13-1 第１３回の内容

（情報システム工学特論）

URL: https://www.kkaneko.jp/a/cs/index.html

金子邦彦

第１３回の内容

- **ニューラルネットワーク**の**作成**，**学習**，**検証**，**利用**を行う**プログラム**を見る

※ プログラムの詳細な説明は行わない

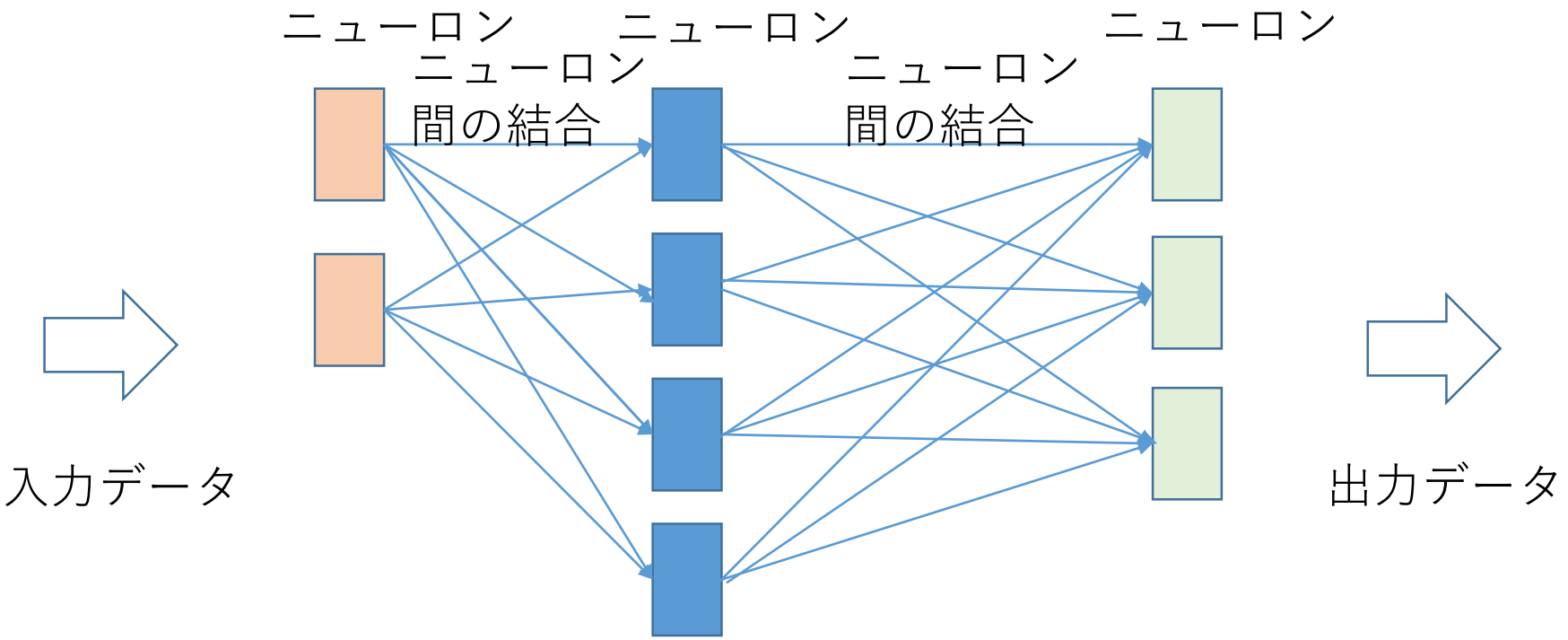
13-2 ニューラルネットワークを用いた分類

（情報システム工学特論）

URL: https://www.kkaneko.jp/a/cs/index.html

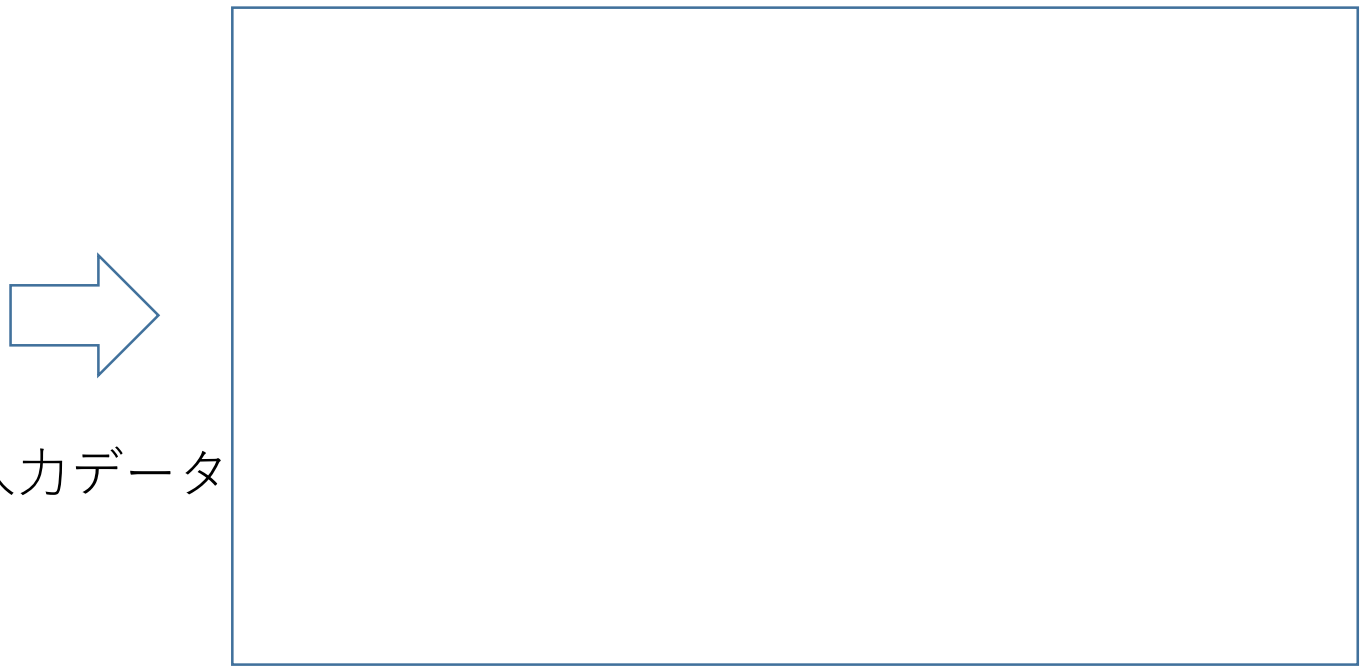
金子邦彦

層が直列になっているニューラルネットワーク

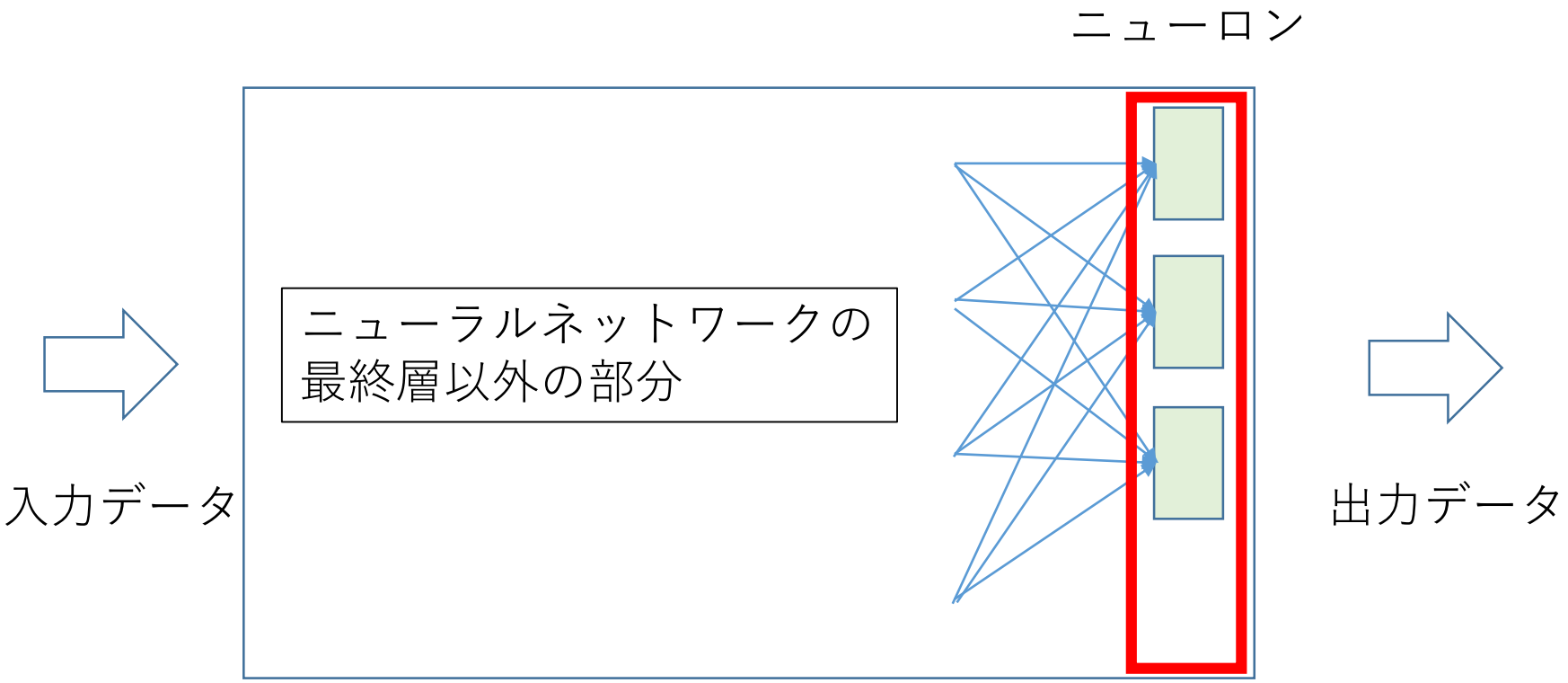


データは入力から出力の方向へ

３種類の中から１つに分類する場合

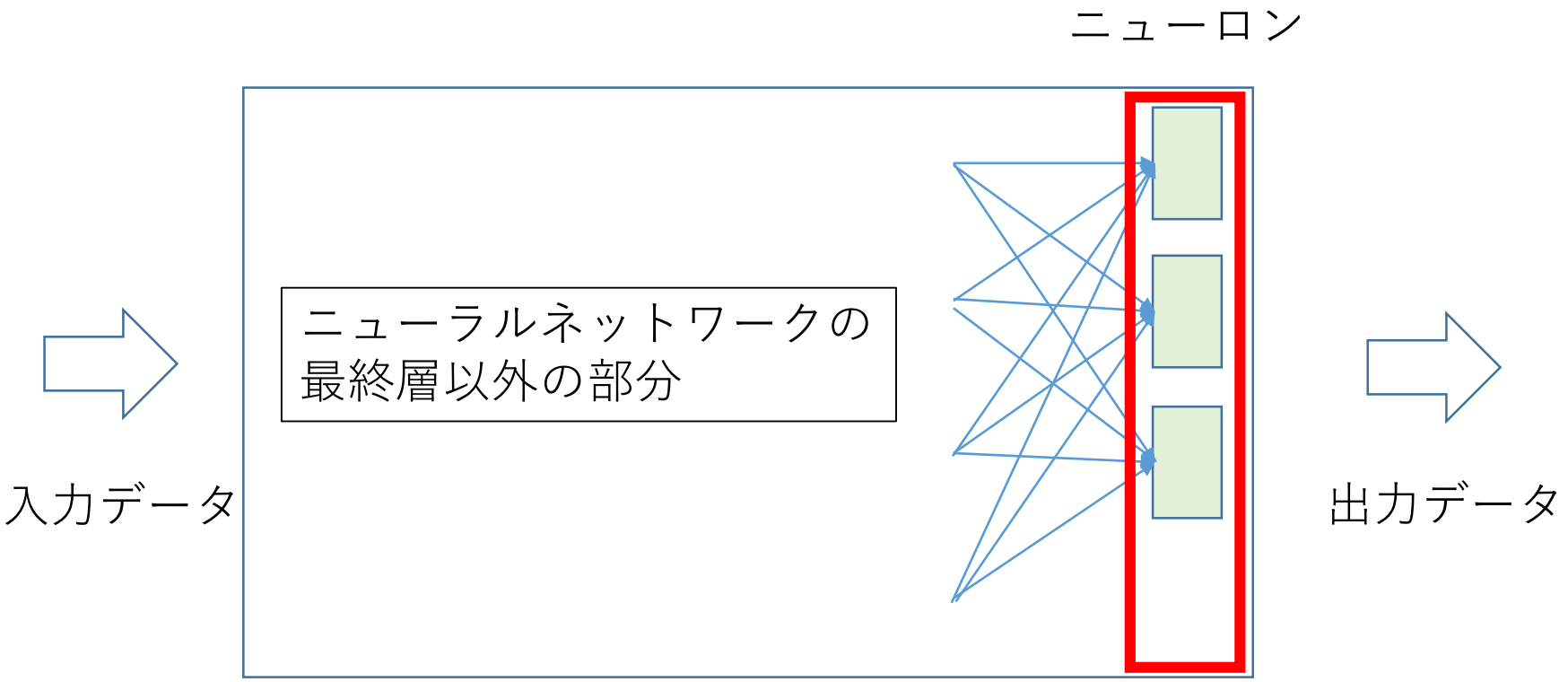


３種類の中から１つに分類する場合

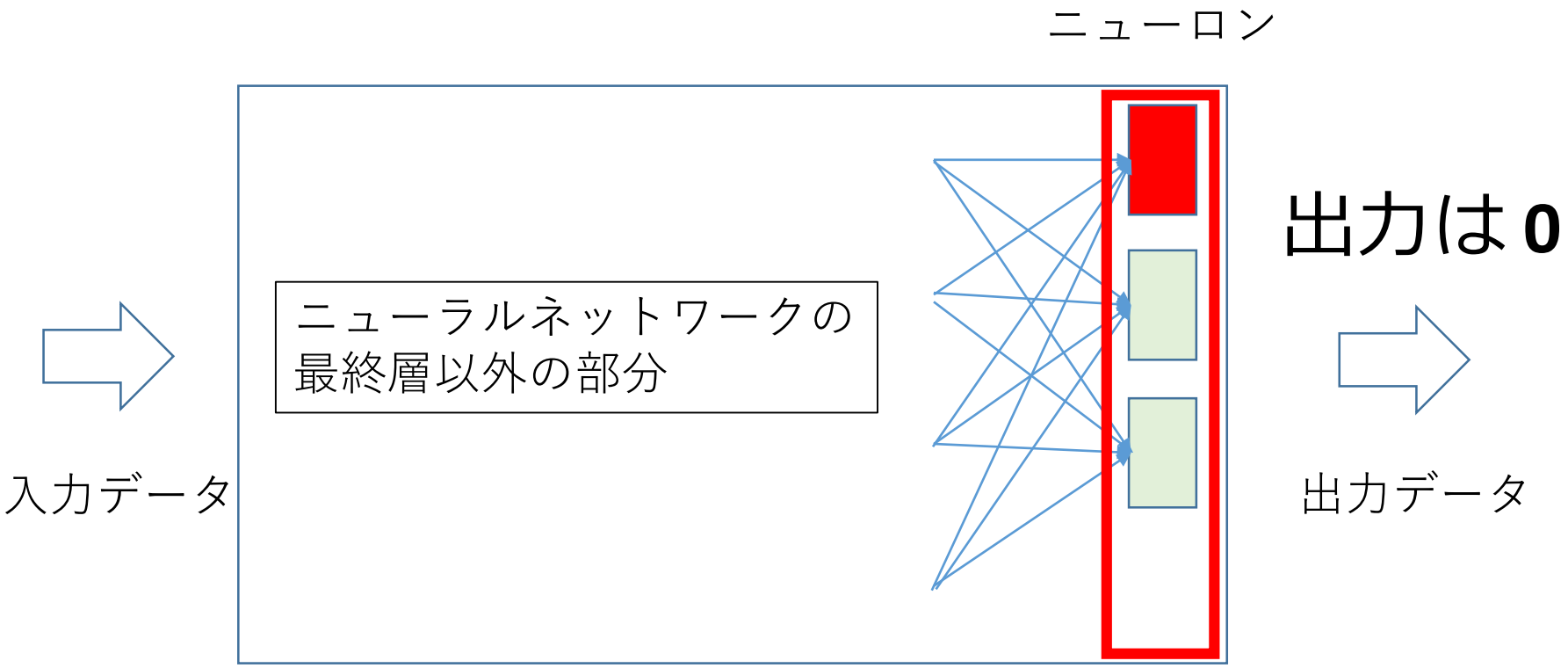


