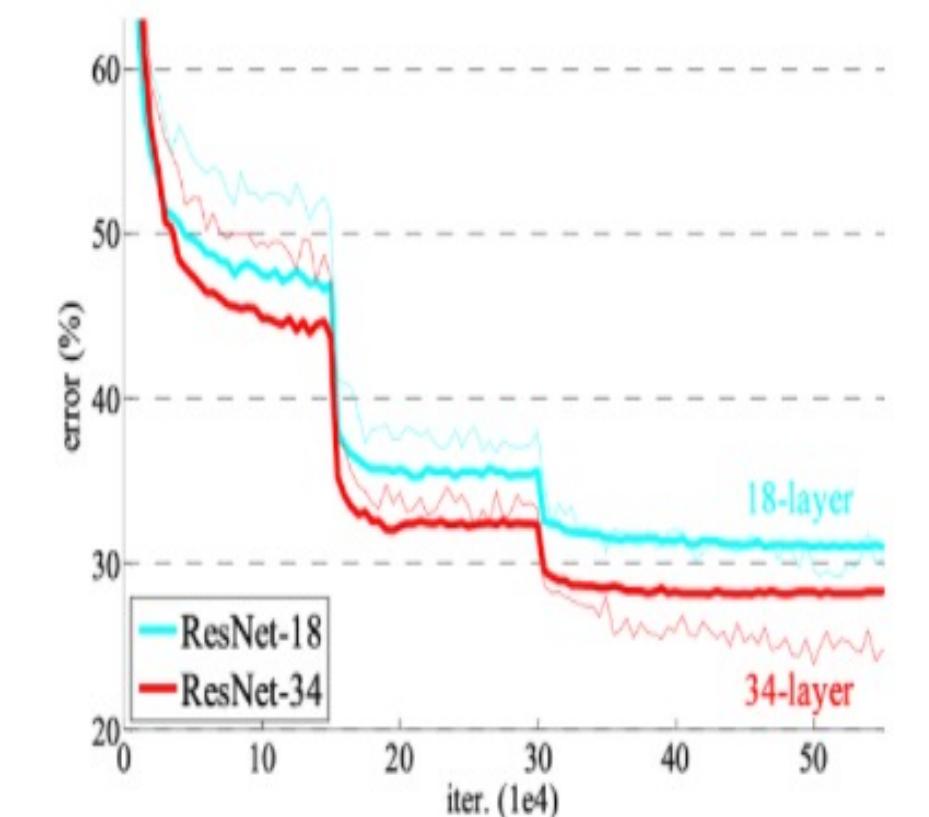
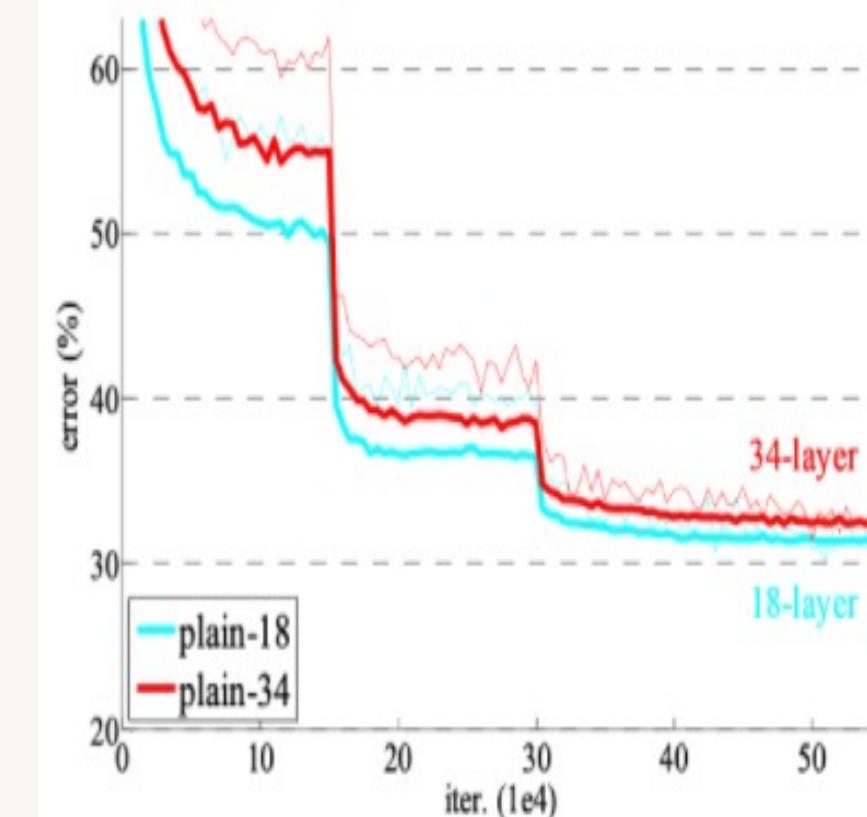
- VGG-19를 기반으로 depth가 깊은 네트워크
- backpropagation 학습 시 vanishing gradient 방지

