15주차_다중 클래스 분류 및 프로그래밍 프레임워크 소개

링크 https://velog.io/@pehye89/Euron-15주차-다중-클래스-분류-및-프로그래밍-프레임워크-소개

1 more property

7. 다중 클래스 분류

Softmax

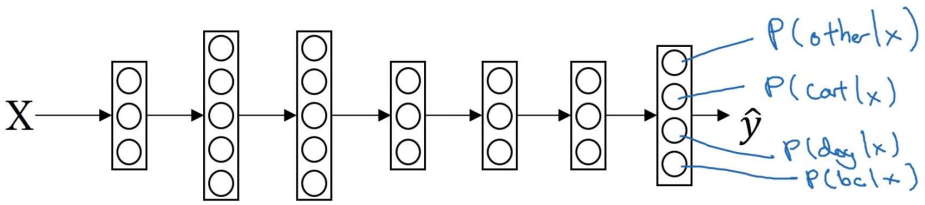
- 로지스틱 회귀를 일반화한 소프트맥스 함수
- 두 개의 클래스가 아닌 여러 클래스나 C 중 하나를 인식할 때 예측에서 사용할 수 있다

고양이, 개, 병아리 분류

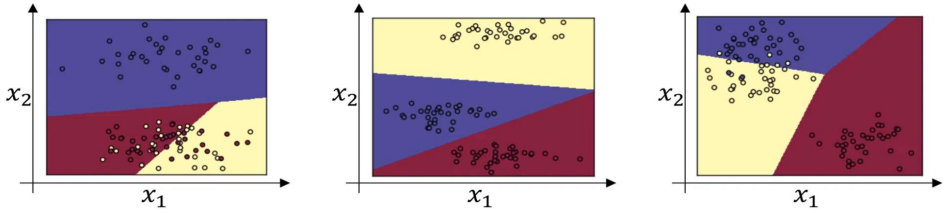
$3 \quad 1 \quad 2 \quad 0 \quad 3 \quad 2 \quad 0 \quad 1$

- 여기서 C를 클래스의 갯수라고 하자
- 그렇다면 출력층이 총 4개이며, 각 클래스가 될 확률을 알려주는 신경망을 만들 수 있다.
- 모든 출력층들의 결과, 즉 $\hat{y}$의 합은 1이 되어야할 것이다.

Softmax Activation Function



- 마지막 층에서 z를 계산한 후, activation function이 아닌 softmax function을 통과하게 될 것이다.
- $t = e^{z^{[L]}}$ where its shape is $(4, 1)$
- $a^{[L]} = \frac{e^{z^{[L]}}}{\sum_{j=1}^{4} t_i}$, where its shape is $(4, 1)$
  - $a_i^{[l]} = \frac{t_i}{\sum_{j=1}^{4} t_i}$
- 즉, z값에 e를 취해서 임시변수 t값을 계산하여 정규화하 a를 계산하는 과정을 **softmax activation function**으로 요약할 수 있다.
- 이전 활성화 함수는 실수를 입력받아 실수를 결과로 출력했지만, 이 소프트맥스 활성화 함수에 특이한 점은 (4,1) 벡터를 받아 (4,1) 벡터를 출력함에 있다.



만약 은닉층이 없고 x를 바로 소프트맥스 함수에 적용시킨다고 하면, (클래스가 2개 이상인) 선형 기준을 갖고 있는 로지스틱 회귀의 일반적인 형태로 학습한다.