データは入力から出力の方向へ

最終層について，１つが強く
活性化するように調整

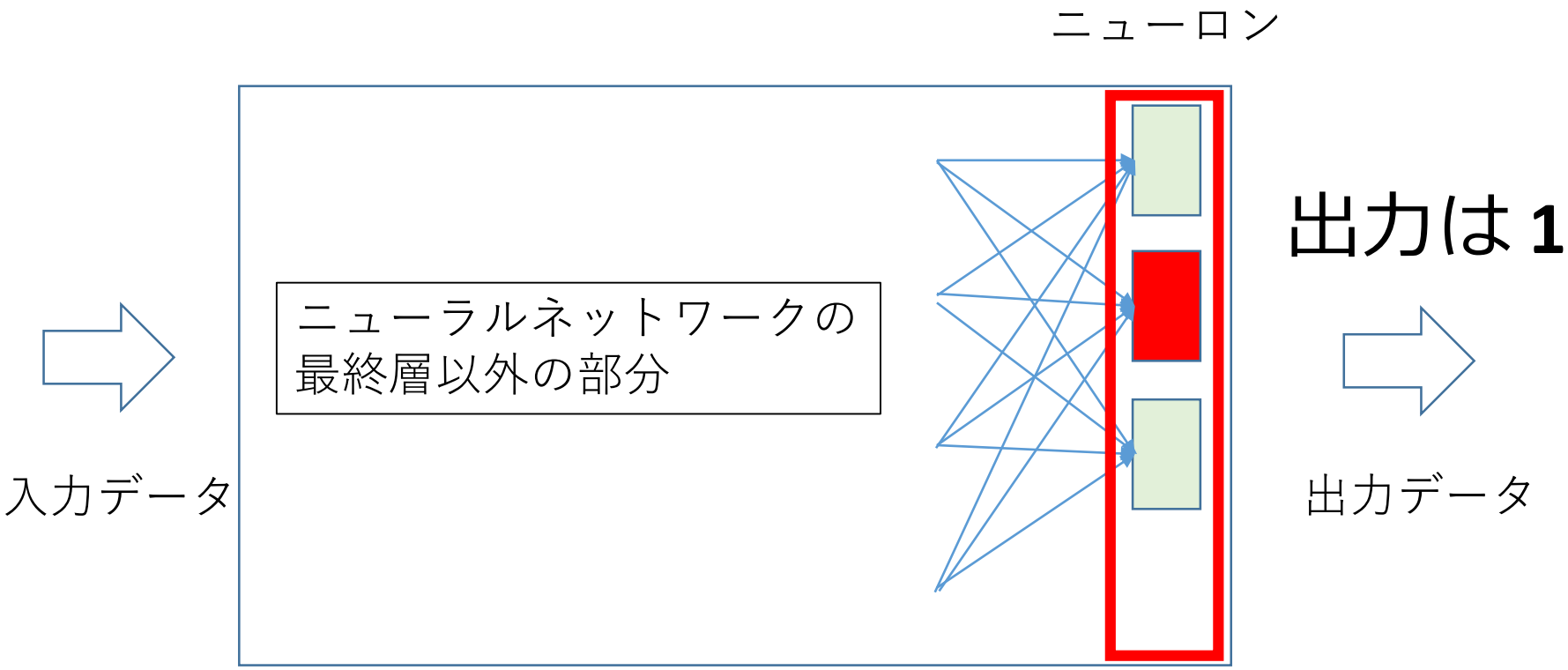


最終層について，１つが強く
活性化するように調整

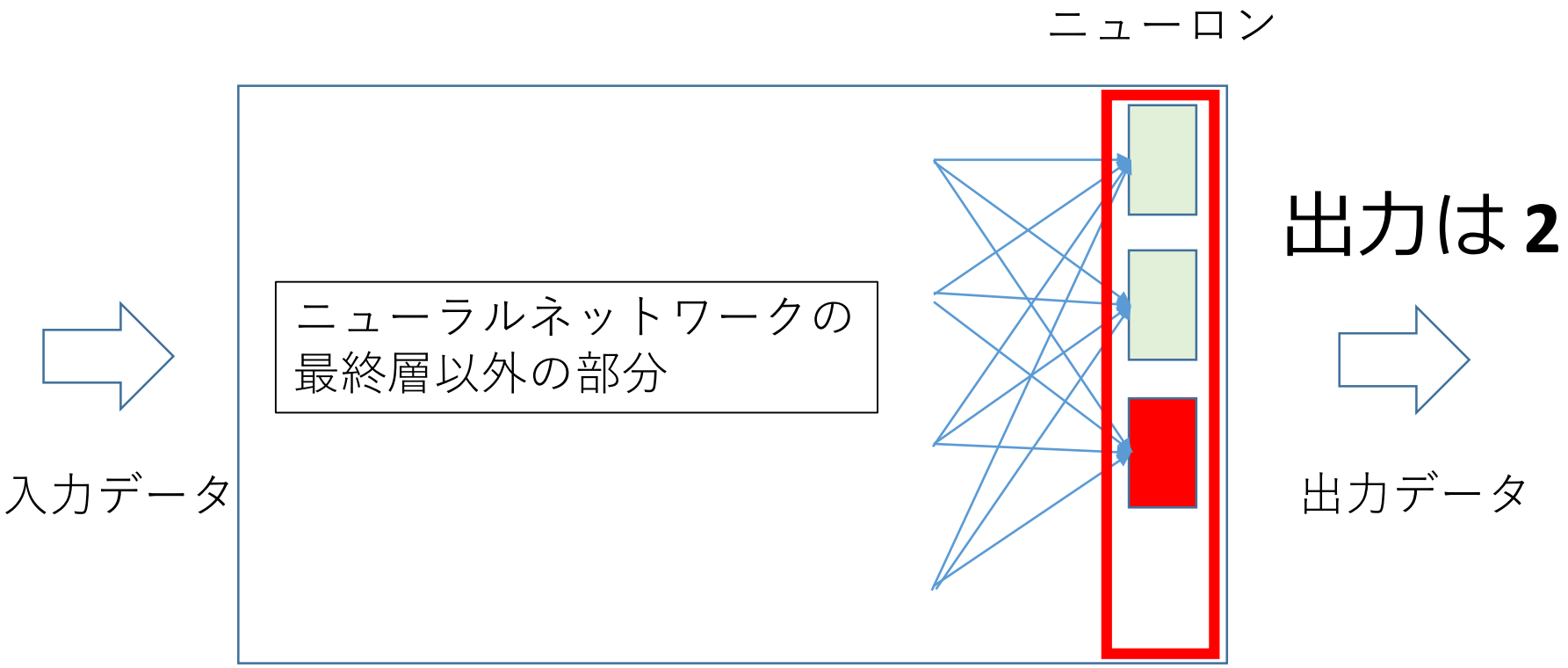


データは入力から出力の方向へ

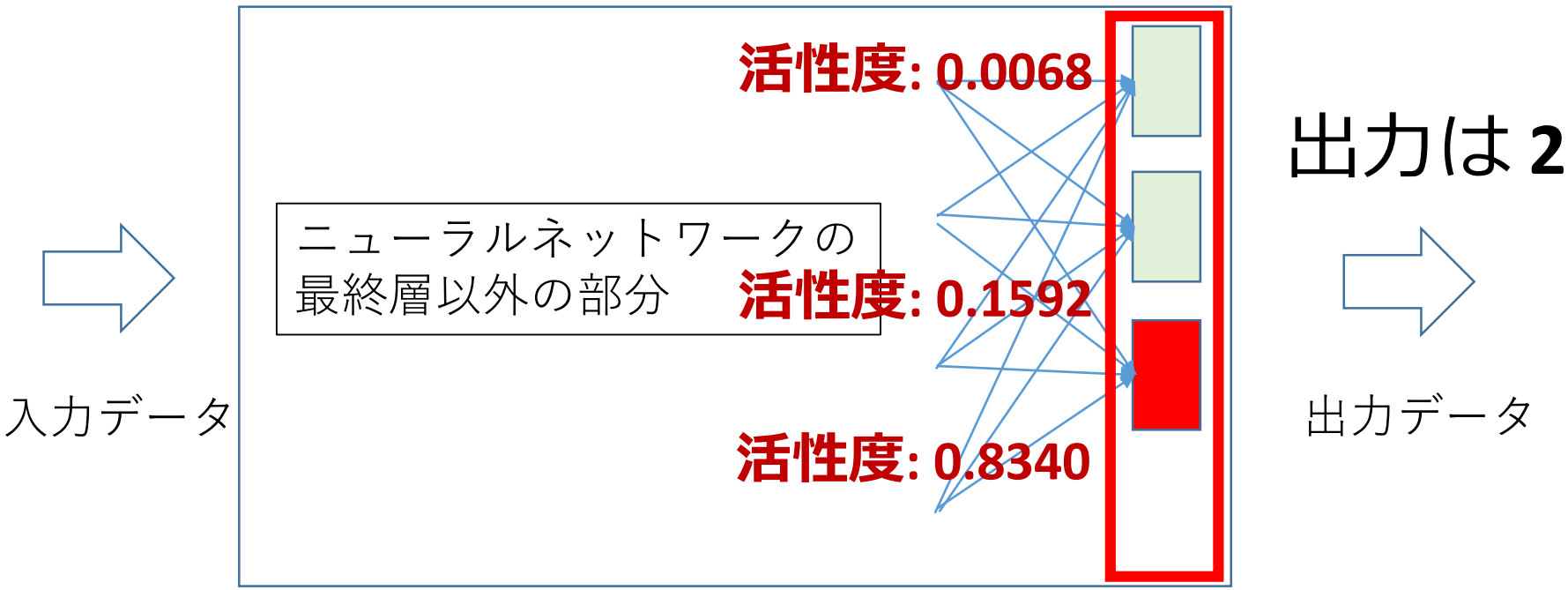
最終層について，１つが強く
活性化するように調整



最終層について，１つが強く
活性化するように調整



最終層について，１つが強く
活性化するように調整



実際には，活性度は**０から１**のような数値である．
最も**活性度**の**値が高いもの**が選ばれて，分類結果となる

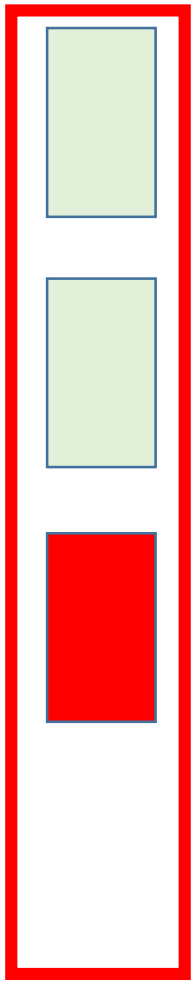
正解と誤差

正解は 2
であるとする

活性度: 0.0068

活性度: 0.1592

活性度: 0.8340



誤差: 0.0068 ⟷ **あるべき値: 0**

誤差: 0.1592 ⟷ **あるべき値: 0**

