컨볼루션 연산과 영상 분류 CNN 모델

이건명 충북대학교 소프트웨어학과

학습 내용

- 다양한 컨볼루션 연산에 대해서 알아본다.
- 물체인식 CNN 모델들에 대해서 알아본다.

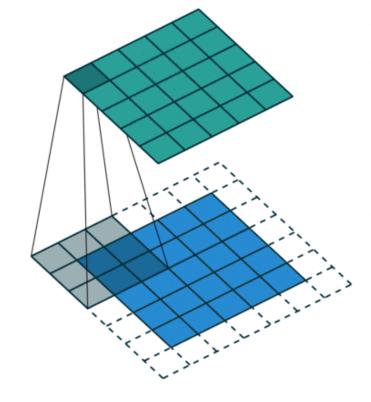
1. 컨볼루션의 형태

- 단일 채널 컨볼루션
- 다중 채널 2D 컨볼루션
- 다중 채널 3D 컨볼루션
- 1x1 컨볼루션
- 디컨볼루션
- 팽창 컨볼루션
- 공간 분할 컨볼루션
- 깊이별 분할 컨볼루션
- 집단 컨볼루션
- 채널섞기 집단 컨볼루션

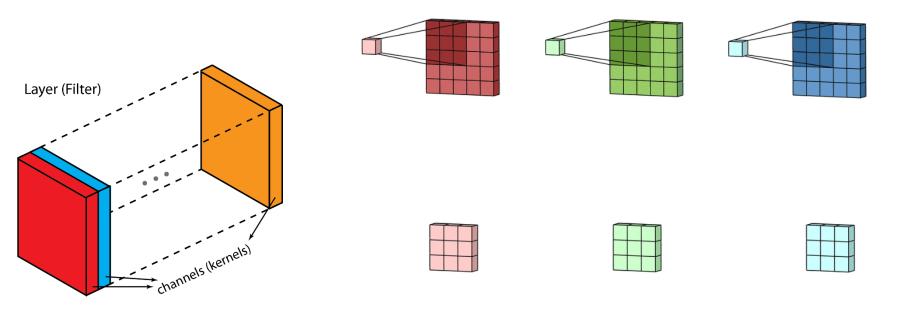
- ❖ 단일 채널 대상의 컨볼루션
 - 컨볼루션 커널, 스트라이드(stride), 패딩(padding)

30	3	2_2	1	0
02	0_2	1_{0}	3	1
30	1,	2	2	3
2	0	0	2	2
2	0	0	0	1

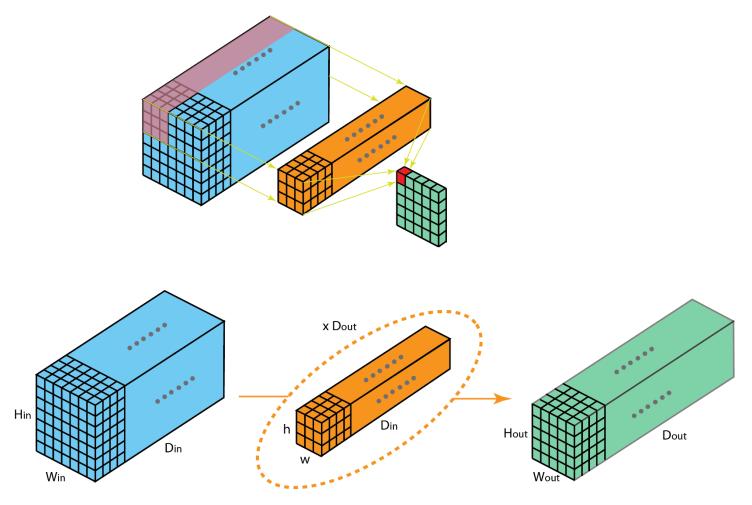
12.0	12.0	17.0
10.0	17.0	19.0
9.0	6.0	14.0



