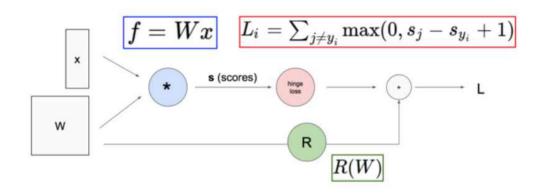
최민우

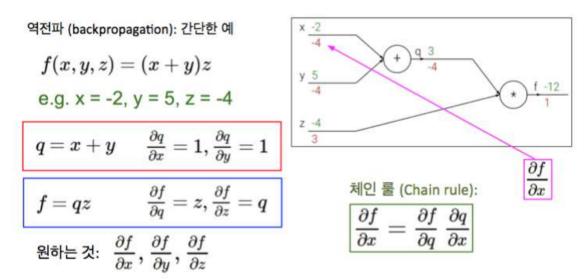
1.Computational Graph(계산 그래프)

계산 그래프 (Computational Graphs)

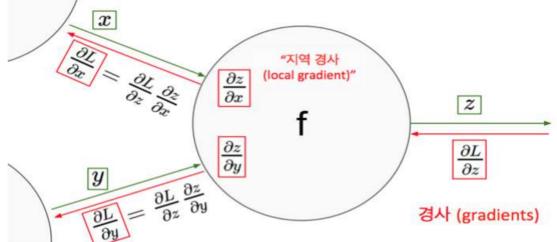


- 어떤 함수를 표현하기 위해서, 이런 종류의 계산 그래프를 사용할 수 있다.
- 일단 계산 그래프로 함수를 표현하면, 역전파(back propagation)라고 불리는 테크닉을 사용할 수 있다.
- 반복적으로 체인 룰(chain rule)을 사용해서, 계산 그래프의 모든 변수에 대해 경사를 계산한다.

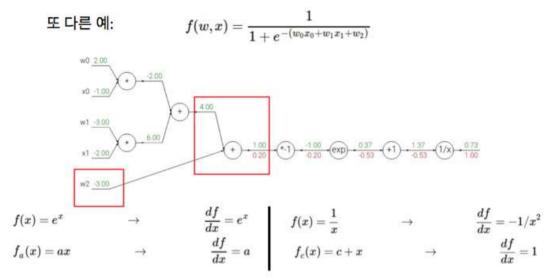
2.Back Propagation(역전파)



- 신경망의 각 노드가 가지고 있는 가중치(weight)와 편향(bias)을 학습시키기 위한 알고리즘



- 지역 경사(local gradient): x에 대한 z의 경사, y에 대한 z의 경사
- 업스트림 경사(upstream gradient): 각 노드에서 직접적인 출력에 대한 거꾸로 가는 경사



- 역전파(back propagation) 심화

역방향 흐름 속의 패턴

add 게이트:

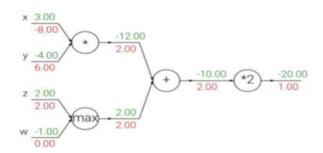
경사 분배기 (gradient distributor)

max 게이트:

경사 라우터 (gradient distributor)

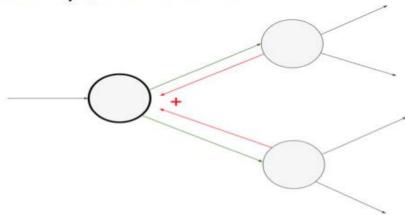
mul 게이트:

경사 스위처 (gradient switcher)



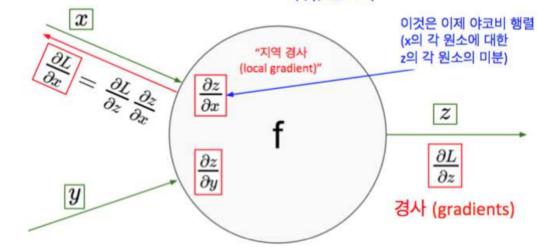
- add 게이트, max 게이트, mul 게이트(multiply: 곱하기)