誤差: - 0.1760 ⟷ **あるべき値: 1**

誤差をもとに、結合の重みを自動調節

ニューラルネットワークを用いた分類

ニューラルネットワークを分類に使うとき

- **最終層**の**ニューロン**で、**最も活性度の値の高いもの**が選ばれて、分類結果となる

- そこには**誤差**がある

13-3 画像データと次元

（情報システム工学特論）

URL: https://www.kkaneko.jp/a/cs/index.html

金子邦彦

配列（アレイ）とは

0	1	2	3
180	**20**	**250**	**40**

配列（アレイ）とは，**データの並び**で，
０から始まる番号（添字）が付いている

１次元と２次元の配列（アレイ）

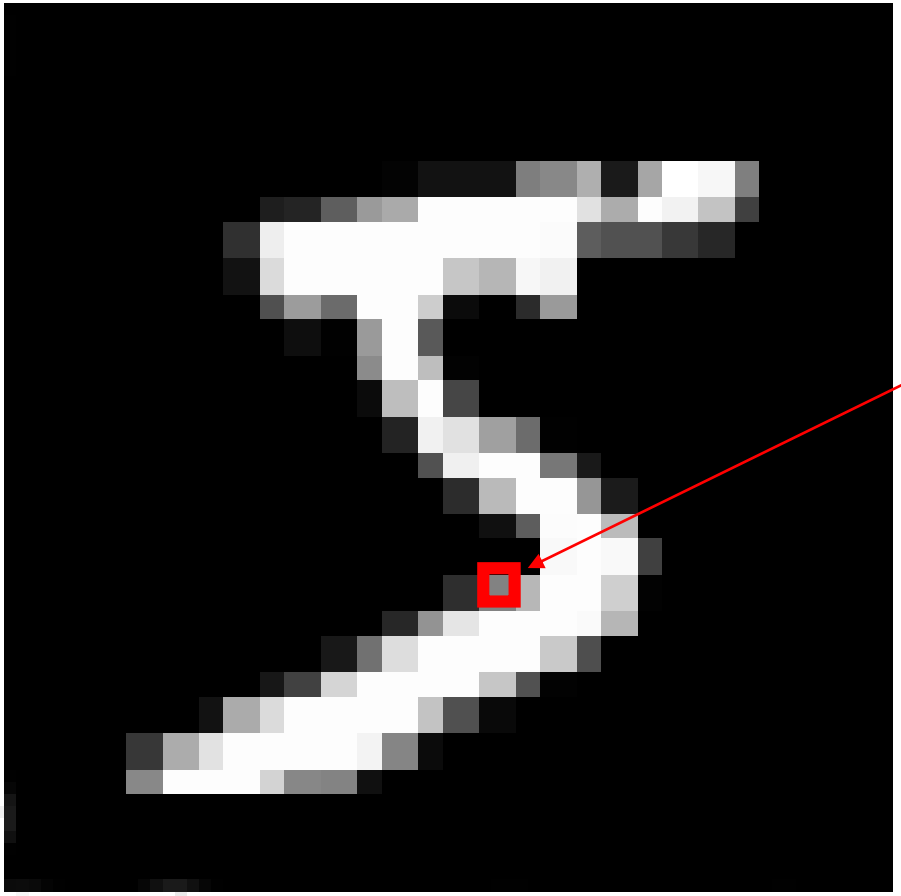
0	1	2	3
180	**20**	**250**	**40**

１次元の配列

0, 0	0, 1	0, 2	0, 3
4	**1**	**2**	**4**
1, 0	1, 1	1, 2	1, 3
5	**8**	**2**	**8**

２次元の配列

画像と画素



