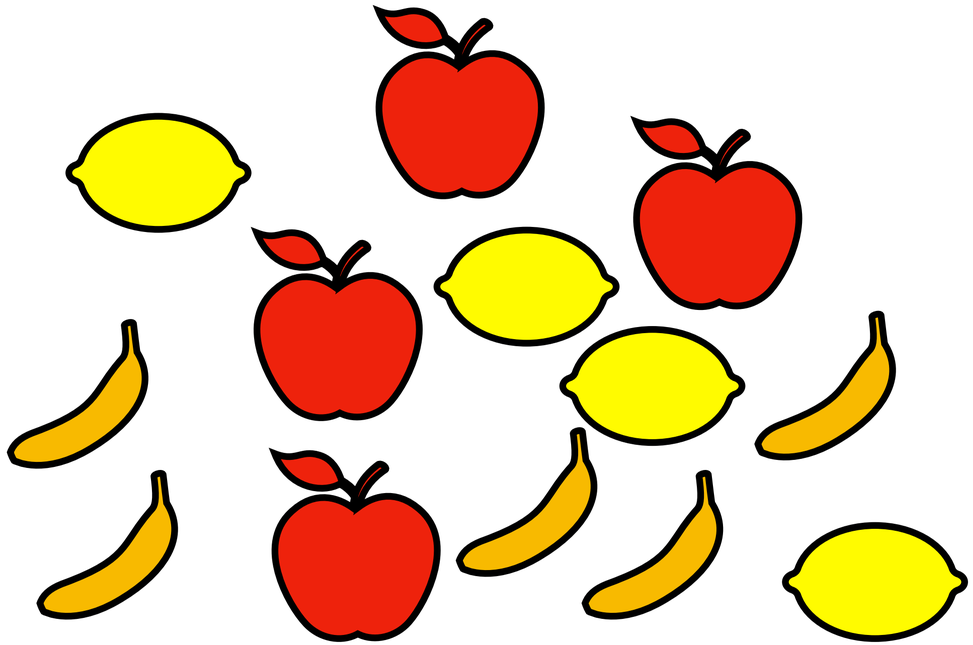
深層学習にふれてみよう

統合教育機構
須藤　毅顕

深層学習を実践してみよう！！

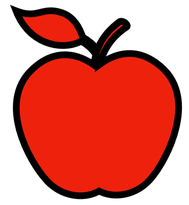
基本的な全体の流れは前回の機械学習と同様



入力

学習

=ニューラルネットワーク



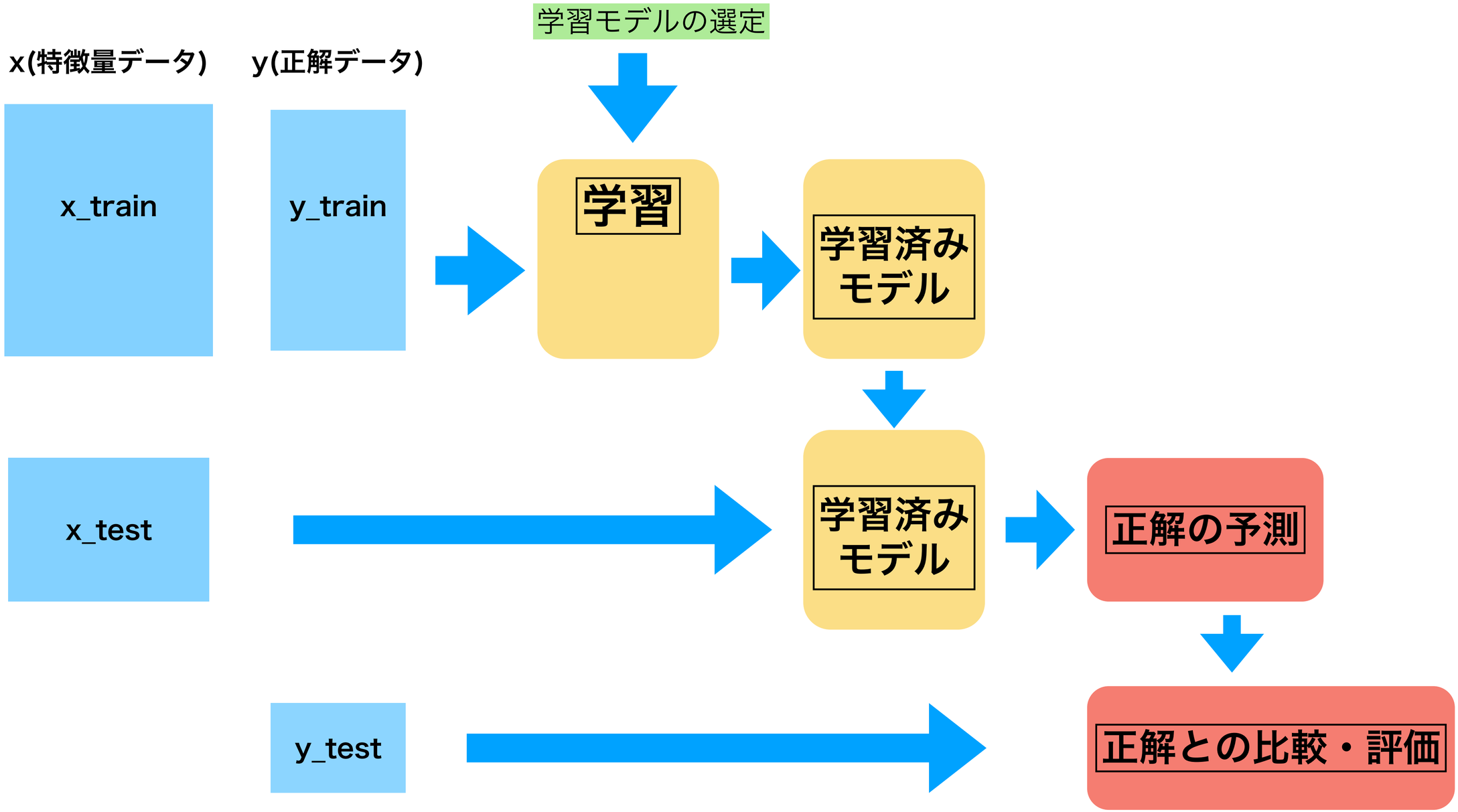
識別器

(≒分類マシーン)

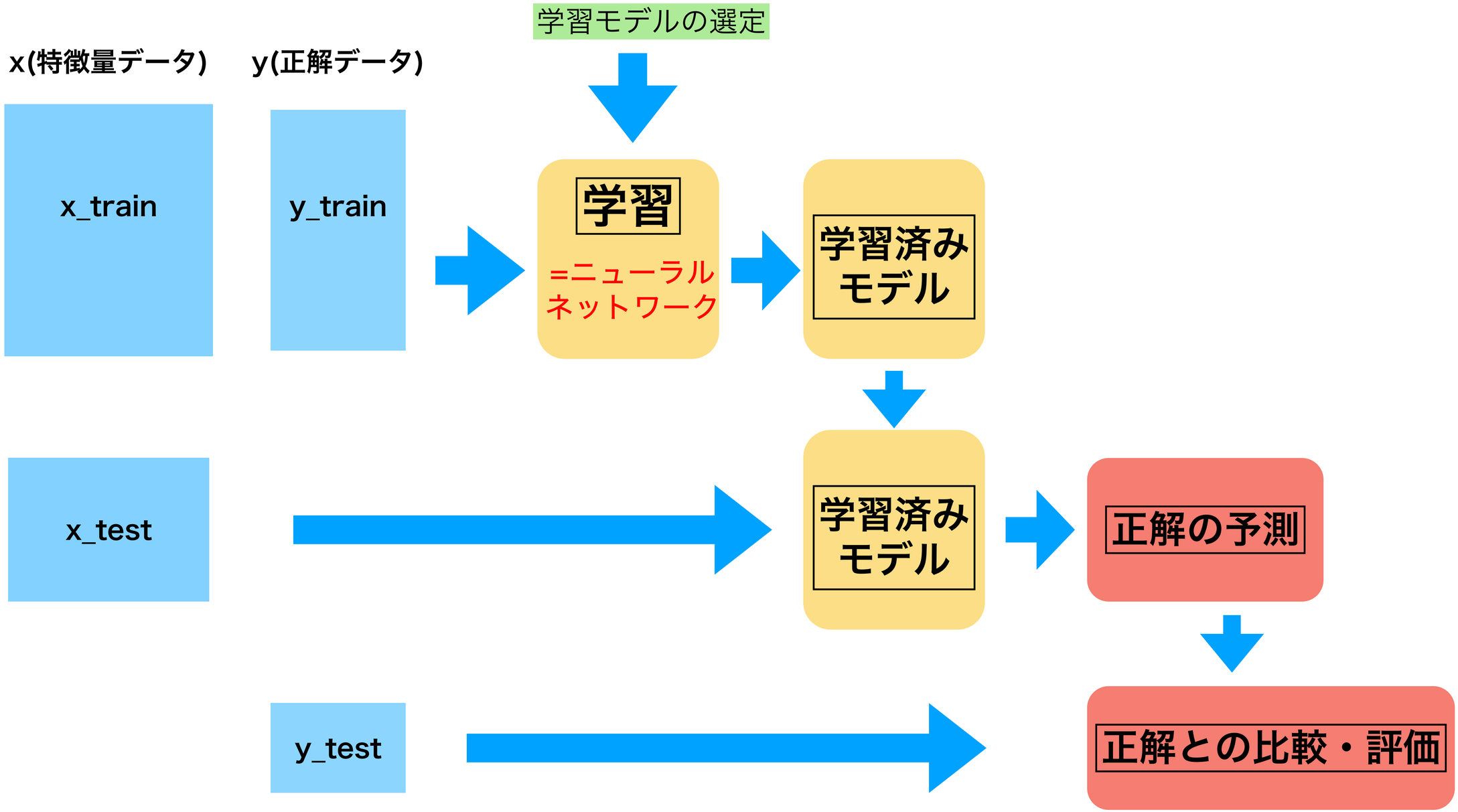
りんご!!

