

ML Shukai

第5回
 $y=ax+b$ から始める
初心者向けML講座



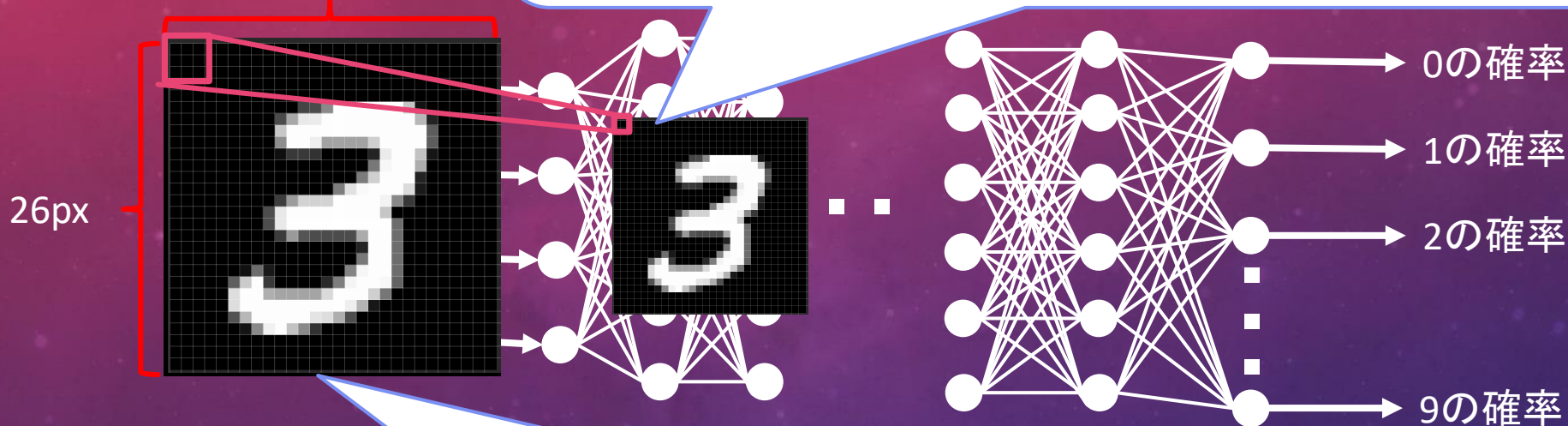
ML Shukai

これまでのあらすじ

DNNにどのようなように

例: mnistを使った画像判定AIのモ

26px

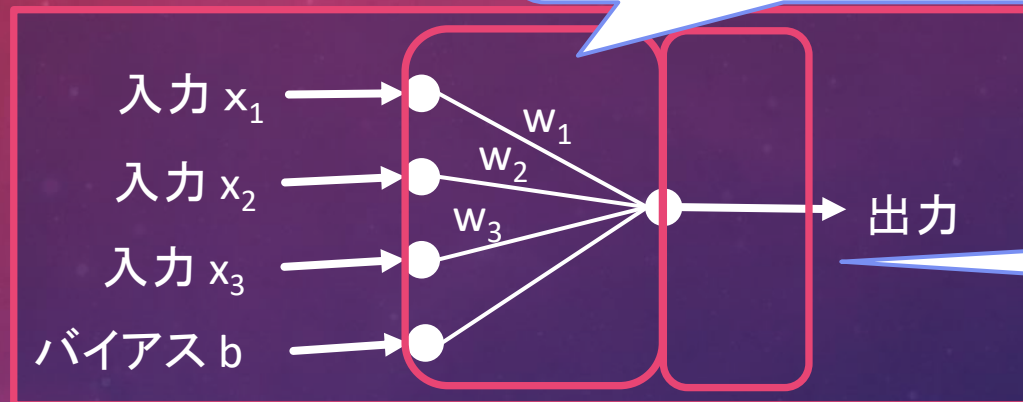


**1層ごとに上下左右の関係を維持したまま
圧縮(畳み込み)するように計算していけば
上下左右の関係を維持したまま計算ができる!**

画像で重要なのはデータの前後関係ではなく
あるドットを見たときに上下左右の矩形(四角形)
の関係性が重要

畳み込み処理の計算方法

パーセプトロン



入力値 × 重み
を全て足す。
※重み w と b が学習するパラメータ

活性化関数

畳み込み処理

入力 X

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

 × フィルター F

1	1	1
2	0	1
-1	-1	0

 + バイアス b 3 = 出力 Y

7	11
23	27

