# M4. 인공신경망 기본

# 인공신경망 기본개념 및 MNIST 과제소개

- 머신러닝/딥러닝의 차이
- FNN
- MNIST dataset
- 경사하강법
- Backpropagation
- Hyperparameter

강아지와 고양이른 분류하는 모델은 만들자



VS.



전동적 ML 인간의 지식은 기계에게 주입하는 방식 (온돌토지 방식, 룰베이스 방식 등)

엄청난 예외들...



왜 기계는 사람이 정해준 규칙대로 강아지와 고양이를 구별하는 것에 어려움을 겪는가?

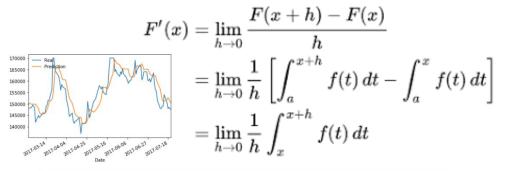
# 모라벡의 역설

사람에게 쉬운 것이 기계에게는 어렵다. 기계에게 쉬운 것은 사람에게 어렵다.





비숑프리제 강아지와 기정떡(증편)



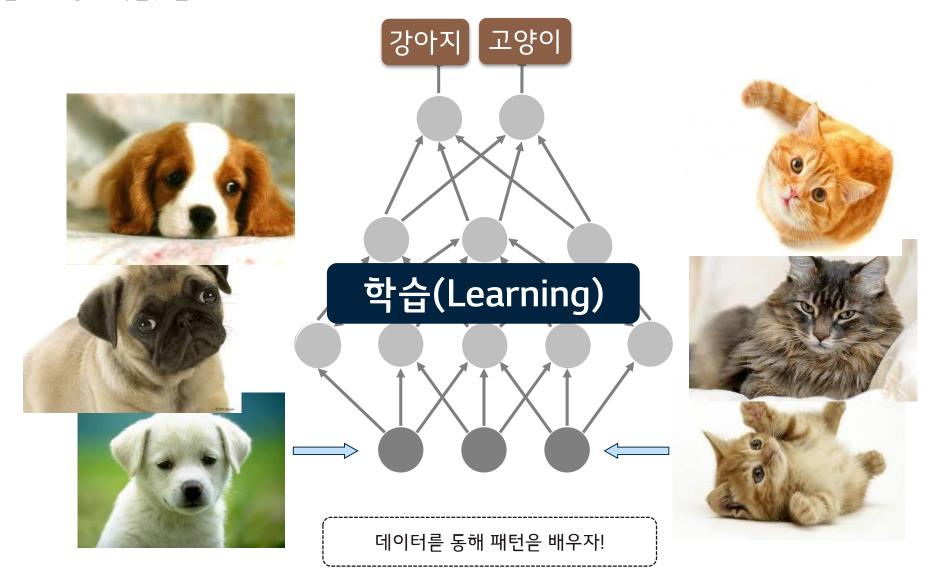
영어 원문

For samples with very high host nucleic acid contents (e.g., for certain tissues, such as spleen or blood samples with highly increased cell counts), use less than the maximum amount of sample recommended in the protocol or pretreatments.

자동 번역

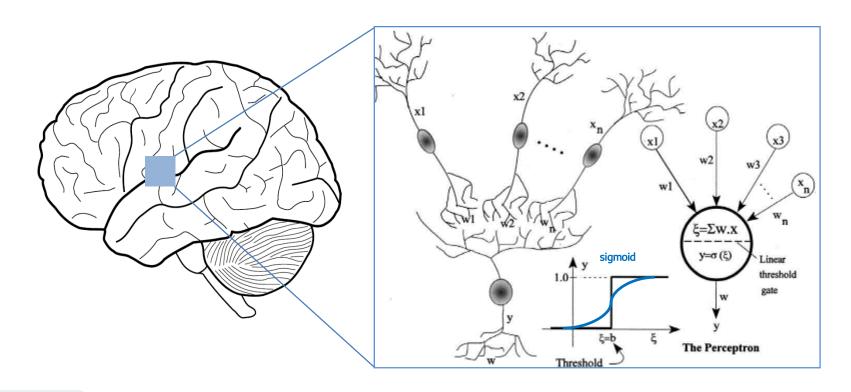
매우 높은 숙주 핵산 함량을 갖는 샘플 (예를 들어 비장 또는 세포수가 증가 된 혈액 샘플과 같은 특정 조직의 경우)은 프로토콜 또는 전처리에서 권장되는 최대 샘플 양을 사용하십시오.