## Residual Block



Identity mapping을 이용해 입력 $x$ 가 layer들을 건너뛰며 학습을 진행함

## Plain Network vs Res Net



기존의 네트워크들과 달리, layer가 깊어질수록 error 감소

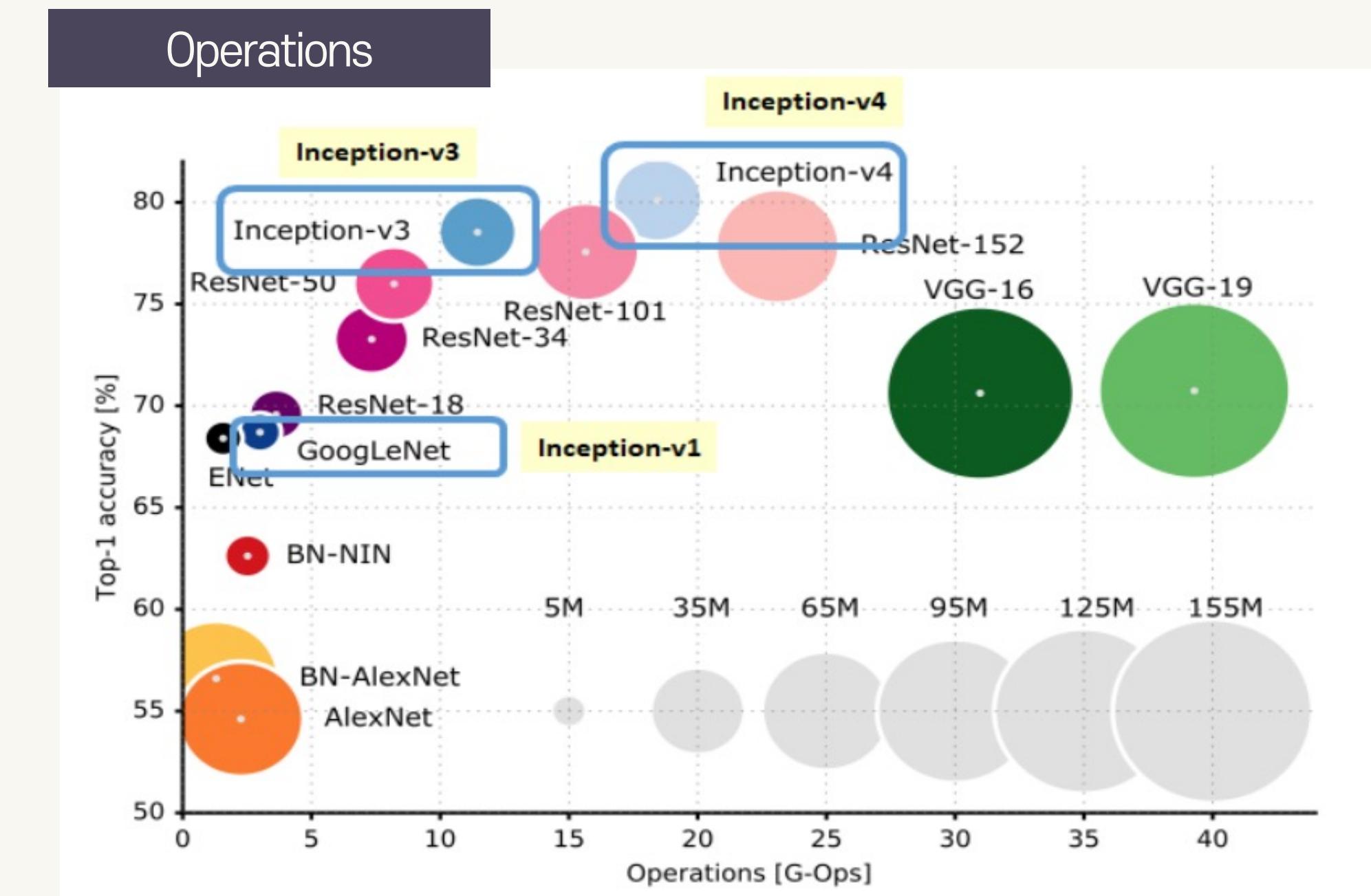
# Inception Res NET v2 : Inception v4 + residual connection(res net)