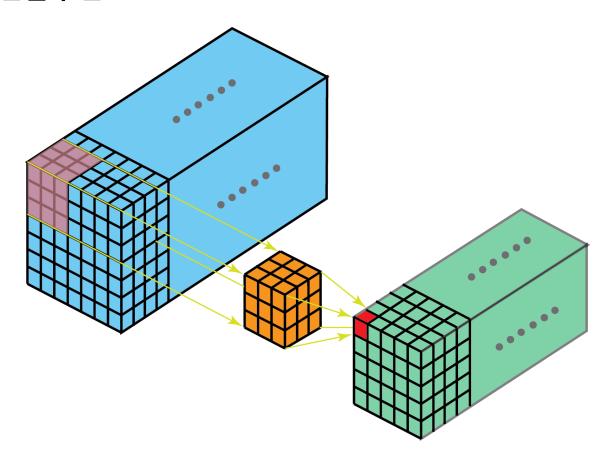
❖ 다중 채널의 2D 컨볼루션



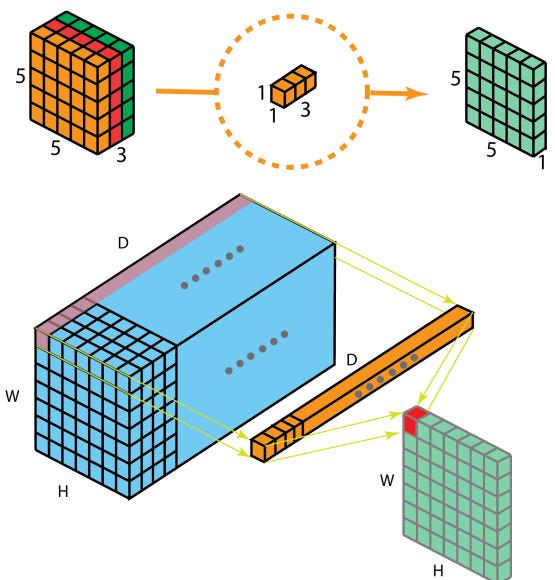
❖ 다중 채널의 2D 컨볼루션 - cont.