사람은 어떻게 학습했을까?



### 인공신경망 개요

두뇌 세포른 모사한 인공신경망(ANN; Artificial Neural Network) 알고리즘



Neural Network

인간이 생각하는 방식은 기계에게 주입

### <u>딥러닝이 최근 주목 받는 이유</u>

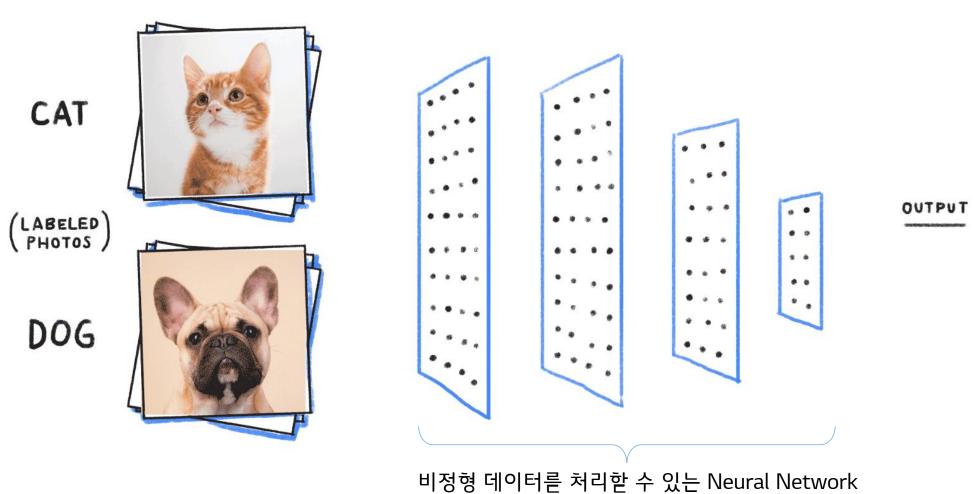
- ✓ 많은 데이터를 학습할 수독 정확도 개선
- ✓ 고성능 시스템 및 하드웨어로 더 많이, 더 빨리 학습 가능



즉, 데이터는 많아지고 하드웨어는 받전하고 있기 때문

# 인공신경망 개요

두뇌 세포른 모사한 인공신경망(ANN; Artificial Neural Network) 알고리즘



# 구조에 따른 인공신경망 분류

### 인공 뉴런 연결 방식에 따른 딥러닝 모델 기본 아키텍처 (FNN / CNN / RNN)

Hidden layer Input layer Output layer **Feedforward** Inputs **Neural Network** Convolutional **Neural Network** densé dense 256 pooling Max Stride of 4 pooling pooling 224 Why Why Why Why Recurrent **Neural Network** h<sub>1</sub> Wxh  $W^{xh}$ W<sup>xh</sup>  $\mathbf{W}^{\mathsf{xh}}$ 

# LG CNS에 입사할 것인가?

성장 가능성이 있는가?

출퇴근이 편한가?

조직문화가 수평적인가?

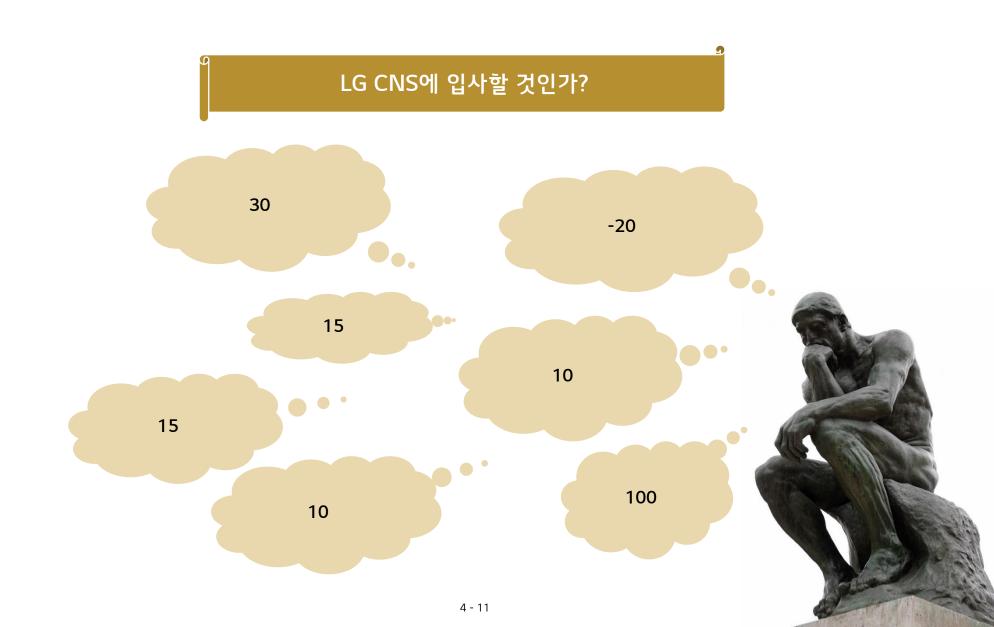
> 내가 잘 할 수 있는 업무인가?