## Inception Res NET v2

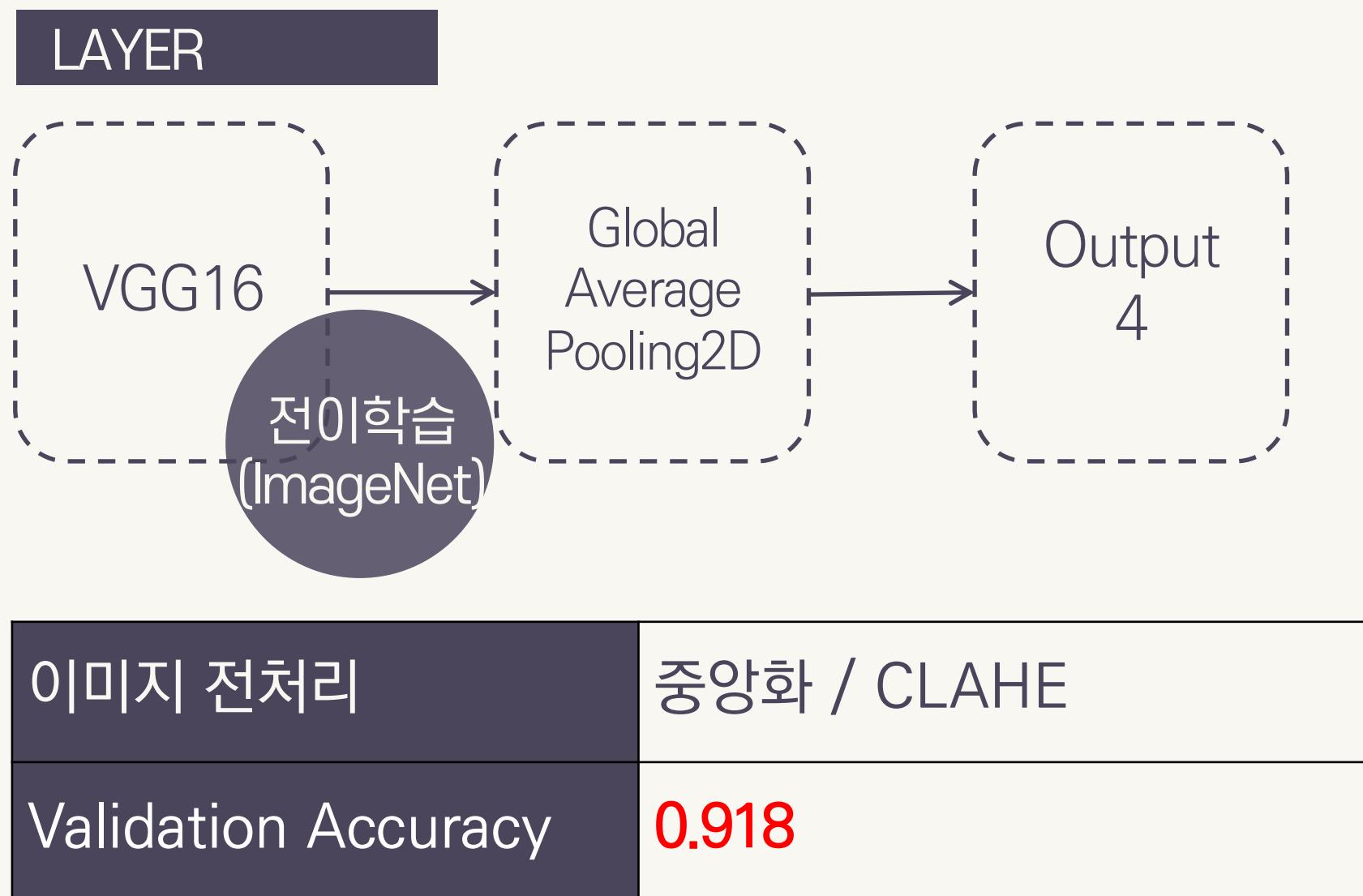
- ImageNET 이미지로 훈련된 164layer의 합성곱 신경망
- Inception v4에 residual connection 결합 방식