MNISTデータセット（手書き文字のデータセットで，濃淡画像）

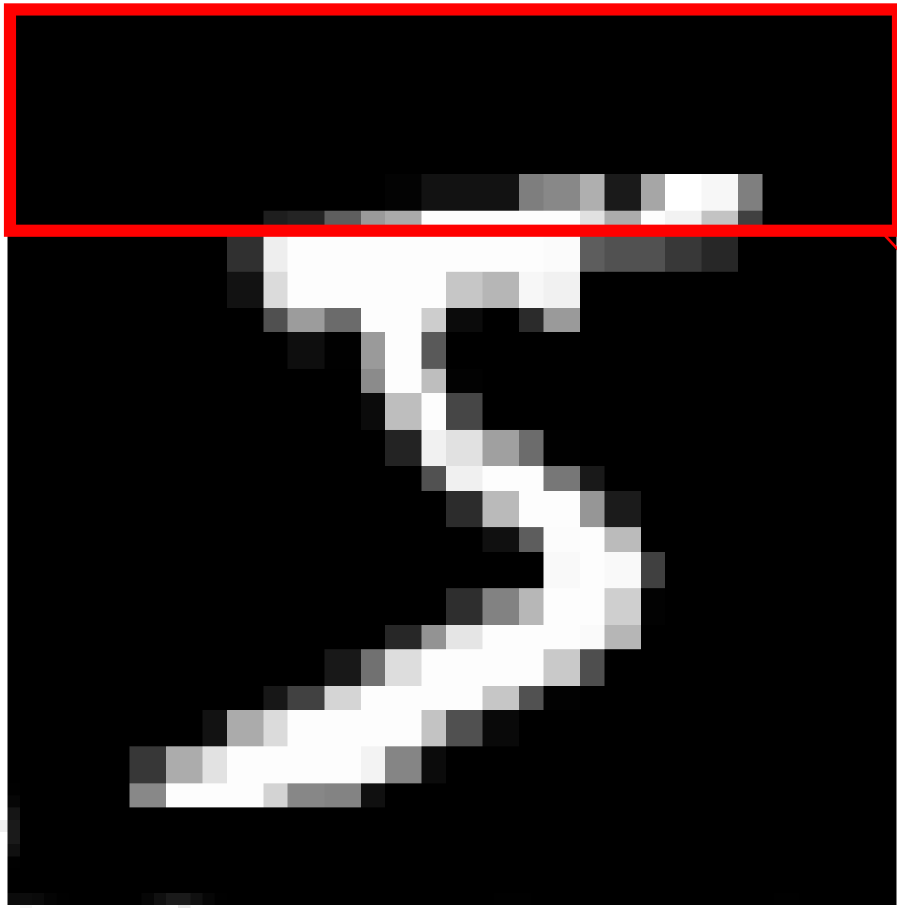
画像サイズ: **28 × 28**

画素

	画素値
白	255
黒	0

画素値は，**画素**の明るさに応じた **0 から 255 の数値**

画像と配列（アレイ）



MNISTデータセット（手書き文字のデータセットで，濃淡画像）

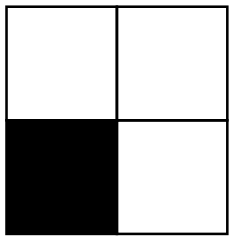
画像サイズ: 28 × 28

画像全体は，サイズ 28 ×28 の**2次元**の**配列**

```
[[   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
     0   0   0   0   0   0   0   0   0   0]
 [   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
     0   0   0   0   0   0   0   0   0   0]
 [   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
     0   0   0   0   0   0   0   0   0   0]
 [   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
     0   0   0   0   0   0   0   0   0   0]
 [   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
     0   0   0   0   0   0   0   0   0   0]
 [   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   3  18  18  18 126 136
   175  26 166 255 247 127   0   0   0   0]
 [   0   0   0   0   0   0   0   0  30  36  94 154 170 253 253 253 253 253
   225 172 253 242 195  64   0   0   0   0]
```