팀원 중에 이상한 사람이 있나?

연봉은 적절한가?

밥은 맛있나?





# LG CNS에 입사할 것인가?

기준 : **80점** 이상 만족 시 입사 결정!

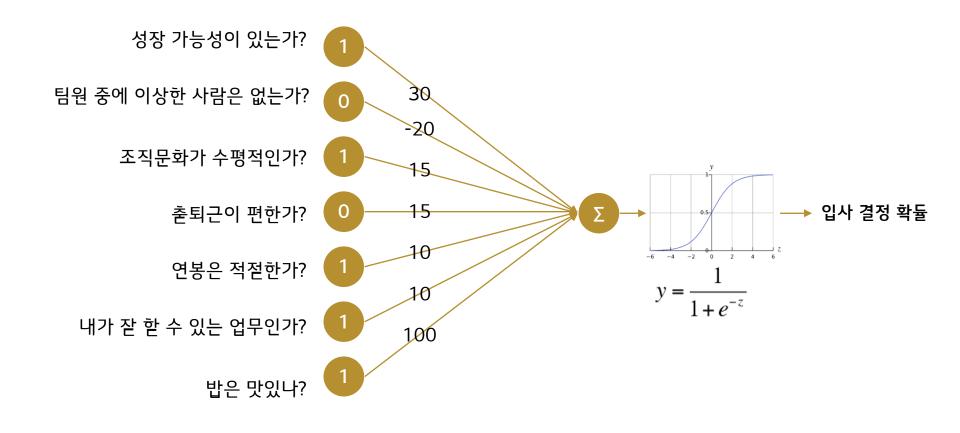
조건	Weight (w)	Data (x)	Weighted Sum $(\sum wx)$
성장 가능성이 있는가?	30	0	30*1
팀원 중에 이상한 사람은 없는가?	-20	Χ	-20*0
조직문화가 수평적인가?	15	0	15*1
춛퇴근이 편한가?	15	Χ	15*0
연봉은 적절한가?	10	0	10*1
내가 잗 핟 수 있는 업무인가?	10	0	10*1
밥은 맛있나?	100	0	100*1

**=** 165 ≥ 80

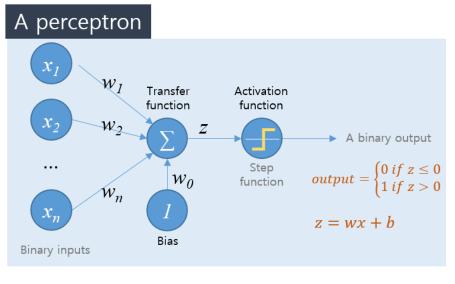
LG CNS 입사 결정!

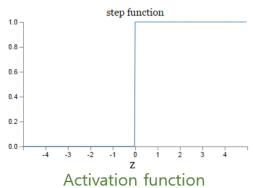




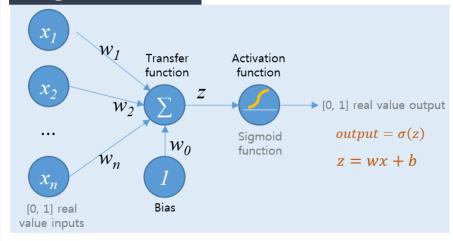


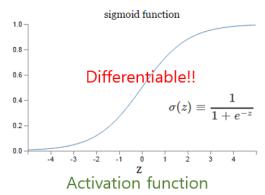
### 시그모이드 뉴런 (Sigmoid Neuron)