## Residual & Inception

- Inception network의 학습속도 증가, 훈련시간 단축
- Inception v3보다 단순하고, Inception block 균일화



# VGG16



Optimizers = Adam / Lr = 0.001

Loss = sparse categorical crossentropy

Image size : 224 \* 224 / epoch = 80 / batch-size : 140

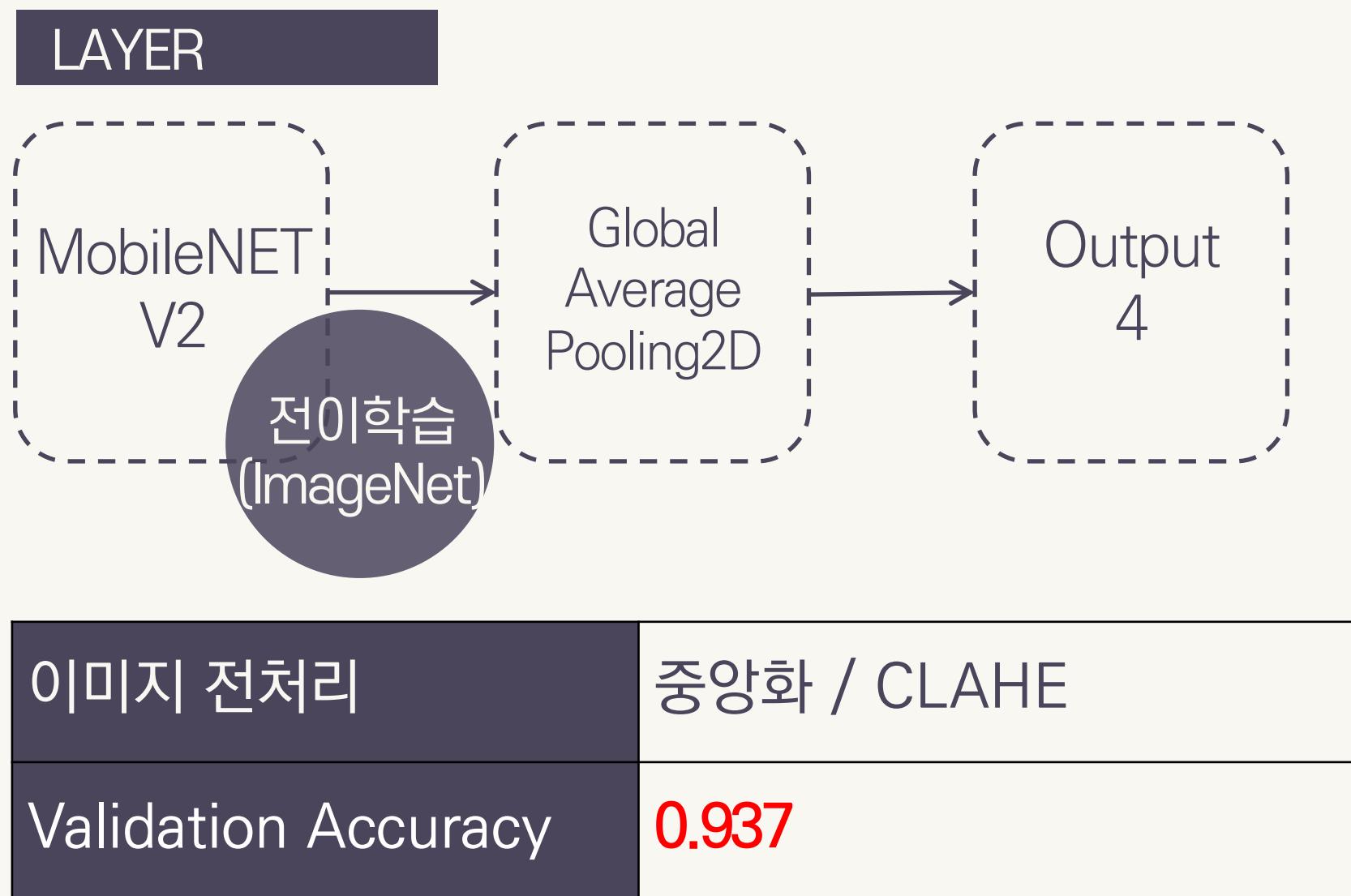
ReduceLROnPlateau('val\_accuracy' / factor=0.3 / patience=10

True Class

		CNV	DME	Drusen	Normal
Predicted Class	CNV	45	3	15	8
	DME	1	46	0	11
Drusen	0	0	32	24	
Normal	0	0	0	524	