深層学習では、学習モデルにニューラルネットワークを用いる

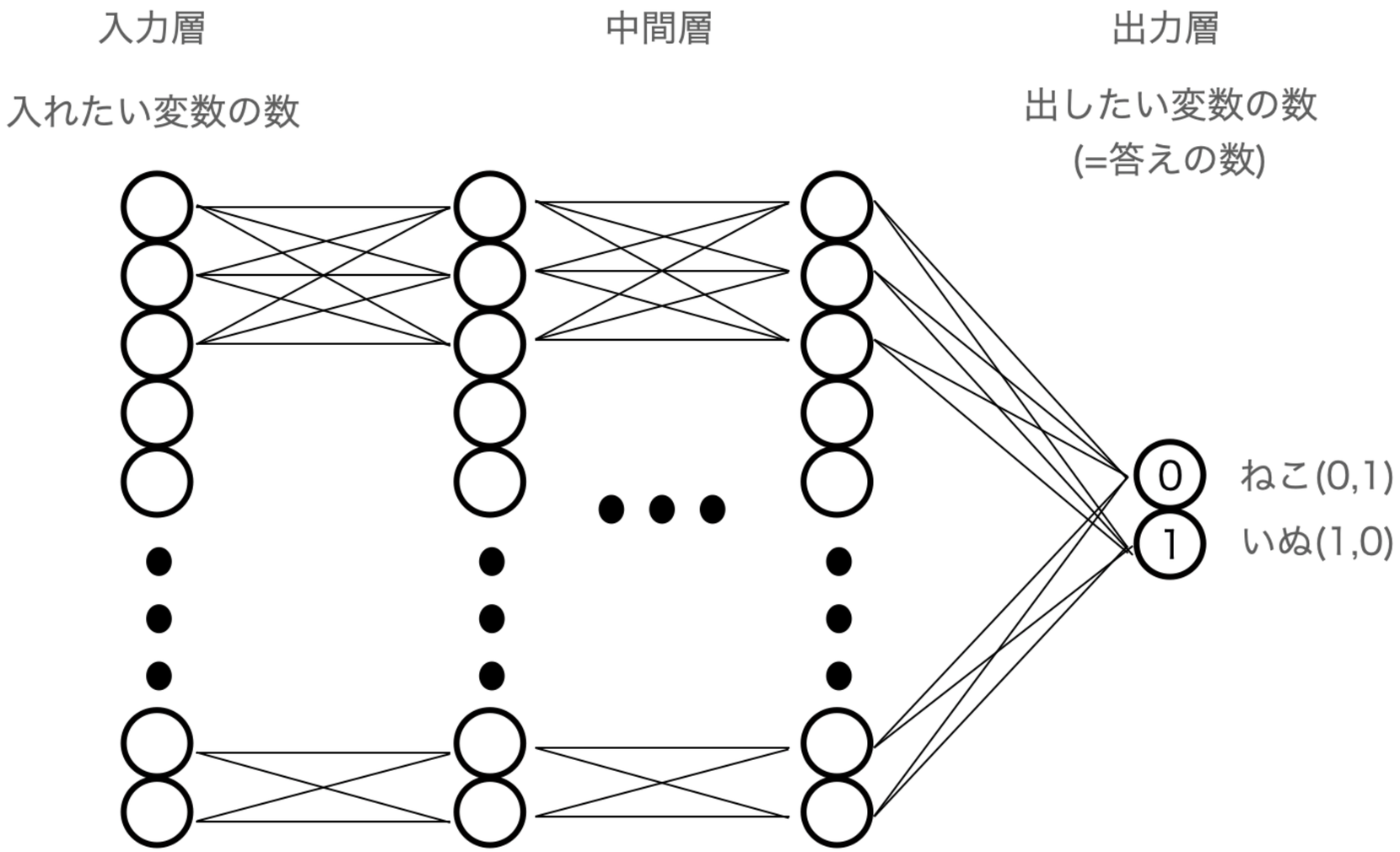
深層学習の流れ


学習モデルの選定
x(特徴量データ)
y(正解データ)
x_train
y_train
学習
学習済み
モデル
x_test
学習済み
モデル
正解の予測
y_test
正解との比較・評価

深層学習の流れ


学習モデルの選定
x(特徴量データ)
y(正解データ)
x_train
y_train
学習
=ニューラル
ネットワーク
学習済み
モデル
x_test
学習済み
モデル
正解の予測
y_test
正解との比較・評価

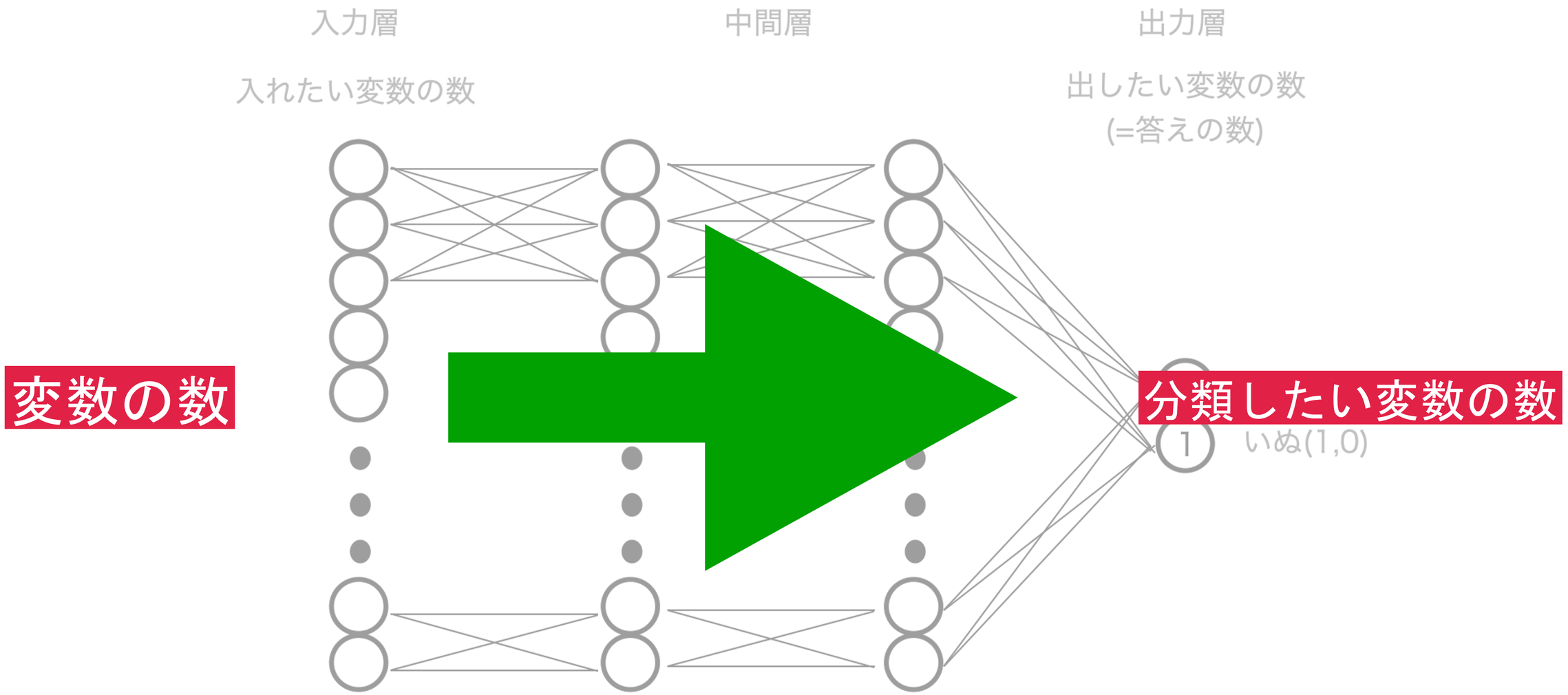
ニューラルネットワークとは(軽く復習)



○が全てニューロン、繋がった線の数だけ数式(関数)が存在する。

使いたい変数の数を入力層のニューロンの数、出したい答えの数を出力層のニューロンの数にする

ニューラルネットワークとは(軽く復習)