# A sigmoid neuron





### 딥러닝이 다둬야 하는 데이터의 차원 또한 크고 복잡해진다

공부시간(x)	시험성적(y)
10	75
14	77
17	86
20	84
22	92
25	90





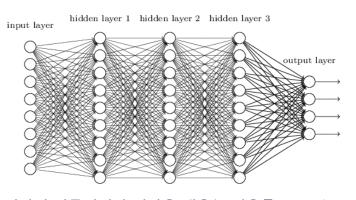


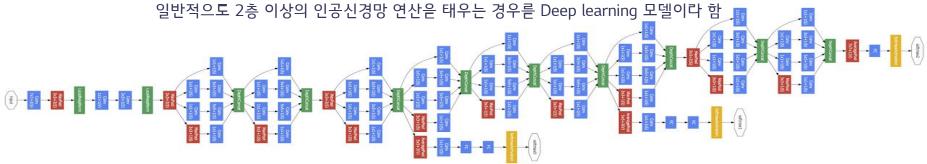


머신러닝이 다루는 정형 데이터 몇~몇십 차원

딥러닝이 다루는 비정형 데이터 수백~수십만 차원

수많은 비정형 데이터를 처리하기 위해 더 복잡하고 깊은 인공신경망 기반의 네트워크 구조





# 구체적인 feature

- Edge
- Color
- ...

- 뾰족한 귀
- 둥그런 코
- ...

### ▶ ⇒ 추상화된 feature

- 강아지의 득징이 보이는가?
- 고양이의 특징이 보이는가?

### 딥러닝 정의

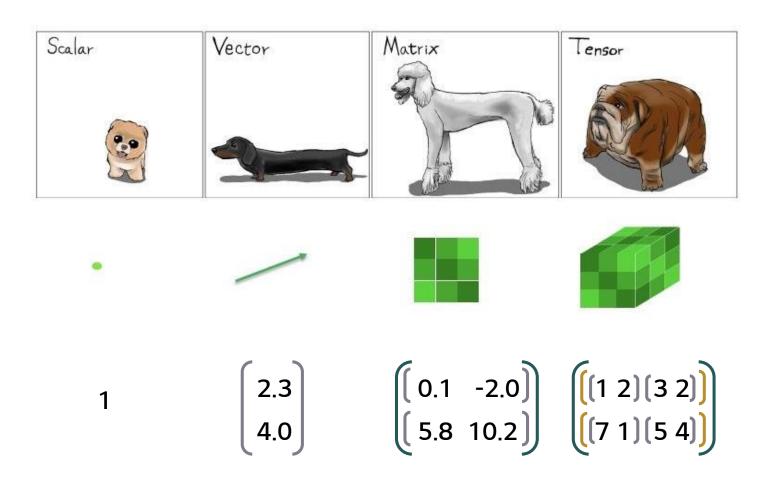
Deep learning is a class of machine learning algorithms that :

- <u>use a cascade of multiple layers</u> of nonlinear processing units for feature extraction and transformation. Each successive layer uses the output from the previous layer as input.
- <u>learn multiple levels of representations</u> that correspond to different levels of abstraction; the levels form a hierarchy of concepts.