Validation Confusion matrix

# Mobile NET V2



Optimizers = Adam / Lr = 0.001

Loss = sparse categorical crossentropy

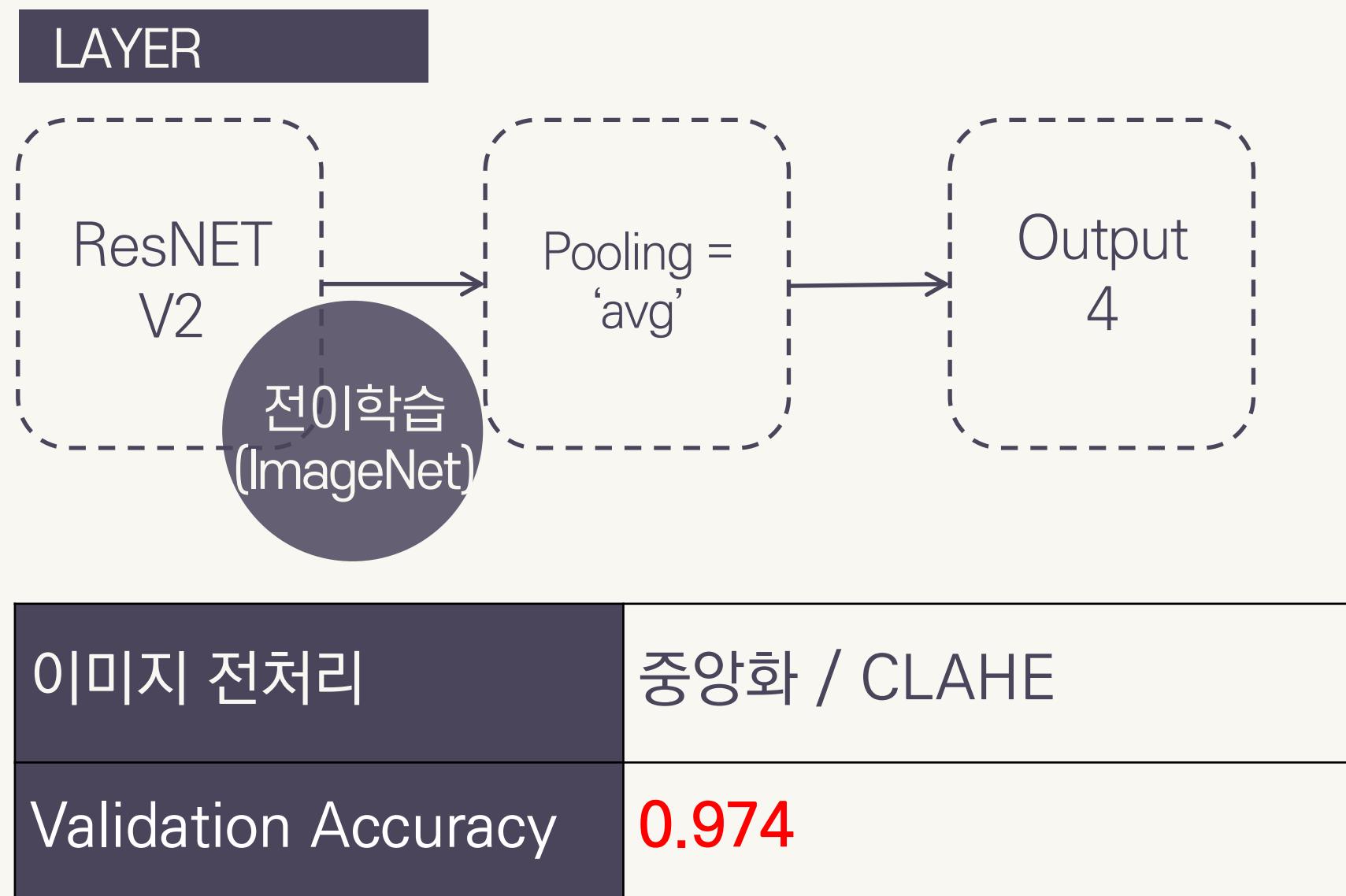
Image size : 224 \* 224 / epoch = 80 / batch-size : 140

ReduceLROnPlateau('val\_accuracy' / factor=0.3 / patience=10

		True Class			
		CNV	DME	Drusen	Normal
Predicted Class	CNV	45	3	15	8
	DME	1	46	0	11
Drusen	0	0	32	24	
Normal	0	0	0	524	

Validation Confusion matrix

# ResNet50



True Class

		CNV	DME	Drusen	Normal
Predicted Class	CNV	67	1	2	1
	DME	0	53	2	3
Drusen	1	0	47	8	
Normal	0	0	0	524	

