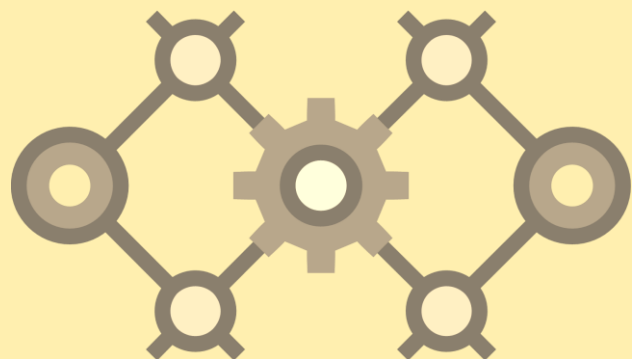


Python을 활용한 이미지 분석

3. 심층 신경망 훈련



심층 신경망 훈련

01 옵티마이저

02 모델 컴파일

03 드롭아웃



1

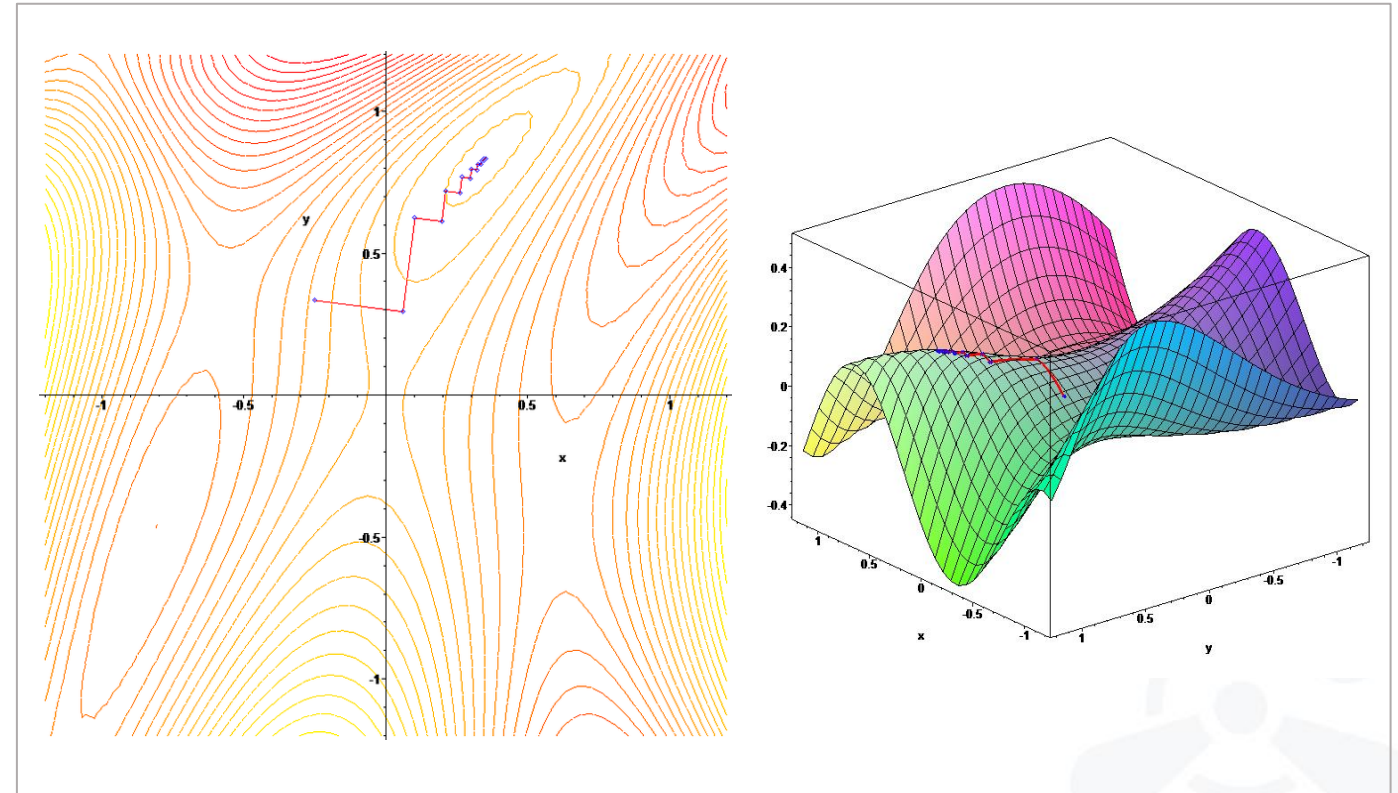
옵티마이저

경사 하강법(Gradient Descent)