가지 (branches)에서 경사 더하기

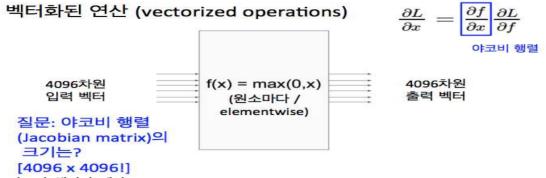


- 하나의 노드가 여러 개의 노드로 연결될 때, 이 노드에서 경사들이 더해진다.
- 가지(branches)에서 다변수 체인 룰(multi-variable chain rule)을 사용해서, 이 노드들에 서부터 올라오는 업스트림 경사의 값을 계산한다.
- 업스트립 경사를 모두 더하여, 총 업스트림 경사(total upstream gradient)를 얻는다.

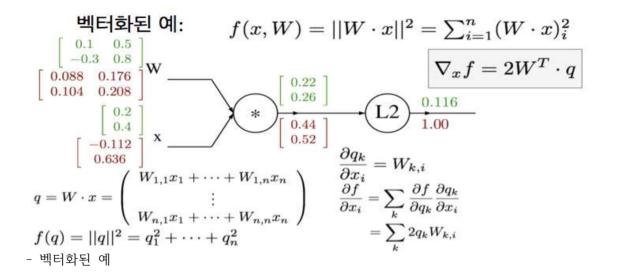
벡터화된 코드 (vectorized code)를 위한 경사 (x, y, z는 벡터)



- 스칼라(scalar)인 경우는 다 봤고, 벡터(vector)인 경우를 살펴본다.
- 변수가 x, y, z는 단지 숫자가 아니라, 각각 벡터를 가진다.
- 전체적인 흐름은 동일하지만, 경사가 야코비 행렬(Jacobian matrix)이 된다.
- 모든 항목들의 미분을 포함하는 행렬이 된다.



- 야코비 행렬의 계산

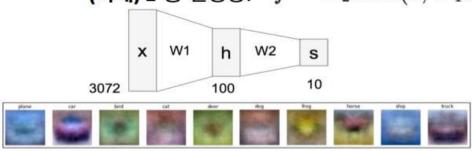


3.Neural Network(신경망)

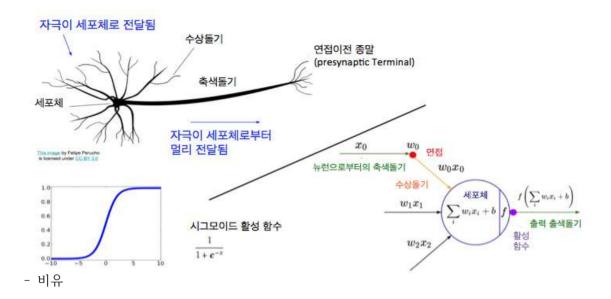
신경망: 뇌와 상관 없이

(이전) 선형 점수 함수: f=Wx

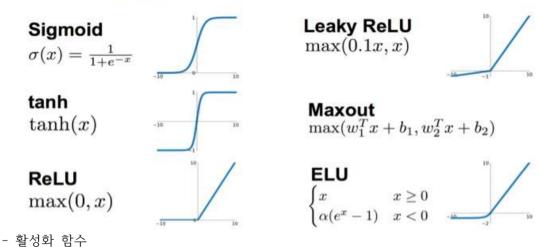
(이제) 2-층 신경망: $f = W_2 \max(0, W_1 x)$



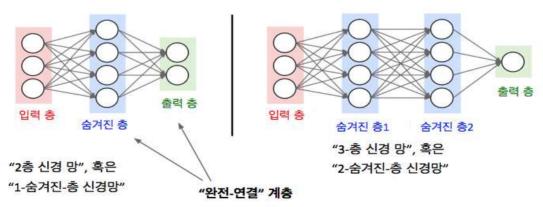
- 생물학의 신경망 개념을 빌려왔다.
- 생물학적 지식을 필요로 하지 않는다.(함수로서의 신경망)
- 2개의 계층(Layer)으로 된 신경망



활성 함수 (activation functions)



신경망: 아키텍처



- 완전 연결층(fully connected layer) : 2층 신경망, 3층 신경망