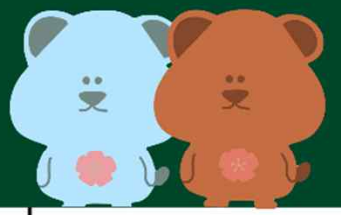


2. 신경망 네트워크의 정규화

Euron 6기 중급팀 강민정

EWHA EURON

01 정규화

EWHA EURON

정규화, norm 개념

- high variance 해결 방안: training set 늘리기 // But 많은 비용 필요

  ⇒ **정규화 (Regularization)** !

- **norm** : 벡터의 크기(magnitude)의 측정 방법

1. **L1 norm** : 벡터의 모든 성분의 절댓값의 합
2. **L2 norm** : 두 벡터(점) 사이의 직선 거리

$$e.g.\ x = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix}$$

- $\|x\|_1 = |2| + |3| + |4|$
- $\|x\|_2 = \sqrt{(2)^2 + (3)^2 + (4)^2}$

로지스틱 회귀에서의 정규화

- 로지스틱 회귀의 비용함수 $J(w,b) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)})$

w, b: 매개변수

$w \in \mathbb{R}^{n_x}$: n차원의 매개변수 벡터

$b \in \mathbb{R}$: 실수

1. **L2 정규화** (일반적으로 L2 정규화 사용)

   : 기존 비용함수에 L2 norm 추가

$$J(w,b) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) + \frac{\lambda}{2m}\|w\|_2^2$$

$\|w\|_2^2$: w^2의 L2 norm = (w의 L2 norm)^2

$$= \sum_{j=1}^{n_x} w_j^2 = w^T w$$

2 : 스케일링 상수

2. **L1 정규화**

   : 기존 비용함수에 L1 norm 추가

$$J(w,b) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) + \frac{\lambda}{2m}\|w\|_1$$

$\|w\|_1$: w의 L1 norm

$$= \sum_{j=1}^{n_x} |w_j|$$

   - W will be sparse(희소해짐) = 0 값 많아짐 → 모델 압축에 도움됨

- λ : 정규화 매개변수 – 하이퍼 파라미터 (설정 필요)
  - 주로 개발 세트/교차 검증 세트 사용
  - 다양한 값 시도 → 최적 값 찾기

Q. w에 관한 정규화만 시행하는 이유?

A. b에 관한 정규화도 가능하나 주로 생략

(대부분의 매개변수가 w에 존재하기 때문에 실질적 차이 X)

신경망에서의 정규화

- 기존 비용함수에 L2 정규화 추가

$$J(w^{[1]}, b^{[1]}, ..., w^{[l]}, b^{[l]}) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) + \frac{\lambda}{2m}\sum_{l=1}^{L}\|w^{[l]}\|_F^2$$

- Frobenius norm : 행렬의 L2 norm = 행렬의 원소 제곱의 합

$$\|w^{[l]}\|_F^2 = \sum_{i=1}^{n^{[l]}}\sum_{i=1}^{n^{[l-1]}}(w_{ij}^{[l]})^2$$

경사하강법 구현

- 기존

$dw^{[l]} = \frac{\partial J}{\partial w^{[l]}}$ = (from 역전파) : w에 대응하는 J의 편미분 값

$w^{[l]} := w^{[l]} - \alpha dw^{[l]}$

- 정규화 추가

$dw^{[l]}$ = (from 역전파) + $\frac{\lambda}{m}w^{[l]}$

$$\begin{aligned} w^{[l]} &:= w^{[l]} - \alpha dw^{[l]} \\ &= w^{[l]} - \alpha[\text{(from 역전파)} + \frac{\lambda}{m}w^{[l]}] \\ &= w^{[l]} - \frac{\alpha\lambda}{m}w^{[l]} - \alpha \text{ (from 역전파)} \\ &= (1 - \frac{\alpha\lambda}{m})w^{[l]} - \alpha \text{ (from 역전파)} \end{aligned}$$

: weight에 1보다 작은 값이 곱해짐 ⇒ ***weight decay***

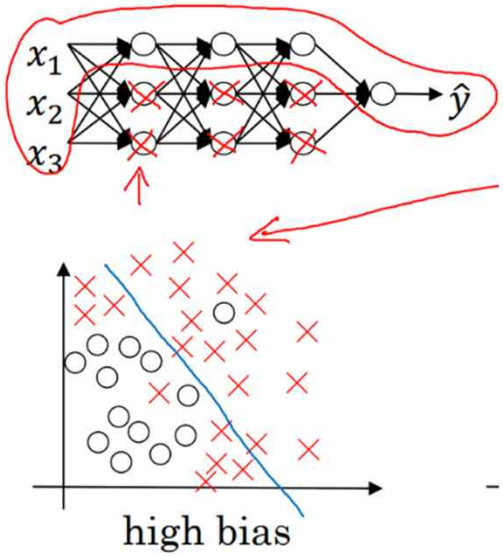
EWHA EURON

02 정규화가 과대적합 줄이는 이유

정규화가 과대적합 줄이는 이유

1. 가중치 행렬을 0에 가깝게 설정

비용 함수 $J(w^{[l]}, b^{[l]}) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) + \frac{\lambda}{2m}\sum_{l=1}^{L}\|w^{[l]}\|_F^2$

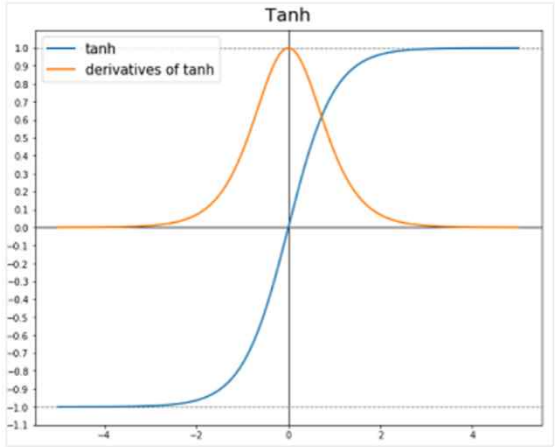


- λ ⬆ → w ≈ 0→ 많은 은닉 유닛의 영향력 ⬇ (0에 가깝)

  ⇒ 간단하고 작은 신경망 만들어짐
- 적절한 λ 찾아야 함!