■ 개념

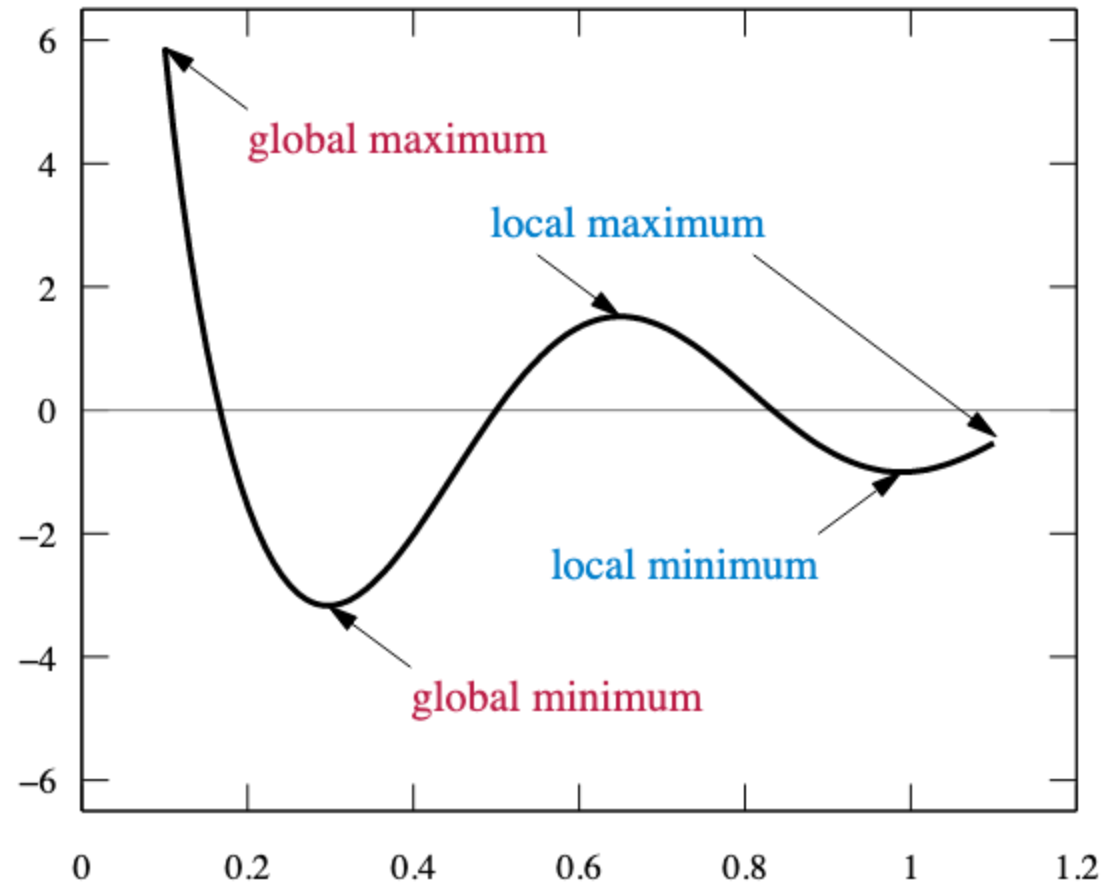
경사 하강법 뉴럴넷이 가중치 파라미터를 최적화하는 방법

- ▶ 학습률과 손실함수의 기울기를 통해 가중치를 업데이트함
- ▶ 오차가 작은 방향으로 학습을 진행함
- ▶ Loss Function의 현 가중치에서의 기울기를 구해서 오차를 줄이는 방향으로 학습함



경사 하강법(Gradient Descent)

■ 한계



경사 하강법(Gradient Descent)

■ 한계

01 학습과정에서 Parameter의 최적값을 찾기 어려운 문제

02 Local Minima 문제

- 에러를 최소화 시키는 최적값을 찾을 때 학습 도중 Local Minima를 최적값으로 인식하여 더이상 학습을 진행하지 않는 문제

■ 개선

01 경사 하강법을 비롯한 최적화 함수를 통해 개선



경사 하강법(Gradient Descent)

