

# Lecture 19

Keras를 이용한 딥러닝 코드 분석  
(폐암 수술 환자의 생존율 예측)

## Keras의 Sequential() 이용한 딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

폴란드의 브로츠와프 의과대학에서 2013년 공개한 폐암 수술 환자의 수술 전 진단 데이터와 수술 후 생존 결과를 기록한 실제 의료 기록 데이터를 기반으로 딥러닝 코드를 분석해보자.

**ThoraricSurgery.csv**

**01\_ThoraricSurgery\_deep\_learning.ipynb**



**01\_ThoraricSurgery\_deep\_learning.html**

## Keras의 Sequential() 이용한 딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

- 데이터셋 : **샘플**은 instance, example 으로 **속성**은 feature라고 부르기도 함

## ThoraricSurgery.csv

```
1 # 준비된 수술 환자 데이터를 불러들입니다.
2 Data_set = np.loadtxt("./dataset/ThoraricSurgery.csv", delimiter=",")
```

```
1 Data_set
```

```
array([[293. ,  1. ,  3.8 , ...,  0. ,  62. ,  0. ],
       [  1. ,  2. ,  2.88, ...,  0. ,  60. ,  0. ],
       [  8. ,  2. ,  3.19, ...,  0. ,  66. ,  1. ],
       ...,
       [406. ,  6. ,  5.36, ...,  0. ,  62. ,  0. ],
       [ 25. ,  8. ,  4.32, ...,  0. ,  58. ,  1. ],
       [447. ,  8. ,  5.2 , ...,  0. ,  49. ,  0. ]])
```

		속성					클래스
		정보 1	정보 2	정보 3	...	정보 17	생존 여부
샘플	1번째 환자	293	1	3.8	...	62	0
	2번째 환자	1	2	2.88	...	60	0
	3번째 환자	8	3	3.19	...	66	1
	...	...	...	...	...	...	...
	470번째 환자	447	8	5.2	...	49	0

## Keras의 Sequential() 이용한 딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

- 데이터셋 (100%) : 학습 데이터 셋 70%, 테스트 데이터 셋 30%로 분리

- **from sklearn.model\_selection import train\_test\_split**

사이킷런 모듈로 부터 **train\_test\_split**를 임포트한 상태에서 사용 가능함

```
1 # 환자의 기록과 수술 결과를 X와 Y로 구분하여 저장합니다.
2 X = Data_set[:,0:17]
3 Y = Data_set[:,17]
```

```
1 # 학습 데이터 70 %, 테스트 데이터셋 30% 로 설정하기
2 X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.3, random_state=seed)
```

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

### 1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add

- ① **Dense** : 은닉층, 출력층
- ② **input\_dim** : 입력층
- ③ **activation** : 활성화 함수

### 2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile

- ① loss : 오차 함수 정의
- ② optimizer : 기울기 하강법 정의
- ③ metrics : 정확도 정의

### 3. 딥러닝 모델 실행 - fit

- ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
- ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의

### 4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict

### 5. 딥러닝 모델 저장 - save

- ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장

### 6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model

- ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```
1 # 딥러닝 구조를 결정합니다(모델을 설정하고 실행하는 부분입니다).
2 model = Sequential()
3 model.add(Dense(30, input_dim=17, activation='relu'))
4 model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
```

- 딥러닝이란 퍼셉트론 위에 숨겨진 퍼셉트론 층을 차곡차곡 추가하는 형태
- 이 층들이 케라스에서는 **Sequential()** 함수를 통해 쉽게 구현됨
- **Sequential()** 함수를 **model**로 선언해 놓고 **model.add()**라는 라인을 추가하면 새로운 층이 만들어짐  
→ 코드에는 **model.add()**로 시작되는 라인이 **2개**가 있으므로 2개의 층을 가진 모델을 만든다는 것
- 맨 마지막 층은 결과를 출력하는 '출력층'이 됨
- 나머지는 모두 '은닉층'의 역할을 함
- 각각의 층은 **Dense**라는 함수를 통해 구체적으로 그 구조가 결정됨

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

### 1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add

- ① **Dense** : 은닉층, 출력층
- ② **input\_dim** : 입력층
- ③ **activation** : 활성화 함수

### 2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile

- ① loss : 오차 함수 정의
- ② optimizer : 기울기 하강법 정의
- ③ metrics : 정확도 정의

### 3. 딥러닝 모델 실행 - fit

- ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
- ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의

### 4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict

### 5. 딥러닝 모델 저장 - save

- ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장

### 6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model

- ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```
1 # 딥러닝 구조를 결정합니다(모델을 설정하고 실행하는 부분입니다).
2 model = Sequential()
3 model.add(Dense(30, input_dim=17, activation='relu'))
4 model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
```

