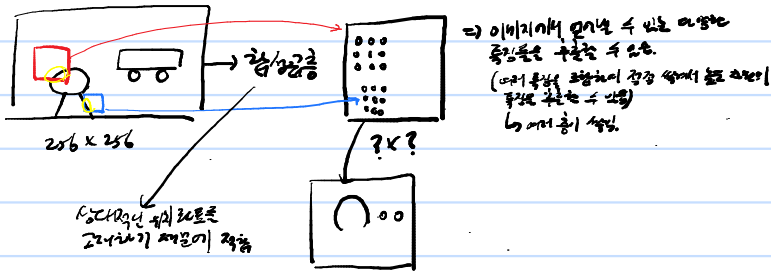


#24/34 conv^0 (convolutional Neural Network) (CNN)

- 이비기 처리에 특화된 신생애
 - 합성곱층, 풀링층 등을 함께 사용한다.
 - 합성곱층에서 정보를 축적 (특정 축)하고, 풀링층에서 이비의 분해도를 낮출 수 있다.
- ↳ 꼭 풀링층에서만 축적하는 것은 아님.

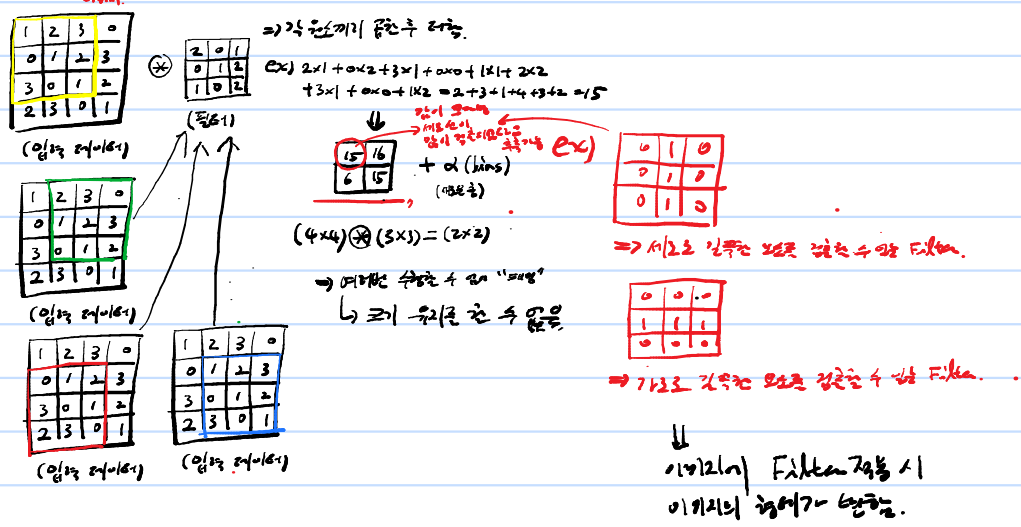
- 선, 모서리와 같은 오차원적 특징으로 활용이 좋음.



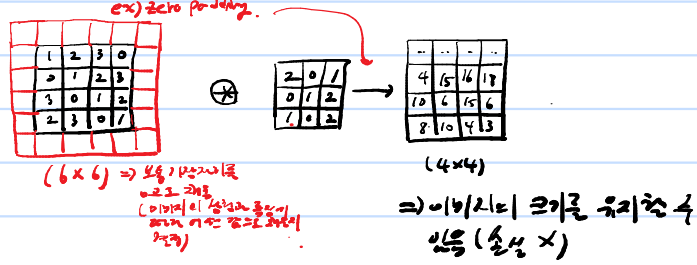
- 어떤 특장점 큰 고차수는 확률에이와 선형적 등으로써 지속적 적용됨
- 임의성이 개체수 증가할수록 선형적 특성이 유연함.
- 불연속성이 개체수 증가할수록 비선형적 특성이 유연함.
- 고차수적 특성은 지속적 개념이 확률적 검정함.

CNN층의 계산

- CNN층에서는 필터, 커널이라고 불리는 기층의 행렬을 사용한다.
- 1차원, 2차원, 3차원 필터를 적용하는 것도 가능하다.



#패딩(Padding)



- 합성곱 연산은 수평이 2이며, 입력 데이터 크기는 고정값 (C) 이므로
해결을 켜.
- 클러스터 크기를 조정하는 목적의 사용한다.

3n015 (strike)

- 퍼블릭 정책을 위한 주의의 강도
스트라이크를 위한 준비가 되어 있는 강도로, 퍼블릭 강도는 충분히 되어 있음.

파령과 스톤-이시| 저를 출산| 고기

- $(H, w) : \text{정답} = 1 \Rightarrow$
- $(FH, fw) : \text{정답} = 1 \Rightarrow$
- $(OH, ow) : \text{정답} = 1 \Rightarrow$
- $P : \text{정답} / S : \text{소문자}$

$$\left(\begin{array}{l} OH = \frac{H + zP - FH}{S} + 1 \\ OW = \frac{W + zP - FW}{S} \end{array} \right)$$

- 주어진 입력의 값으로 논리식으로부터 결과 (이와 같은 레지터를 가지고 처리)

ex) $2\sqrt{2}a_n$.

- ⇒ 피싱이 크게 보편적인 것은 추론가능

- 평등에 크나큰 책임감 있는 국민에게

- ⇒ 결론: $\frac{1}{2}$ 이 맞다.

작은 방울
작은 방울
작은 방울
(데이지도
작은 방울)

#접성공이 3차원 (해면)으로 확장

- 일반적으로 3번째 차원으로 레이어라고 부름. (R, G, B 등)
- 입력 레이어와 출력의 **합성곱 연산**을 각 레이어에 적용하고, 그 결과를 리해서 출력 받음. 2D (입력 레이어 R, G, B의 3중이고 8각)
 - ↳ R, G, B 각각 22x22 픽셀을 적용하여 출력 받음.

풀링층 (Pooling Layer)

- 합성곱층의 특징은 이미지의 위치 특성의 불변성을 추출할 수 있다.
 - 같은 특징이 위치한 위치에 관계없이 불변하는 경우가 많다. (수치적으로 꼭 같지는 않음)
 - 특징이 정교하지 않은 영역이 넓어 불변하는 경우가 많다.
 - 합성곱의 출력은 레이어의 크기가 작아질 수 있다.
- 합성곱층의 출력을 추출하고 레이어의 양을 줄인다.

3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3

2	1	3
0	1	3
0	3	2

3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3
 3 3 3 3 3

→ Pooling
- (Max Pooling): 복소 계산의 효율성을 높인다. ex)
- (Average Pooling): 평면을 축소한다.
- 보통 풀링의 뒤로 크기와 stride를 같은 것으로 한다. (Filter)