Validation Confusion matrix

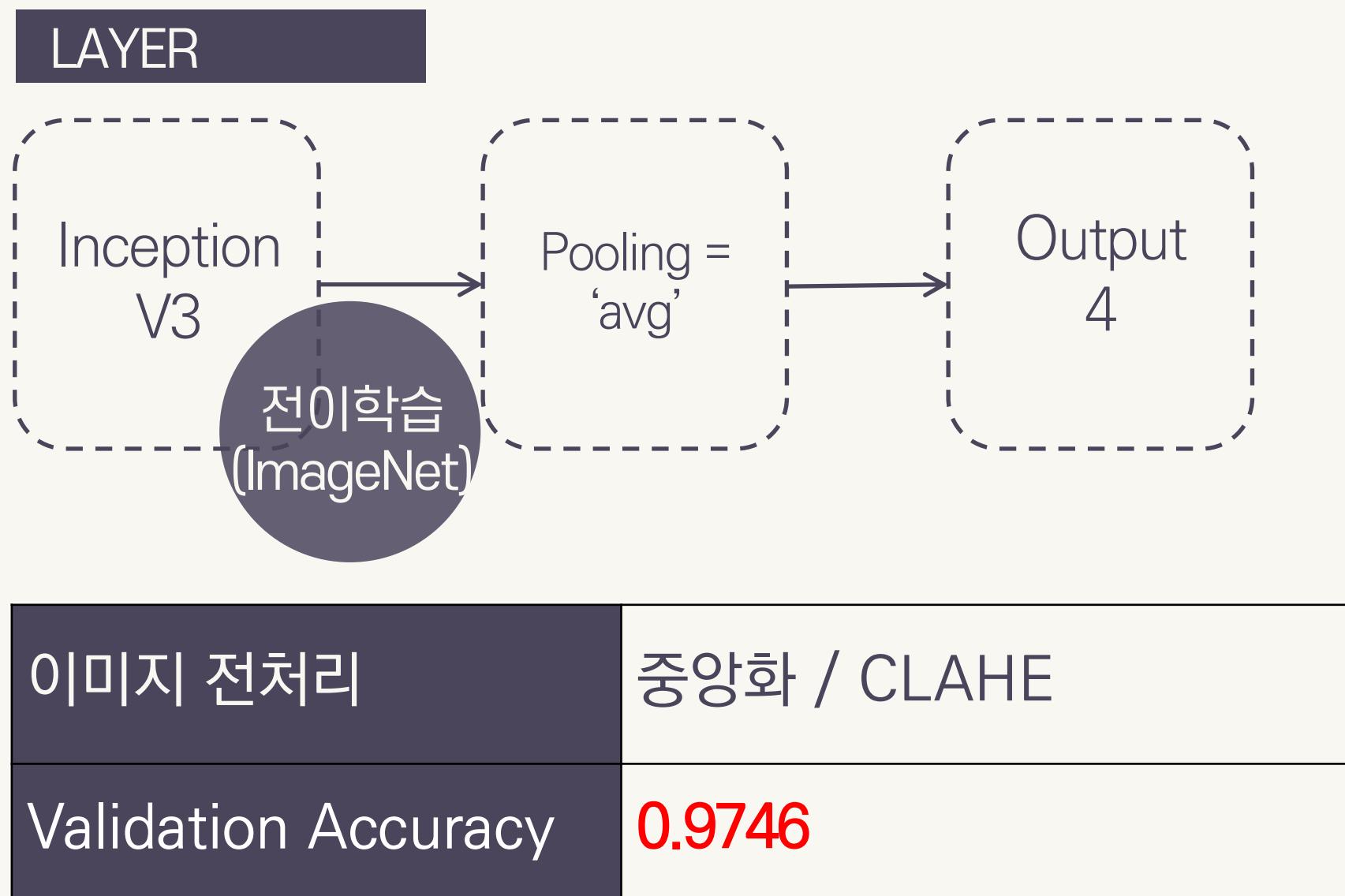
Optimizers = Adam / Lr = 0.001

Loss = sparse categorical crossentropy

Image size : 224 \* 224 / epoch = 200 / batch-size : 140

ReduceLROnPlateau('val\_accuracy' / factor=0.3 / patience=10

# Inception V3



Optimizers = Adam / Lr = 0.001

Loss = sparse categorical crossentropy

Image size : 224 \* 224 / epoch = 200 / batch-size : 140

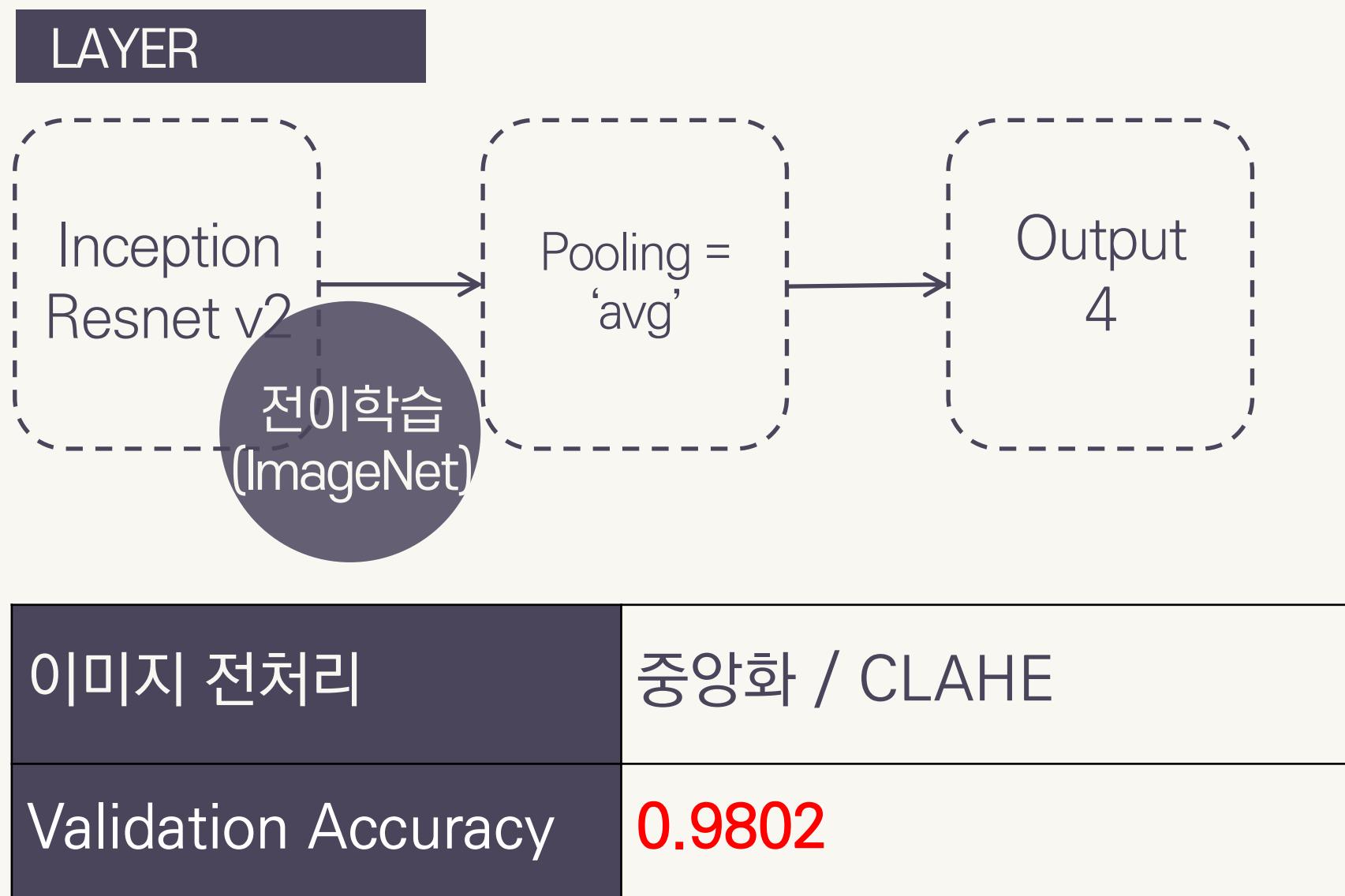
EReduceLROnPlateau('val\_accuracy' / factor=0.3 / patience=10

