딥러닝 스터디 2주차

학습 관련 기술들 Part 3~5

변영무

순서

6-3. 배치 정규화

6-4. 오버피팅

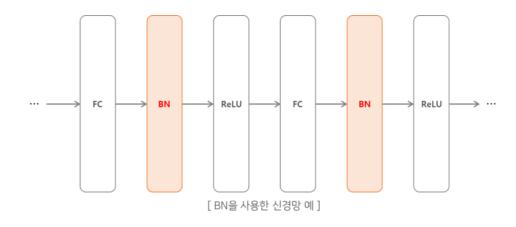
6-5. 하이퍼 파라미터 최적화

6-3. 배치 정규화

- 활성화 값을 어떻게 고르게 분포시킬까?
 - -> Xavier, He 초기값

- 활성화 값을 고르게 퍼지도록 강제하자
- -> 배치 정규화

6-3. 배치 정규화란?



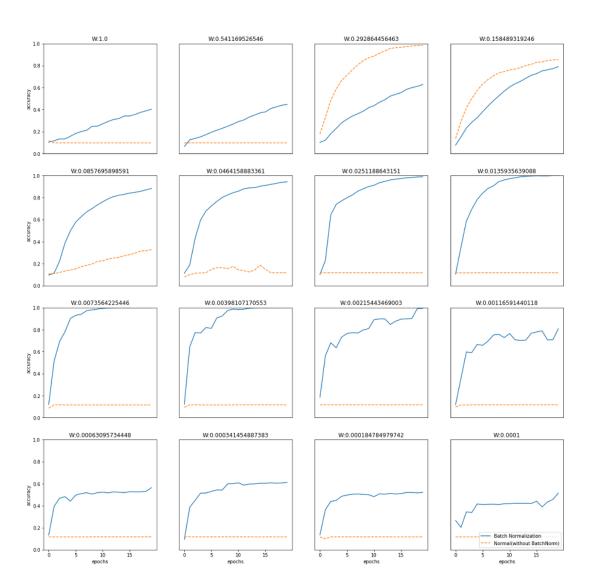
$$\mu_{\mathcal{B}} \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_{i} \qquad \text{// mini-batch mean} \qquad \widehat{x}_{i} \leftarrow \frac{x_{i} - \mu_{\mathcal{B}}}{\sqrt{\sigma_{\mathcal{B}}^{2} + \epsilon}} \qquad \text{// normalize}$$

$$\sigma_{\mathcal{B}}^{2} \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (x_{i} - \mu_{\mathcal{B}})^{2} \text{// mini-batch variance} \qquad y_{i} \leftarrow \gamma \widehat{x}_{i} + \beta \qquad \text{// scale and shift}$$