画像の**上 7行分**の画素値を表示したところ（28 ×7分）

画像のバリエーション

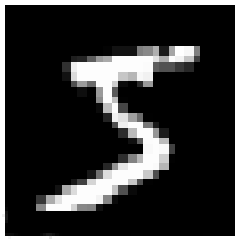


画像のサイズ: **2 × 2**
（画素は白または黒）

2 × 2

次元数は 2

数値の個数: 4



画像のサイズ: **28 × 28**
（画素は濃淡）

28 × 28

次元数は 2

数値の個数: 784

13-4 ニューラルネットワークを作成するプログラム

（情報システム工学特論）

金子邦彦

ニューラルネットワークのプログラムで行うこと

1. **ニューラルネットワーク**の**作成**

   ニューロンの数，**ニューロンの種類**などの設定

2. **学習**に関する設定

   使用する最適化手法，誤差算出法（損失関数）などの設定

3. **学習**の実行

   教師データを使用．**結合の重み**が変化

4. **検証**

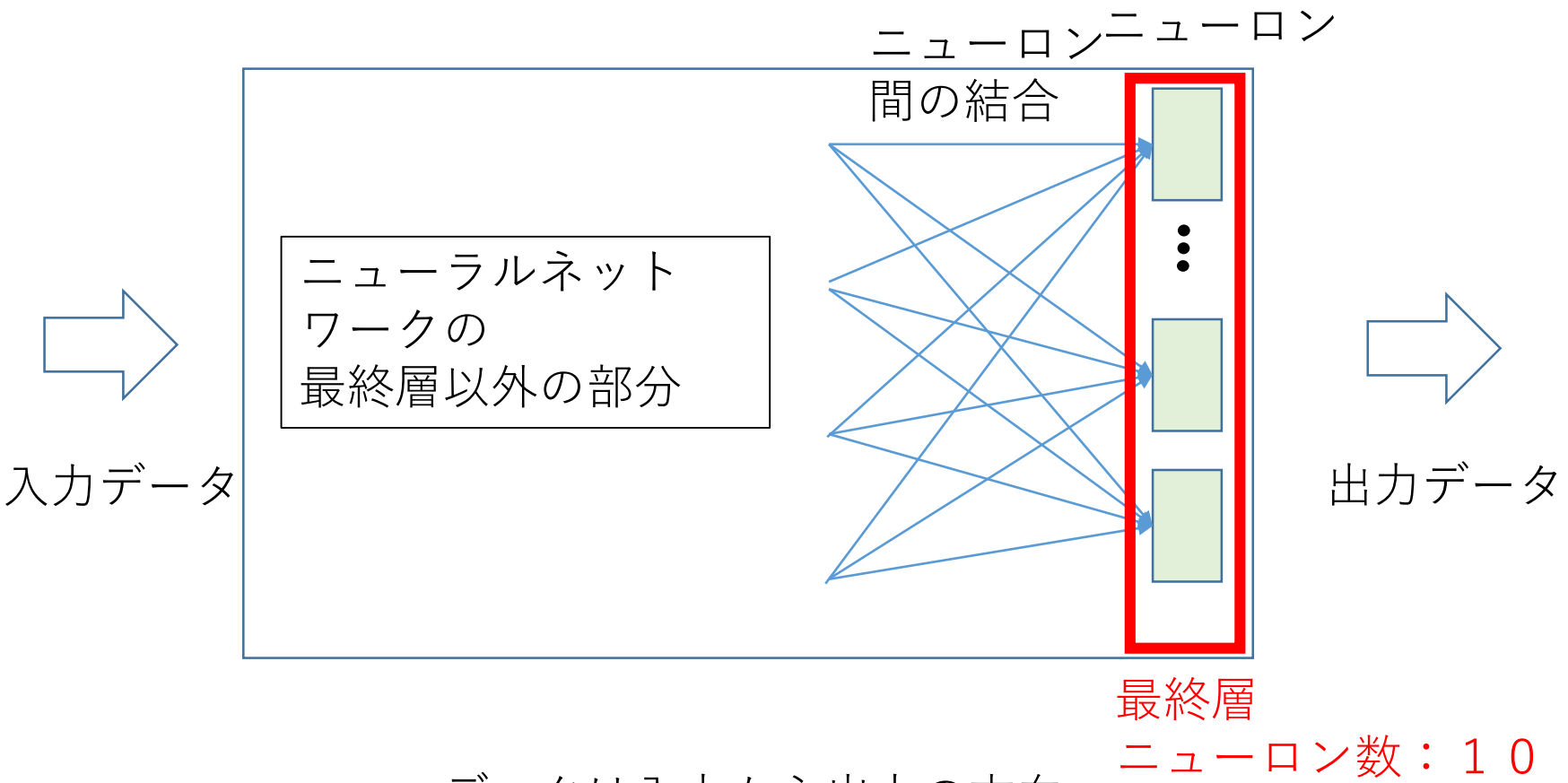
   検証用のデータを使用．学習不足や過学習などの検証

5. **実際の使用**

   さまざまな用途に使用

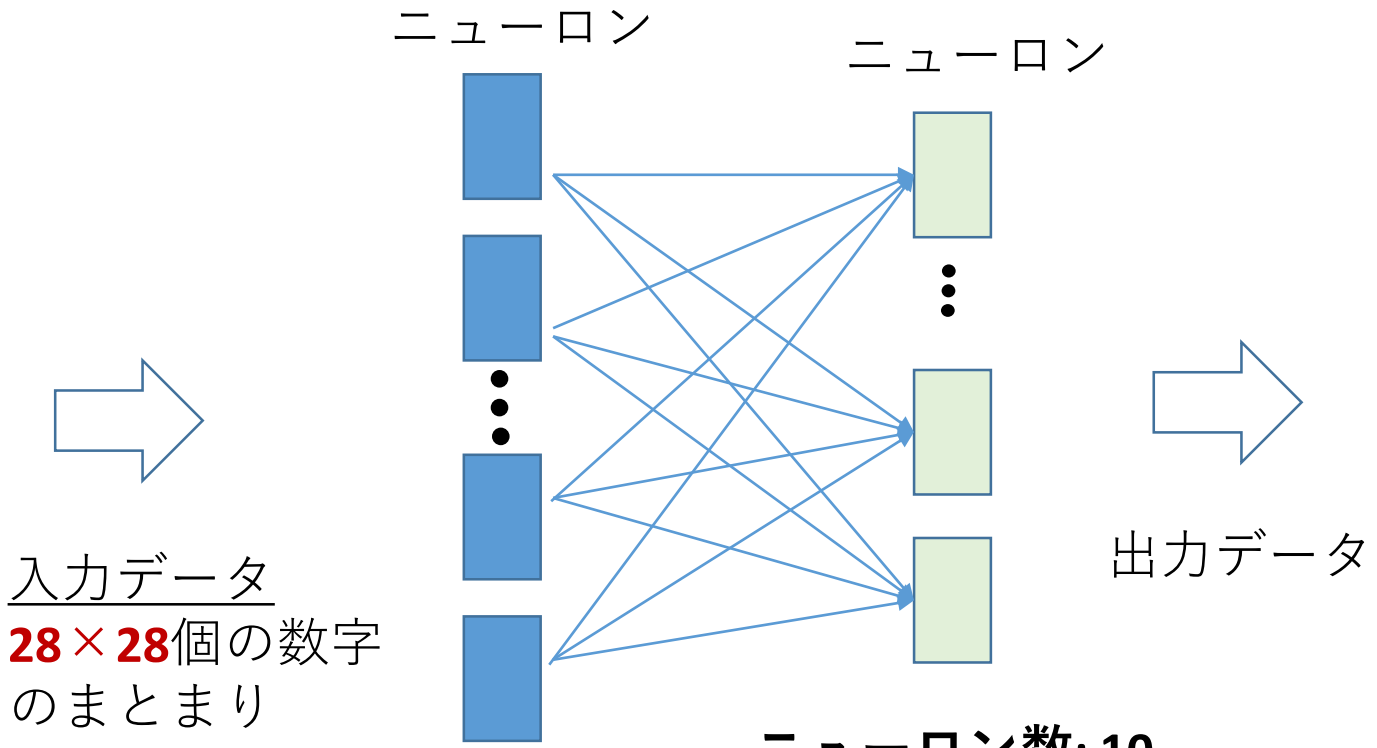
今回の授業では、１，２，３，４，５の一連の流れを説明

１０種類の中の１つに分類を行うニューラルネットワーク



ここで作成するニューラルネットワーク

- 入力： **28×28**個の数値のまとまり
- 出力： 「**28×28**個の数字のまとまり」について，**10**種類の中から 1つに**分類**



全体で 2層

ニューラルネットワークの作成

ニューラルネットワークの作成では，次を設定する

- 入力データでの数値の個数
- **ニューロン**の数（**層**ごと）
- **ニューロン**の種類（**層**ごと）

ニューラルネットワーク作成のプログラム例

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation

m = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Flatten(input_shape=(28, 28, 1)),
    tf.keras.layers.Dense(units=64, activation=tf.nn.relu),
    tf.keras.layers.Dense(units=10, activation=tf.nn.softmax)
])
```

入力データは **28×28**個の数字

１層目のニューロン数は **64**
種類は **relu**

２層目のニューロン数は **10**
種類は **softmax**

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation

m = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Flatten(input_shape=(28, 28, 1)),
    tf.keras.layers.Dense(units=64, activation=tf.nn.relu),
    tf.keras.layers.Dense(units=10, activation=tf.nn.softmax)
])

print(m.summary())
```

```
Model: "sequential_2"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
flatten_2 (Flatten)          (None, 784)               0
_________________________________________________________________
dense_4 (Dense)              (None, 64)                50240
_________________________________________________________________
dense_5 (Dense)              (None, 10)                650
=================================================================
Total params: 50,890
Trainable params: 50,890
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
None
```

ニューラルネットワークのオブジェクト名は **m**
print(**m**.summary()) は確認表示

13-5 学習に関する設定を行うプログラム

（情報システム工学特論）

金子邦彦

ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークの出力と，**教師データの正解**との誤差を最小にするという**最適化**を行う

- **最適化手法**のバリエーション

Adadelta, Adagrad, Adam, RMSprop, SGD など

- **誤差の算出法（損失関数）**のバリエーション

binary_crossentropy, categorical_crossentropy, cosine_similarity, kld, kullback_leibler_divergence, mae など

ニューラルネットワーク作成のプログラム例

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation

m = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Flatten(input_shape=(28, 28, 1)),
    tf.keras.layers.Dense(units=64, activation=tf.nn.relu),
    tf.keras.layers.Dense(units=10, activation=tf.nn.softmax)
])
```

先ほどと
同じプログラムを
参考のため掲載

```
m.compile(loss=tf.keras.losses.sparse_categorical_crossentropy,
        metrics=['sparse_categorical_crossentropy', 'accuracy'],
        optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001))
```

誤差の算出法（損失関数）は **sparse_categorical_crossentropy**,
最適化手法は **Adam**