True Class

		CNV	DME	Drusen	Normal
Predicted Class	CNV	67	0	3	1
	DME	1	53	1	3
Drusen	1	0	48	7	
Normal	0	0	0	524	

Validation Confusion matrix

# Inception Resnet V2



Optimizers = Adam / Lr = 0.001

Loss = sparse categorical crossentropy

Image size : 224 \* 224 / epoch = 200 / batch-size : 140

EReduceLROnPlateau('val\_accuracy' / factor=0.3 / patience=10

True Class

		CNV	DME	Drusen	Normal
Predicted Class	CNV	70	0	1	0
	DME	1	56	1	0
Drusen	0	0	45	11	
Normal	0	0	0	524	

Validation Confusion matrix

# 모델 Accuracy 비교1

## Transfer Learning

Inception  
Res Net v2

0.9732

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	2	1
DME	2	54	1	1
Drusen	1	0	46	9
Normal	0	0	2	522

Inception V3

0.9746

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	3	0
DME	1	55	0	2
Drusen	0	0	44	12
Normal	0	0	0	524

Res NET50

0.9788

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	3	0
DME	1	55	0	2
Drusen	0	0	44	12
Normal	0	0	0	524

Mobile NET V2

0.9619

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	2	1
DME	1	55	0	2
Drusen	3	1	39	13
Normal	0	4	0	520

VGG16

0.9760

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	69	0	2	0
DME	1	54	1	2
Drusen	0	0	47	9
Normal	1	1	0	522

# 모델 Accuracy 비교2

## Transfer Learning + 0|0|0 이미지 중앙화 + CLAHE

Inception  
Res Net v2

Accuracy

0.9802

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	70	0	1	0
DME	1	56	1	0
Drusen	0	0	45	11
Normal	0	0	0	524

Inception V3

0.9746

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	67	0	3	1
DME	1	53	1	3
Drusen	1	0	48	7
Normal	0	0	0	524

Res NET50

0.9746

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	67	1	2	1
DME	0	53	2	3
Drusen	1	0	47	8
Normal	0	0	0	524

Mobile NET V2

0.937

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	45	3	15	8
DME	1	46	0	11
Drusen	0	0	32	24
Normal	0	0	0	524

VGG16

0.9181

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	45	3	15	8
DME	1	46	0	11
Drusen	0	0	32	24
Normal	0	0	0	524

# 모델 Accuracy 비교3

Transfer Learning + 이미지 중앙화 + CLAHE

Inception  
Res Net v2

Inception V3

Res NET50

Accuracy **0.9802**

**0.9746**

**0.9746**

Confusion  
Matrix

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	70	0	1	0
DME	1	56	1	0
Drusen	0	0	45	11
Normal	0	0	0	524

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	67	0	3	1
DME	1	53	1	3
Drusen	1	0	48	7
Normal	0	0	0	524

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	67	1	2	1
DME	0	53	2	3
Drusen	1	0	47	8
Normal	0	0	0	524

Transfer Learning

Inception  
Res Net v2

Inception V3

Res NET50

Accuracy

**0.9732**

**0.9746**

**0.9788**

Confusion  
Matrix

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	2	1
DME	2	54	1	1
Drusen	1	0	46	9
Normal	0	0	2	522

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	3	0
DME	1	55	0	2
Drusen	0	0	44	12
Normal	0	0	0	524

	CNV	DME	Drusen	Normal
CNV	68	0	3	0
DME	1	55	0	2
Drusen	0	0	44	12
Normal	0	0	0	524

