Pytorch를 활용한 딥러닝 학습 환경 구축 및 실습

- 3일차 -

강수명

smgang.kmu@gmail.com



CONTENTS

- _ResNet
- II _Transfer Learning
- **GAN**

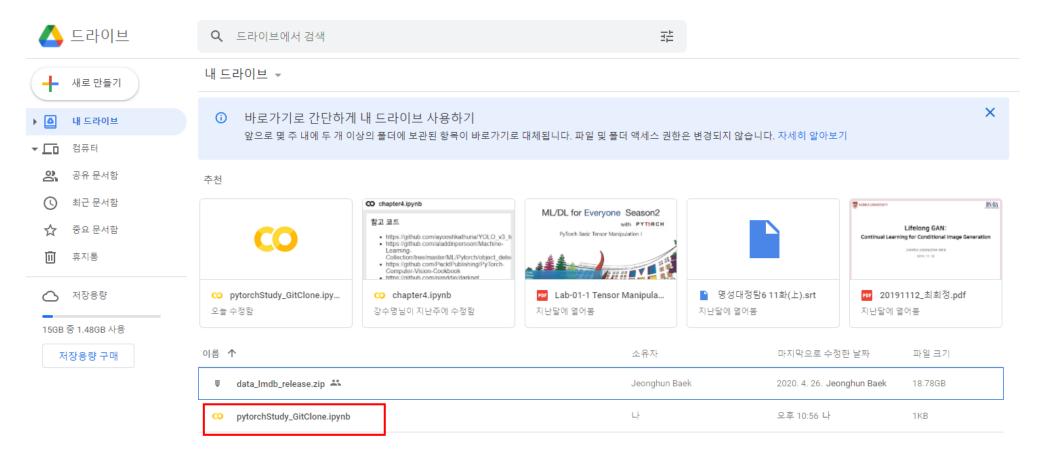






()() Data, 학습자료

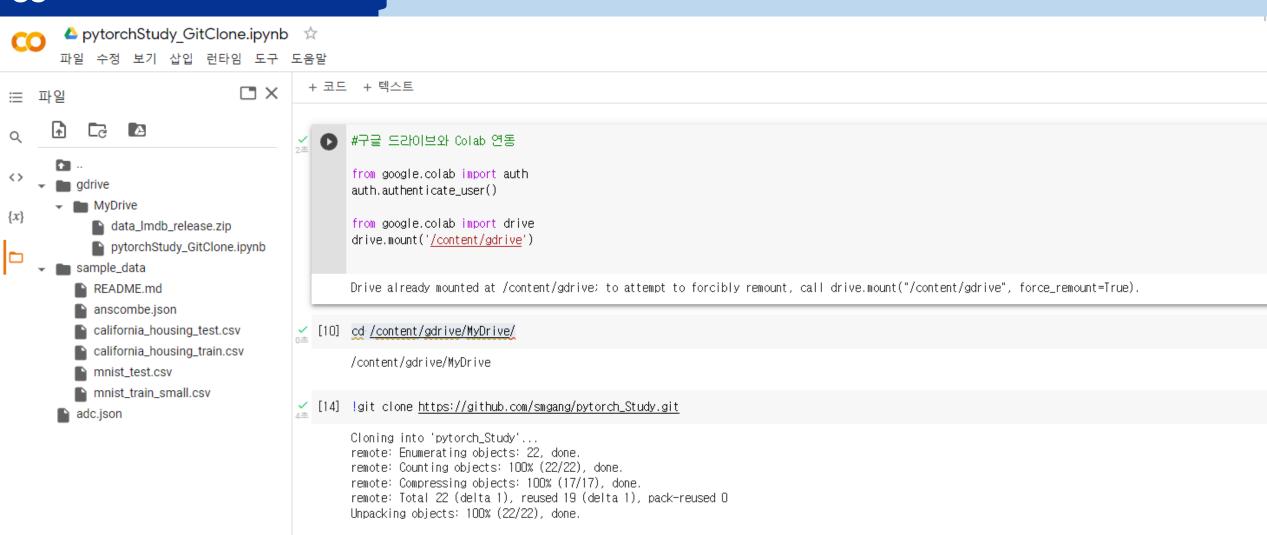




Pytorch를 활용한 딥러닝 학습 환경 구축 및 실습



OData, 학습자료

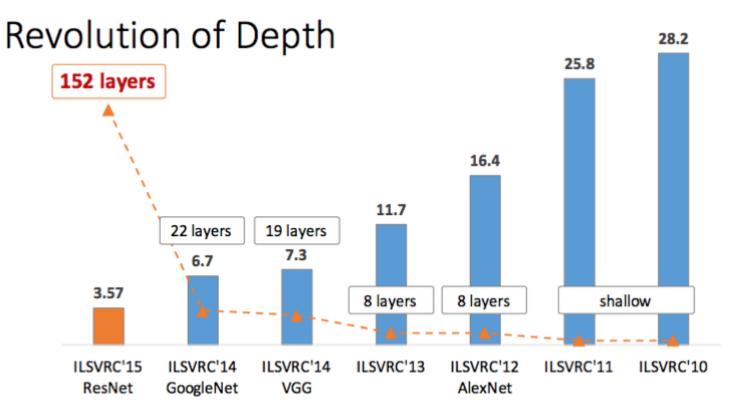


Pytorch를 활용한 딥러닝 학습 환경 구축 및 실습

Deep Residual Learning for Image Recognition

Kaiming He Xiangyu Zhang Shaoqing Ren Jian Sun Microsoft Research {kahe, v-xiangz, v-shren, jiansun}@microsoft.com





ImageNet Classification top-5 error (%)

본격적으로 인간 인식률(94.90%)를 추월

◆ 망을 깊게 하면 결과가 더 좋아질까?: Degration

질문의 배경은 VGG로 인한 좋은 결과로 인해서..

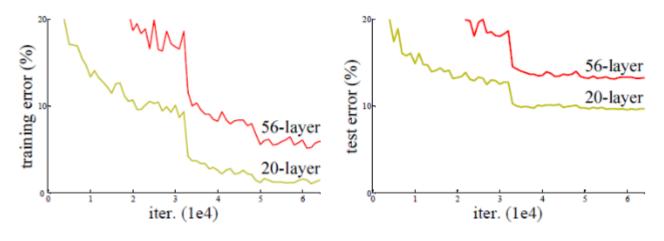
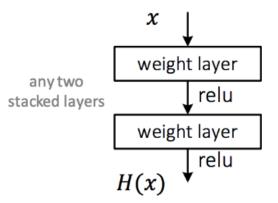