\*참고: https://en.wikipedia.org/wiki/Deep\_learning#Definitions

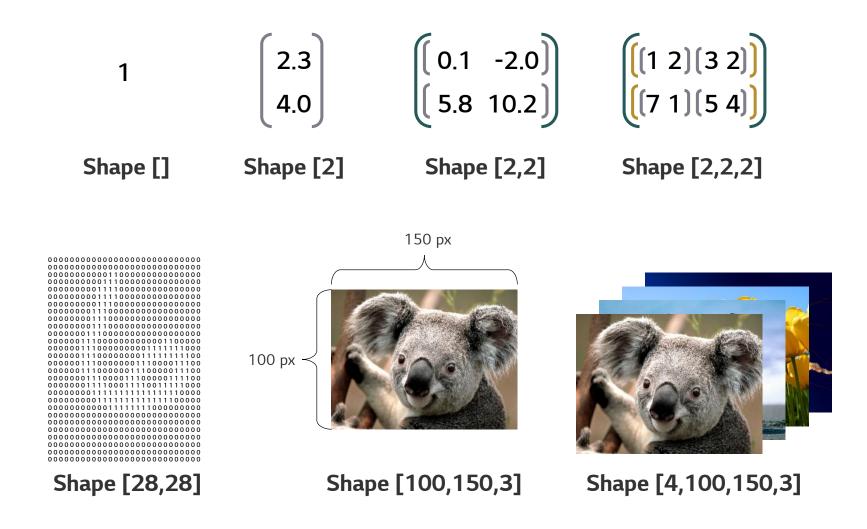
### 잠깐! 선형대수 기본상식

Tensor는 scalar, vector, matrix를 포함한 모든 dimension을 표현할 수 있다



### 잠깐! 선형대수 기본상식

Shape : 각 차원의 element 수

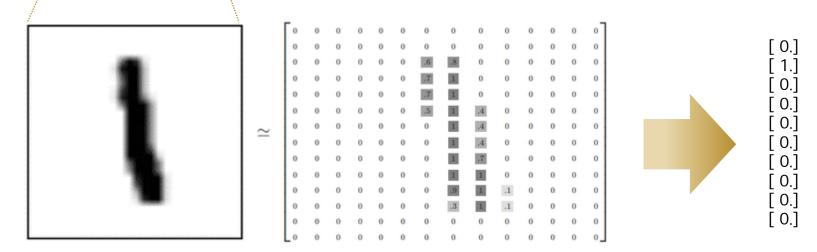


### 필기체 숫자(MNIST\*) 인식

### MNIST dataset



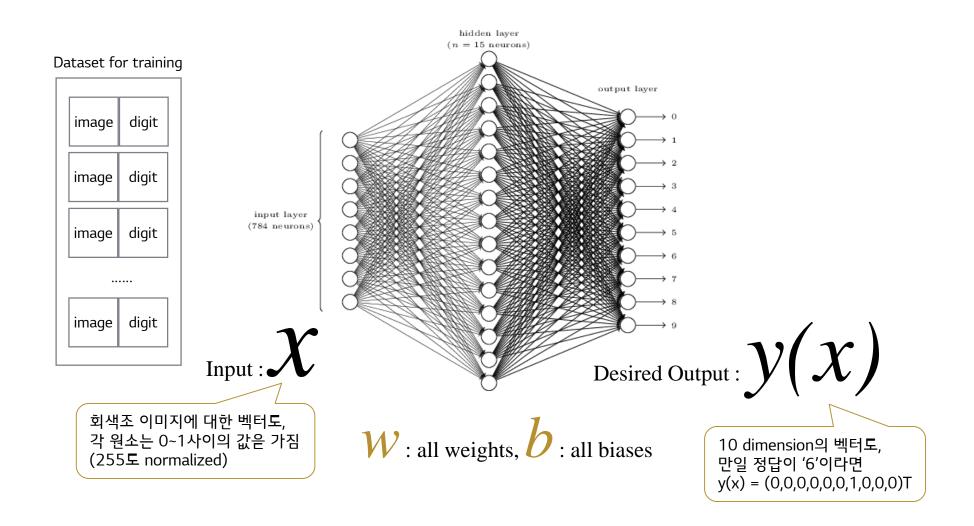
- ✓ 숫자의 각 이미지는 28\*28 흑백 이미지 (784픽셑)
- ✓ 정답 라벧(Ground Truth)은 길이 10의 열벡터



<sup>\*</sup> Modified National Institute of Standards and Technology 데이터셋으로 필기체 숫자 이미지 모음이며 60,000개의 트레이닝 이미지와 10,000개의 테스트 이미지를 포함