#### ■ model.add(Dense(30, input\_dim=17, activation='relu'))

→ 이 층에 몇 개의 노드를 만들 것인지를 결정

- ✓ 첫 번째 층의 **Dense**는 **입력층**과 **첫 번째 은닉층**을 구성함
- ✓ **30** 이라고 되어 있는 것은 이 층에서 출력되는 **은닉층 노드를 30개** 만들겠다는 것
- ✓ **input\_dim** 변수는 입력 데이터로부터 몇 개의 입력되는지를 정하는 것
  - 폐암 수술 환자의 생존 여부 데이터에는 **17개의 입력 값**이 있음
- ✓ **입력 데이터에서 17개의 값을** 받아 **은닉층의 30개 노드로** 보낸다는 뜻
- ✓ **activation** 부분에 원하는 활성화 함수를 적어 주면 됨 → **렐루**를 사용함

#### ■ model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

- ✓ 두 번째 **Dense**는 **출력층**을 의미하고 **출력 노드는 1개**
- ✓ **activation** 부분에 원하는 활성화 함수를 적어 주면 됨 → **시그모이드(sigmoid)**를 사용함

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

### 1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add

- ① Dense : 은닉층, 출력층
- ② input\_dim : 입력층
- ③ activation : 활성화 함수

### 2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile

- ① loss : 오차 함수 정의
- ② optimizer : 기울기 하강법 정의
- ③ metrics : 정확도 정의

### 3. 딥러닝 모델 실행 - fit

- ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
- ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의

