# 이미지 인식의 꽃, CNN

김용현, 강인영, 노지민, 유정수, 정유찬

### 목차

- 1. MLP로 이미지 분류하기(MNIST)
- 2. MLP의 한계 및 딥러닝의 도입
- 3. CNN이란?
- 4. 쉬는 Time~
- 5. 실습 문제

### MLP로 MNIST 이미지 분류하기



#### MLP의 한계

■ 앞선 딥러닝 모델 →

하나의 은닉층을 가진 MLP(다층 퍼셉트론)

- MLP의 장점이자 단점
- => '학습데이터'에서 완벽한 모델 생성
  - ▶ 과적합!!
- Gradient Vanishing 문제

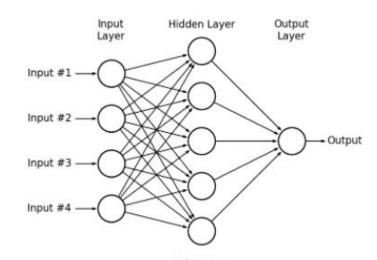
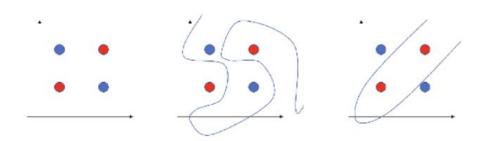
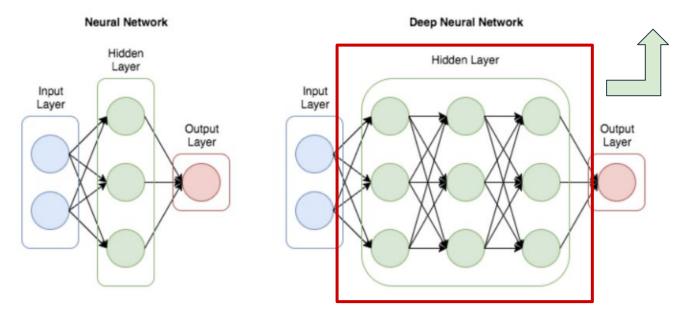


Fig. 1
Structure Multilayer Perceptron Neural Network



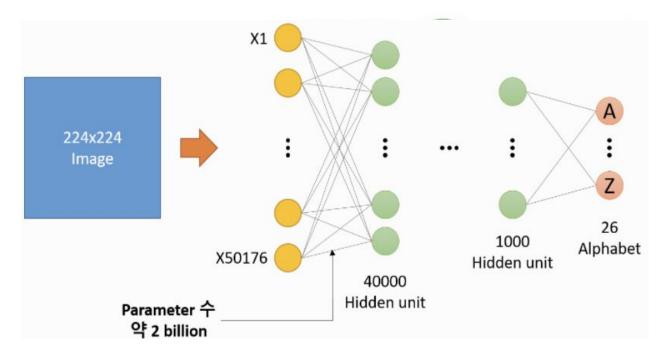


#### 더 깊은 모델



DNN: 2개 이상의 Hidden Layer를 가진 다층 신경망(Deep Neural Network)