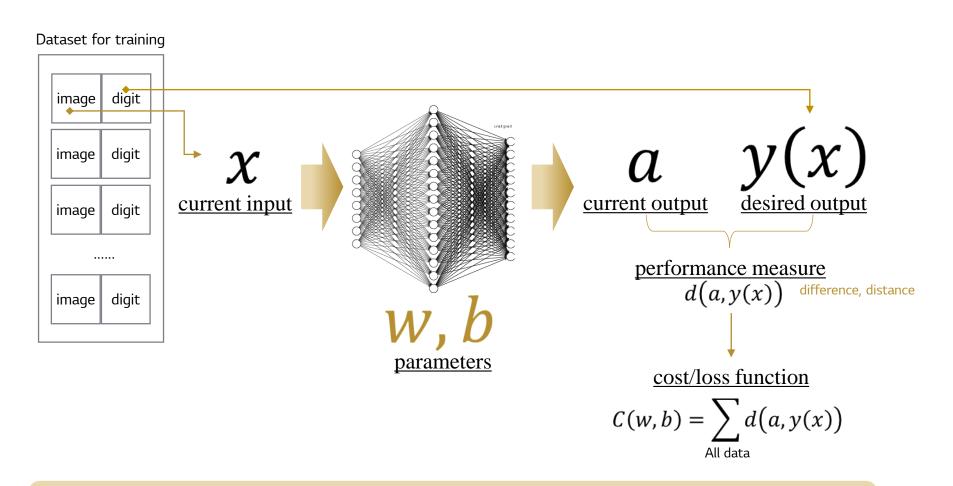
# 필기체 숫자(MNIST) 인식

### 인공신경망 학습시키기 = weights와 biases 찾기



### 필기체 숫자(MNIST) 인식

인공신경망 학습시키기 = weights와 biases 찾기



d(a,y(x))가 'a'와 'y(x)'의 차이른 나타내는 non-negative value라면, 학습의 목적은 C(w,b)=0 or  $minimize\ C(w,b)$ 이 되도독 하는 w, b 찾기이다.

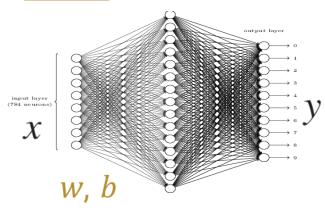
### 경사하강법: Gradient Descent

### Learning이란 어떻게 일어나는가?

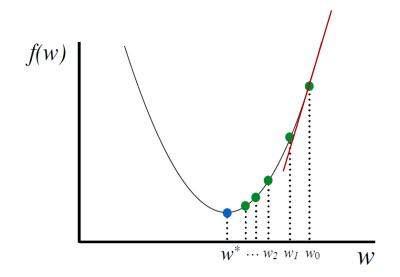
(Quadratic Cost function)

목적

모델의 예측값과 실제 정답값의 차이른  $\underline{\text{최소화}}$ 하는 파라미터(w, b) 구하기



input data	x
Parameter	w, b
모델의 예측값	а
실제 정답값	y
Cost Function	$(a,b)$ $1\sum_{n=1}^{\infty}(a,b)^2$

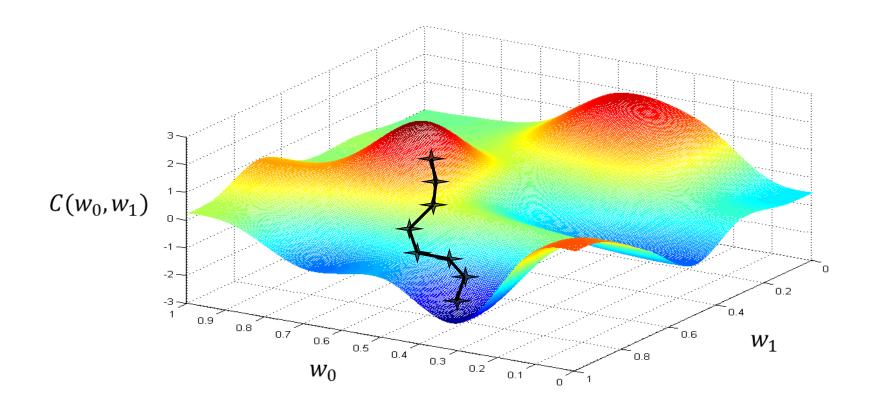




$$w_{j+1} \leftarrow w_j - \alpha \frac{\partial C(w)}{\partial w_j}$$

한 번에 최적의 parameter를 찾는 게 아니라 여러 번 좋은 방향으로 update 하며 '보정'해나가는 개념!

# 경사하강법: Gradient Descent

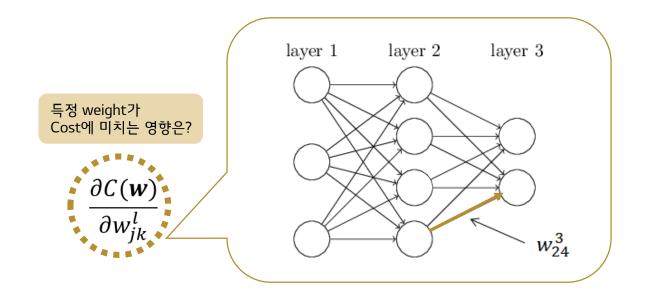


하지만 이런 parameter들이 단순히 weight 한두어개가 아니라 어어엄청(보통 몇백만~몇십억) 많이 있은 것이기 때문에.... 시각화는 묻돈 머릿속에서 상상하는것도 몹시 어렵습니다.