入力値 × フィルター
を全て足す。
※フィルターと b が学習するパラメータ

出力 Y を活性化関数に通す

畳み込み処理の計算方法 4

入力値 × 重み
を全て足す。
※重みwとbが学習するパラメータ

パーセプトロン

ね、かんたんでしょ？

つまりフィルターを使った
 $Y=ax+b$ が畳み込み処理！

活性化関数

処理

3	4
7	8
11	12
15	16

×

フィルターF

1	1	1
2	0	1
-1	-1	0

+

バイアスb

3

=

出力Y

7	11
23	27

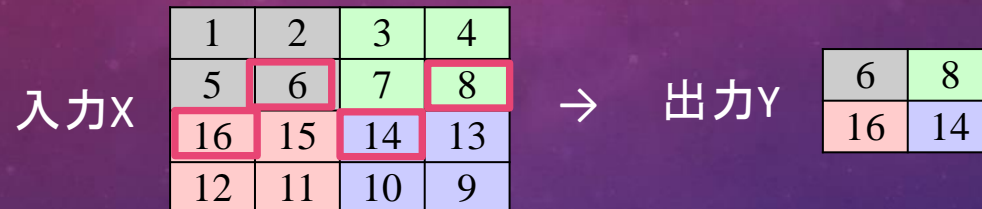
入力値 × フィルター
を全て足す。
※フィルターとbが学習するパラメータ

出力Yを活性化関数に通す

マックスプーリング

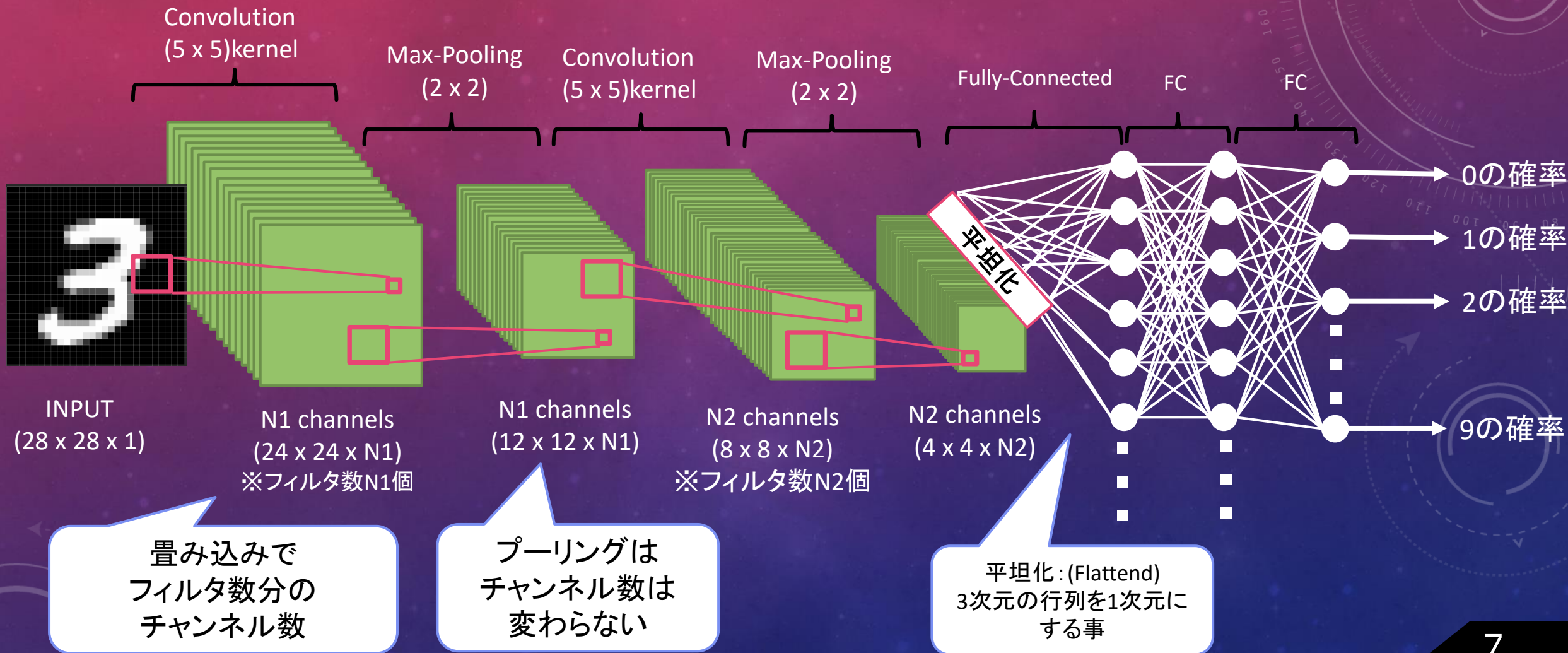
- マックスプーリングの場合もフィルター（枠のサイズだけ決める）を用意します。（今回は2×2のフィルターとします。）
- 枠のサイズで入力を分割していきます。
- 分割した中で最も大きいものが出力となるのがマックスプーリングです。