2. tanh 활성화 함수에서의 선형 네트워크 생성

$g(z) = tanh(z)$



- z가 작으면, tanh의 선형 영역을 사용

λ ⬆ → $w^{[l]}$ ⬇ → $z^{[l]}$ ⬇ $(z^{[l]} = w^{[l]}a^{[l-1]} + b^{[l]})$

- g(z)가 1차 함수에 가까워짐

→ 모든 층도 선형 회귀에 가까운 거의 직선의 함수

→ 전체 네트워크도 선형 함수만을 계산

⇒ 과대적합과 같이 복잡한 결정 내릴 수 없음

03 드롭아웃 정규화

EWHA EURON

Drop out

- 드롭아웃 : 신경망의 각 층에 대해 노드 삭제할 확률 설정 ⇒ 간소화된 네트워크로 학습

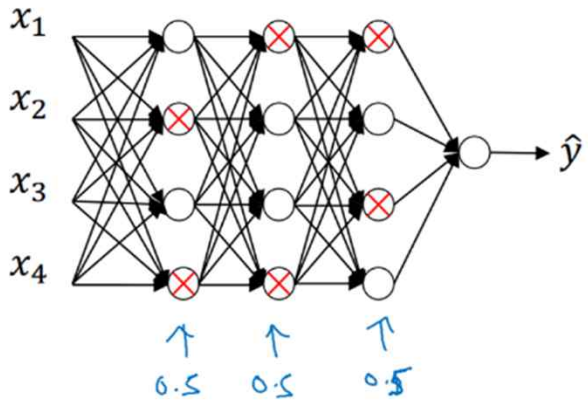
- 과정

무작위로 노드 & 해당 노드의 모든 링크 삭제 ⇒ 네트워크 간소화

→ 하나의 샘플 역전파 훈련

→ 각 훈련 샘플에서 노드 삭제 & 역전파 훈련 반복

⇒ 모든 샘플에서 더 작은 네트워크를 훈련



inverted drop out(역 드롭아웃)

1.

```
# illustrate with layer L=3
keep_prob = 0.8
d3 = np.random.rand(a3.shape[0], a3.shape[1]) < keep_porb
```

- `np.random.rand()` : 입력한 shape에 맞는 난수 생성
  - **범위**: 0~1
  - **분포**: uniform
- d3 **벡터**: 어떤 노드를 0으로 만들지 결정 — 정방향/역방향 모두

  `keep_prob` 보다 작으면 True(1) ↔ 크면 False(0)

  ⇒ P(1) = 0.8 ↔ P(0) = 0.2

📌 각 훈련 샘플에서의 반복마다 **0이 되는 은닉 유닛은 무작위로 달라져야** 함

2.

```
a3 = np.multiply(a3, d3) # a3 *= d3
```

- `np.multiply` : array의 elementwise multiply 수행

  a3과 d3의 element끼리 곱셈 (a3 & d3 : 동일 shape)
- d3에서 0 → 대응되는 a3에서도 곱해지면 0 됨

  ⇒ (1 - `keep_prob`) 의 확률로 a3의 element가 0으로 바뀜

3.

★ Inverted dropout ★

```
a3 /= keep_prob
```

a3 — 50개의 유닛 * **차원**: (50, 1), 벡터화하면 (50, m)

→ 평균적으로 10개 units 삭제 (0의 값 가짐)

→ $z^{[4]} = w^{[4]}a^{[3]} + b^{[4]}$: 그대로 두면 **z의 기댓값 감소**

→ z의 기댓값 (+ **a의 기댓값**) **유지**하기 위해 `keep_prob` 으로 나눔

test

- 드롭아웃 사용 X (예측해야 하기 때문에 랜덤 결과 X)
- 역 드롭아웃

  → 테스트에서 스케일링 매개변수 추가할 필요 없어 편리

EWHA EURON

04 드롭아웃의 이해

EWHA EURON

Drop out

- dropout에 의해 input이 매번 무작위로 삭제됨

  → unit이 어떤 input feature에도 의존할 수 없음

  = 한 input에 매우 큰 가중치 부여하지 않음

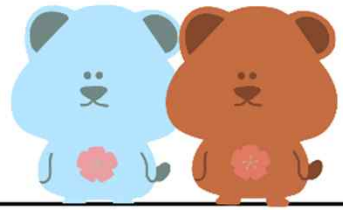
  = 각 input에 가중치 분산

  → W(가중치)의 norm의 제곱값이 감소

  ⇒ overfitting 방지에 도움

- keep_prob: 각 층마다 다르게 설정 가능
  - 매개변수 많은 층 = overfitting 우려 높음 : 상대적으로 낮은 확률 부여
  - overfitting 우려 적은 층 : 더 높은 값 설정 가능
  - input layer에도 설정 가능하나, 거의 하지 않음

THANK YOU



EWHA EURON