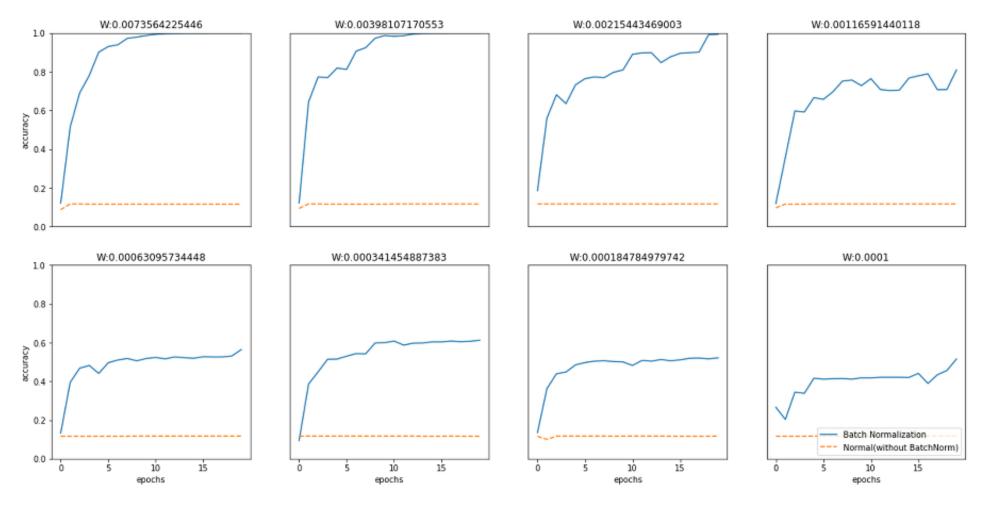
6-3. 배치 정규화의 장점

- 학습 속도 개선
- 초기값 선택에 의존하지 않는다
- 오버피팅 감소

6-3. **배치 정규화**의 효과



6-3. **배치 정규화**의 효과



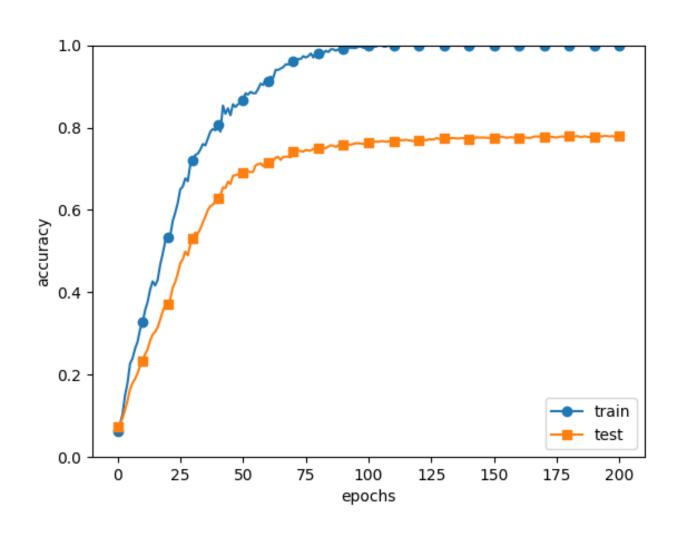
초기값이 잘못 설정된 경우

6-4. 오버피팅

Train set에 지나치게 적응된 상태

- 매개변수가 많고 표현력이 높은 모델
- 훈련 데이터가 적을 때

6-4. **오버피팅** 그래프



- 300개의 Data Set
- 7 Layer Network

6-4. **오버피팅** 해결 방법

• 가중치 감소

• 드롭 아웃

6-4. 오버피팅 - 가중치 감소

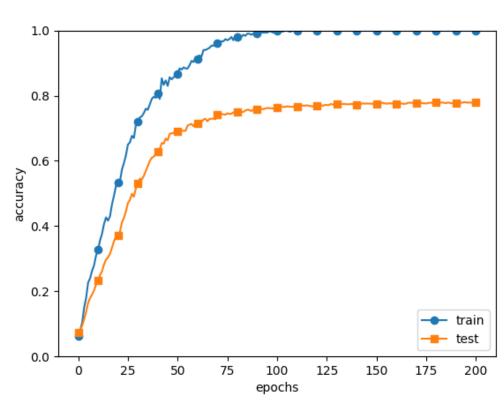
- 오버 피팅의 원인: 큰 가중치
- -> 큰 가중치에는 상응하는 패널티를 주자

6-4. 오버피팅 - 가중치 감소

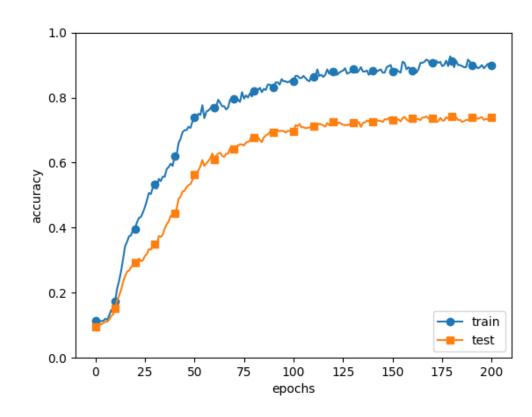
• ex)