○が全てニューロン、繋がった線の数だけ数式(関数)が存在する。

使いたい変数の数を入力層のニューロンの数、出したい答えの数を出力層のニューロンの数にする

アヤメのデータでの深層学習の実践

あやめのデータ

Iris Versicolor
ブルーフラッグ

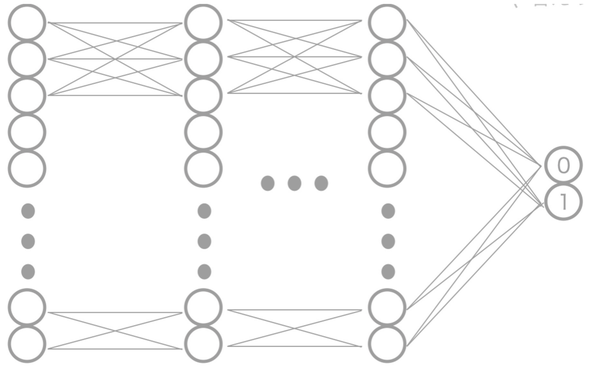
Iris Setosa
ヒオウギアヤメ

変数4つ

がく片の長さ
がく片の幅
花びらの長さ
花びらの幅

あやめのデータは100個、正解が2種類

ニューラルネットワーク

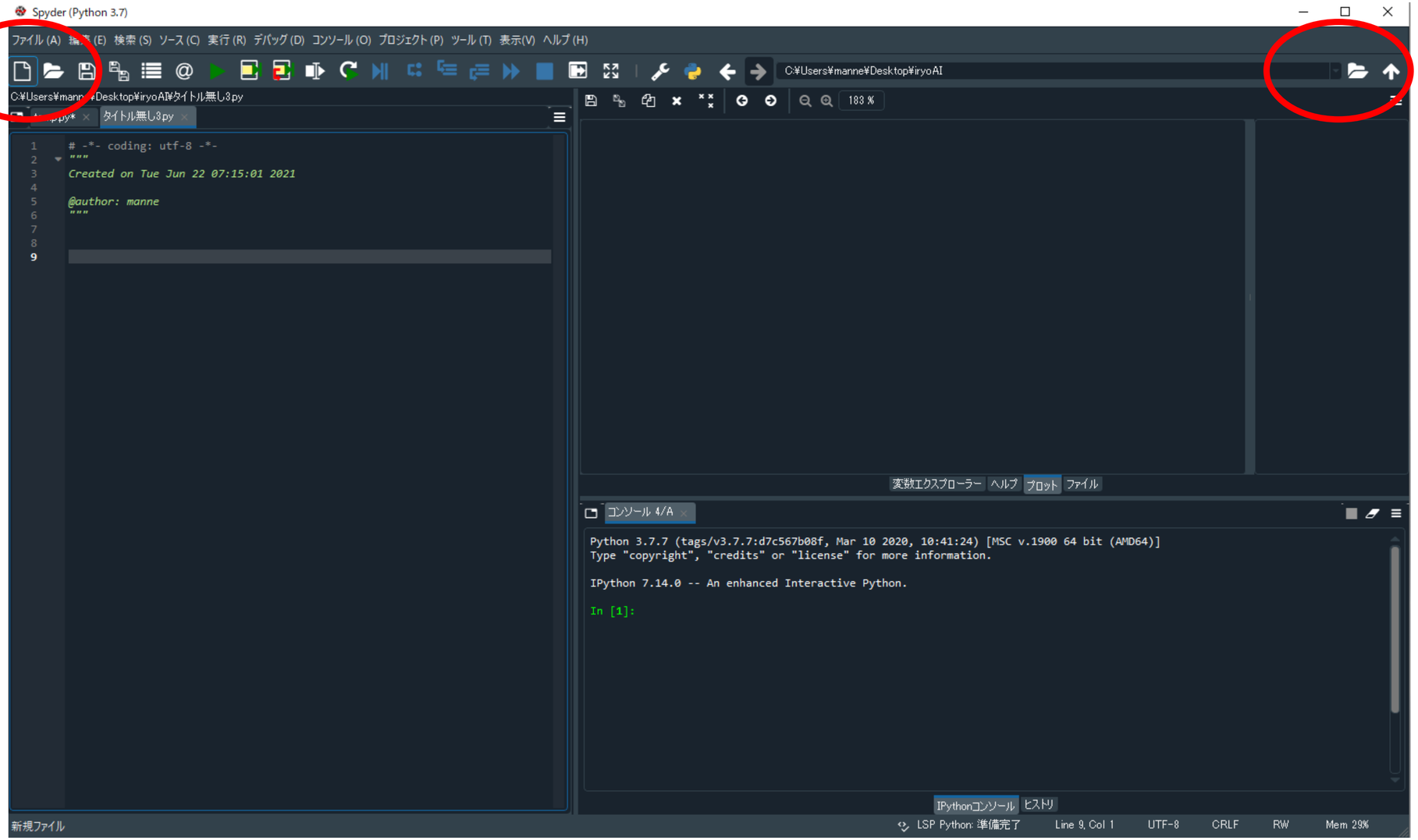


分類

ヒオウギアヤメorブルーフラッグ

まず演習の準備をしましょう

- 新規ファイル作成→**iryoAI**のディレクトリで”**enshu4.py**”
- 作業場所を**iryoAI**に設定



ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工

4.txtの ”1)アイリスデータを読み込む”の前半部分をコピーする

```
# 前半部分

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParamsrc
Params['font.family'] ='sans-serif’
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio’]

from tensorflow.python.keras.models import Sequential
from tensorflow.python.keras.layers import Dense

import osos.environ['KMP_DUPLICATE_LIB_OK']='True’

# 後半部分

iris_train2  = pd.read_csv('4-1.csv’)
print(iris_train2)
iris_train  = pd.read_csv('4-1.csv').to_numpy()
print(iris_train)
x_train = iris_train[ : , 0:4].astype('float’)
y_train = iris_train[ : , 4:5].astype('int’)
iris_test = pd.read_csv('4-2.csv').to_numpy()
x_test = iris_test[ : , 0:4].astype('float’)
y_test = iris_test[ : , 4:5].astype('int')
```

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工

4.txtの”1)アイリスデータを読み込む”の前半部分

```
# 1)アイリスデータを読み込む
# 必要なライブラリのインポート
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParams
rcParams['font.family'] ='sans-serif'
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio']

# 深層学習用のライブラリを取り込む
from tensorflow.python.keras.models import Sequential
from tensorflow.python.keras.layers import Dense

# 以下のコード2行は本来必要ないが、anacondaでのOMP Abort エラーを防ぐために入れた
import os
os.environ['KMP_DUPLICATE_LIB_OK']='True'
```

tensorflowおよびkerasという深層学習ライブラリを使用

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工

4.txtの ”1)アイリスデータを読み込む”の後半部分をコピーする

```
# 前半部分

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import rcParamsrc
Params['font.family'] ='sans-serif’
rcParams['font.sans-serif'] = ['Hiragino Maru Gothic Pro', 'Yu Gothic', 'Meirio’]

from tensorflow.python.keras.models import Sequential
from tensorflow.python.keras.layers import Dense

import osos.environ['KMP_DUPLICATE_LIB_OK']='True’

# 後半部分

iris_train2  = pd.read_csv('4-1.csv’)
print(iris_train2)
iris_train  = pd.read_csv('4-1.csv').to_numpy()
print(iris_train)
x_train = iris_train[ : , 0:4].astype('float’)
y_train = iris_train[ : , 4:5].astype('int’)
iris_test = pd.read_csv('4-2.csv').to_numpy()
x_test = iris_test[ : , 0:4].astype('float’)
y_test = iris_test[ : , 4:5].astype('int')
```

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工

今回は学習用(4-1.csv)と検証用データ(4-2.csv)に分けて準備しています。
順に読み込んで、特徴量(説明変数)と正解データ(目的変数)に分けます。

4-1.csv

	A	B	C	D	E	F
1	がく片の長さ	がく片の幅	花びらの長さ	花びらの幅	教師データー	アヤメの種類
2	5.1	3.5	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
3	4.9	3	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
4	4.7	3.2	1.3	0.2	0	ヒオウギアヤメ
5	4.6	3.1	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
6	5	3.6	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
7	5.4	3.9	1.7	0.4	0	ヒオウギアヤメ
8	4.6	3.4	1.4	0.3	0	ヒオウギアヤメ
9	5	3.4	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
10	4.4	2.9	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
11	4.9	3.1	1.5	0.1	0	ヒオウギアヤメ
12	5.4	3.7	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
13	4.8	3.4	1.6	0.2	0	ヒオウギアヤメ
14	4.8	3	1.4	0.1	0	ヒオウギアヤメ
15	4.3	3	1.1	0.1	0	ヒオウギアヤメ
16	5.8	4	1.2	0.2	0	ヒオウギアヤメ
17	5.7	4.4	1.5	0.4	0	ヒオウギアヤメ
18	5.4	3.9	1.3	0.4	0	ヒオウギアヤメ

4-2.csv

	A	B	C	D	E	F
1	がく片の長さ	がく片の幅	花びらの長さ	花びらの幅	教師データー	アヤメの種類
2	5	3.5	1.3	0.3	0	ヒオウギアヤメ
3	4.5	2.3	1.3	0.3	0	ヒオウギアヤメ
4	4.4	3.2	1.3	0.2	0	ヒオウギアヤメ
5	5	3.5	1.6	0.6	0	ヒオウギアヤメ
6	5.1	3.8	1.9	0.4	0	ヒオウギアヤメ
7	4.8	3	1.4	0.3	0	ヒオウギアヤメ
8	5.1	3.8	1.6	0.2	0	ヒオウギアヤメ
9	4.6	3.2	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
10	5.3	3.7	1.5	0.2	0	ヒオウギアヤメ
11	5	3.3	1.4	0.2	0	ヒオウギアヤメ
12	5.5	2.6	4.4	1.2	1	ブルーフラッグ
13	6.1	3	4.6	1.4	1	ブルーフラッグ
14	5.8	2.6	4	1.2	1	ブルーフラッグ
15	5	2.3	3.3	1	1	ブルーフラッグ
16	5.6	2.7	4.2	1.3	1	ブルーフラッグ