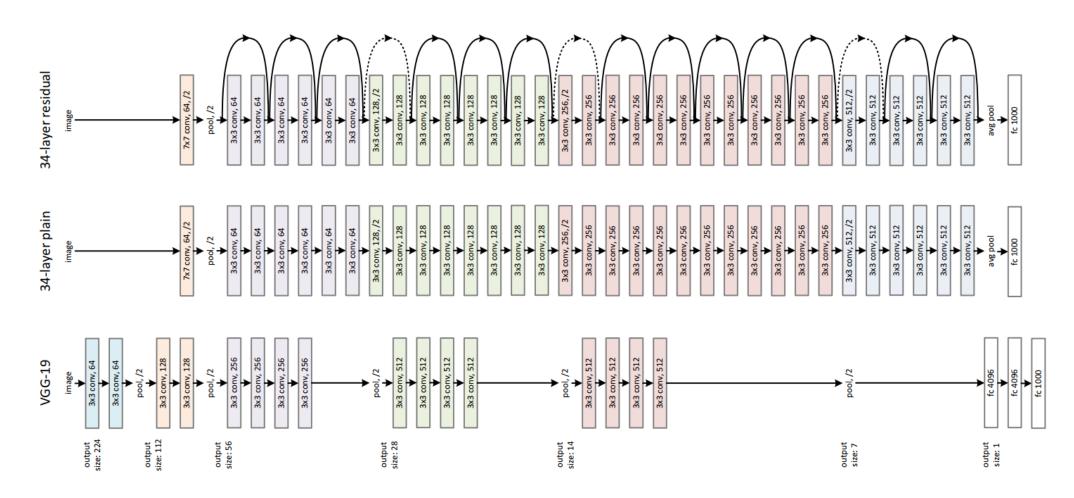
Figure 1. Training error (left) and test error (right) on CIFAR-10 with 20-layer and 56-layer "plain" networks. The deeper network has higher training error, and thus test error. Similar phenomena on ImageNet is presented in Fig. 4.

Plaint net

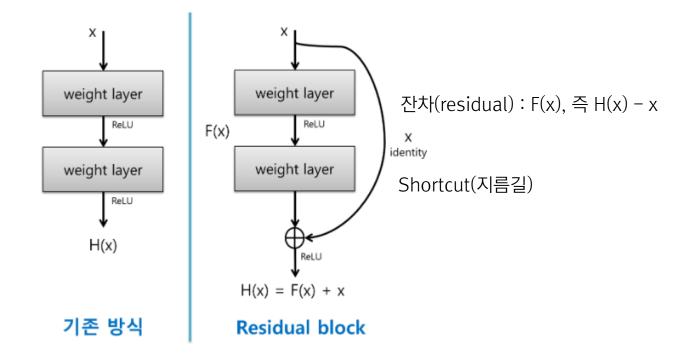


Plain Net이란 단순히 layer를 쌓은 네트워크를 의미 (ex: VGG19)

◆ 망을 깊게 하면 결과가 더 좋아질까? : Degration



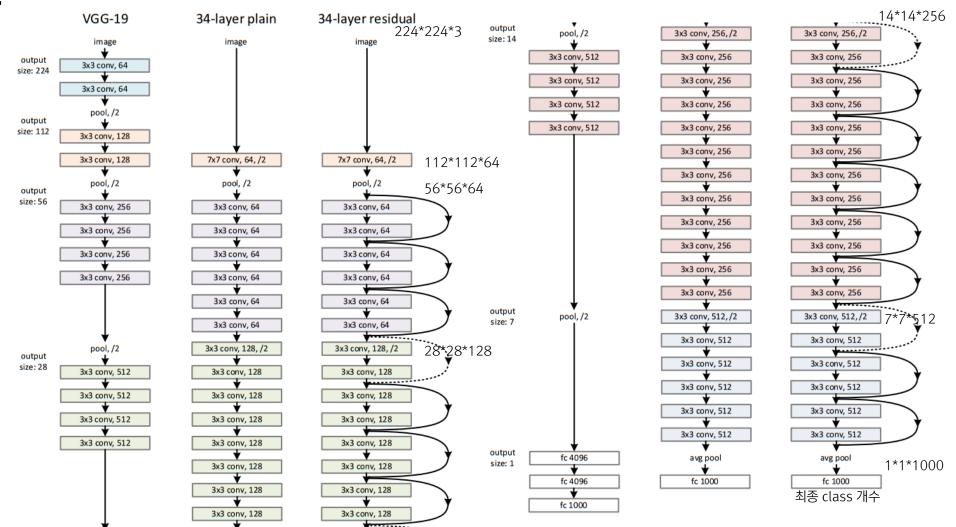
◆ 잔차를 학습하는 방법



- 기존의 신경망은 입력값 x를 타겟값 y로 매핑하는 함수 H(x)를 얻는 것이 목적
- ResNet은 **F(x) + x를 최소화하는 것**을 목적
- x는 현시점에서 변할 수 없는 값이므로 F(x)를 0에 가깝게 만드는 것이 목적
- F(x)가 0이 되면 출력과 입력이 모두 x로 같아짐
- F(x) = H(x) x0 으로 F(x)를 최소로 해준다는 것은 H(x) x를 최소로 해주는 것과 동일
- 입력으로 들어온 "이전 레이어의 출력"과, "다음 레이어의 출력 "이 동일하도록 함
- 즉, 앞의 기억을 잊지 않는 "잔차"레이어를 만드는 것이 목적

◆ 모델 구조

기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)



◆ 모델 구조

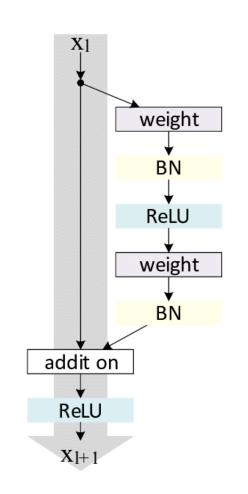
기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112			7×7, 64, stride 2		
			3×3 max pool, stride 2			
conv2_x	56×56	$\left[\begin{array}{c}3\times3,64\\3\times3,64\end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c}3\times3,64\\3\times3,64\end{array}\right]\times3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28×28	$\left[\begin{array}{c} 3\times3, 128\\ 3\times3, 128 \end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c} 3\times3, 128\\ 3\times3, 128 \end{array}\right] \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4_x	14×14	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,256\\ 3\times3,256 \end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,256\\ 3\times3,256 \end{array}\right]\times6$	1×1, 256 3×3, 256 1×1, 1024 ×6	1×1, 256 3×3, 256 1×1, 1024 ×23	\[\begin{array}{c} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{array} \times 36 \]
conv5_x	7×7	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,512\\ 3\times3,512 \end{array}\right]\times2$	$\left[\begin{array}{c}3\times3,512\\3\times3,512\end{array}\right]\times3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FL(OPs	1.8×10 ⁹	3.6×10^{9}	3.8×10^{9}	7.6×10^9	11.3×10 ⁹

◆ 모델 구조

Bottleneck?