우리는 parameter 수 만큼의 다차원 실수공간 기울기 계산(미분...!)은 동해 한번에 고려해야 합니다.

### 오류역전파: Backpropagation

### 무수한 파라미터들.... Cost에 대한 기울기(Gradient)를 언제 다 구하지!?



다음과 같이 Error  $\delta$ 를 정의하자

$$\delta_j^l = \frac{\partial C}{\partial z_j^l}$$

l번째 레이어의 j번째 노드 output이 Cost에 미치는 영향

### Gradient를 <u>쉽고 빠르게</u> 구하도독 도와주는 Backpropagation의 4대 방정식

1. Error at the output layer	2. Error relationship between two adjacent layers	3. Gradient of C in terms of bias	4. Gradient of C in terms of weight
$\delta^L = \nabla_{\!a} \mathcal{C} \odot \sigma'(z^L)$	$ \delta^{l} = \sigma'(z^{l}) \odot \left( \left( w^{l+1} \right)^{T} \delta^{l+1} \right) $	$\nabla_{b^l} C = \delta^l$	$\nabla_{w^l} C = \delta^l (a^{l-1})^T$

Error  $\delta^L$ 은 구할 수 있다

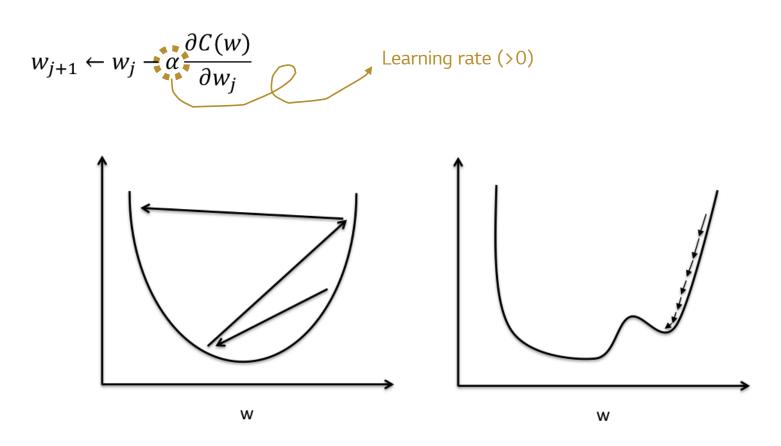
신경망의 맨 마지막 레이어 L에서의 (l+1)번째 레이어의  $Error \delta^{l+1}$ 를 알 수 있다면, l 번째 레이어의 Error  $\delta^l$ 도 구할 수 있다

l 번째 레이어의 Error  $\delta^l$ 를 안다면, l 번째 레이어의 bias와 weight에 대한 Gradient를 구할 수 있다



### Hyperparameter: Learning rate

파라미터 업데이트의 정도를 조절하는 learning rate



Large learning rate: Overshooting.

Small learning rate: Many iterations until convergence and trapping in local minima.

### 용어정리: Hyperparameter

학습하는 데 필요하지만, 학습은 되지 않는 하이퍼 파라미터

### Hyperparameters

- 모델의 capacity(or complexity)를 결정
- Training동안 학습되지 않음 → 사람(신경망 설계자)이 설정해줘야 함
- 예 : learning rate, weight decay, hidden size, layer 수, mini-batch size, feature 수 등..

$$w_{j+1} \leftarrow w_j - \alpha \frac{\partial C(w)}{\partial w_j}$$

### **Parameters**

- 모델에 의해 Training동안 학습됨 → 사람이 설정하는 것이 아니라, 데이터륻 동해 결정됨
- 예 : 인공신경망의 weights & biases 등..

# 용어 정리

Epoch, Iteration, Mini-batch size

1 epoch	모든 Training data가 한 번씩 forward pass와 backward pass륻 진행
1 iteration	한 번의 forward pass와 backward pass
Mini-batch size	한 iteration은 진행핟 Training data 예제의 수

예제

Training data 50,000건이 있고 mini-batch size가 1,000이라면 1 epoch을 수행하는 데 50 iteration이 진행된다.