■ 가중치 업데이트 값 구하기



가중치(Weight) 업데이트

=

에러를 낮추는 방향
(Descent)

×

현 지점의 기울기
(Gradient)

×

학습률
(Learning Rate)

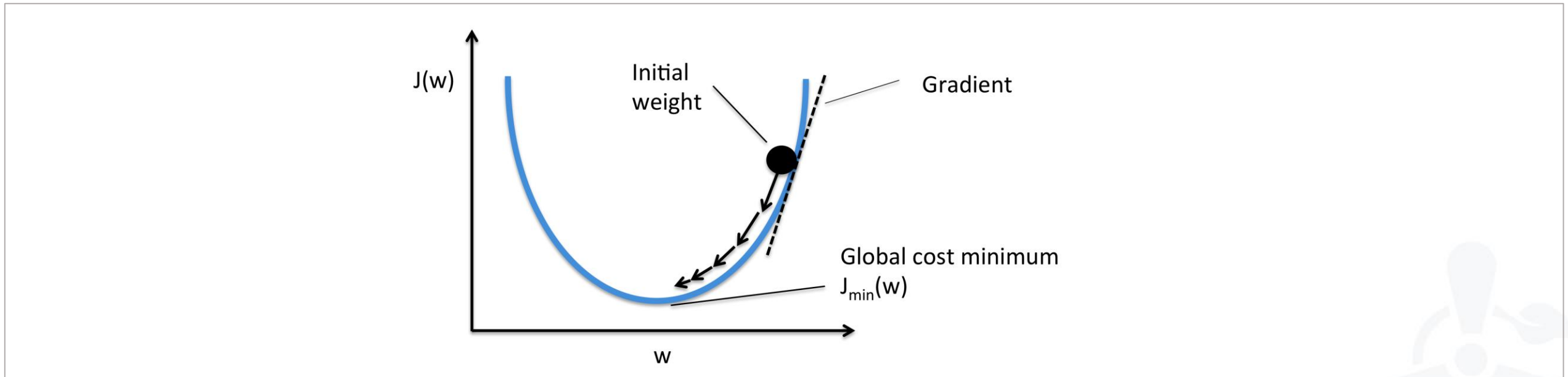




경사 하강법(Gradient Descent)

기울기(Gradient)

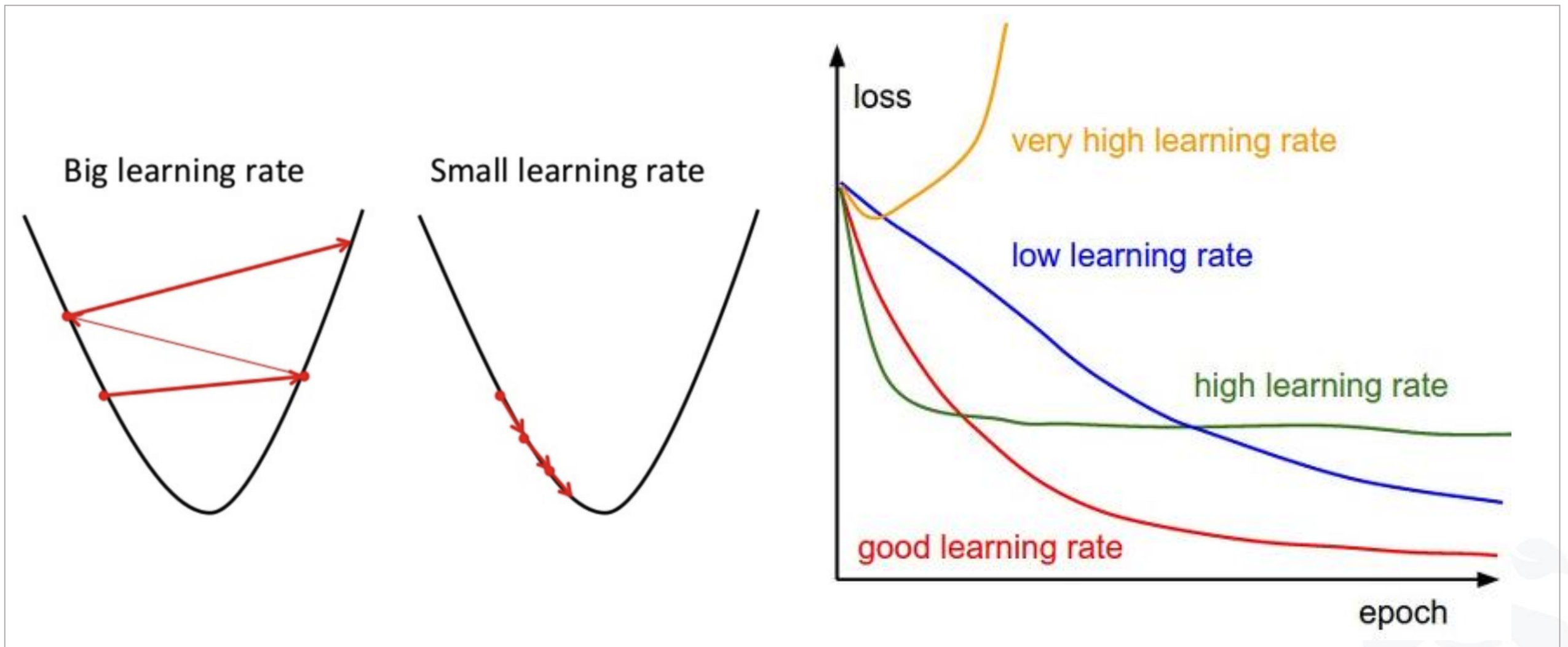
- ▶ 기울기가 0인 지점의 비용이 최소인 지점으로, 미분의 결과로 얻어지는 기울기가 0임
- ▶ 기울기가 0인 지점을 기준으로 왼쪽과 오른쪽의 기울기가 서로 다른 방향임
- ▶ 미분의 결과가 0이 될 때까지 반복적으로 미분을 실행하면서 직선의 기울기를 수정하면 비용이 최소가 되는 지점을 찾을 수 있음