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112		•	7×7, 64, stride 2	2	
				3×3 max pool, stric	de 2	
conv2_x	56×56	3×3, 64 3×3, 64 ×2	$\begin{bmatrix} 3\times3, 64\\ 3\times3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	1×1,64 3×3,64 1×1,256 ×3	1×1, 64 3×3, 64 1×1, 256
conv3_x	28×28	3×3, 128 3×3, 128	$2 \left[\begin{array}{c} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{array} \right] \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4_x	14×14	3×3, 256 3×3, 256	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 6$	1×1, 256 3×3, 256 ×6	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 23$	1×1, 256 3×3, 256 ×36
conv5_x	7×7	3×3, 512 3×3, 512	3x3, 64		1x1, 64	d B
	1×1		relu	\	relu	_ \ [
FL	OPs	1.8×10 ⁹			3x3, 64	
			3x3, 64 + relu		1x1, 256	



◆ 모델 구조

Bottleneck?

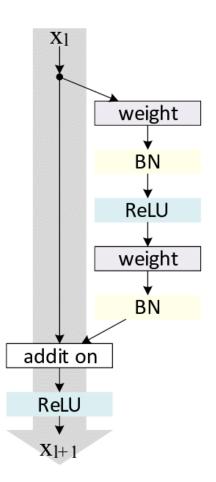
layer name	output size	18-layer		34-layer	50-lay
conv1	112×112				7×7, 6
					3×3 max 1
conv2_x	56×56	3×3, 64 3×3, 64	~2	3×3, 64 3×3, 64 ×3	1×1, 64 3×3, 64
		[3×3, 64]	×2	[3×3, 64] ×3	1×1, 25
		[3×3, 128]		[3×3, 128] .	1×1, 12
conv3_x	28×28	3×3, 128 3×3, 128	×2	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$3 \times 3, 12$ $1 \times 1, 51$
					1×1, 25
conv4_x	14×14	3×3, 256	×2	[3×3, 256]×6	3×3, 25
		3×3, 256		3×3, 256	1
		3×3,512		₁ 64-d	
conv5_x	7×7	3×3, 512	_		
	1×1			3x3, 64	
FLO	OPs	1.8×10 ⁹	_	relu)
		1,07110	Г	2-2-64	1
			L	3x3, 64	
				<u> </u>	
				(+) <	
				Ţ relu	

3.4. Implementation

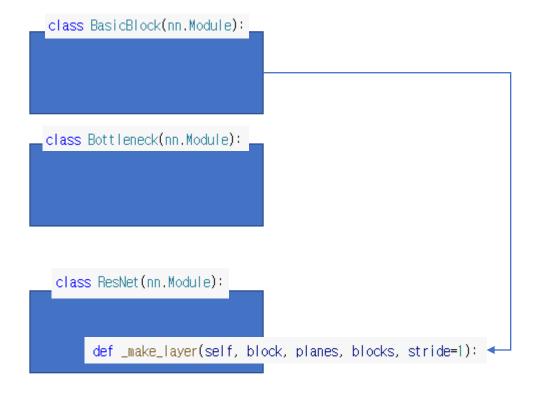
Our implementation for ImageNet follows the practice in [21, 41]. The image is resized with its shorter side randomly sampled in [256, 480] for scale augmentation [41]. A 224×224 crop is randomly sampled from an image or its horizontal flip, with the per-pixel mean subtracted [21]. The standard color augmentation in [21] is used. We adopt batch normalization (BN) [16] right after each convolution and before activation, following [16]. We initialize the weights as in [13] and train all plain/residual nets from scratch. We use SGD with a mini-batch size of 256. The learning rate starts from 0.1 and is divided by 10 when the error plateaus, and the models are trained for up to 60×10^4 iterations. We use a weight decay of 0.0001 and a momentum of 0.9. We do not use dropout [14], following the practice in [16].

In testing, for comparison studies we adopt the standard 10-crop testing [21]. For best results, we adopt the fully-convolutional form as in [41, 13], and average the scores at multiple scales (images are resized such that the shorter side is in {224, 256, 384, 480, 640}).

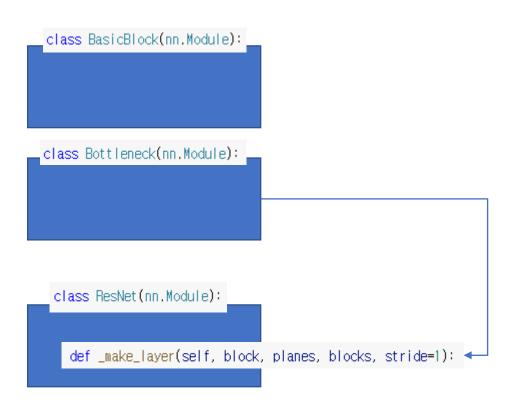




♦ 18 Layer



♦ 50 Layer



♦ 18 Layer

```
class ResNet(nn.Module):
def forward(self, x): #실제 ResNet 모델 구조
    x = self.conv1(x)
    x = self.bn1(x)
    x = self.relu(x)
    x = self.maxpool(x)
    x = self.laver1(x)
                           self.layer1 = self._make_layer(block, 64, layers[0]) #_make_layer
    x = self.laver2(x)
                           self.layer2 = self._make_layer(block, 128, layers[1], stride=2)
                          self.layer3 = self._make_layer(block, 256, layers[2], stride=2)
    x = self.laver3(x)
                           self.layer4 = self._make_layer(block, 512, layers[3], stride=2)
    x = self.laver4(x)
    x = self.avgpool(x)
    x = x.view(x.size(0), -1) #뷰(View) - 원소
    x = self.fc(x)
    return x
```

class ResNet(nn.Module):

```
def _make_layer(self, block, planes, blocks, stride=1):
   downsample = None
   #ResNet18 1번레이어일때
   #파라마터 (stride=1, inplanes = 64, plane=64, block.expansion=1)
   #즉, 아래의 if문 구절에 해당되지 않음 따라서 downsample은 None
   #ResNet18 2번레이어일때는 특징맵을 줄여서 만들어야 하므로
   #downsample이 만들어짐(각 파라미터 => 2, 64, 128, 1)
   if stride != 1 or self.inplanes != planes * block.expansion:
       downsample = nn.Sequential(
          nn.Conv2d(self.inplanes, planes * block.expansion.
                   kernel_size=1, stride=stride, bias=False),
          nn.BatchNorm2d(planes * block.expansion).
   Tayers = []
   # 빈 레이어 리스트 안에 block 객체 생성해서 append
   layers.append(block(self.inplanes, planes, stride, downsample))
   #ResNet 18 1번레이어일때
   #self.inplanes가 64로 변경 (ResNet 50이상은 달라짐)
   self.inplanes = planes * block.expansion
   #block은 모델 구조 layers로 부터 가지고옴. 여기서는 2
   #range(1,2) => i는 1까지
   for i in range(1, blocks):
       layers.append(block(self.inplanes, planes))
   #총 append 되는 개수 -> 2개
   return nn.Sequential(*lavers)
```

```
self.layer1 = self._make_layer(block, 64, layers[0]) #_make_layer
self.layer2 = self._make_layer(block, 128, layers[1], stride=2)
self.layer3 = self._make_layer(block, 256, layers[2], stride=2)
self.layer4 = self._make_layer(block, 512, layers[3], stride=2)
```