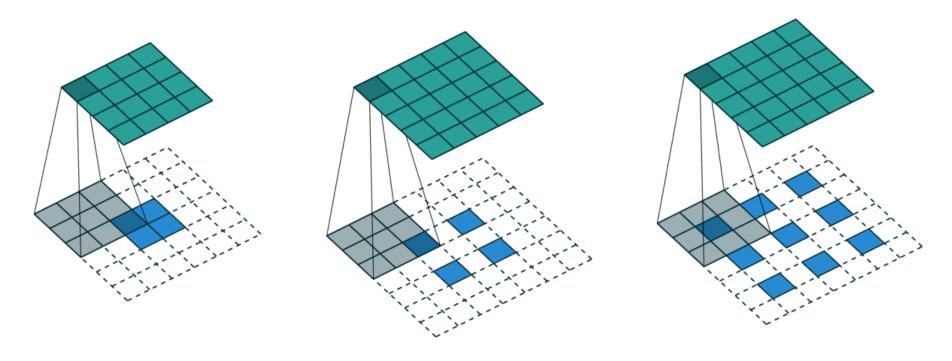
❖ 3D 컨볼루션



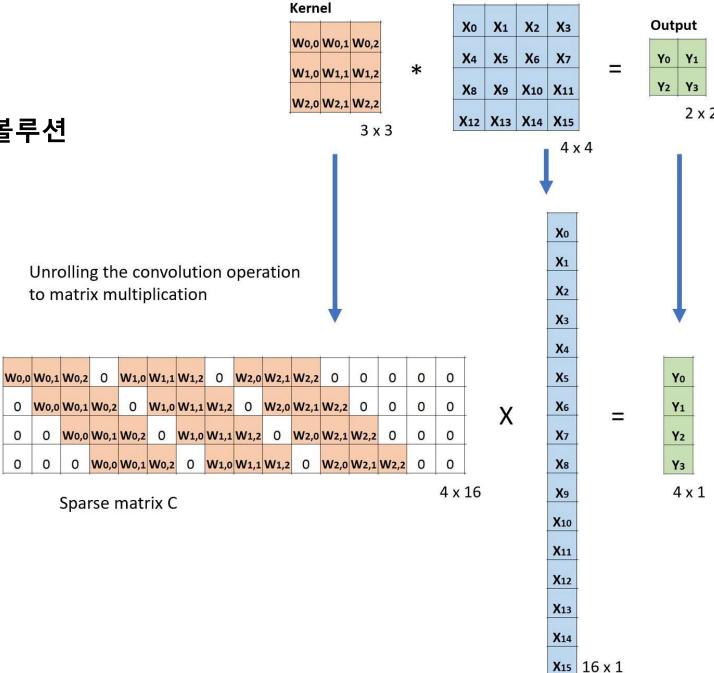
❖ 1 x 1 컨볼루션



- ❖ 디컨볼루션(deconvolution, transposed convolution, fractionally-strided convolution)
 - 입력보다 큰 출력 생성(upsampling)



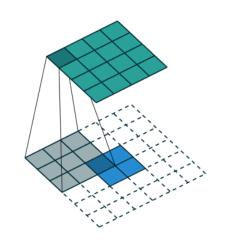
❖ 일반적인 컨볼루션



Input

transposed convolution 이름의 유래

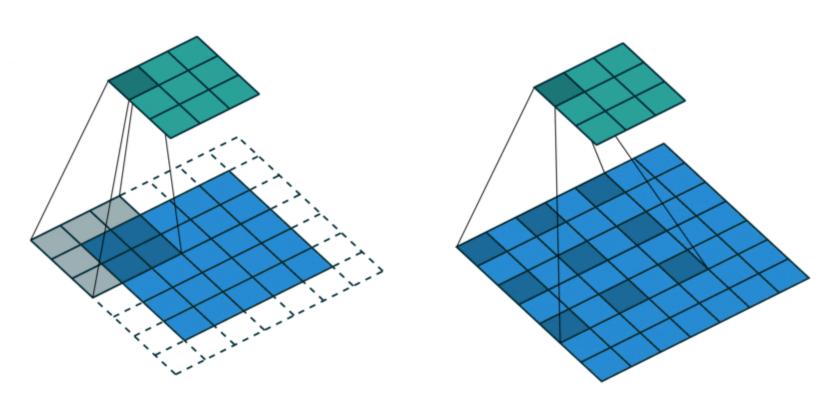
❖ 디컨볼루션



1				-				•				
W 0,0	0	0	0	_			Χo					
W0,1	Wo,o	0	0	_			X 1					
W0,2	W 0,1	W 0,0	0				X 2					
0	W 0,2	W 0,1	Wo,o	_			Хз					
W 1,0	0	W 0,2	W0,1				X 4					
W1,1	W 1,0	0	W 0,2	_			X 5					
W1,2	W1,1	W 1,0	0		Yo		X 6		Xo	X 1	X 2	Хз
0	W1,2	W1,1	W1,0	Χ	Y1	_	X 7		 X 4	X 5	X 6	X 7
W2,0	0	W1,2	W1,1		Y2		X 8		X 8	X 9	X 10	X11
W2,1	W2,0	0	W1,2	-,	Υз		X 9		X12			X15
W2,2	W2,1	W2,0	0	-1	4 x	1	X 10					4 x 4
0	W2,2	W2,1	W2,0	-			X 11					
0	0	W2,2	W2,1	-			X 12					
0	0	0	W2,2	-			X 13					
0	0	0	0				X 14					
0	0	0	0	16 x 4			X 15	16 x 1				