### 4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict

### 5. 딥러닝 모델 저장 - save

- ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장

### 6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model

- ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```

1  # 딥러닝을 실행합니다.
2  model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
3  #model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
4  model.fit(X_train, Y_train, epochs=100, batch_size=10) # 학습 데이터셋 329 개로 학습
5

```

- **model.compile(loss='mean\_squared\_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])**
- **model.compile** 부분은 앞서 지정한 모델이 효과적으로 구현될 수 있게 여러 가지 환경을 설정해 주면서 컴파일하는 부분
  - ✓ **loss : 오차(loss) 함수** 부분 결정 → **평균 제곱 오차 함수(mean\_squared\_error, MSE)**를 사용
  - ✓ **optimizer : 기울기 하강법** 부분 결정 → 최적화를 위해 **아담(adam)**을 사용
  - ✓ **metrics()** : 함수는 모델이 컴파일될 때 모델 수행 결과를 출력하는 부분
    - 정확도를 측정하기 위해 사용되는 **테스트 샘플을 학습 과정에서 제외시킴**으로써 **과적합 문제를 방지**하는 기능을 담고 있음

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add

- ① Dense : 은닉층, 출력층
- ② input\_dim : 입력층
- ③ activation : 활성화 함수

2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile

- ① loss : 오차 함수 정의
- ② optimizer : 기울기 하강법 정의
- ③ metrics : 정확도 정의

3. 딥러닝 모델 실행 - fit

- ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
- ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의

4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict

5. 딥러닝 모델 저장 - save

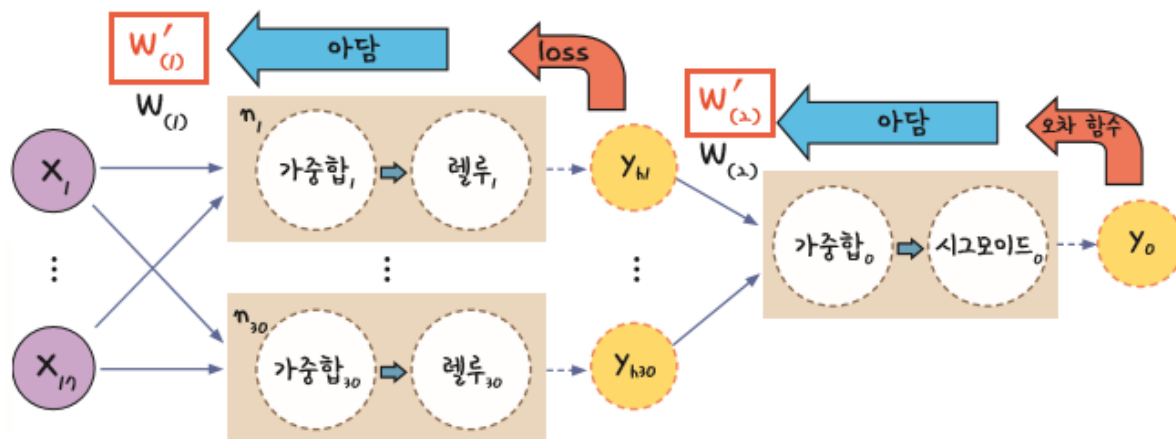
- ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장

6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model

- ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```
1 # 딥러닝을 실행합니다.
2 model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
3 #model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
4 model.fit(X_train, Y_train, epochs=100, batch_size=10) # 학습 데이터셋 329 개로 학습
5
```

■ **model.compile(loss='mean\_squared\_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])**





Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

### 1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add

- ① Dense : 은닉층, 출력층
- ② input\_dim : 입력층
- ③ activation : 활성화 함수

### 2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile

- ① loss : 오차 함수 정의
- ② optimizer : 기울기 하강법 정의
- ③ metrics : 정확도 정의

### 3. 딥러닝 모델 실행 - fit

- ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
- ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의