◆ 18 Layer

class ResNet(nn.Module):

```
def forward(self, x): #실제 [
   x = self.conv1(x)
   x = self.bn1(x)
   x = self.relu(x)
   x = self.maxpool(x)
   x = self.laver1(x)
   x = self.laver2(x)
   x = self.laver3(x)
   x = self.laver4(x)
   x = self.avgpool(x)
   x = x.view(x.size(0), -1)
   x = self.fc(x)
    return x
```

class ResNet(nn.Module):

```
def _make_/ayer(self, block, planes, blocks, stride=1):
   downgample = None
   #ResNet18 1번레이어일때
   #近日日(stride=1, inplanes = 64, plane=64, block.expansion=1)
   /#즉, 아래의 if문 구절에 해당되지 않음 따라서 downsample은 None
   #ResNet18 2번레이어일때는 특징맵을 줄여서 만들어야 하므로
   #downsample이 만들어짐(각 파라미터 => 2, 64, 128, 1)
   if stride != 1 or self.inplanes != planes * block.expansion:
      downsample = nn.Sequential(
          nn.Conv2d(self.inplanes, planes * block.expansion.
                   kernel_size=1, stride=stride, bias=False),
          nn.BatchNorm2d(planes * block.expansion),
   Tayers = []
   # 빈 레이어 리스트 안에 block 객체 생성해서 append
   layers.append(block(self.inplanes, planes, stride, downsample))
   #ResNet18 1번레이어일때
   #self.inplanes가 64로 변경 (ResNet 50이상은 달라짐)
   self.inplanes = planes * block.expansion
   #block은 모델 구조 layers로 부터 가지고옴. 여기서는 2
   #range(1,2) => i는 1까지
   for i in range(1, blocks):
       layers.append(block(self.inplanes, planes))
   #총 append 되는 개수 -> 2개
   return nn.Sequential(*lavers)
```

class BasicBlock(nn.Module):

```
def forward(self, x):
    residual = x
   out = self.conv1(x)
   out = self.bn1(out)
    out = self.relu(out)
   out = self.conv2(out)
    out = self.bn2(out)
    if self.downsample is not None:
        residual = self.downsample(x) #앞선
   out += residual
    out = self.relu(out)
    return out
```

```
self.layer1 = self._make_layer(block, 64, layers[0]) #_make_layer
self.layer2 = self._make_layer(block, 128, layers[1], stride=2)
self.layer3 = self._make_layer(block, 256, layers[2], stride=2)
self.layer4 = self._make_layer(block, 512, layers[3], stride=2)
```

♦ 18 Layer

class ResNet(nn.Module):

```
def forward(self, x): #실제 [
   x = self.conv1(x)
   x = self.bn1(x)
   x = self.relu(x)
   x = self.maxpool(x)
   x = self.laver1(x)
   x = self.laver2(x)
   x = self.laver3(x)
   x = self.laver4(x)
   x = self.avgpool(x)
   x = x.view(x.size(0), -1)
   x = self.fc(x)
    return x
```

class ResNet(nn.Module):

```
def _make_/ayer(self, block, planes, blocks, stride=1):
   downgample = None
   #ResNet18 1번레이어일때
   #近日日(stride=1, inplanes = 64, plane=64, block.expansion=1)
   /#즉, 아래의 if문 구절에 해당되지 않음 따라서 downsample은 None
   #ResNet18 2번레이어일때는 특징맵을 줄여서 만들어야 하므로
   #downsample이 만들어짐(각 파라미터 => 2, 64, 128, 1)
   if stride != 1 or self.inplanes != planes * block.expansion:
      downsample = nn.Sequential(
          nn.Conv2d(self.inplanes, planes * block.expansion.
                   kernel_size=1, stride=stride, bias=False),
          nn.BatchNorm2d(planes * block.expansion),
   Tayers = []
   # 빈 레이어 리스트 안에 block 객체 생성해서 append
   layers.append(block(self.inplanes, planes, stride, downsample))
   #ResNet18 1번레이어일때
   #self.inplanes가 64로 변경 (ResNet 50이상은 달라짐)
   self.inplanes = planes * block.expansion
   #block은 모델 구조 layers로 부터 가지고옴. 여기서는 2
   #range(1,2) => i는 1까지
   for i in range(1, blocks):
       layers.append(block(self.inplanes, planes))
   #총 append 되는 개수 -> 2개
   return nn.Sequential(*lavers)
```

class Bottleneck(nn.Module):

```
def forward(self, x):
   residual = x
   out = self.conv1(x)
   out = self.bn1(out)
   out = self.relu(out)
   out = self.conv2(out)
   out = self.bn2(out)
   out = self.relu(out)
   out = self.conv3(out)
   out = self.bn3(out)
   if self.downsample is not None:
        residual = self.downsample(x) #앞선
   out += residual
   out = self.relu(out)
   return out
```

◆ 모델 구조

기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)

			7.7.64 -4-14-0
layer name	output size	18-layer	7×7 , 64, stride 2 3×3 max pool, stride 2
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2	3×3 max poor, surec 2
conv2_x	56×56	3×3 max pool, stride 2 $\begin{bmatrix} 3\times3, 64 \\ 3\times3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix}$
conv3_x	28×28	$\left[\begin{array}{c} 3\times3, 128\\ 3\times3, 128 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix}$
conv4_x	14×14	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,256\\ 3\times3,256 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$
conv5_x	7×7	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,512\\ 3\times3,512 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix}$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax	average pool, 1000-d fc, softmax
FLOPs		1.8×10 ⁹	

from torchsummary import summary modelSummary = model.cuda()
*summary(model, (3,224,224))

Layer (type)	Output Shape	Param #
Conv2d-1 BatchNorm2d-2	[-1, 64, 112, 112] [-1, 64, 112, 112]	9,408 128
ReLU-3 MaxPool2d-4	[-1, 64, 112, 112] [-1, 64, 56, 56]	0

◆ 모델 구조

기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)

			7×7, 64, stride 2			
layer name	output size	18-layer	3×3 max pool, stride 2	Conv2d-5	7 [-1, 64, 56, 56]	36,864
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2	3×3 max pool, surec 2	BatchNorm2d-6	[-1, 64, 56, 56]	128
conv2_x	56×56	3×3 max pool, stride 2 $\begin{bmatrix} 3\times3, 64 \\ 3\times3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix}$	ReLU-7 Conv2d-8 BatchNorm2d-9 ReLU-10	[-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56]	0 36,864 128 0
conv3_x	28×28	[3×3, 128 3×3, 128]×2	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix}$	BasicBlock-11 Conv2d-12 BatchNorm2d-13 ReLU-14	[-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56]	0 36,864 128 0
conv4_x	14×14	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,256\\ 3\times3,256 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$	Conv2d-15 BatchNorm2d-16 ReLU-17	[-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56] [-1, 64, 56, 56]	36,864 128 0
conv5_x	7×7	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,512\\ 3\times3,512 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix}$	BasicBlock-18	[-1, 64, 56, 56]	0
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax	average pool, 1000-d fc, softmax			
FLO	OPs	1.8×10 ⁹				