> 💡 만약 훨씬 복잡해진다면 비선형 형태가 될 수는 있지만, 대부분의 모델에서 중요한 것은 클래스들 사이의 경계가 선형이라는 것

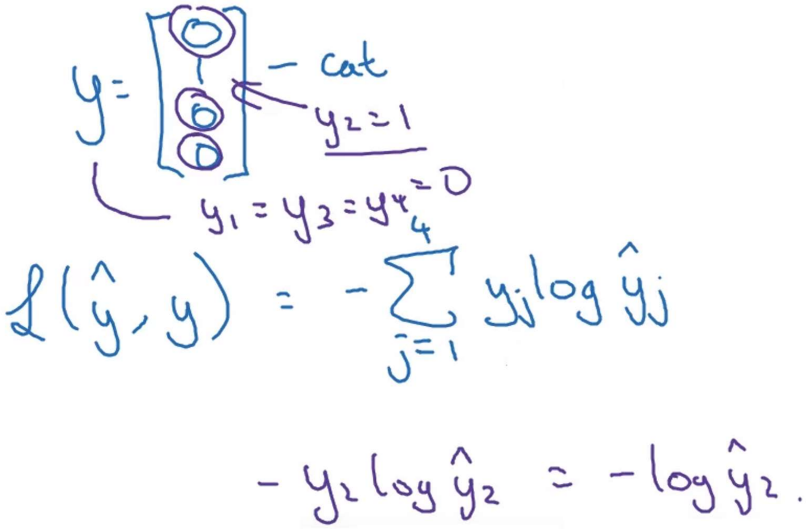
Softmax Classifier 훈련

$$z^{[L]} = \begin{bmatrix} 5 \\ 2 \\ -1 \\ 3 \end{bmatrix} \qquad \mathrm{t} = \begin{bmatrix} e^5 \\ e^2 \\ e^{-1} \\ e^3 \end{bmatrix}$$

$$g^{[L]}(z^{[L]}) = \begin{bmatrix} e^5/(e^5+e^2+e^{-1}+e^3) \\ e^2/(e^5+e^2+e^{-1}+e^3) \\ e^{-1}/(e^5+e^2+e^{-1}+e^3) \\ e^3/(e^5+e^2+e^{-1}+e^3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.842 \\ 0.042 \\ 0.002 \\ 0.114 \end{bmatrix}$$

> 💡 Softmax regression generalizes logistic regression to C classes.
> If $C = 2$, when we apply softamx, the result is reduced to logistic regression.

손실함수 Loss Function



- 여기서 y 값에서 "정답"이 1이면, 나머지 값들이 0일 것이다.
- 그렇다면 이 값을 통해 loss값을 계산할 때 y_i의 합을 구할 때, 특정 y_i(이 예시는 y_2)를 제외하면 다 0이기 때문에 결국 y_2를 사용하는 것과 같을 것이다.

- 그렇기에 훈련세트에 대응하는 출력값의 확률을 가장 키우는 것이 목표이다.
- 이 논리는 통계학의 최대우도추정과 유사하다 (Maximum Likelihood)

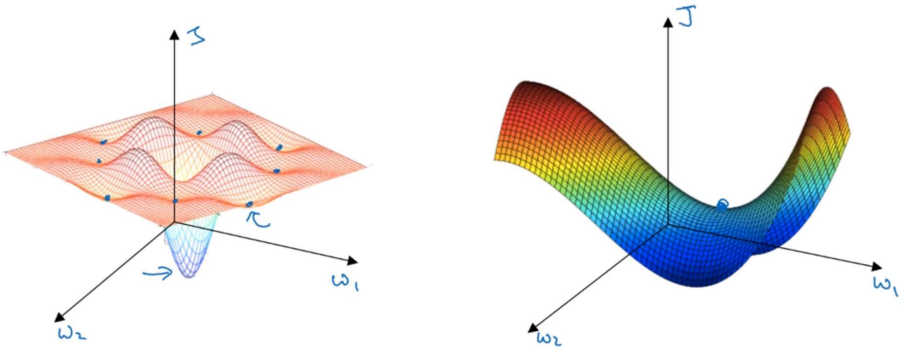
경사하강법 Back Propagation

- 정방향 전파에서는 z값을 계산하여 (shape은 $(4,1)$) a를 계산하고, 이 $a=\hat{y} \rightarrow L(\hat{y},y)$로 손실함수를 계산했다.
- 역방향 전파에서 중요한 것은 dz를 계산할 때, 이 미분값이 $(C,1)$ 벡터들의 차이이기 때문에 결과도 $(C,1)$가 될 것을 기억하는 것이다.

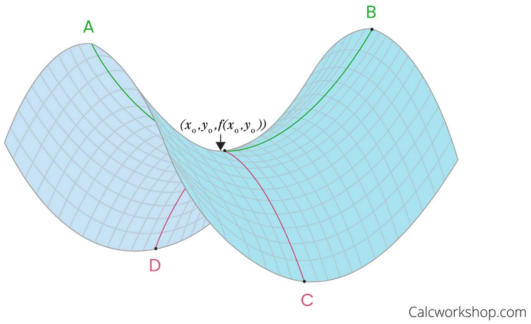
  $dz^{[L]}=\hat{y}-y$
- 만약 `tensorflow`를 사용하게 된다면, 정방향 전파에 집중해도 알아서 미분 계산을 해줄 것이다.