### 4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict

### 5. 딥러닝 모델 저장 - save

- ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장

### 6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model

- ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```
1 # 딥러닝을 실행합니다.
2 #model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
3 model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
4 model.fit(X_train, Y_train, epochs=100, batch_size=10) # 학습 데이터셋 329 개로 학습
5
```

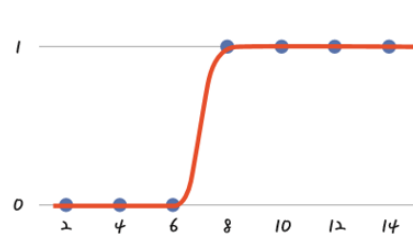
### ■ model.compile(loss='mean\_squared\_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])

#### ✓ loss : 오차(loss) 함수 부분

오차 함수에는 평균 제곱 오차 함수(mean\_squared\_error, MSE) 계열의 함수 외에 시그모이드를 사용하여 0 또는 1로 분류할 때 사용하는 'binary\_crossentropy' 와 같은 교차 엔트로피(Cross Entropy) 계열의 함수가 있다.

➤ 교차 엔트로피(Cross Entropy)는 출력 값에 로그를 취해서,

오차가 커지면 수렴 속도가 빨라지고, 오차가 작아지면 속도가 감소하도록 만든 함수



시그모이드 함수 그래프

loss

$$\text{cost}(H(x), y) = \underbrace{-y \log h}_A + \underbrace{(1-y) \log(1-h)}_B$$

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① **loss** : 오차 함수 정의
  - ② **optimizer** : 기울기 하강법 정의
  - ③ **metrics** : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

- Keras에서 사용되는 대표적인 **loss**(오차) 함수

실제 값을 yt, 예측 값을 yo라고 가정할 때

평균 제곱 계열	mean_squared_error	평균 제곱 오차 계산: $\text{mean}(\text{square}(yt - yo))$
	mean_absolute_error	평균 절대 오차(실제 값과 예측 값 차이의 절댓값 평균) 계산: $\text{mean}(\text{abs}(yt - yo))$
	mean_absolute_percentage_error	평균 절대 백분율 오차(절댓값 오차를 절댓값으로 나눈 후 평균) 계산: $\text{mean}(\text{abs}(yt - yo)/\text{abs}(yt))$ (단, 분모 $\neq 0$ )
	mean_squared_logarithmic_error	평균 제곱 로그 오차(실제 값과 예측 값에 로그를 적용한 값의 차이를 제곱한 값의 평균) 계산: $\text{mean}(\text{square}((\log(yo) + 1) - (\log(yt) + 1)))$
교차 엔트로피 계열	categorical_crossentropy	범주형 교차 엔트로피(일반적인 분류)
	binary_crossentropy	이항 교차 엔트로피(두 개의 클래스 중에서 예측할 때)

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

### 1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add

- ① Dense : 은닉층, 출력층
- ② input\_dim : 입력층
- ③ activation : 활성화 함수

### 2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile

- ① loss : 오차 함수 정의
- ② optimizer : 기울기 하강법 정의
- ③ metrics : 정확도 정의

### 3. 딥러닝 모델 실행 - fit

- ① **epochs** : 전체 학습 횟수 정의
- ② **batch\_size** : 한 번 학습시 샘플 개수 정의

### 4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict

### 5. 딥러닝 모델 저장 - save

- ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장

### 6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model

- ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```

1  # 딥러닝을 실행합니다.
2  #model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
3  model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
4  model.fit(X_train, Y_train, epochs=100, batch_size=10) # 학습 데이터셋 329 개로 학습
5

```

#### ■ **model.fit(X, Y, epochs=100, batch\_size=10)**

##### ✓ **epochs** : 에포크

- 학습 프로세스가 모든 샘플에 대해 한 번 실행되는 것
- 코드에서 **epochs=100** 으로 지정한 것은 각 데이터 학습 데이터 329개가 100번 학습될 때까지 실행을 반복하라는 뜻

##### ■ **batch\_size**

- 샘플을 한 번에 몇 개씩 처리할지를 정하는 부분으로 **batch\_size=10** 은 전체 329개의 학습 데이터를 10개씩 끊어서 학습시킨다는 뜻
- **batch\_size**가 너무 크면 학습 속도가 느려지고, 너무 작으면 각 실행 값의 편차가 생겨서 전체 결과값이 불안정해질 수 있음
- 자신의 컴퓨터 **메모리**가 감당할 만큼의 **batch\_size**를 찾아 설정해 주는 것이 좋음

## Keras의 Sequential() 이용한 딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

```

1  # 테스트 데이터셋으로 정확도를 계산합니다.
2
3  print("\n Test Accuracy : %.4f" % (model.evaluate(X_test, Y_test)[1]))

```

### ■ model.evaluate(X\_test, Y\_test)[1]

- ✓ 테스트 데이터셋 141개를 이용하여 딥러닝 모델의 정확도를 계산

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

## ■ 테스트 데이터 예측 : **model.predict()**

✓ **속성**에 해당하는 부분만 입력하면 딥러닝 프로그램이 **클래스**를 예측함

```
1 import numpy as np
2 kim = np.array([[293,1,3.8,2.8,0,0,0,0,0,0,12,0,0,0,1,0,62]])
3 print(model.predict(kim))
4
5 test_kim = model.predict(kim)*100
6 print("백분율로 표시 : ",test_kim)
7 print("Kim 폐암 수술 후 생존율 예측 : %.2f" %test_kim, "%")
```