学習用データが80行、検証用データが20行
アヤメの種類をヒオウギアヤメが0、ブルーフラッグが1と数値化している

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

```
iris_train  = pd.read_csv('4-1.csv').to_numpy()
```

pd.read_csv('csvファイル').to_numpy()

→pandasのデータフレームをnumpy配列に変換する

```
iris_train2  = pd.read_csv('4-1.csv')
print(iris_train2)
```

```
    がく片の長さ   がく片の幅   花びらの長さ   花びらの幅   教師データー     アヤメの種類
0       5.1     3.5      1.4     0.2         0   ヒオウギアヤメ
1       4.9     3.0      1.4     0.2         0   ヒオウギアヤメ
2       4.7     3.2      1.3     0.2         0   ヒオウギアヤメ
3       4.6     3.1      1.5     0.2         0   ヒオウギアヤメ
4       5.0     3.6      1.4     0.2         0   ヒオウギアヤメ
..      ...     ...      ...     ...       ...      ...
75      6.0     3.4      4.5     1.6         1   ブルーフラッグ
76      6.7     3.1      4.7     1.5         1   ブルーフラッグ
77      6.3     2.3      4.4     1.3         1   ブルーフラッグ
78      5.6     3.0      4.1     1.3         1   ブルーフラッグ
79      5.5     2.5      4.0     1.3         1   ブルーフラッグ

[80 rows x 6 columns]
```

```
iris_train  = pd.read_csv('4-1.csv').to_numpy()
print(iris_train)
```

```
[[5.1 3.5 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.9 3.0 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.7 3.2 1.3 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.6 3.1 1.5 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.0 3.6 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.4 3.9 1.7 0.4 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.6 3.4 1.4 0.3 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.0 3.4 1.5 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.4 2.9 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.9 3.1 1.5 0.1 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.4 3.7 1.5 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.8 3.4 1.6 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.8 3.0 1.4 0.1 0 'ヒオウギアヤメ']
```

numpy配列の2次元配列

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

```
iris_train  = pd.read_csv('4-1.csv').to_numpy()
```

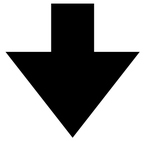
pd.read_csv('csvファイル').to_numpy()

→pandasのデータフレームをnumpy配列に変換する

```
iris_train2  = pd.read_csv('4-1.csv')
print(iris_train2)
```

```
iris_train  = pd.read_csv('4-1.csv').to_numpy()
print(iris_train)
```

iris_train2	DataFrame	(80, 6)	Column names: がく片の長さ, がく片の幅, 花びらの長さ, 花びらの幅, 教師データー, アヤメの種類



iris_train	Array of object	(80, 6)	ndarray object of numpy module

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

```
x_train = iris_train[ : , 0:4]
y_train = iris_train[ : , 4:5]
```

特定の行、列を抜き出す

(numpy配列)[○○:○○, ○○:○○]

(numpy配列)[行の始まり:行の終わり(-1) , 列の始まり:列の終わり(-1)]

1列目は0から数えるので、0:4は1列目から4列目になります。

“：”だけで数字がない場合は全ての行もしくは列を意味します

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

例)

```
data =
np.array([[1,2,3],[4,5,6],[7,8,9]])
print(data)
```

```
   0  1  2
0 [[1 2 3]
1  [4 5 6]
2  [7 8 9]]
```

3 ✖ 3の二次元配列を作成

```
x = data[0:2,0:2]
print(x)
```

```
   0  1
0 [[1 2]
1  [4 5]]
```

1 次元目(=行)も2次元目(=列)も”0:2”なので
０番目から１番目の行と列を取り出す

```
x2 = data[1:3,1:2]
print(x2)
```

```
   1
1 [[5]
2  [8]]
```

行が１番目から２番目まで、
列が１番目から１番目までを取り出す

```
x3 = data[1:2,:]
print(x3)
```

```
   0  1  2
1 [[4 5 6]]
```

行が１番目から1番目まで、
列は全ての列を取り出す

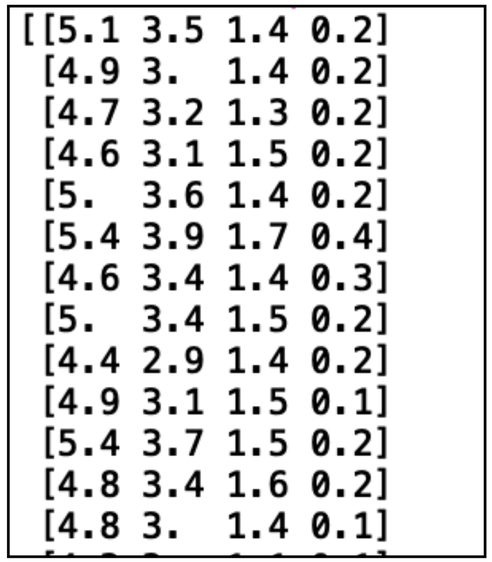
ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

```
x_train = iris_train[ : , 0:4]
y_train = iris_train[ : , 4:5]
```

	0	1	2	3	4	5
0	5.1	3.5	1.4	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
1	4.9	3.0	1.4	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
2	4.7	3.2	1.3	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
3	4.6	3.1	1.5	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
4	5.0	3.6	1.4	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
5	5.4	3.9	1.7	0.4	0	'ヒオウギアヤメ'
.	4.6	3.4	1.4	0.3	0	'ヒオウギアヤメ'
.	5.0	3.4	1.5	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
.	4.4	2.9	1.4	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
	4.9	3.1	1.5	0.1	0	'ヒオウギアヤメ'
	5.4	3.7	1.5	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
	4.8	3.4	1.6	0.2	0	'ヒオウギアヤメ'
	4.8	3.0	1.4	0.1	0	'ヒオウギアヤメ'

iris_train(学習用の説明変数+目的変数)

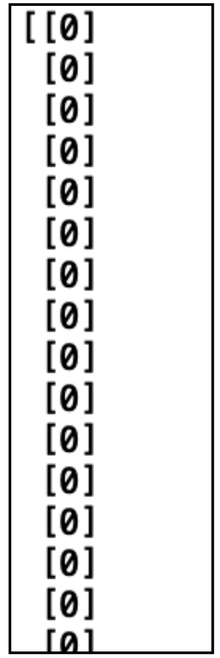
全ての行と1列目から4列目



5.1	3.5	1.4	0.2
4.9	3.	1.4	0.2
4.7	3.2	1.3	0.2
4.6	3.1	1.5	0.2
5.	3.6	1.4	0.2
5.4	3.9	1.7	0.4
4.6	3.4	1.4	0.3
5.	3.4	1.5	0.2
4.4	2.9	1.4	0.2
4.9	3.1	1.5	0.1
5.4	3.7	1.5	0.2
4.8	3.4	1.6	0.2
4.8	3.	1.4	0.1

x_train(学習用の説明変数)

全ての行と5列目から5列目



0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0
0

y_train(学習用の目的変数)

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

```
x_train = iris_train[ : , 0:4].astype('float')
y_train = iris_train[ : , 4:5].astype('int')
```

numpy配列.astype(‘型’)

→配列の型を指定する

.astype(‘float’)は中身を小数、.astype(‘int’)は中身を整数に指定する指示です

print(iris_train)

```
[[5.1 3.5 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.9 3.0 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.7 3.2 1.3 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.6 3.1 1.5 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.0 3.6 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.4 3.9 1.7 0.4 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.6 3.4 1.4 0.3 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.0 3.4 1.5 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.4 2.9 1.4 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.9 3.1 1.5 0.1 0 'ヒオウギアヤメ']
 [5.4 3.7 1.5 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.8 3.4 1.6 0.2 0 'ヒオウギアヤメ']
 [4.8 3.0 1.4 0.1 0 'ヒオウギアヤメ']
```

print(x_train)

```
[[5.1 3.5 1.4 0.2]
 [4.9 3.  1.4 0.2]
 [4.7 3.2 1.3 0.2]
 [4.6 3.1 1.5 0.2]
 [5.  3.6 1.4 0.2]
 [5.4 3.9 1.7 0.4]
 [4.6 3.4 1.4 0.3]
 [5.  3.4 1.5 0.2]
 [4.4 2.9 1.4 0.2]
 [4.9 3.1 1.5 0.1]
 [5.4 3.7 1.5 0.2]
 [4.8 3.4 1.6 0.2]
 [4.8 3.  1.4 0.1]
```

データに小数も含まれている

print(y_train)

```
[[0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
```

データは全て整数

ライブラリのインストールとデータの読み込み・加工(1の後半部分)

```
x_train = iris_train[ : , 0:4].astype('float')
y_train = iris_train[ : , 4:5].astype('int')
```

astype()がない場合

iris_train	Array of object	(80, 6)	ndarray object of numpy module
x_train	Array of object	(80, 4)	ndarray object of numpy module
y_train	Array of object	(80, 1)	ndarray object of numpy module

astype()がある場合

iris_train	Array of object	(80, 6)	ndarray object of numpy module
x_train	Array of float64	(80, 4)	[[5.1 3.5 1.4 0.2] [4.9 3. 1.4 0.2]
y_train	Array of int32	(80, 1)	[[0] [0]