1. 옵티마이저

경사 하강법(Gradient Descent)

■ 학습률(Learning Rate, 보폭)



옵티마이저의 종류

경사 하강법(Gradient Descent, GD)

- 최적의 값을 찾아가는 것은 정확하지만, 너무 느림

확률적 경사 하강법(Stochastic Gradient Descent, SGD)

- 데이터 샘플을 무작위로 추출하여 일부만 경사 하강법에 사용해 학습 속도를 개선함
- 빠르지만 최적의 값을 찾아가는 방향이 뒤죽박죽임
- 한 스텝 나아가기 위한 사이즈를 정하기가 어려움



옵티마이저의 종류

■ 방향과 스텝 사이즈를 고려하는 새로운 옵티마이저

방향성

Momentum, NAG

스텝사이즈

Adagrad, RMSPop, AdaDelta

방향성

+

스텝사이즈

Adam, Nadam



옵티마이저의 종류

모멘텀(Momentum)

- 손실 함수의 기울기가 0인 여러 지점 중 한 지점에서 멈추지 않고 계속 최솟값을 찾도록 관성 개념을 추가함

RMSProp(Root Mean Square Propagation)

- 손실 함수의 기울기에 따라 학습률을 조절함

아담(Adam)

- RMSProp과 모멘텀의 기능을 결합한 것
- 손실 함수의 기울기에 따라 학습률을 조절하면서 관성을 이용해 지역 최솟값에 갇히지 않고 전체 최솟값을 찾음



실습

■ 예제

문제 상황

텐서플로에 내장된 옵티마이저를 확인

실습 코드

`dir(tf.keras.optimizers)`

예
시
화
면

```
dir(tf.keras.optimizers)
```

```
['Adadelta',  
'Adagrad',  
'Adam',  
'Adamax',  
'Ftrl',  
'Nadam',  
'Optimizer',  
'RMSprop',  
'SGD',
```


2

모델 컴파일

model.compile()

옵티마이저 (Optimizer)

- 데이터와 손실 함수를 바탕으로 모델의 업데이트 방법을 결정함
- GD, SGD, Momentum, RMSProp, Adam 등이 있음

평가지표 (Metrics)

- 훈련 단계와 테스트 단계를 모니터링하기 위해 사용함
- 분류(Accuracy), 회귀(MAE, MSE)에 따라 적절한 평가지표를 사용함



model.compile()

■ 손실 함수(Loss Function)