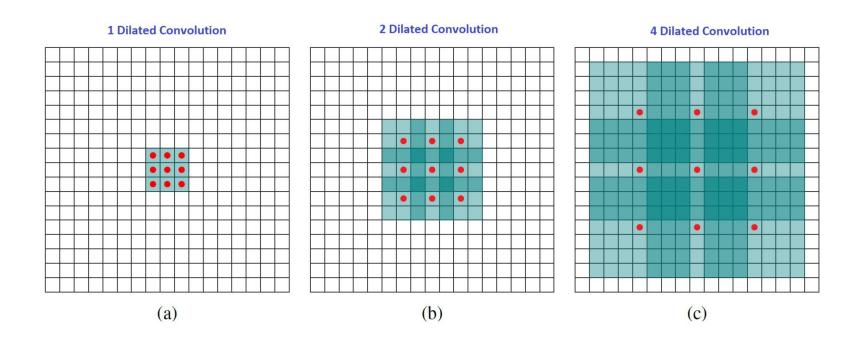
Sparse matrix C^T

❖ 팽창 컨볼루션(dilated convolution, atrous convolution)



a trous (with holes)

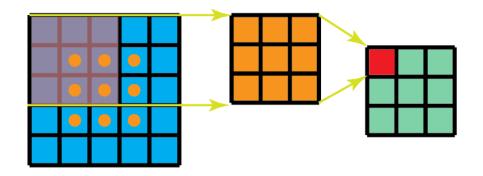
❖ 팽창 컨볼루션(dilated convolution, atrous convolution) - cont.

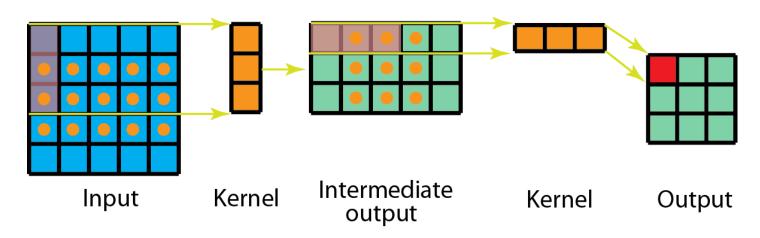


- ❖ 분할(separable) 컨볼루션
 - 공간 분할 컨볼루션
 - 깊이별 분할 컨볼루션
- ❖ 공간 분할 컨볼루션(Spatially Separable Convolutions)

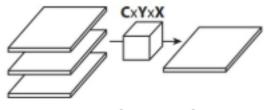
$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \times [-1 & 0 & 1]$$

❖ 공간 분할 컨볼루션(Spatially Separable Convolutions)

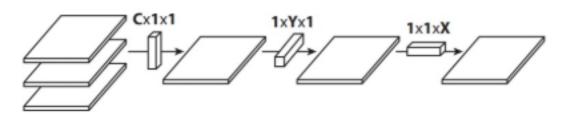




- ❖ 공간 분할 컨볼루션
 - 평탄화 컨볼루션(flattened convolution)