```
m.compile(loss=tf.keras.losses.sparse_categorical_crossentropy,
          metrics=['sparse_categorical_crossentropy', 'accuracy'],
          optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001))
```

実行により、何か表示されるということはない

13-6 学習の実行，検証を行うプログラム

（情報システム工学特論）

URL: https://www.kkaneko.jp/a/cs/index.html

金子邦彦

大量のデータがある場合には、教師データと検証用データに振り分けることができる

例えば，**70000** 枚の画像データを準備できる場合

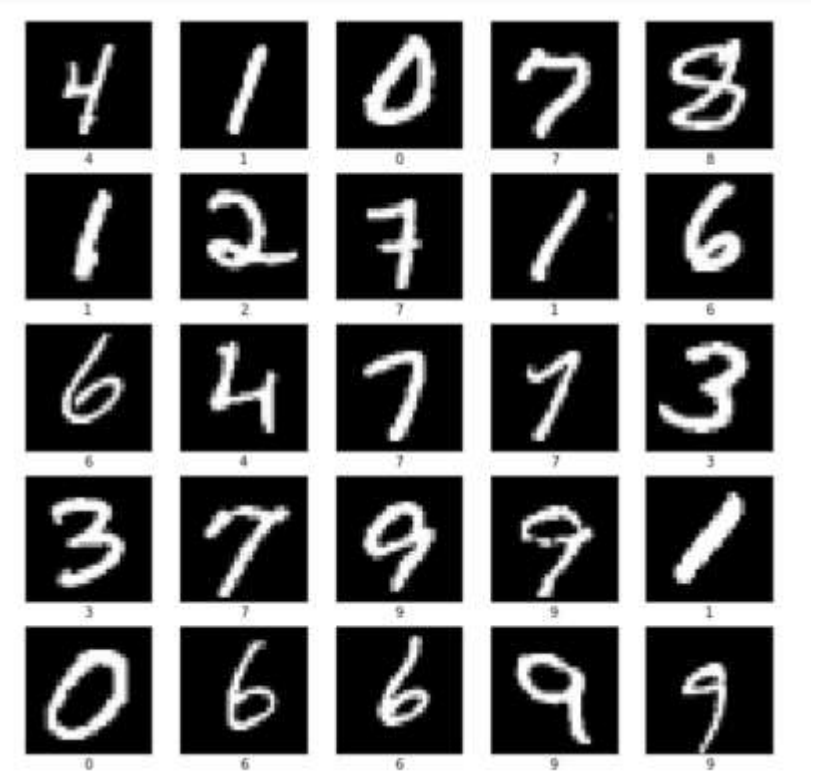
うち **60000**枚 → **教師データ**として使用

うち **10000**枚 → **検証で使用**

のように考えることができる

※ 教師データと検証用データは別々であることが重要.
60000 や 10000 のような枚数は，自由に決めることができるもの.

教師データの例



画像 60000枚
（うち一部）

4 1 0 7 8
1 2 7 1 6
6 4 7 7 3
3 7 9 9 1
0 6 6 9 9

正解 60000個
（うち一部）

ニューラルネットワークの学習のプログラム

教師データの指定

```
EPOCHS = 20
history = m.fit(ds_train[0], ds_train[1],
                epochs=EPOCHS,
                validation_data=(ds_test[0], ds_test[1]),
                verbose=1)
```

学習の実行
学習を 20回繰り返す

検証用データを指定することで，
検証も行われる

```
EPOCHS = 20
history = m.fit(ds_train[0], ds_train[1],
                epochs=EPOCHS,
                validation_data=(ds_test[0], ds_test[1]),
                verbose=1)
```

```
Epoch 1/20
1875/1875 [==============================] - 5s 2ms/step - loss: 0.2897 - sparse_categorical_crossentropy: 0.2897 - accuracy: 0.9150 - val_loss: 0.1632 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1632 - val_accuracy: 0.9524
Epoch 2/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.1437 - sparse_categorical_crossentropy: 0.1437 - accuracy: 0.9570 - val_loss: 0.1315 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1315 - val_accuracy: 0.9599
Epoch 3/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.1049 - sparse_categorical_crossentropy: 0.1049 - accuracy: 0.9688 - val_loss: 0.1018 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1018 - val_accuracy: 0.9688
Epoch 4/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0844 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0844 - accuracy: 0.9747 - val_loss: 0.0945 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0945 - val_accuracy: 0.9733
Epoch 5/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0695 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0695 - accuracy: 0.9794 - val_loss: 0.1018 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1018 - val_accuracy: 0.9691
Epoch 6/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0589 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0589 - accuracy: 0.9827 - val_loss: 0.1003 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1003 - val_accuracy: 0.9715
Epoch 7/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0500 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0500 - accuracy: 0.9847 - val_loss: 0.0818 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0818 - val_accuracy: 0.9727
Epoch 8/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0433 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0433 - accuracy: 0.9867 - val_loss: 0.0979 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0979 - val_accuracy: 0.9717
Epoch 9/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0373 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0373 - accuracy: 0.9889 - val_loss: 0.0904 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0904 - val_accuracy: 0.9747
Epoch 10/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0329 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0329 - accuracy: 0.9901 - val_loss: 0.1027 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1027 - val_accuracy: 0.9708
Epoch 11/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0294 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0294 - accuracy: 0.9908 - val_loss: 0.0924 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0924 - val_accuracy: 0.9756
Epoch 12/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0251 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0251 - accuracy: 0.9921 - val_loss: 0.1053 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1053 - val_accuracy: 0.9724
Epoch 13/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0223 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0223 - accuracy: 0.9931 - val_loss: 0.0879 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0879 - val_accuracy: 0.9733
Epoch 14/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0199 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0199 - accuracy: 0.9942 - val_loss: 0.0968 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.0968 - val_accuracy: 0.9747
Epoch 15/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0178 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0178 - accuracy: 0.9944 - val_loss: 0.1180 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1180 - val_accuracy: 0.9701
Epoch 16/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0157 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0157 - accuracy: 0.9952 - val_loss: 0.1062 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1062 - val_accuracy: 0.9739
Epoch 17/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0152 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0152 - accuracy: 0.9953 - val_loss: 0.1077 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1077 - val_accuracy: 0.9735
Epoch 18/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0120 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0120 - accuracy: 0.9965 - val_loss: 0.1193 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1193 - val_accuracy: 0.9720
Epoch 19/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0120 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0120 - accuracy: 0.9963 - val_loss: 0.1201 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1201 - val_accuracy: 0.9741
Epoch 20/20
1875/1875 [==============================] - 4s 2ms/step - loss: 0.0104 - sparse_categorical_crossentropy: 0.0104 - accuracy: 0.9971 - val_loss: 0.1095 - val_sparse_categorical_crossentropy: 0.1095 - val_accuracy: 0.9748
```

ニューラルネットワークの学習，検証
20 のようにある通り，**学習が 20 回繰り返されている．**
学習のたびに検証を実施．繰り返し学習の間、誤差は減少

結合の重みの表示

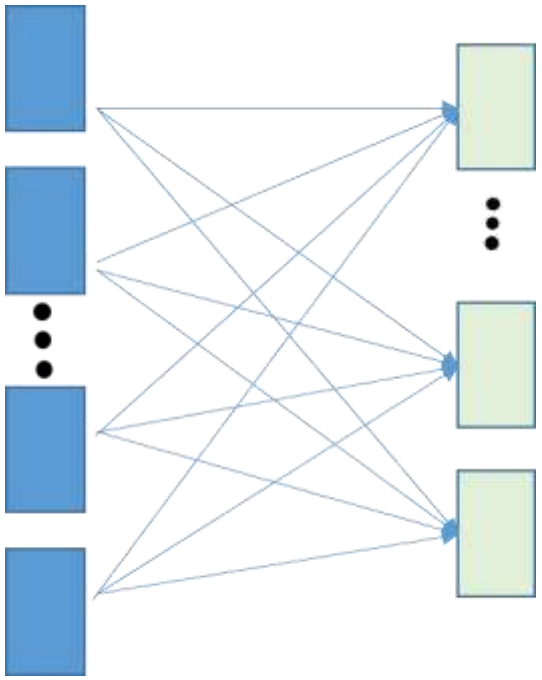
プログラム