加工したデータの確認

“2) 加工したデータの確認”を実行して中身を見てみよう

```
# 2) 加工したデータの確認
print(iris_train)
print(x_train)
print(y_train)
print(iris_test)
print(x_test)
print(y_test)
print(x_train.shape)
print(y_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_test.shape)
```

全て２次元配列

```
In [7]: print(x_test)
[[5.  3.5 1.3 0.3]
 [4.5 2.3 1.3 0.3]
 [4.4 3.2 1.3 0.2]
 [5.  3.5 1.6 0.6]
 [5.1 3.8 1.9 0.4]
 [4.8 3.  1.4 0.3]
 [5.1 3.8 1.6 0.2]
 [4.6 3.2 1.4 0.2]
 [5.3 3.7 1.5 0.2]
 [5.  3.3 1.4 0.2]
 [5.5 2.6 4.4 1.2]
 [6.1 3.  4.6 1.4]
 [5.8 2.6 4.  1.2]
 [5.  2.3 3.3 1. ]
 [5.6 2.7 4.2 1.3]
 [5.7 3.  4.2 1.2]
 [5.7 2.9 4.2 1.3]
 [6.2 2.9 4.3 1.3]
 [5.1 2.5 3.  1.1]
 [5.7 2.8 4.1 1.3]]
```

```
In [8]: print(y_test)
[[0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [0]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]
 [1]]
```

```
In [9]: print(x_train.shape)
(80, 4)

In [10]: print(y_train.shape)
(80, 1)

In [11]: print(x_test.shape)
(20, 4)

In [12]: print(y_test.shape)
(20, 1)
```

学習用データは80行４列
検証用データは20行１列

加工したデータの確認

名前	型	サイズ	値
iris_test	Array of object	(20, 6)	ndarray object of numpy module
iris_train	Array of object	(80, 6)	ndarray object of numpy module
x_test	Array of float64	(20, 4)	[[5. 3.5 1.3 0.3] [4.5 2.3 1.3 0.3]]
x_train	Array of float64	(80, 4)	[[5.1 3.5 1.4 0.2] [4.9 3. 1.4 0.2]]
y_test	Array of int32	(20, 1)	[[0] [0]]
y_train	Array of int32	(80, 1)	[[0] [0]]

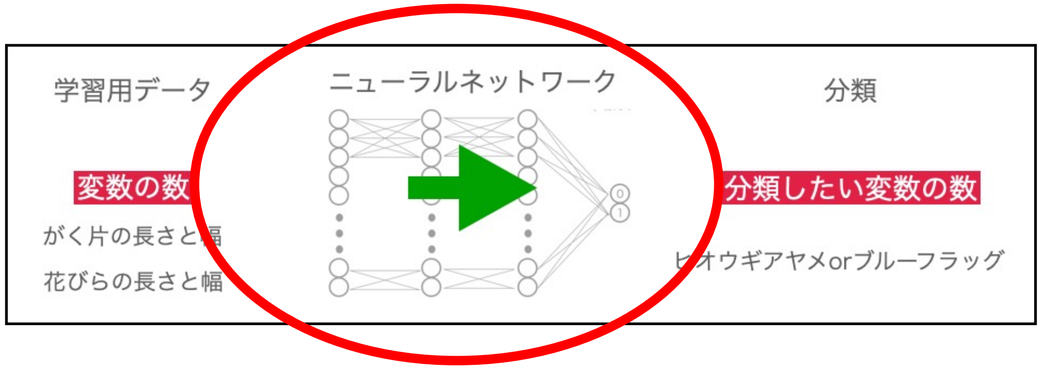
x_train - NumPy オブジェクト配列

	0	1	2	3
0	5.1	3.5	1.4	0.2
1	4.9	3	1.4	0.2
2	4.7	3.2	1.3	0.2
3	4.6	3.1	1.5	0.2
4	5	3.6	1.4	0.2

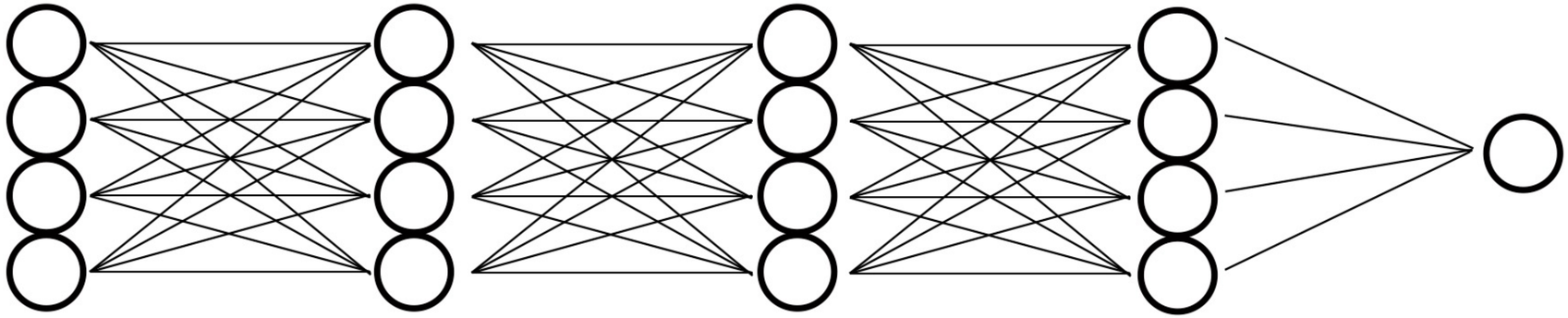
y_train - NumPy オブジェクト配列

	0
0	0
1	0
2	0
3	0
4	0

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)



今回作成する学習モデル



入力層)
ニューロン4つ

１層目
ニューロン4つ

２層目
ニューロン4つ

３層目
ニューロン4つ

４層目(=出力層)
ニューロン1つ

今回はシンプルなネットワークにするため、出力層は1つにしてます。
(2値分類の場合、最後に出る値を確率pが出ると自動的にもう１つの確率は1-pになります。)

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

ニューラルネットワークを作成していく

モデル名 = Sequential()

ニューラルネットワークを作るモデルも沢山ある中で、
今回はKeras(ケラス)のSequentialモデルを使用します

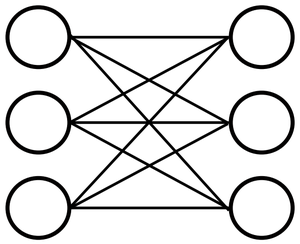
```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

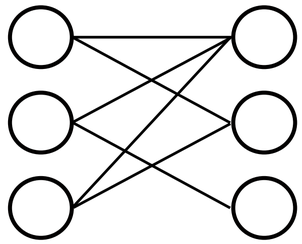
今回はモデル名を”dl_model”とする

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

モデル名.add()で層の追加を行う

Denseは全ての入力が全てのニューロンと結合している状態(=全結合層という)

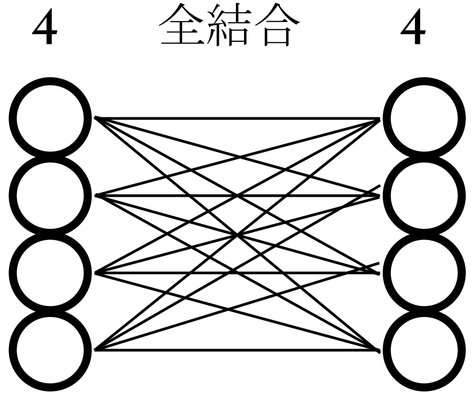
全結合層 

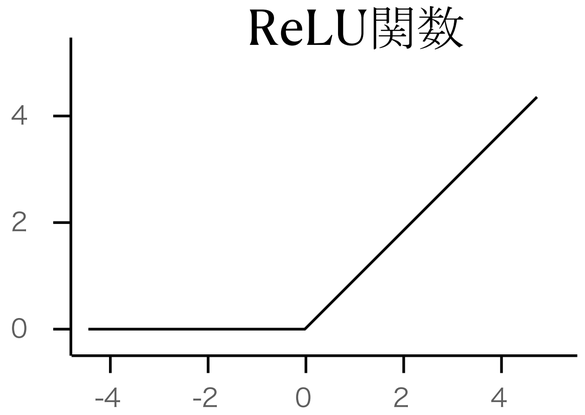
非全結合層 

```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

model.add(Dense(出力の変数の数, activation='活性化関数', input_shape=(入力の変数の数,)))



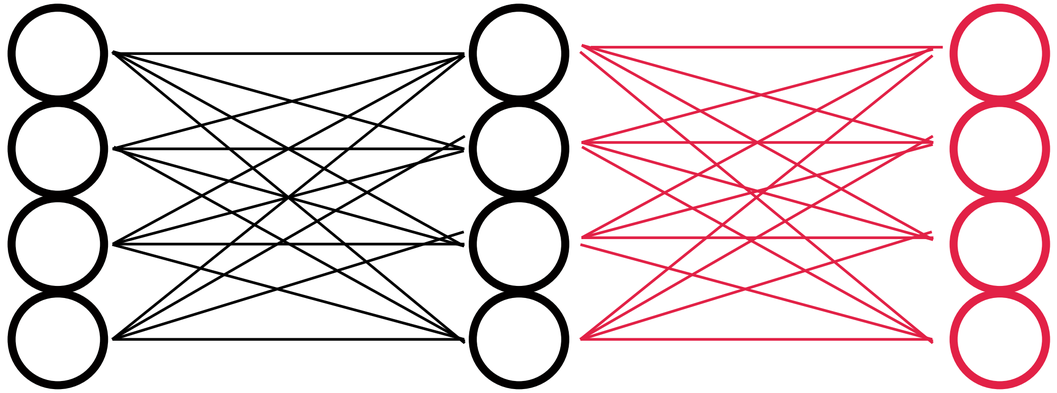


入力の変数4つ、出力の変数4つ
活性化関数はReLUを選択(全結合層)