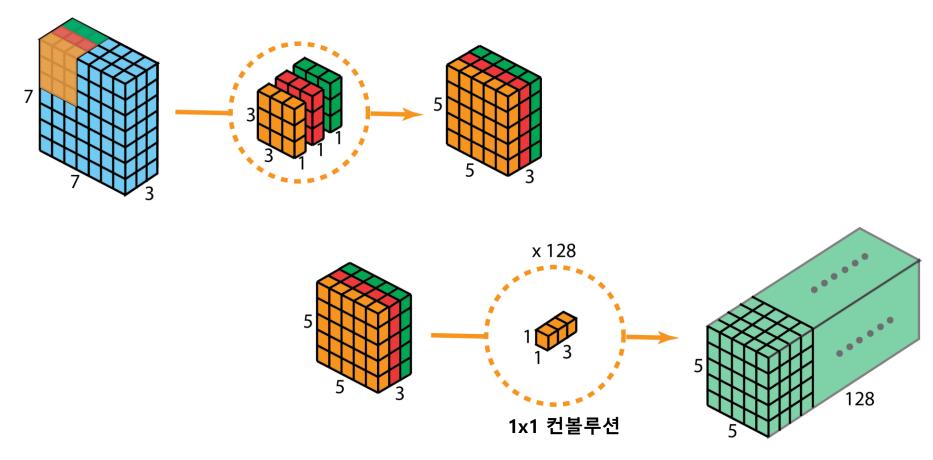


3D 컨볼루션

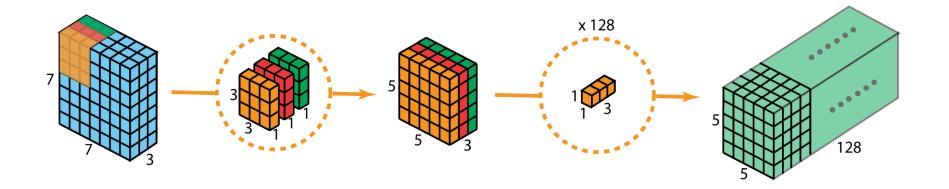


다른 방향의 1D 컨볼루션

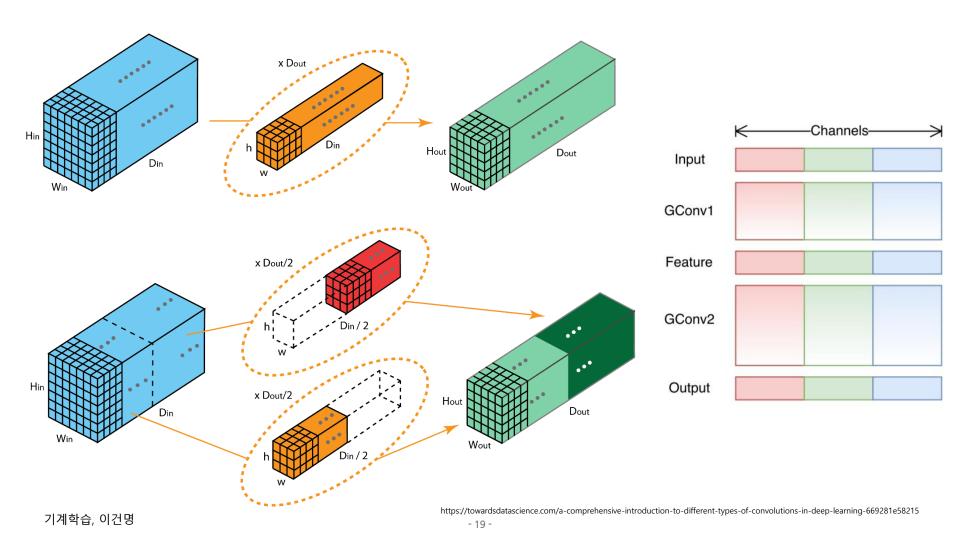
❖ 깊이별 분할 컨볼루션(Depthwise separable convolution)



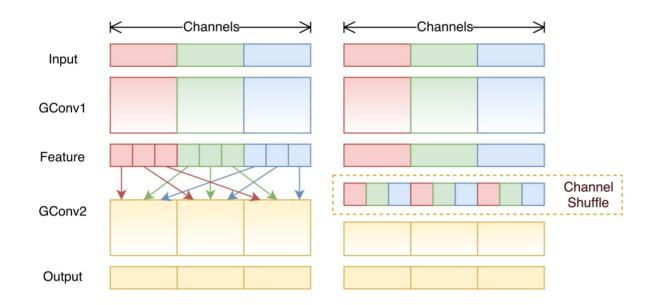
❖ 깊이별 분할 컨볼루션(Depthwise separable convolution) – cont.



❖ 집단 컨볼루션(grouped convolution)



❖ 채널 섞기(channel shuffle)와 채널섞기 집단 컨볼루션(Shuffled Grouped Convolution)



2. 물체 인식 CNN 모델

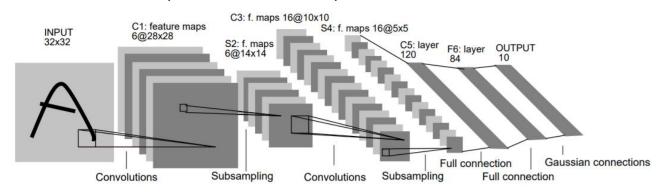
- LeNet
- AlexNet
- VGGNet
- GoogleNet
- ResNet
- ResNeXt
- DenseNet
- DPN (Dual Path Network)
- SENet
- MobileNet
- SuffleNet