# RESULT

최종결론



# Best Case

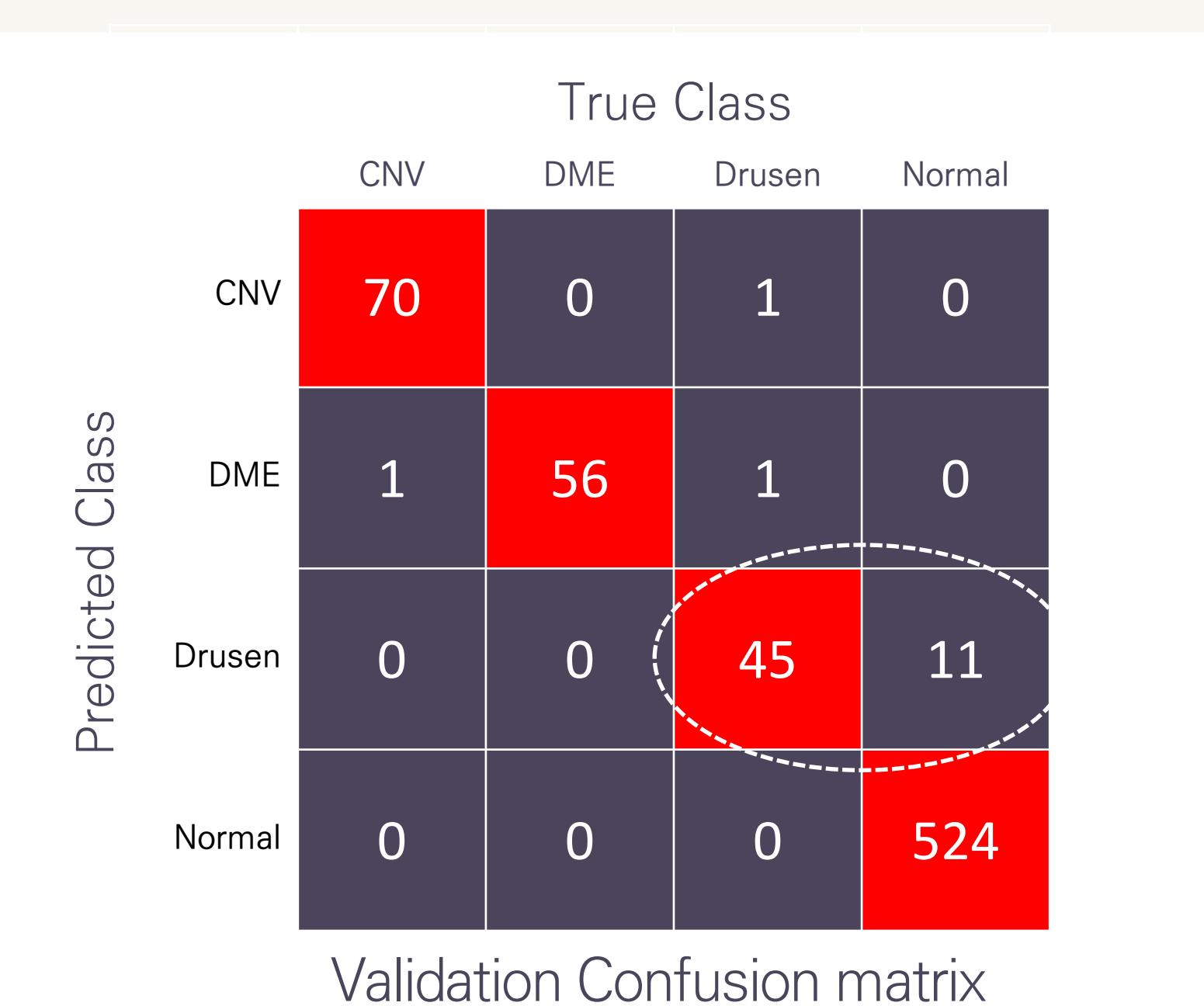
중앙화  
+  
CLAHE

Inception  
Resnet v2

Transfer  
Learning

Validation Accuracy

0.9802



# Result

## Image

- OCT 이미지 분류에서는 윤곽선을 뚜렷하게 살리되, 조직 단면까지 전부 드러나야 학습이 잘 되는 것으로 보임
- 특히 Drusen의 판별에서 중요하게 작용함 (윤곽선 위주로 살리는 방식들이 Drusen에서 많이 틀림)
- 필터 적용 시 기존 noise가 심해지는 경우도 발생하여 오히려 필터를 적용했을 때 성능이 저하되는 것으로 사료됨

## Deep Learning

- Inception계열의 모델들이 전이학습 및 OCT 데이터 학습에서 강한 모습을 보임
- 깊은 레이어의 모델들은 ResNet의 residual 기능을 대부분 가지고 있음
- 필터 효과를 많이 보는 모델들과 필터효과를 못 보는 모델들이 있음