◆ 모델 구조

layer name

conv1

conv2_x

conv3_x

conv4_x

conv5_x

output size

112×112

 56×56

 28×28

 14×14

 7×7

 1×1

FLOPs

기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)

average pool, 1000-d fc, softmax average pool, 1000-d fc, softmax

18-layer

 7×7 , 64, stride 2

3×3 max pool, stride 2

3×3, 64

 $3 \times 3,64$

 $3 \times 3, 128$

 $3 \times 3, 128$

3×3, 256

 $3 \times 3,256$

 $3 \times 3,512$

 1.8×10^{9}

7×7 , 64, stride 2		
3×3 max pool, stride 2	Conv2d-19	
3 × 3 max poor, surue 2	BatchNorm2d-20	}
[3×3, 64]	ReLU-21	
3×3, 64	Conv2d-22	
[3×3, 64]	BatchNorm2d-23	ل
3×3, 64	Conv2d-24	٦
[3×3, 128]	BatchNorm2d-25	
3×3, 128	ReLU-26	
3×3, 128	BasicBlock-27	
[3×3, 128]	Conv2d-28	7
$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$	BatchNorm2d-29	-
[3×3, 256]	ReLU-30	
3×3, 256	Conv2d-31	7
3×3,512	BatchNorm2d-32	
[3×3,512] [3×3,512]	ReLU-33	
3×3,512	BasicBlock-34	

이전 56*56 레이어 붙이기위해 사이즈 줄여주는 계층

F			
[-1, 128,	•		73,728
[-1, 128,	28,	28]	256
[-1, 128,	28,	28]	0
[-1, 128,	28,	28]	147,456
[-1, 128,	28,	28]	256
[-1, 128,	28,	28]	8,192
[-1, 128,	28,	28]	256
[-1, 128,	28,	28]	0
[-1, 128,	28,	28]	0
[-1, 128,	28,	28]	147, 456
[-1, 128,	28,	28]	256
[-1, 128,	28,	28]	0
[-1, 128,	28,	28]	147,456
[-1, 128,	28,	28]	256
[-1, 128,	28,	28]	0
[-1, 128,	28,	28]	0

◆ 모델 구조

기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)

			7×7, 64, stride 2
layer name	output size	18-layer	3×3 max pool, stride 2
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2	5x5 max poor, surec 2
		3×3 max pool, stride 2	[3×3, 64]
conv2_x	56×56	[3×3.64]	3×3, 64
		$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	3×3, 64
		. , ,	[3×3, 64]
		$\left[\begin{array}{c} 3\times3, 128 \\ 3\times3, 128 \end{array}\right] \times 2$	3×3, 128 3×3, 128
conv3_x	28×28		[3×3, 128]
		L,	[3×3, 128]/
		[3×3 256]	3×3, 256
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	[3×3, 256] [3×3, 256]
		[3,5,250]	3×3, 256
		[0 0 540]	3×3,512
conv5_x	7×7	3×3, 512 3×3, 512 ×2	[3×3,512]
		[3×3, 512]	3×3, 512 3×3, 512
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax	average pool, 1000-d fc, softmax
FLOPs		1.8×10 ⁹	

Conv2d-35 BatchNorm2d-36 ReLU-37 Conv2d-38 BatchNorm2d-39
Conv2d-40 BatchNorm2d-41 ReLU-42
BasicBlock-43
Conv2d-44 BatchNorm2d-45 ReLU-46 Conv2d-47
BatchNorm2d-48 ReLU-49 BasicBlock-50
Dasiculock Ju

[-1, [-1, [-1, [-1, [-1,	256,	14, 14, 14, 14,	14] 14] 14] 14]	294, 912 512 0 589, 824 512 32, 768
	256,			512
	256,	-		0
_	256,	-	_	0
[-1,				589,824
[-1,		14,	_	512
[-1,	256,	14,	14]	0
[-1,	256,	14,		589,824
_	256,	14,	_	512
	256,	-	=	0
[-1,	256,	14,	14]	0

◆ 모델 구조

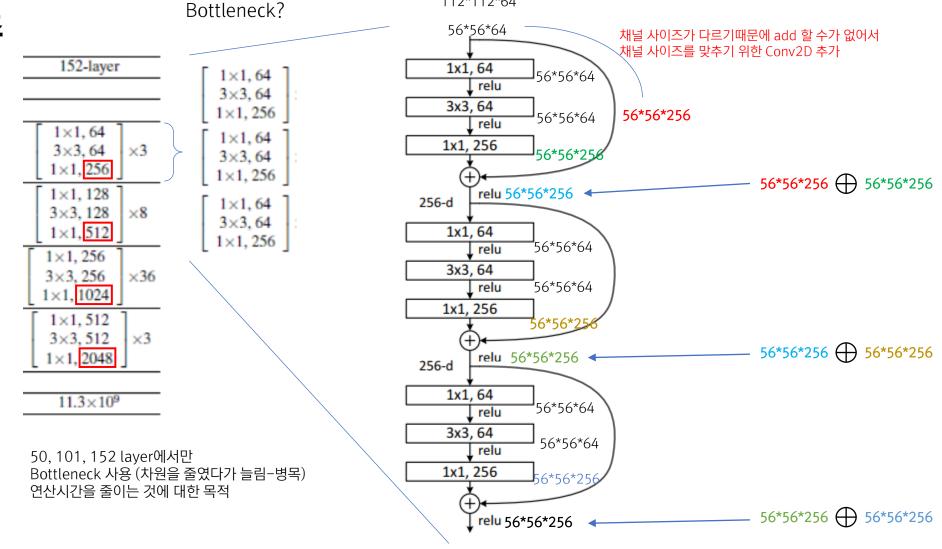
기본구조 (ImageNet-ILSVRC) (224*224*3)

			7×7, 64, stride 2
layer name	output size	18-layer	3×3 max pool, stride 2
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2	DAD Had poor, Saled 2
conv2_x	56×56	3×3 max pool, stride 2 $\begin{bmatrix} 3\times3, 64 \\ 3\times3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	[3×3, 64] [3×3, 64]
		[3×3, 64]	[3×3, 64] [3×3, 128]
conv3_x	28×28	$\left[\begin{array}{c} 3\times3, 128\\ 3\times3, 128 \end{array}\right] \times 2$	3×3, 128 3×3, 128 3×3, 128 3×3, 128
conv4_x	14×14	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,256\\ 3\times3,256 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix}$
conv5_x	7×7	$\left[\begin{array}{c} 3\times3,512\\ 3\times3,512 \end{array}\right]\times2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix}$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax	average pool, 1000-d fc, softmax
FLOPs		1.8×10 ⁹	