(入力の4つの変数は、がく片の
長さと幅、花びらの長さと幅)

```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

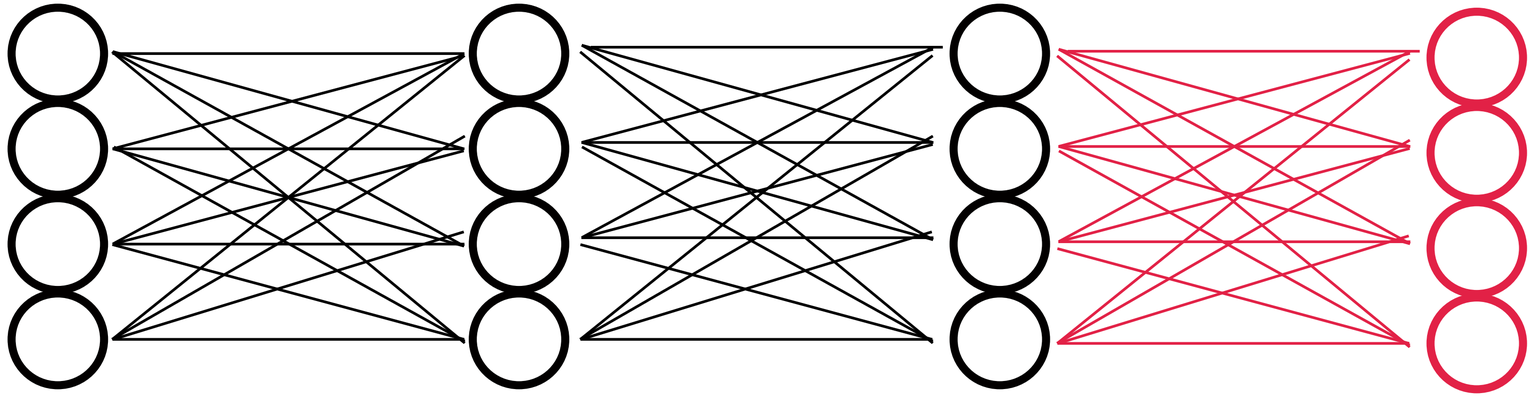


model.add()でさらに層の追加

2回目以降はinput_shapeは不要
入力の変数はそのまま(4つ)、出力の変数4つ
ReLUという(活性化)関数を選択

```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

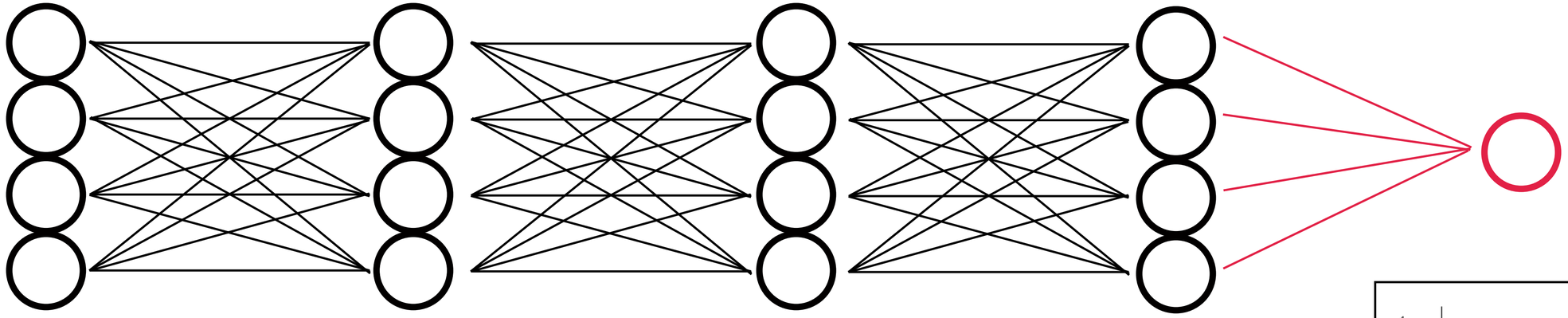
3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

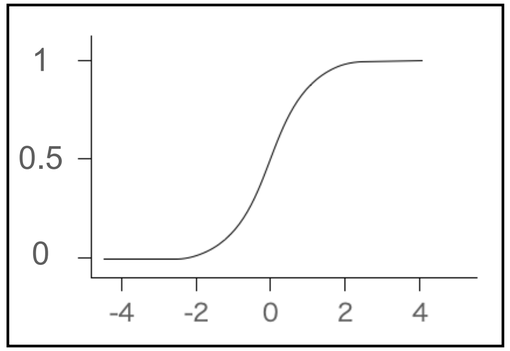


入力の変数はそのまま(4つ)、出力の変数4つ
ReLUという(活性化)関数を選択

```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)





出力の変数1つ
シグモイド(活性化)関数を選択

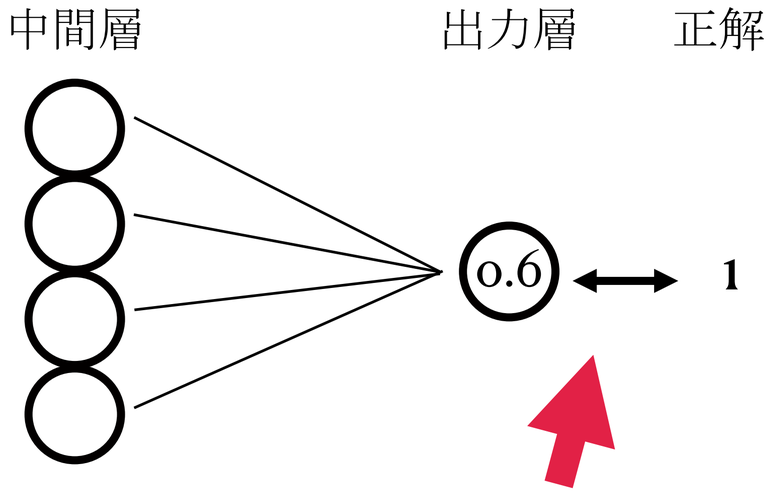
```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

model.compile()で、学習時の評価方法の選択をする

loss = “損失関数”, optimizer =‘最適化関数’, metrics=[“評価指標”]

今回は2クラス分類なのでbinary_crossentropyを選択
評価指標は正解率を示すaccuracyを選択



この誤差を0に近づけるように、
誤差逆伝播を行い各パラメーターを調整

(今回はAdamという最適化アルゴリズムを使用)

```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

dl_model.summary()は、
作成した学習モデルを要約する

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense (Dense)                (None, 4)                 20
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 4)                 20
_________________________________________________________________
dense_2 (Dense)              (None, 4)                 20
_________________________________________________________________
dense_3 (Dense)              (None, 1)                 5
=================================================================
Total params: 65
Trainable params: 65
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

```
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

3) 学習モデルの作成(ニューラルネットワーク)

“ 3)神経回路の作成をコピーして実行してみよう

```
# 3)神経回路の作成
dl_model = Sequential()
dl_model.add(Dense(4, activation='relu', input_shape=(4,)))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(4, activation='relu'))
dl_model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
dl_model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=["accuracy"])
dl_model.summary()
```

```
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense (Dense)                (None, 4)                 20
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 4)                 20
_________________________________________________________________
dense_2 (Dense)              (None, 4)                 20
_________________________________________________________________
dense_3 (Dense)              (None, 1)                 5
=================================================================
Total params: 65
Trainable params: 65
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

４）学習用データでの学習

```
history = dl_model.fit(x_train, y_train, epochs=300)
```

historyに学習過程を記録する。 300回学習させる

epochs

1エポックは1試行のことで、学習用データを１通り使って１エポックと数える
ここでは300回学習させている。

４）学習用データでの学習

```
history = dl_model.fit(x_train, y_train, epochs=300)
```

historyに学習過程を記録する。 300回学習させる

epochs

1エポックは1試行のことで、学習用データを１通り使って１エポックと数える
ここでは300回学習させている。

```
80/80 [==============================] - 0s 76us/sample - loss: 0.0231 - accuracy: 1.0000
Epoch 290/300
80/80 [==============================] - 0s 69us/sample - loss: 0.0228 - accuracy: 1.0000
Epoch 291/300
80/80 [==============================] - 0s 66us/sample - loss: 0.0225 - accuracy: 1.0000
Epoch 292/300
80/80 [==============================] - 0s 66us/sample - loss: 0.0222 - accuracy: 1.0000
Epoch 293/300
80/80 [==============================] - 0s 76us/sample - loss: 0.0219 - accuracy: 1.0000
Epoch 294/300
80/80 [==============================] - 0s 66us/sample - loss: 0.0216 - accuracy: 1.0000
Epoch 295/300
80/80 [==============================] - 0s 60us/sample - loss: 0.0214 - accuracy: 1.0000
Epoch 296/300
80/80 [==============================] - 0s 64us/sample - loss: 0.0211 - accuracy: 1.0000
Epoch 297/300
80/80 [==============================] - 0s 66us/sample - loss: 0.0208 - accuracy: 1.0000
Epoch 298/300
80/80 [==============================] - 0s 74us/sample - loss: 0.0206 - accuracy: 1.0000
Epoch 299/300
80/80 [==============================] - 0s 82us/sample - loss: 0.0203 - accuracy: 1.0000
Epoch 300/300
80/80 [==============================] - 0s 90us/sample - loss: 0.0201 - accuracy: 1.0000
```

実行するとコンソール画面に学習過程が出力される
loss: 学習用データの誤差、0に近いほどよい
acc: 学習用データの正解率、1に近いほどよい

５）テスト用データでの検証