LeNet 모델

❖ LeNet 모델

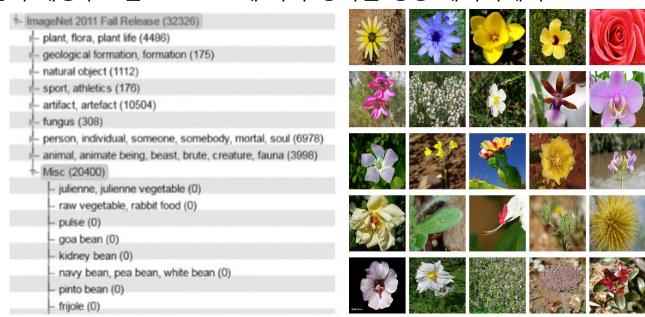
- Yann LeCun 등의 제안(1998)
- LeNet5 모델
 - 5 계층 구조: Conv-Pool-Conv- Pool-Conv-FC-FC(SM)
- 입력: 32x32 필기체 숫자 영상 (MNIST 데이터)

- **풀링**: 가중치x(2x2블록의 합) + 편차항
- **시그모이드** 활성화 함수 사용
- 성능: 오차율 0.95%(정확도: 99.05%)



ILSVRC 대회

- ❖ ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) 대회
 - ImageNet 데이터베이스
 - 영어 단어 개념의 계층구조인 WordNet에 따라 정리된 영상 데이터베이스



- 분류 경쟁 부분
 - 2010년 시작
 - 1,000개의 부류
 - 1,200,000 개의 영상 데이터
- 기계학습, 이건명 상위-5 오류(top-5 error rate) 평가

ILSVRC 대회

❖ ILSVRC 대회 주요 우수팀

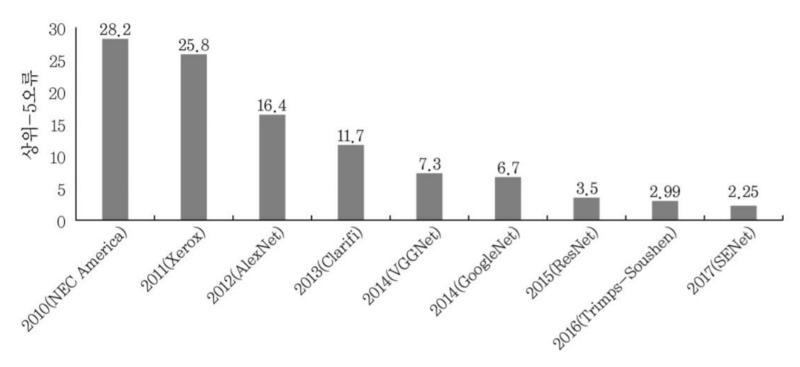


그림 5.19 ILSVRC 주요 우수팀의 성적 가로축은 연도, 괄호 안에는 팀 이름이나 모델 이름을 나타냄

AlexNet 모델

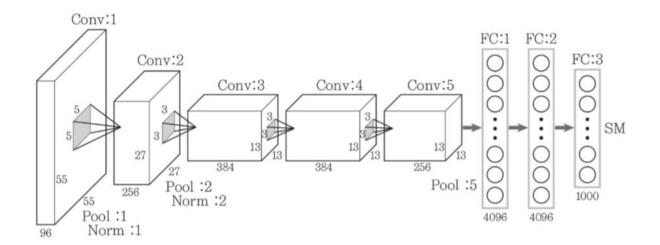
❖ AlexNet

- 토론토 대학 Geoffrey E. Hinton 팀이 제안
- ILSVRC에서 2012년 우승
- 상위-5 오류율: 16.43%
 - 직전 년도 대비 9.4% 정확도 향상



AlexNet 모델

- ❖ AlexNet cont.
 - 8 계층의 구조
 - Conv-Pool-Norm-Conv-Pool-FC-FC(SM)