$$C(x)$$
 + $\frac{1}{2}$ W^2
 손실 함수 정규화 세기 조절

6-4. 오버피팅 - 가중치 감소

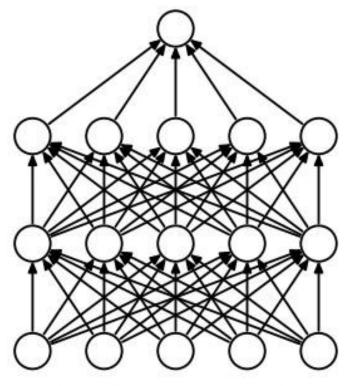


가중치 감소 전

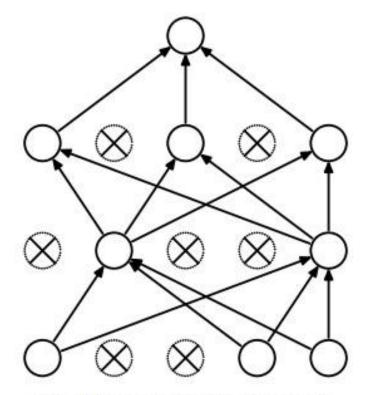


가중치 감소 후

6-4. 오버피팅 - 드롭 아웃

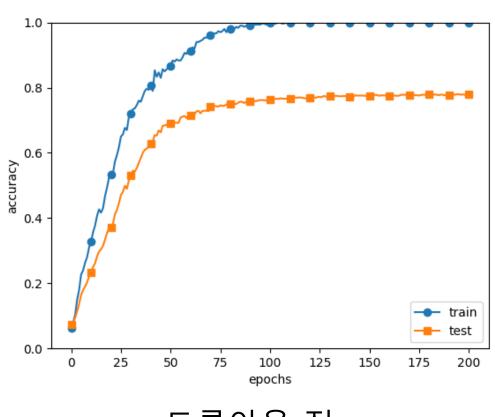


(a) Standard Neural Net

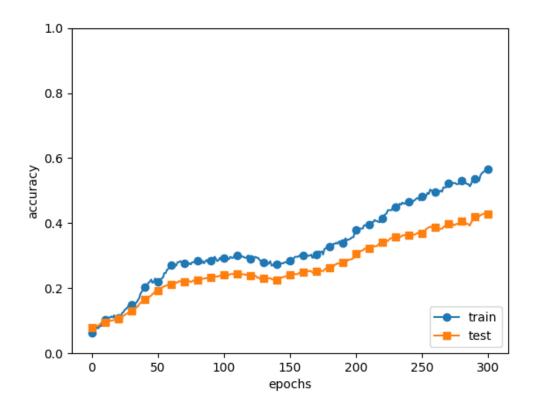


(b) After applying dropout.

6-4. 오버피팅 - 드롭 아웃

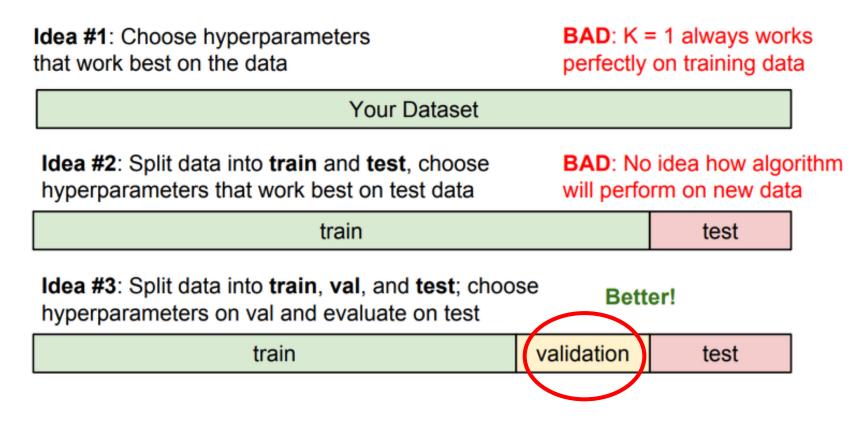


드롭아웃 전



드롭아웃 후

6-5. 하이퍼 파라미터 최적화

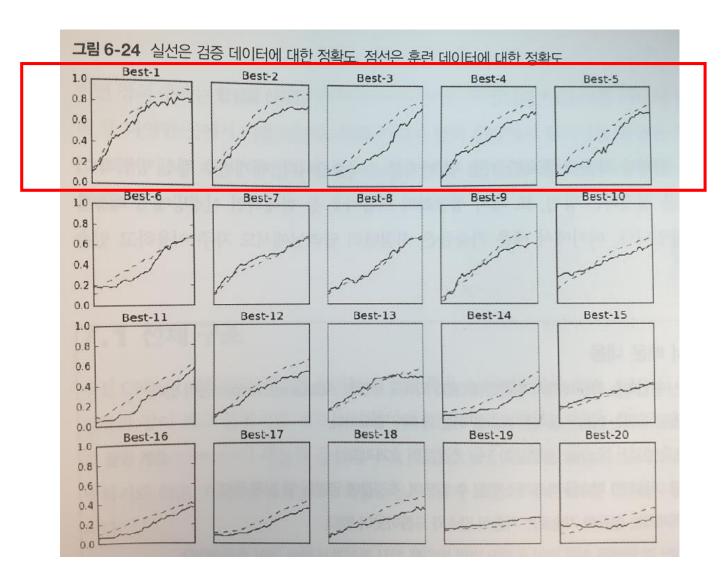


최적의 하이퍼 파라미터를 찾을 data set

6-5. 하이퍼 파라미터 최적화

- 1. 하이퍼 파라미터 값의 범위 설정
- 대략적으로 지정하는 것이 효과적 (ex, Log scale)
- 2. 하이퍼 파라미터 값 무작위 추출
- 3. 2단계에서 추출한 값으로 학습 후 정확도 평가
- epoch 작게 지정 (빠른 학습)
- 4. 1~3단계 반복하여 하이퍼 파라미터 범위 좁힘

6-5. 하이퍼 파라미터 최적화



이 범위 내에서 하이퍼 파라미터 선택

Q&A