```
score = dl_model.evaluate(x_test, y_test)
print("Test loss:", score[0])
print("Test accuracy:", score[1])
```

(変数名) = dl_model.evaluate(x_test, y_test)
→誤差と正解率が算出される

誤差→(変数名)[0]、正解率→(変数名)[1]

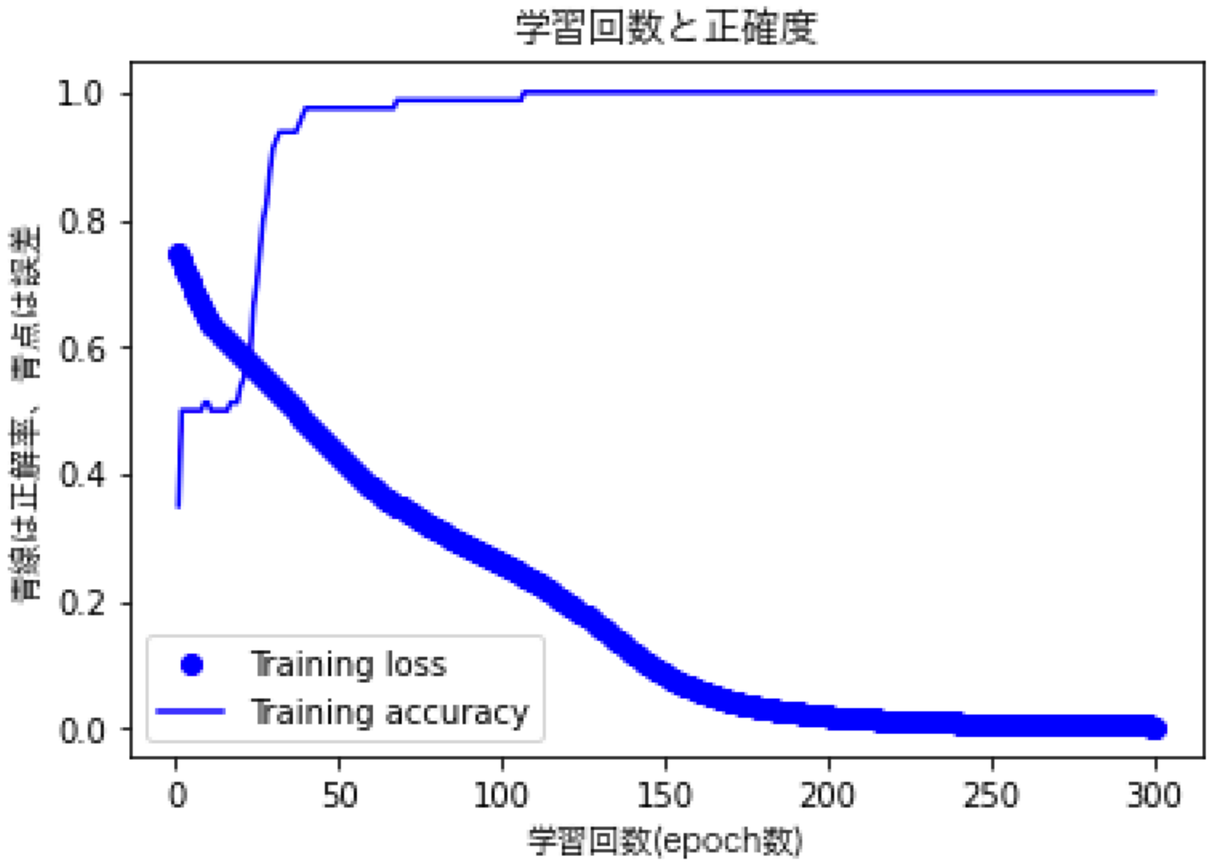
```
print("Test loss:", score[0])
Test loss:  0.009264961816370487

print("Test accuracy:", score[1])
Test accuracy: 1.0
```

誤差0.9%、正解率100%という結果

結果の可視化

“6) 学習過程をグラフ表示する”を実行しよう

```
# Loss(正解との誤差)をloss_valuesに入れる
loss_values = history.history[‘loss']

# 正確度をaccに入れる
acc = history.history[‘accuracy']

# 1からepoch数までのリストを作る
epochlist = range(1, len(loss_values) +1)

#  Loss(正解との誤差)のグラフを作る
# 'bo'は青点
plt.plot(epochlist, loss_values, 'bo', label='Training loss’)

#  正確率のグラフを作る
# 'b'は青い線
plt.plot(epochlist, acc, 'b', label='Training accuracy')


plt.title('学習回数と正確度')
plt.ylabel('青線は正解率、青点は誤差')
plt.xlabel('学習回数(epoch数)')
plt.legend()
plt.show()
```



学習する度に正解率が上がって誤差が下がっていることが分かる

結果の可視化(補足)

“6) 学習過程をグラフ表示する”を実行しよう

```
# Loss(正解との誤差)をloss_valuesに入れる
loss_values = history.history[‘loss']

# 正確度をaccに入れる
acc = history.history[‘accuracy']

# 1からepoch数までのリストを作る
epochlist = range(1, len(loss_values) +1)

#  Loss(正解との誤差)のグラフを作る
# 'bo'は青点
plt.plot(epochlist, loss_values, 'bo', label='Training loss’)

#  正確率のグラフを作る
# 'b'は青い線
plt.plot(epochlist, acc, 'b', label='Training accuracy')


plt.title('学習回数と正確度')
plt.ylabel('青線は正解率、青点は誤差')
plt.xlabel('学習回数(epoch数)')
plt.legend()
plt.show()
```

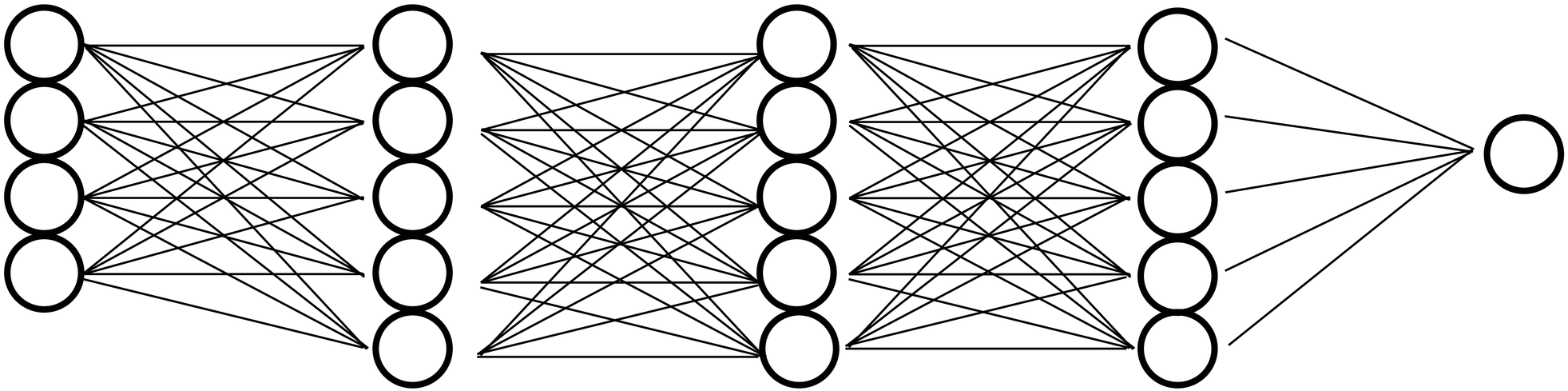
history = model.fit(x_train, y_train, epochs=300)

kerasのfit()は各エポック毎の正解率、誤差を保存出来る
history.history[“accuracy”]が正解率のリスト
history.history[[“loss”]が誤差のリスト

```
loss_values = history.history[‘loss']
acc = history.history[‘accuracy']

epochlist = range(1, len(loss_values) +1)
→range(1, 301) :1から300までの範囲を指定

plt.plot(epochlist, loss_values, 'bo', label='Training loss’)
→X軸が1から300(学習回数)、Y軸が各回の誤差で直線で結ぶ
```

自分たちで実践してみよう

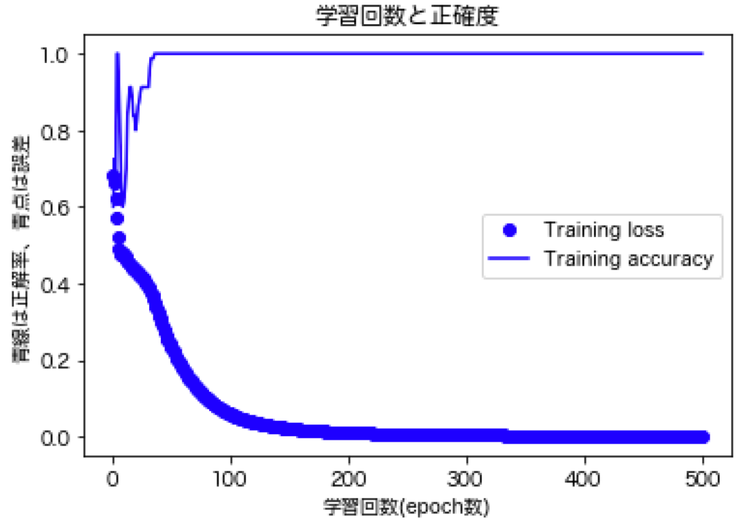
1層目から3層目のニューロンを1つ増やして、
学習の回数を500回にして実践してみよう



自分たちで実践してみよう

このサマリーと学習過程が表示されていれば正しく実行出来ています。