- ReLU 함수를 사용한 첫 모델
- FC 층에 **드롭아웃**(dropout) 기법 사용
- **최대값 풀링**(max pooling) 사용

AlexNet 모델

- ❖ AlexNet cont.
 - Norm: 국소 반응 정규화 연산 층
 - 인접한 여러 층의 출력값들을 이용하여 출력값 조정

$$b_{x,y}^i = a_{x,y}^i / \left(k + \alpha \sum_{j=\max(0,i-n/2)}^{\min(N-1,i+n/2)} (a_{x,y}^j)^2\right)^{\beta}$$
 위치 (x,y) 에 커널 i 를 적용하여 계산한 값

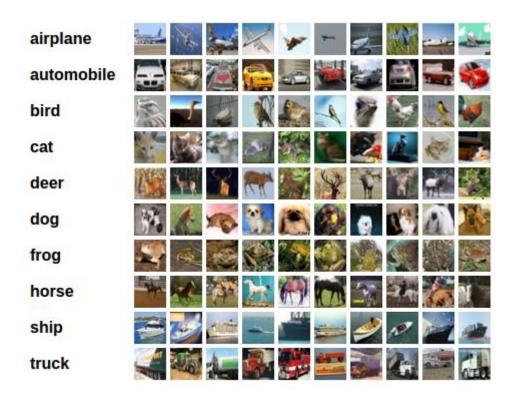
- 마지막층
 - 완전연결층(FC층)
 - 소프트맥스(SM) 사용
 - 1,000개의 부류를 나타내기 위해 1,000개의 노드

기계학습, 이건명

[실습] CIFAR10 데이터의 인식

❖ CIFAR 10 데이터

- 3 채널의 32x32 크기 10종의 이미지 데이터
- 'airplane', 'automobile', 'bird', 'cat', 'deer', 'dog', 'frog', 'horse', 'ship', 'truck'



❖ Colab에서 PyTorch 사용 실습

기계학습, 이건명 - 28 -

```
%matplotlib inline
import torch
import torchvision
import torchvision.transforms as transforms
```

```
transform = transforms.Compose(
[transforms.ToTensor(), transforms.Normalize((0.5, 0.5, 0.5), (0.5, 0.5, 0.5))])
```

trainset = torchvision.datasets.**CIFAR10**(root='./data', train=**True**, download=**True**, transform=transform) trainloader = torch.utils.data.DataLoader(trainset, batch_size=4, shuffle=**True**, num_workers=2)

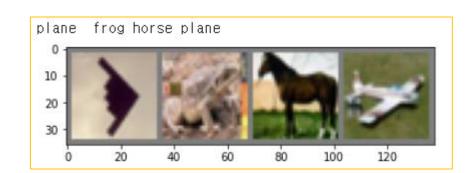
testset = torchvision.datasets.CIFAR10(root='./data', train=**False**, download=**True**, transform=transform) testloader = torch.utils.data.DataLoader(testset, batch_size=4, shuffle=**False**, num_workers=2)

classes = ('plane', 'car', 'bird', 'cat', 'deer', 'dog', 'frog', 'horse', 'ship', 'truck')

import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

```
def imshow(img):
    img = img / 2 + 0.5  # unnormalize
    npimg = img.numpy( )
    plt.imshow(np.transpose(npimg, (1, 2, 0)))
```

dataiter = iter(trainloader)
images, labels = dataiter.next()