- ▶ 훈련하는 동안 모델의 오차를 측정
- ▶ 모델의 학습이 올바른 방향으로 향하도록 함수를 최소화

■ 분류의 손실 함수

바이너리(예측할 값의 종류가 둘 중 하나)

- binary_crossentropy

멀티클래스(예측할 값의 종류가 2개 이상)

- categorical_crossentropy
 - ✓ one-hot형태의 클래스 예 : [0, 1, 0, 0]
- sparse_categorical_crossentropy
 - ✓ 정답값이 0, 1, 2, 3, 4와 같은 형태일 때



2. 모델 컴파일

 `model.compile()`

■ 회귀의 손실 함수

MSE

평균제곱오차

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

MAE

평균절대오차

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$





실습

■ 예제

문제 상황	실습 코드
모델 컴파일	<code>model.compile()</code>

예시
화면

```
model.compile(optimizer='adam',  
              loss='sparse_categorical_crossentropy',  
              metrics=['accuracy'])
```


3

드롭아웃



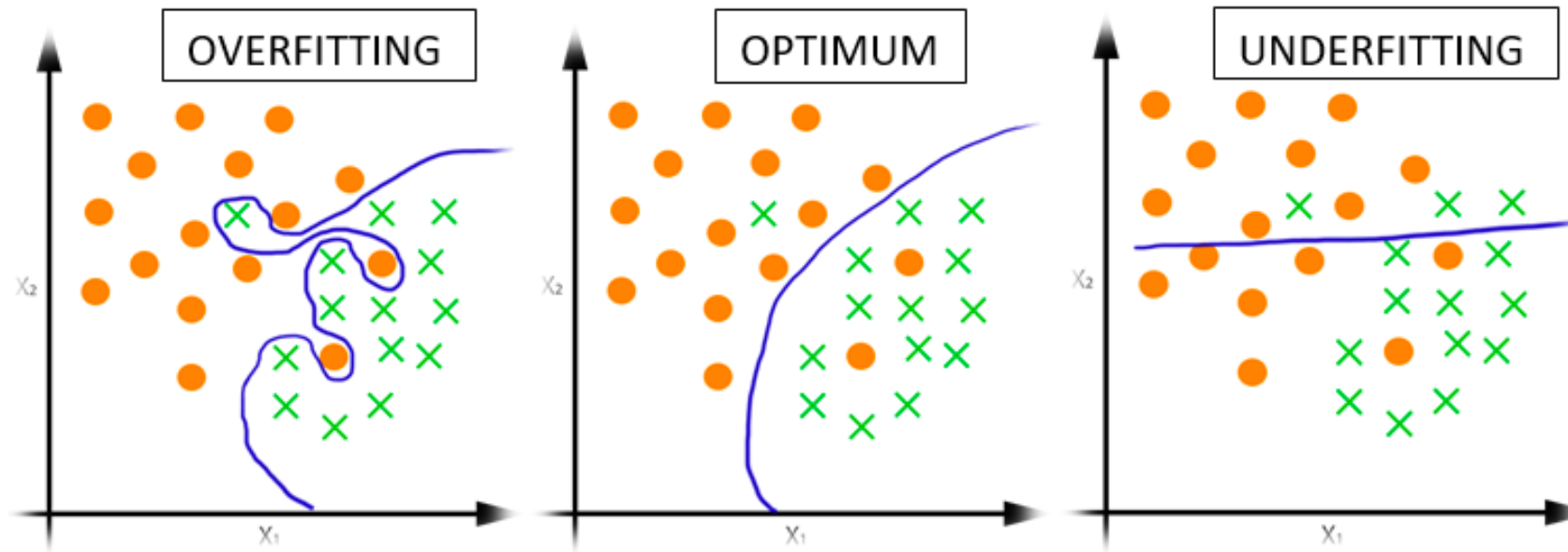
과소적합(Underfitting)과 과적합(Overfitting)

■ 과소적합

- ▶ 데이터가 너무 적거나 학습이 잘 되지 않는 상황

■ 과적합

- ▶ 훈련 세트에서는 좋은 성능을 내지만 실제 예측 세트에서는 좋은 성능을 내지 못함



[출처 : <https://machinelearningmedium.com/2017/09/08/overfitting-and-regularization/>]