[[0.03467155]]

백분율로 표시 : [[3.4671545]]

Kim 폐암 수술 후 생존율 예측 : 3.47 %

```
1 park = np.array([[197,3,2.84,2.24,1,1,1,0,0,0,12,0,0,0,1,0,68]])
2 print(model.predict(park))
3
4
5 park_predict = model.predict(park)*100
6 print("백분율로 표시 : ",park_predict)
7 print("park 폐암 수술 후 생존율 예측 : %.2f" %park_predict, "%")
```

[[0.10510644]]

백분율로 표시 : [[10.510644]]

park 폐암 수술 후 생존율 예측 : 10.51 %

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

## ■ 딥러닝 모델 저장 : `model.save('ooooo.h5')`

- ✓ 학습 데이터 셋으로 학습한 결과를 h5 형식으로 저장함

```
1 model.save('01_ThoracicSurgery_deep_learning_result_save.h5')
```

Keras의 Sequential() 이용한  
딥러닝

1. 딥러닝 모델 구조 설계 - add
  - ① Dense : 은닉층, 출력층
  - ② input\_dim : 입력층
  - ③ activation : 활성화 함수
2. 딥러닝 모델 컴파일 - compile
  - ① loss : 오차 함수 정의
  - ② optimizer : 기울기 하강법 정의
  - ③ metrics : 정확도 정의
3. 딥러닝 모델 실행 - fit
  - ① epochs : 전체 학습 횟수 정의
  - ② batch\_size : 한 번 학습시 샘플 개수 정의
4. 딥러닝 모델을 이용한 테스트 - predict
5. 딥러닝 모델 저장 - save
  - ① h5 형식으로 딥러닝 결과 저장
6. 저장된 딥러닝 모델 읽기 - load\_model
  - ① 읽어온 h5 형식의 딥러닝 모델을 활용하여 미래 예측

## ■ 저장된 딥러닝 모델 읽어오기 : `load_model('ooooo.h5')`

- ✓ 저장되어 있는 **h5** 형식의 딥러닝 모델을 읽어와서 다시 모델을 셋팅한 후,  
**속성**에 해당하는 입력 데이터를 기반으로 **model.predict()**을 사용하여 **클래스**를 예측

```
1 from tensorflow import keras
2 from tensorflow.keras import layers
3 from keras.models import load_model
4 model = keras.models.load_model('01_ThoracicSurgery_deep_learning_result_save.h5')
```

```
1 import numpy as np
2 kim = np.array([[293,1,3.8,2.8,0,0,0,0,0,0,12,0,0,0,1,0,62]])
3 print(model.predict(kim))
4
5 test_kim = model.predict(kim)*100
6 print("백분율로 표시 : ",test_kim)
7 print("Kim 폐암 수술 후 생존율 예측 : %.2f" %test_kim, "%")
8
9
```

```
[[0.03467155]]
백분율로 표시 : [[3.4671545]]
Kim 폐암 수술 후 생존율 예측 : 3.47 %
```

저장된 모델을 기반으로 앞에서 사용한 테스트 값으로  
예측을 실행하였으므로 앞에서 예측한 것과 결과는 동일함

```
1 park = np.array([[197,3,2.84,2.24,1,1,1,0,0,0,12,0,0,0,1,0,68]])
2 print(model.predict(park))
3
4
5 park_predict = model.predict(park)*100
6 print("백분율로 표시 : ",park_predict)
7 print("park 폐암 수술 후 생존율 예측 : %.2f" %park_predict, "%")
```

```
[[0.10510644]]
백분율로 표시 : [[10.510644]]
park 폐암 수술 후 생존율 예측 : 10.51 %
```

저장된 모델을 기반으로 앞에서 사용한 테스트 값으로  
예측을 실행하였으므로 앞에서 예측한 것과 결과는 동일함

다른 새로운  
에디터에서  
실습하기!!