### DNN의 한계 > 데이터량이 많은 이미지와 영상

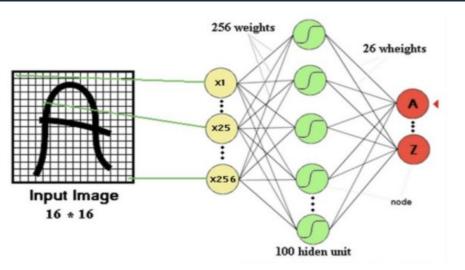


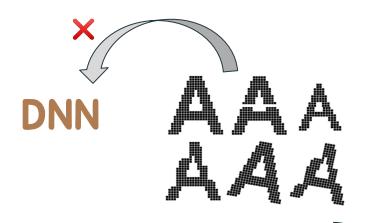


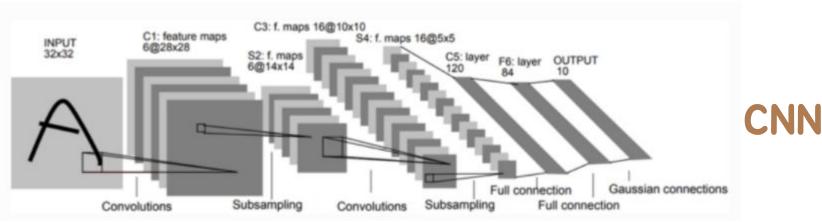








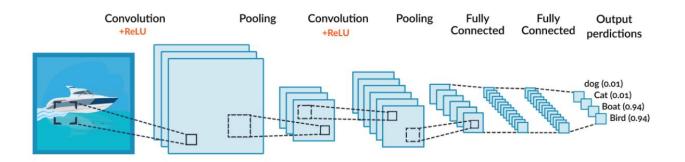




#### CNN이란?

CNN (Convolutional Neural Network) - 시각적 이미지를 분석하는데 사용되는 깊은 인공신경망의 한 종류

- CNN은 변환 불변성 특성에 기초, 이미지 및 비디오 인식, 추천 시스템, 이미지 분류, 의료 이미지 분석에 응용됨
- CNN은 다른 이미지 분류 알고리즘에 비해 상대적으로 전처리를 거의 사용하지 않음.
  - -> 네트워크가 기존 알고리즘에서 수작업으로 제작된 여러 필터 역할을 스스로 학습한다는 것을 의미



입력된 이미지에서 특징을 추출하기 위해 커널(kernel)을 도입함

귀널? -> 공업수학 라플라스 변환에서 계산을 편하게 하기 위해 e^(-s+)를 귀널로 사용함!

$$F(s) = \int_0^\infty k(s, t) f(t) dt$$

$$F(s) = L(f) = \int_0^\infty e^{-st} f(t) dt.$$

건볼루션 (합성곱) - 하나의 함수와 또 다른 함수를 반전 이동한 값을 곱한 다음, 구간에 대해 적분하여 새로운 함수를 구하는 수학 연산자

공업수학 시간에서는 곱 형태의 라플라스 변환을 쉽게 하기 위해 컨볼루션 개념을 배웠음!!

$$h(t) = (f * g)(t) = \int_0^t f(\tau)g(t-\tau)d\tau.$$

-> 시간이 지나면서 타우 영역에 있는 하나의 함수가 같은 영역에 있는 또 다른 함수 위를 지나가게 됨!!

합성곱을 라플라스 변환에 적용 L( (f ★ g)(t) ) = L(f)L(g)

| 1,                     | 1,0 | 1,  | 0 | 0 |
|------------------------|-----|-----|---|---|
| <b>O</b> <sub>×0</sub> | 1,  | 1,0 | 1 | 0 |
| 0,1                    | 0,0 | 1,  | 1 | 1 |
| 0                      | 0   | 1   | 1 | 0 |
| 0                      | 1   | 1   | 0 | 0 |

**Image** 

| 4  |            | V (0     |     |
|----|------------|----------|-----|
| 20 |            | 2815     | 100 |
| 37 | (a)<br>(a) | - 10 los | V.  |
| St | a.v        | 10.00    |     |

$$h(t) = (f * g)(t) = \int_0^t f(\tau)g(t - \tau)d\tau.$$

-> 시간이 지나면서 타우 영역에 있는 하나의 함수가 같은 영역에 있는 또 다른 함수 위를 지나가게 됨!!

Convolved Feature

건볼루션은 주로 filter연산에서 사용되며, 영상으로부터 특정 feature를 추출하고 싶을 때 사용함!

-> 어떤 귀널을 쓰느냐에 따라 이미지 데이터가 다양하게 나옴 (필터가 적용된 것처럼 나옴!)

| Details [edit]  Depending on the element values, a kernel can cause a wide range of effects. |   | Sharpen      | $\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \end{bmatrix}$             |   |   |
|--|---|--------------|---|---|---|
|  |   | Snarpen      | $\left[\begin{array}{ccc} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{array}\right]$ |   |   |
| Operation  | [0 0 0]<br>0 1 0<br>0 0 0]  | Image result | Box blur<br>(normalized)  | $\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$   |   |
| Edge detection   | $\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ |              | Gaussian blur 3 × 3 (approximation)                                   | $\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$  | 6 |
|  | $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$  |              | Gaussian blur 5 × 5 (approximation)                                   | $\frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \end{bmatrix}$ |   |
|  | $\begin{bmatrix} -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$           |              |   |   |   |