8. 프로그래밍 프레임워크 소개

지역 최적값에 대한 문제

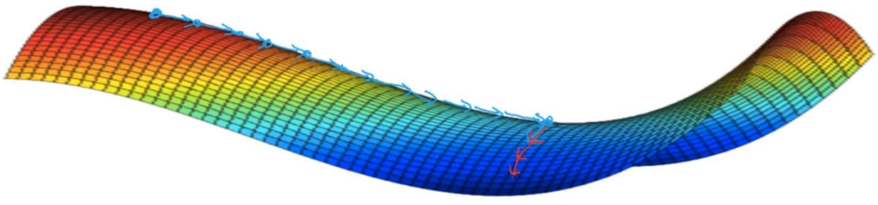


- 그동안 지역 최소값에 대한 문제는 왼쪽의 그림처럼 묘사되었다.
- 하지만 더 깊고 복잡한 고차원의 신경망이 다뤄지면서, 실제로는 오른쪽과 같은 형태가 더 자주 나타난다는 것을 알게되었다.



source

- 여기서 나오는 것은 지역 최소값이 아닌 안장점(saddle point)이며, 이 안장점은 convex와 concave 형태로 이뤄져있다.
- 안정지대(plateaus), 즉 미분값이 0에 가까운 값들이 많는 부분은 학습을 느리게 하기 때문에 문제가 된다.
- 이 문제는 단순히 0에 가까운 값으로 움직이는 것이 아닌, 모멘텀이나 RMSProp, Adam 등에 알고리즘을 통해 왼쪽이나 오른쪽에 무작위로 가게 된다면 더 빠르게 이 안정지대를 벗어날 수 있을 것이다.



💡 만약 충분히 큰 고차 신경망을 학습할 때는 지역 최소값이 아닌 안정지대를 벗어날 수 있느냐가 더 많이 문제가 된다.

Tensorflow

$$J(w) = w^2 - 10w + 25 = (w-5)^2$$

위 공식을 최소화하는 w의 값은 5일 것이다. 이것을 모른다는 가정을 하고 텐서플로우가 어떻게 이 식을 최소화하는지 알아보자.

- 텐서플로우는 장점 손실함수만 정의해놔도 경사하강법과 optimizer를 자동으로 해준다는 것이다.
- 텐서플로우에서 손실함수를 정의한다는 것은, 텐서플로우가 계산 그래프를 그리도록 하는 것이다.

```
import numpy as np import tensorflow as tf # w를 0으로 초기화 시켜주는 것 # 우리가 최적화하고 싶은 변수 w = tf.Variable(0, dtype=tf.float32) # 비용함수를 정의 cost = tf.add(w**2, tf.multiply(-10,w), 25) # cost = w**2 - 10*w + 25 로도 가능하다 # 경사하강법을 사용하여 비용함수를 최소화하는 학습 알고리즘 train = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.01).minimize(cost)
```

```
init = tf.global_variables_initializer() session = tf.Session() session.run(init) # 아직 아무것도 학습시키지 않았기 때문에 결과는 여전히 0일 것이다. print(session.run(w)) # 0.0 # 이 위의 코드는 관용적으로 쓰인다. # 위 코드가 아닌 아래와 같은 코드를 사용하는 프로그래머들도 있다 # 같은 결과를 의미하지만, with를 사용하는 것이 파이썬을 사용할 때 오류나 예외의 경우 더 깔끔하다. with tf.Session() as session: session.run(init) print(session.run(w))
```

```
# 1번의 경사하강법 후의 w의 값을 계산 session.run(train) print(session.run(w)) #0.1
```

```
# 1+1000번의 경사하강법 후의 w의 값을 계산 for i in range(1000): session.run(train) # 정답인 5에 매우 가까워졌다는 것을 알 수 있다 print(session.run(w)) # 4.9999
```

- 이 예시에서는 w에 관해 고정된 함수를 최소화한다.
- 이제 학습 데이터의 역할을 하는 x를 정의해준다.

```
coefficient = np.arrfay([[1.], [-10], [25.]]) w = tf.Variable(0, dtype=tf.float32) # placeholder는 나중에 값을 정의해줄거라고 미리 말해주는 것과 같다 x = tf.placeholder(tf.float32, [3,1]) cost = x[0][0]*w**2 + x[1][0]*w + x[2][0] train = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.01).minimize(cost) init = tf.global_variables_initializer() session = tf.Session() session.run(init)
```

```
# 이렇게 한다면 coefficient를 쉽게 바꿀 수 있게 한다 session.run(train, feed_dict={x:coefficient}) print(session.run(w)) for i in range(1000): session.run(train, feed_dict={x:coefficient}) print(session.run(w))
```