imshow(torchvision.utils.make_grid(images))
print(' '.join('%5s' % classes[labels[j]] for j in range(4)))

```
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F
class Net(nn.Module):
   def init (self):
      super(Net, self). init ()
      self.conv1 = nn.Conv2d(3, 6, 5)
      self.pool = nn.MaxPool2d(2, 2)
      self.conv2 = nn.Conv2d(6, 16, 5)
      self.fc1 = nn.Linear(16 * 5 * 5, 120)
      self.fc2 = nn.Linear(120, 84)
      self.fc3 = nn.Linear(84, 10)
   def forward(self, x):
      x = self.pool(F.relu(self.conv1(x)))
      x = self.pool(F.relu(self.conv2(x)))
      x = x.view(-1, 16 * 5 * 5)
      x = F.relu(self.fc1(x))
      x = F.relu(self.fc2(x))
      x = self.fc3(x)
      return x
net = Net( )
import torch.optim as optim
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.SGD(net.parameters(), Ir=0.001, momentum=0.9)
```

```
for epoch in range(10): # 에포크 수
   running loss = 0.0
   for i, data in enumerate(trainloader, 0):
      inputs, labels = data # 학습 데이터
      optimizer.zero grad()
      outputs = net(inputs)
      loss = criterion(outputs, labels)
      loss.backward()
      optimizer.step()
      running loss += loss.item()
      if i % 2000 == 1999: # 매 2000 mini-batch 별로 출력
         print('[%d, %5d] loss: %.3f' % (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000))
         running loss = 0.0
print('Finished Training')
                                  4000] loss: 0.723
                                  6000] loss: 0.739
                                  8000] loss: 0.783
                              [9, 10000] loss: 0.794
                              [9, 12000] loss: 0.799
                              [10, 2000] loss: 0.673
                              [10, 4000] loss: 0.708
                              [10, 6000] loss: 0.742
                                   8000] loss: 0.748
                              [10,
                              [10, 10000] loss: 0.765
```

[10, 12000] loss: 0.772

Finished Training

```
dataiter = iter(testloader)
images, labels = dataiter.next()
imshow(torchvision.utils.make_grid(images))
print('GroundTruth: ', ' '.join('%5s' % classes[labels[j]] for j in range(4)))
                           GroundTruth:
                                           cat ship ship plane
                            30
                                     20
                                                  60
                                                         80
                                                               100
                                                                      120
outputs = net(images)
_, predicted = torch.max(outputs, 1)
print('Predicted: ', ' '.join('%5s' % classes[predicted[j]] for j in range(4)))
                                Predicted:
                                              cat ship truck plane
correct = 0
total = 0
with torch.no_grad( ):
   for data in testloader:
      images, labels = data
      outputs = net(images)
      _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
      total += labels.size(0)
      correct += (predicted == labels).sum().item()
print('Accuracy of the network on the 10000 test images: %d %%' % (100 * correct / total))
```

- 32 -

Accuracy of the network on the 10000 test images: 62 %

```
class_correct = list(0. for i in range(10))
class total = list(0. for i in range(10))
with torch.no_grad( ):
   for data in testloader:
      images, labels = data
      outputs = net(images)
      _, predicted = torch.max(outputs, 1)
      c = (predicted == labels).squeeze()
      for i in range(4):
         label = labels[i]
          class correct[label] += c[i].item()
         class total[label] += 1
for i in range(10):
   print('Accuracy of %5s: %2d %%' % (classes[i], 100 * class correct[i] / class total[i]))
```

Accuracy of plane : 69 %
Accuracy of car : 80 %
Accuracy of bird : 52 %
Accuracy of cat : 36 %
Accuracy of deer : 53 %
Accuracy of dog : 52 %
Accuracy of frog : 68 %
Accuracy of horse : 67 %
Accuracy of ship : 75 %
Accuracy of truck : 70 %

Quiz

- 1. 1x1 컨볼루션에서 컨볼루션 필터는 깊이방향의 1차원 배열 형태를 갖는다. (O,X)
- 2. 컨볼루션 층의 출력으로 만들어지는 채널 개수는 컨볼루션 필터의 개수와 같다. (O,X)
- 디컨볼루션이 적용되면 입력보다 더 큰 출력이 만들어질 수 있다.
 (O,X)
- 4. 팽창 컨볼루션을 적용하면 더 넓은 영역의 특징을 추출할 수도 있다. (O,X)
- 5. 공간 분할 컨볼루션인 경우 학습되어야 하는 컨볼루션 필터의 파라 미터가 더 많다. (O,X)
- 6. 깊이별 분할 컨볼루션은 채널별로 컨볼루션을 한 다음, 1x1 컨볼루 션을 적용한다. (O,X)

기계학습, 이건명