Conv2d-51
BatchNorm2d-52
ReLU-53
Conv2d-54
BatchNorm2d-55
Conv2d-56
BatchNorm2d-57
ReLU-58
BasicBlock-59
Conv2d-60
BatchNorm2d-61
ReLU-62
Conv2d-63
BatchNorm2d-64
ReLU-65
BasicBlock-66

[-1, 512, [-1, 512, [-1, 512,	7, 7]	1,179,648 1,024 0
	7, 7]	2,359,296
	7, 7] 7, 7]	1,024 131,072
[-1, 512,		1,024
[-1, 512,		0
_	7, 7] 7, 7]	2,359,296
[-1, 512,	7, 7]	1,024
	7, 7]	2 250 206
	7, 7] 7, 7]	2,359,296 1,024
[-1, 512,	_	0
[-1, 512,	7, 7]	0

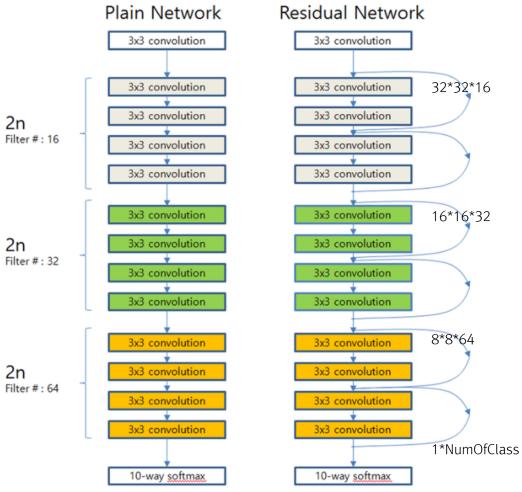
◆ 모델 구조



◆ 모델 구조

Cifar10 (32*32*3)을 위한 모델



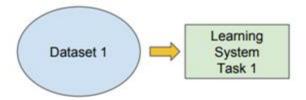


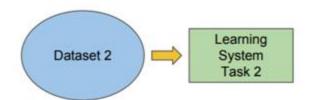
출처:

https://blog.naver.com/PostView.nhn?blog Id=laonple&logNo=220770760126

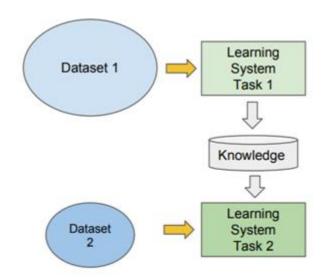
Traditional ML vs Transfer Learning

- Isolated, single task learning:
 - Knowledge is not retained or accumulated. Learning is performed w.o. considering past learned knowledge in other tasks





- Learning of a new tasks relies on the previous learned tasks:
 - Learning process can be faster, more accurate and/or need less training data



두 가지 타입의 Transfer learning

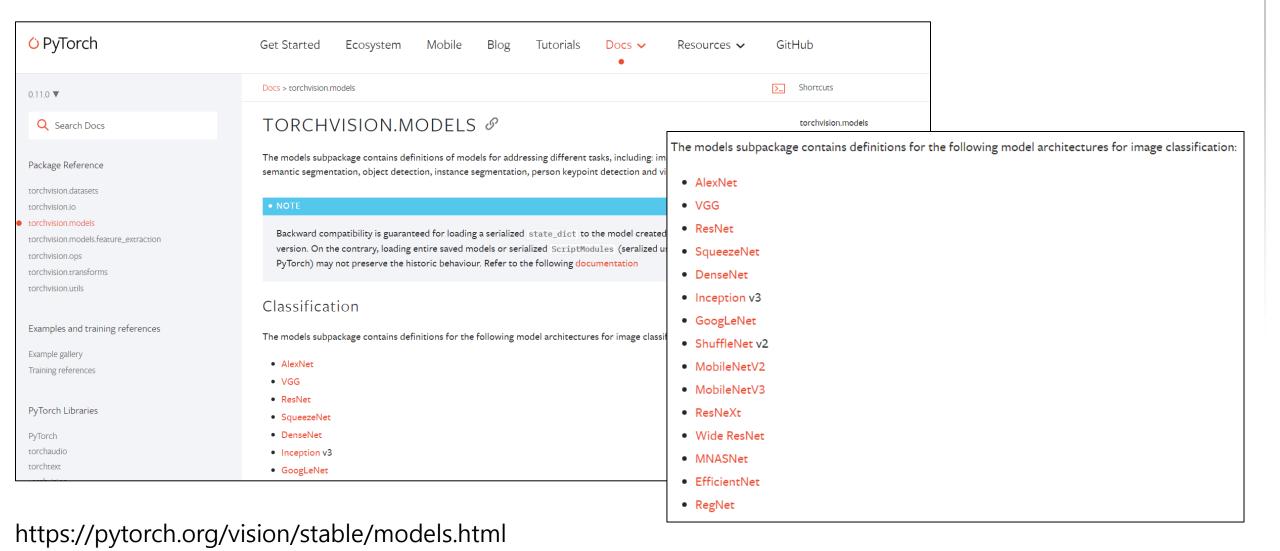
1) Fine-tuning

pre-trained된 모델로 시작하여 새로운 task에 대한 model의 모든 parameter를 업데이트 본질적으로 전체 model을 retraining

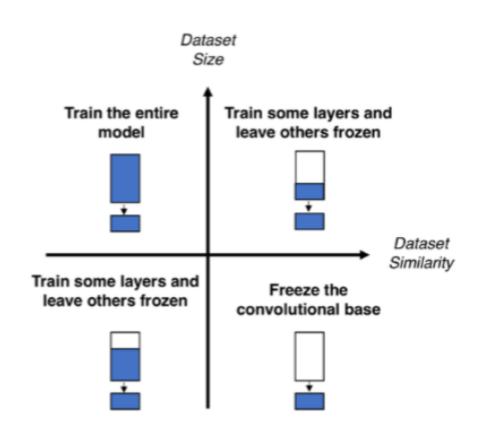
2) Feature extraction

pre-trained된 모델로 시작하여 prediction을 도출하는 마지막 레이어의 weight만 업데이트 feature extraction이라고 불리는 것은 pretrained CNN을 고정된 feature-extractor로 이용하고, 오직 마지막 레이어만 바꾸기 때문

Backbone Model



전이학습의 학습 방법 고민하기



1. Large & 다른 Dataset

Overfitting이 발생하지 않을정도로 큰 데이터셋과 pre-trained model의 학습에 사용된 dataset과 많이 다른(유사하지 않은) dataset을 사용하는 경우입니다.