```
3/3 [==============================] - 0s 912us/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
Epoch 480/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0014 - accuracy: 1.0000
Epoch 481/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
Epoch 482/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 483/500
3/3 [==============================] - 0s 959us/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 484/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0014 - accuracy: 1.0000
Epoch 485/500
3/3 [==============================] - 0s 955us/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 486/500
3/3 [==============================] - 0s 995us/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 487/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0014 - accuracy: 1.0000
Epoch 488/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 489/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 490/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 491/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
Epoch 492/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 493/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
Epoch 494/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0011 - accuracy: 1.0000
Epoch 495/500
3/3 [==============================] - 0s 905us/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 496/500
3/3 [==============================] - 0s 952us/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
Epoch 497/500
3/3 [==============================] - 0s 991us/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
Epoch 498/500
3/3 [==============================] - 0s 1ms/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 499/500
3/3 [==============================] - 0s 900us/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000
Epoch 500/500
3/3 [==============================] - 0s 933us/step - loss: 0.0013 - accuracy: 1.0000
WARNING:tensorflow:5 out of the last 5 calls to <function Model.make_test_function.<locals>.test_function
at 0x7fb95879dcb0> triggered tf.function retracing. Tracing is expensive and the excessive number of
tracings could be due to (1) creating @tf.function repeatedly in a loop, (2) passing tensors with different
shapes, (3) passing Python objects instead of tensors. For (1), please define your @tf.function outside of
the loop. For (2), @tf.function has experimental_relax_shapes=True option that relaxes argument shapes that
can avoid unnecessary retracing. For (3), please refer to https://www.tensorflow.org/guide/
function#controlling_retracing and https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/function for  more
details.
Test loss: 0.003523191437125206
Test accuracy: 1.0
```




```
In [24]: model.summary()
Model: "sequential_5"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense_20 (Dense)             (None, 5)                 25
_________________________________________________________________
dense_21 (Dense)             (None, 5)                 30
_________________________________________________________________
dense_22 (Dense)             (None, 5)                 30
_________________________________________________________________
dense_23 (Dense)             (None, 1)                 6
=================================================================
Total params: 91
Trainable params: 91
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

課題

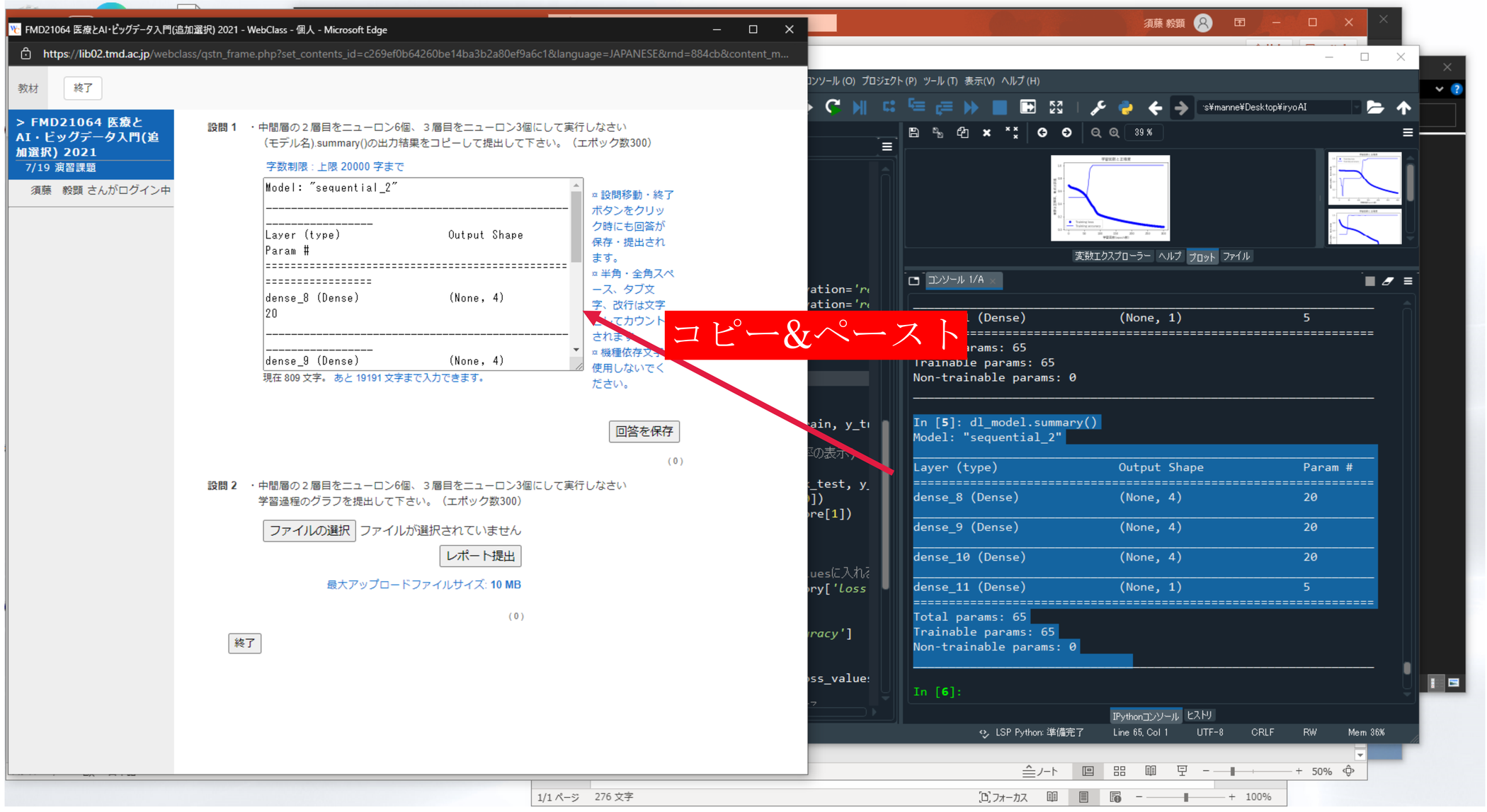
・中間層の２層目をニューロン6個、３層目をニューロン3個にして実行しなさい
（モデル名).summary()の出力結果と図を提出して下さい。（エポック数300）

・(余力がある人は)
上のモデルを使って新たなアヤメのデータでブルーフラッグである確率を算出しなさい

No.	がく片の長さ	がく片の幅	花びらの長さ	花びらの幅
1	5.3	2.4	4.8	1.5
2	4.4	2.5	1.8	0.4

ヒント:　import numpy as np
(変数) = model.predict((調べたいNumpy配列))
print(変数) = [[(1つ目の確率)]、[(2つ目の確率)],[…] , […], …]

課題の提出方法


FMD21064 医療とAI･ビッグデータ入門(追加選択) 2021 - WebClass - 個人 - Microsoft Edge
https://lib02.tmd.ac.jp/webclass/qstn_frame.php?set_contents_id=c269ef0b64260be14ba3b2a80ef9a6c1&language=JAPANESE&rnd=884cb&content_m...
教材
終了
> FMD21064 医療とAI・ビッグデータ入門(追加選択) 2021
7/19 演習課題
須藤　毅顕 さんがログイン中
設問 1 ・中間層の２層目をニューロン6個、３層目をニューロン3個にして実行しなさい
（モデル名).summary()の出力結果をコピーして提出して下さい。（エポック数300）
字数制限：上限 20000 字まで
Model: "sequential_2"
Layer (type) Output Shape Param #
dense_8 (Dense) (None, 4) 20
dense_9 (Dense)
現在 809 文字。 あと 19191 文字まで入力できます。
回答を保存
設問 2 ・中間層の２層目をニューロン6個、３層目をニューロン3個にして実行しなさい
学習過程のグラフを提出して下さい。（エポック数300）
ファイルの選択 ファイルが選択されていません
レポート提出
最大アップロードファイルサイズ: 10 MB
終了
コピー&ペースト
須藤 毅顕
コンソール (O) プロジェクト (P) ツール (T) 表示(V) ヘルプ (H)
変数エクスプローラー ヘルプ プロット ファイル
コンソール 1/A
Trainable params: 65
Non-trainable params: 0
In [5]: dl_model.summary()
Model: "sequential_2"
Layer (type) Output Shape Param #
dense_8 (Dense) (None, 4) 20
dense_9 (Dense) (None, 4) 20
dense_10 (Dense) (None, 4) 20
dense_11 (Dense) (None, 1) 5
Total params: 65
Trainable params: 65
Non-trainable params: 0
In [6]:
IPythonコンソール ヒストリ
LSP Python: 準備完了 Line 65, Col 1 UTF-8 CRLF RW Mem 36%
1/1 ページ 276 文字
フォーカス
100%