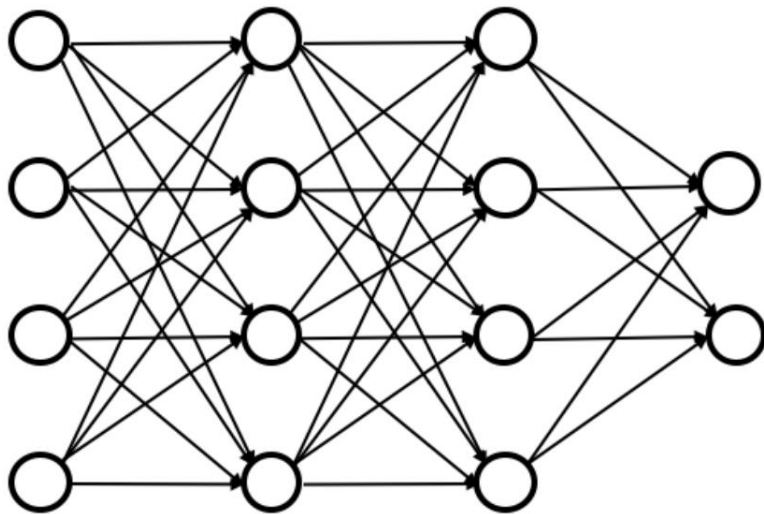


드롭아웃

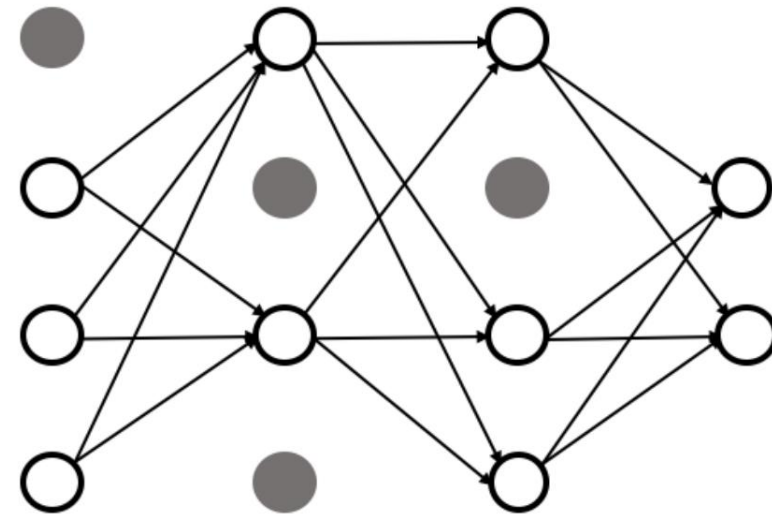
- 모델이 특정 정보에 의존하지 않도록 사용함
- 과적합 방지를 위해 사용함

▶ 모델을 학습시킬 때 지정된 비율만큼의 노드를 무작위로 누락함

[Standard Neural Network]



[Network Applying Dropout]





실습

예제

문제 상황

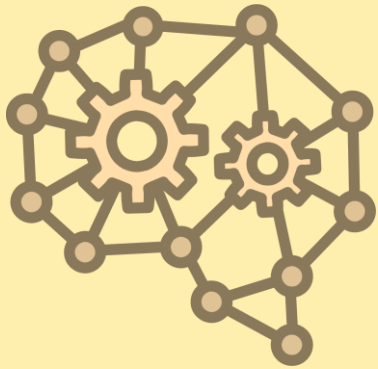
드롭아웃 층 추가

실습 코드

`tf.keras.layers.Dropout(0.2)`

예시
화면

```
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Flatten(input_shape=(28, 28)),
    tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dropout(0.2),
    tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
])
```



KEY POINT

▶ 옵티마이저

- 학습 속도, 방향, 스텝 사이즈를 통해 학습을 최적화
- 방향성 : Momentum, NAG
- 스텝사이즈 : Adagrad, RMSProp, AdaDelta
- 방향성 + 스텝사이즈 : Adam, Nadam

▶ 모델 컴파일

- 손실 함수(Loss Function)
- 옵티마이저(Optimizer)
- 평가지표(Metrics)

▶ 드롭아웃

- 모델이 특정 정보에 의존하지 않도록 사용
- 과적합 방지를 위해 사용
- 모델을 학습시킬 때 지정된 비율만큼의 노드를 무작위로 누락





Python을 활용한 이미지 분석

3. 심층 신경망 훈련

“이번 시간을 모두 마치셨습니다.
수고하셨습니다.”