이 경우, 기존 학습에 사용된 learning-rate(이후, lr)의 1/10으로 lr을 적용하여 Conv. layer와 FC layer에 대해 학습을 진행합니다.

Ir을 너무 크게 조정하면 모델이 완전히 새로 학습되어 fine-tuning을 사용하는 의미가 없어지기 때문입니다.

2. Large & 유사 Dataset

Conv. layer는 input에 가까운 계층일수록 선과 색과 같은 일반적인 특징을 학습합니다. output과 가까운 계층일수록 class 분류와 관련된 세세한 특징들을 학습합니다. 유사한 dataset을 사용한다면 시간절약을위해 Conv. layer의 후반 계층과 FC layer만 학습을 진행해줍니다. 학습을 하지 않는 부분은 Ir=0, 학습을 하는 부분은 Ir = 기존의 1/10 으로 지정해줍니다.

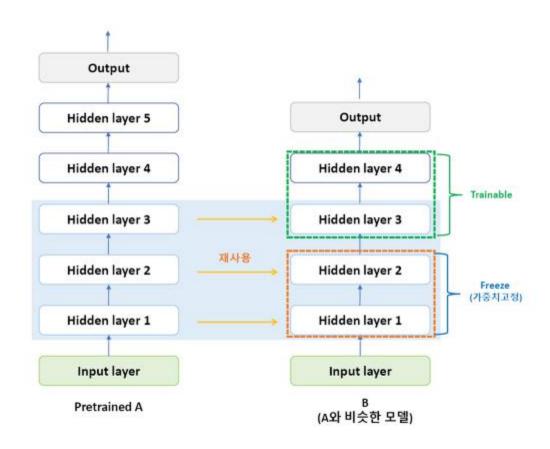
3. Small & 다른 Dataset

가장 Challenge한 경우입니다. 데이터가 적기때문에 overfitting의 위험성이 있어 Conv. layer를 전부 학습시키는건 피해야합니다. Conv. layer에서 어느정도 계층을 학습할지 **잘** 정해서 학습시켜야 합니다. 역시 FC layer는 모두 학습합니다. 이 경우 data augmentation을 통해 데이터양을 늘려주기도 합니다.

4. Small & 유사 Dataset

Dataset이 작기때문에 Conv.layer는 학습하지 않고 FC layer만 학습합니다.

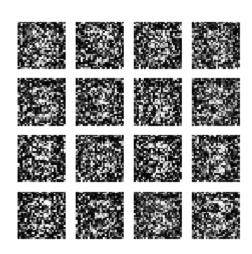
레이어 가중치를 고정하기

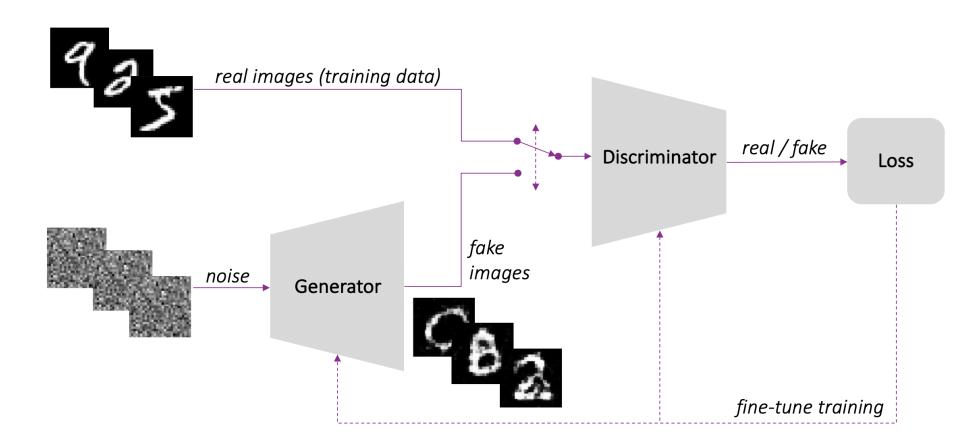


[전이학습의 개념]

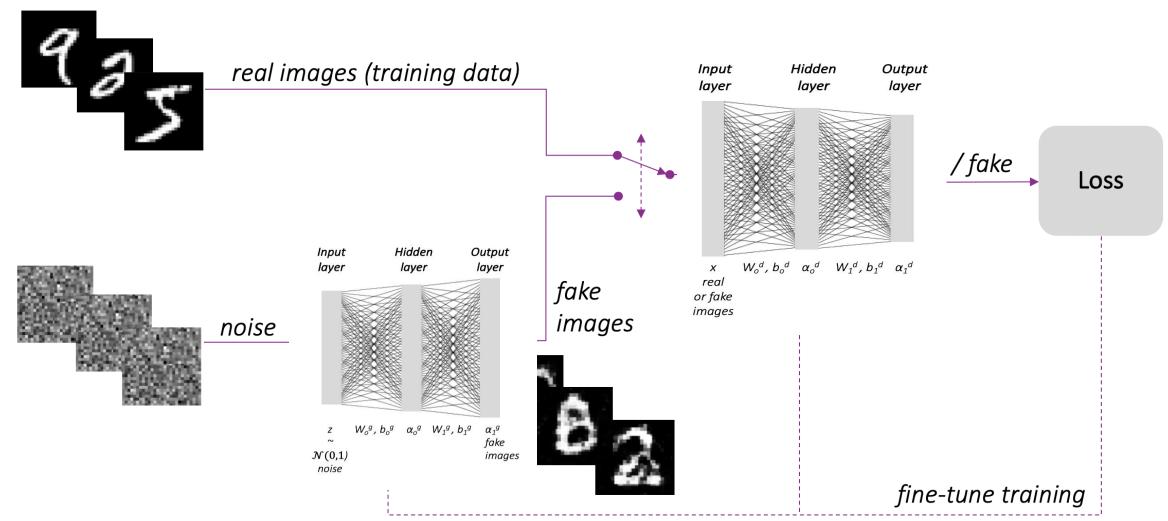
```
set_trainable = False
for layer in conv_base.layers:
    if layer.name == 'block5_conv1' :
        set_trainable = True
    if set_trainable:
        layer.trainable = True
    else:
        layer.trainable = False
```