### 제로 패딩(ZERO-Padding)

입력값: d\_1 x d\_2 필터: k\_1 x k\_2 결과값: (d 1 - k 1 + 1) x (d 2 - k 2 + 1) 5x5 행열 입력, 3x3 필터 output : (5-3+1)x(5-3+1) = 3x3

#### 제로 패딩 후

5x5 행열 -> 7x7 행열 사이즈 변경

3x3 필터

output: (7-3+1)x(7-3+1)

=5x5

| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---|---|---|---|---|
| 2 | 1 | 0 | 1 | 2 |
| 3 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 1 | 4 | 1 | 1 | 2 |
| 2 | 1 | 1 | 0 | 0 |

패딩 전

| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 |
| 0 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| 0 | 3 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 4 | 1 | 1 | 2 | 0 |
| 0 | 2 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

패딩 후

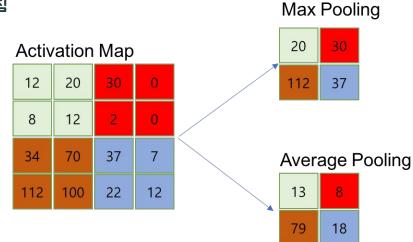
## 풀링(Pooling)

풀링 (pooling) - 크고 복잡한 데이터를 축소하기 위해 풀링 과정을 거침

풀링은 입력이 작게 이동해도 근사적으로 불변!

- -> 커널내부의 각 인접 픽셀들 몇 개만 대상으로 하기 때문!
- -> 데이터 차원 감소로 인한 계산효율성 향상, 메모리 요구량의 감소

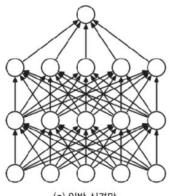
종류: max pooling, average pooling



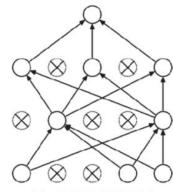
## 드롭아웃(Drop Out)

드롭아웃 (drop out) - 은닉층에 배치된 노드 중 일부를 임의로 <mark>퍼주는 것</mark>

- -> 학습 과정에서 많은 학습량이 많아지게 되는 것을 막는다!
- -> 과적합을 효과적으로 피할 수 있음!!



(a) 일반 신경망



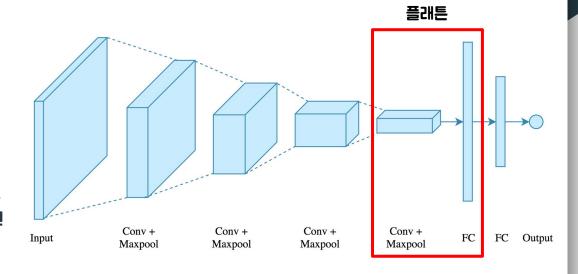
(b) 드롭아웃을 적용한 신경망

### 플래튼(Flatten)

Convolution과정과 Pooling과정이 끝난 데이터들을 한줄로 만드는 과정

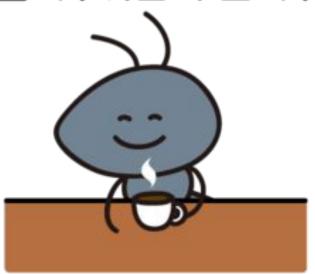
#### How?

-> CNN과정을 거친 데이터는 사진 자료 자체가 아닌 그 사진에서 추출한 특이점들로 이 점들을 확인해 소프트맥스로 분류하는 것!



## 쉬는 Time~~

뭘봐?쉬는거 첨봐?



### 예제 코드

https://colab.research.google.com/drive/1cK7wkbCSsTfcepBNzCt4WQ3SSlyTHOY6?usp=sharing



#### 실습: 옷 종류 분석

https://www.kaggle.com/mirhyun0508/2022-smarcle-ai-fashion-mnist-cnn