```
m.get_weights()[2]
```

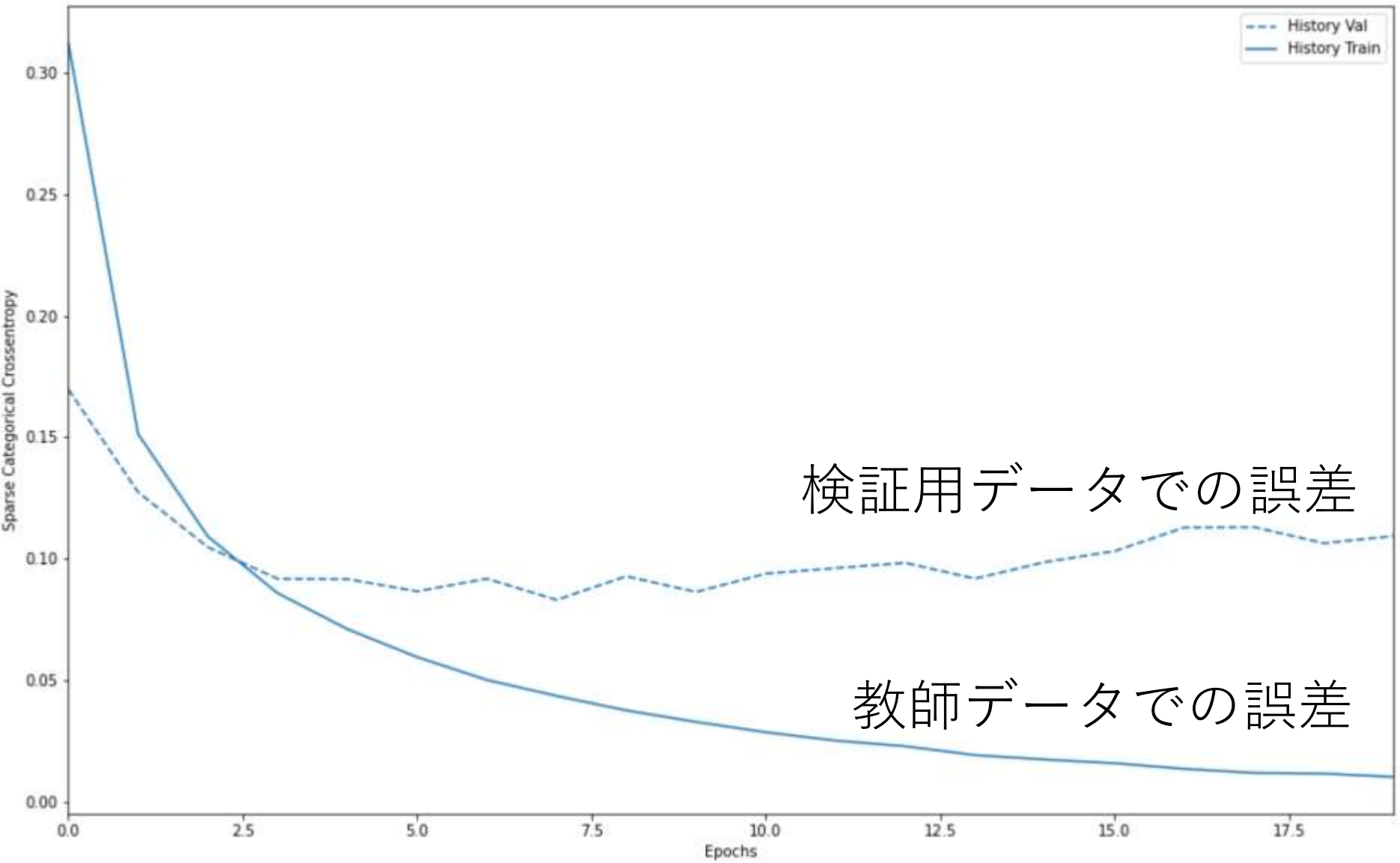
実行結果

```
m.get_weights()[2]

array([[-1.01239467e+00, -3.47466946e-01, -8.09835494e-02,
         7.45151564e-02,  2.85807520e-01,  5.68768084e-01,
        -1.13867247e+00,  4.49037850e-01, -5.76055467e-01,
         3.08223069e-01],
       [-9.73109961e-01,  3.54716599e-01,  2.76776433e-01,
         2.45247036e-01, -7.31139123e-01,  5.26507080e-01,
        -4.12931621e-01,  8.27608228e-01, -4.87542659e-01,
        -1.92633331e+00],
       [-1.54334641e+00,  5.33413351e-01, -2.16112331e-01,
         2.96245068e-01,  3.39144379e-01,  3.52841973e-01,
        -1.73382103e+00,  3.67599517e-01, -8.94106865e-01,
         3.49798262e-01],
       [ 2.79795349e-01,  3.93170774e-01, -1.23119526e-01,
        -2.24058971e-01,  1.40130982e-01, -6.56837881e-01,
         5.34807503e-01,  7.34667897e-01, -1.04529119e+00,
        -5.81060231e-01],
       [ 2.05441475e-01,  1.93122208e-01,  2.66112298e-01,
        -8.21578577e-02,  1.70343146e-01, -2.91442454e-01,
        -2.61067390e-01, -3.78575660e-02, -1.49935138e+00,
         4.05946940e-01],
       [-2.01313898e-01,  3.22882854e-03,  5.78866839e-01,
        -8.86083782e-01, -5.89539528e-01, -9.65685993e-02,
        -1.41050875e-01,  8.38579014e-02,  2.56438136e-01,
        -6.41472265e-02],
       [ 2.73324281e-01, -4.17244375e-01, -2.91900814e-01,
```



学習により
結合の重みが変化する



検証用データでの誤差

教師データでの誤差

13-7 ニューラルネットワークを用いた分類

（情報システム工学特論）

URL: https://www.kkaneko.jp/a/cs/index.html

金子邦彦

ニューラルネットワークによる分類

入力
多数の画像

など

上の入力について分類を行うプログラム

```
m.predict( ds_test[0] )
```

実行結果

```
print(m.predict(ds_test[0]))
```

```
[[1.36119690e-16 4.05257840e-22 1.00000000e+00 ... 1.98569462e-18
  3.22409127e-10 8.19054142e-18]
 [1.00000000e+00 0.00000000e+00 1.14557860e-23 ... 2.54518175e-19
  3.64565147e-19 4.89561556e-24]
 [1.27674932e-20 1.89606327e-19 3.47646780e-16 ... 8.36853416e-12
  2.97038632e-14 1.05294404e-07]
 ...
 [2.34036176e-11 2.65855048e-19 8.73036257e-08 ... 2.96257529e-16
  9.99999881e-01 5.48949601e-12]
 [1.00000000e+00 1.06714619e-21 1.21512200e-09 ... 8.56583244e-15
  7.37025681e-21 3.40695392e-15]
 [5.88137927e-19 1.16241944e-18 4.45531422e-17 ... 3.85180054e-16
  2.41860948e-10 3.87167495e-15]]
```

最終層の１０個の
ニューロンの活性度
（入力の画像の枚数分）
→　活性度の最も高い
ニューロンが分類結果

プログラムは、次で公開

https://www.kkaneko.jp/db/classify/tutorials.html

Google Colaboratory へのリンク

（利用には Google アカウントが必要）

https://colab.research.google.com/drive/1IfArIvhh-FsvJIE9YTNO8T44Qhpi0rIJ?usp=sharing