Generative Adversarial Network





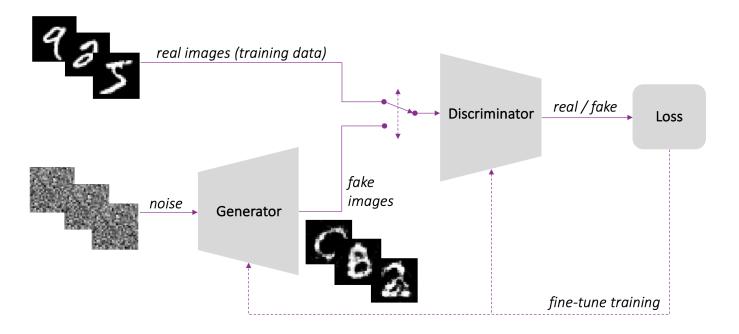
Generative Adversarial Network



https://christinakouridi.blog/2019/07/09/vanilla-gan-numpy/

03 GAN

Generative Adversarial Network



- GAN은 Generator(G,생성모델/생성기)와
 Discriminator(D,판별모델/판별기)라는 서로 다른 2
 개의 네트워크로 이루어져 있으며 이 두 네트워크를
 적대적으로 학습시키며 목적을 달성
- 생성모델(G)의 목적은 진짜 분포에 가까운 가짜분포
 를 생성하는 것
- 판별모델(D)의 목적은 표본이 가짜분포에 속하는지 진짜분포에 속하는지를 결정
- GAN의 궁극적인 목적은 "실제 데이터의 분포"에 가까운 데이터를 생성하는 것
- 판별모델(D)는 진짜인지 가짜인지를 한 쪽으로 판단 하지 못하는 경계(가짜와 진짜를 0과 1로 보았을 때 0.5의 값)를 가져야함







데작품 솔루션 리소스 통합 회사정보 파트너

✓ 다운로드

지금 구매하기 >

곧 TeamViewer 무료 다운로

TeamViewer 무료 버전이 다운로드 폴더에 저장됩니다. Mac 시

다운로드가 시작되지 않으면, > <u>직접 다</u>음

다운로드받는 동

1,000명 규모의 회사에서>일하시나요?

증김

Enterprise용 원격 연결의 세계 기준과 **TeamViewer Tensor™SaaS** 플랫폼을 통해 Corporate 로그인과 통합된 새로운 수준의 보안을 경험해보세요.

Team'

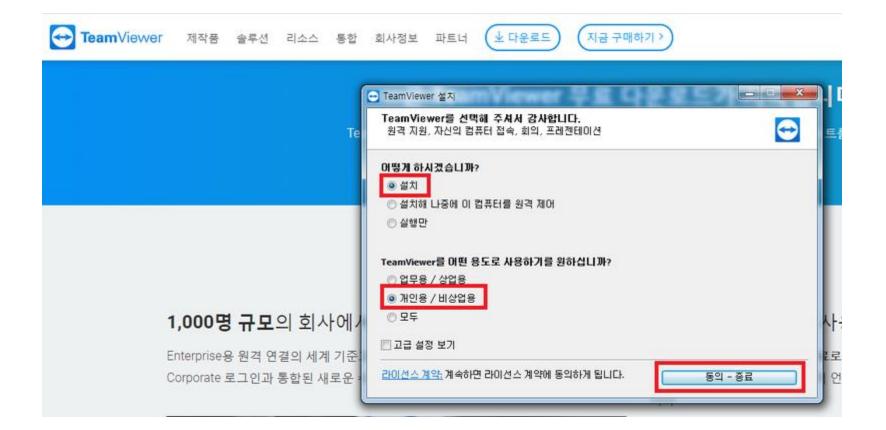
니다.

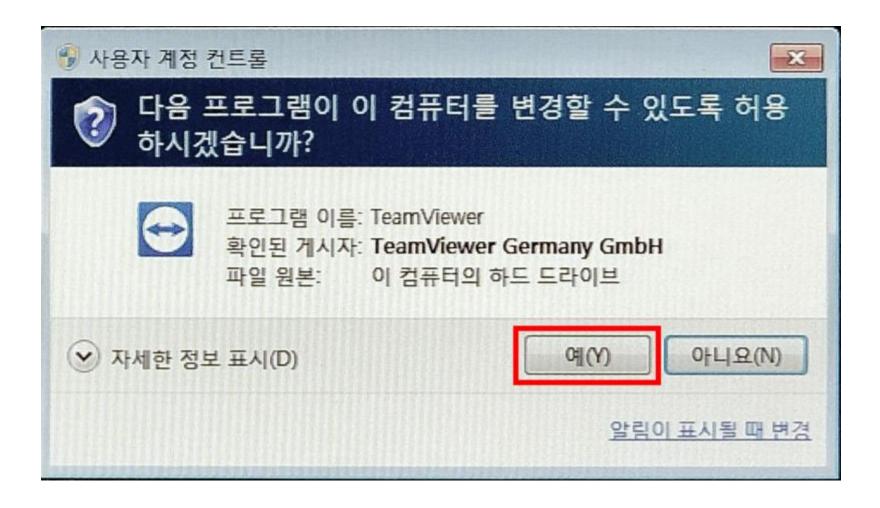
Cookie Consent

To improve your browsing experience on this website, TeamViewer and its partners would like to place cookies and similar technologies ("Cookies") on your derenables us to analyze website usage and optimize our marketing efforts for the best possible user experience. By clicking "Accept Cookies" you agree to Cookie respective use, as well as the subsequent processing of the collected data for the purposes of personalized advertising and marketing. Detailed information about the exact purposes, third-party recipients, Cookie lifetime, and more can be found in our Cookie Policy and Privacy Policy. You can always change your Cookie sown preferences.









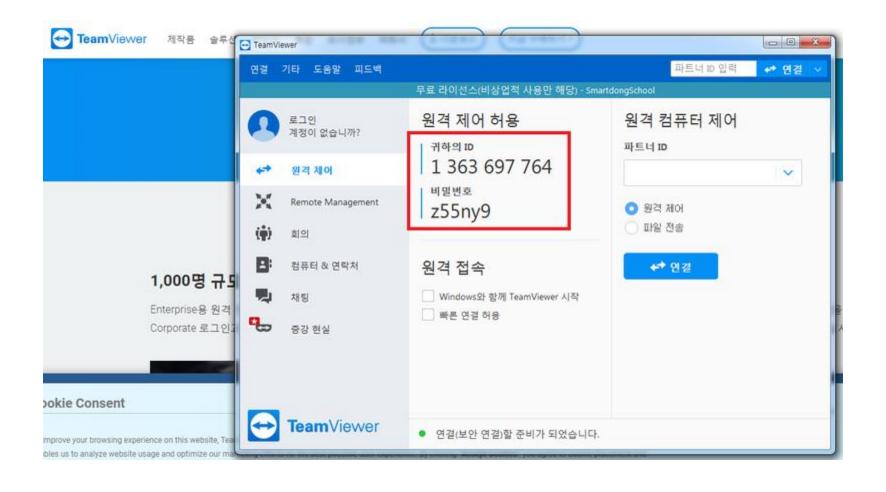




설치가 완료되면 자동으로 프로그램이 실행되거나

컴퓨터 화면 또는 작업 표시줄에 <mark>팀뷰어 아이콘</mark>이 뜹니다

팀뷰어 아이콘을 클릭



ID와 비밀번호를 메모:

윈도우 원격데스크톱 사용 (포트변경)

1) 원격데스크톱 세팅 https://mpjamong.tistory.com/123

2) 포트변경 (이때 포트는 443) https://mpjamong.tistory.com/133 감사합니다

