

멀티미디어설계 HW4 보고서

19010692 이준호

보고서 순서

1. 조정한 하이퍼 파라미터
2. 적절한 변수 찾는 과정
 - 합성 레이어의 채널 수
 - 커널의 크기
3. 최종 평가

1. 조정된 하이퍼 파라미터

1. 합성곱 레이어의 채널 수

- 채널 수가 늘어날수록 다양한 특징을 추출 가능하며 성능이 향상되지만
학습해야 할 파라미터 수가 증가하여 학습시간이 길어지고 더 많은 메모리가 필요함
- 모델의 복잡도가 증가하여 과적합의 위험이 커짐

2. 커널의 크기

- 합성곱 레이어에서 사용되는 필터의 크기로 크기를 증가시킬 경우 더 넓은 영역의 정보를 학습함
- 합성곱 레이어 채널 수와 마찬가지로 계산 비용이 커지고 과적합의 위험이 있음

```
self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels = 1, out_channels = 32, kernel_size = 3, stride = 1, padding = 'same')  
self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels = 32, out_channels = 64, kernel_size = 3, stride = 1, padding = 'same')
```

3. 적절한 변수 찾는 과정 1 - 합성 레이어의 채널 수

| 합성 레이어의 채널 수 | Channels(1/32/64) | Channels(1/64/128) | Channels(1/16/32) | Channels(1/16/64) |
|--------------|-------------------|--------------------|-------------------|-------------------|
| 평균 정확도 | 99.17 | 99.21 | 99.04 | 99.17 |
| 최대 정확도 | 99.26 | 99.32 | 99.34 | 99.32 |

다른 하이퍼 파라미터는 과제 예시와 동일하게 진행했다.

총 10회 씩 반복하여 평균 정확도를 정리해봤을 때, Channels(1/64/128) 일 때 가장 높은 정확도가 출력되었다.

확실히 채널 수가 늘어남에 따라 성능도 향상되는 결과가 확인되었다.

3. 적절한 변수 찾는 과정 2 - 커널의 크기

| 커널의 크기 | 3 | 5 | 7 |
|--------|-------|-------|-------|
| 평균 정확도 | 99.15 | 99.21 | 99.19 |
| 최대 정확도 | 99.27 | 99.36 | 99.33 |

커널의 크기도 합성 레이어의 채널 수와 비슷하게 증가할수록 성능도 미세하게 좋아지는 결과가 보였다.

하지만 사이즈가 7 인 경우는 오히려 과적합이 발생한 것으로 확인됩니다.

일반화 능력이 감소하여 성능이 떨어진 것 같습니다.

3. 최종 평가

```
self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels = 1, out_channels = 64, kernel_size = 5, stride = 1, padding = 'same')  
self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels = 64, out_channels = 128, kernel_size = 5, stride = 1, padding = 'same')
```

```
Test set Accuracy : 99.41%  
Update  
Test set Accuracy : 99.25%  
Test set Accuracy : 99.35%  
Test set Accuracy : 99.24%  
Test set Accuracy : 99.37%  
Test set Accuracy : 99.32%  
Test set Accuracy : 99.34%  
Test set Accuracy : 99.27%  
Test set Accuracy : 99.08%  
Test set Accuracy : 99.16%
```

합성 레이어의 채널 수는 Channels(1/64/128) 일 때 평균 정확도가 가장 높게 측정되었다.

또, 커널 사이즈는 5일 때 가장 높은 평균 정확도를 보여 두 하이퍼 파라미터를 종합하여 최종 평가를 진행해보았다.

최종적으로 10번 평균 **99.28** 의 정확도가 출력되었고, **99.41** 로 가장 높은 정확도 값을 저장했다.

3. 최종 평가

MNIST 데이터 셋을 학습 시킬 때 적절한 하이퍼 파라미터를 찾는 것에 집중하여 프로젝트를 진행해보았다.

그 결과 합성 레이어의 채널 수는 Channels(1/32/64) 일 때 보다 Channels(1/64/128) 일 때 점차 더 복잡한 특징을 학습할 수 있었고 모델의 일반화 능력도 잘 보여줬다고 생각한다.

또, 커널 사이즈도 3에 비해 5일 때 적절한 크기의 공간적 컨텍스트를 제공하여 충분히 세밀한 특징을 추출했다고 생각한다.

종합적으로 가장 적합한 두 개의 파라미터를 조절했을 때 더 향상된 결과를 보여줬다.

녹화 영상 링크

<https://youtu.be/CmI1kVzkmPA>