フィルター（枠だけ）



最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

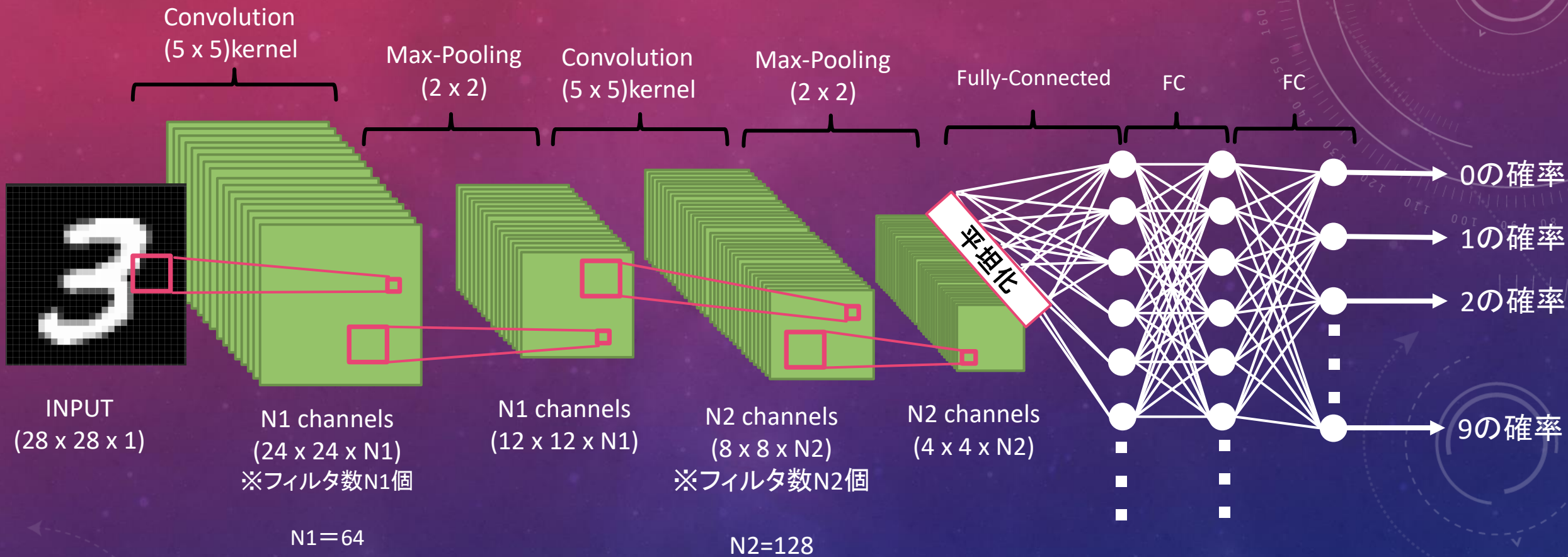
- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNN（全結合層）とつなげるとCNNとなります。



CNNモデルの実装例

最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNN（全結合層）とつなげるとCNNとなります。



インポート文

✓
6
秒



```
1 from keras.engine.base_layer import TensorFlowOpLayer
2 import numpy as np
3 import sys
4 %matplotlib inline
5 import matplotlib.pyplot as plt
6 import keras
7 from keras.datasets import mnist
8 from keras.models import Sequential
9 from keras.layers import Dense, Activation, Flatten
10 from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D
11 from keras.optimizers import Adam
```

インポート文

Import文は適当に書いてるから
要らないものもあるかも
ゆっくりインポートして行ってね！

TensorFlowOpLayer

```
2 import numpy as np
3 import sys
4 import matplotlib inline
5 import matplotlib.pyplot as plt
6 import keras
7 from keras.datasets import mnist
8 from keras.models import Sequential
9 from keras.layers import Dense, Activation, Flatten
10 from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D
11 from keras.optimizers import Adam
```



データセット読み込み

学習用データ、学習用データの答え、
検証用の入力データと検証用
の答えの4つにデータを分ける。

mnist読み込み

```
[2] 1 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()  
2 ''' バッチサイズ、クラス数、エポック数の設定 '''  
3 batch_size=128  
4 num_classes=10  
5 epochs=10  
6 ''' one-hotベクトル化 '''  
7 y_train = keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes)  
8 y_test = keras.utils.to_categorical(y_test, num_classes)
```

データセット読み込み

学習用データ、学習用データの答え、
検証用の入力データと検証用
の答えの4つにデータを分ける。

mnist読み込み

```
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
```

```
batch_size=100
```

```
batch_size=
```

```
num_classes=
```

```
epochs=10
```

```
'one-hot'
```

```
y_train
```

```
8 y_test = ke
```

データは学習データとテストデータに分けて
学習に使わない「テストデータ」が無いと
未知のデータを想定して検証する事が出来なくなるよ！

気を付けてね！

データセット読み込み

1回の学習で
使うデータ件数
今回は128件

Mnistなので0~9の10分類

```
[2] 1 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
    2 ''' バッチサイズ、クラス数、エポック数
    3 batch_size=128
    4 num_classes=10
    5 epochs=10
    6 ''' one-hotベクトル化'''
    7 y_train = keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes)
    8 y_test = keras.utils.to_categorical(y_test, num_classes)
```

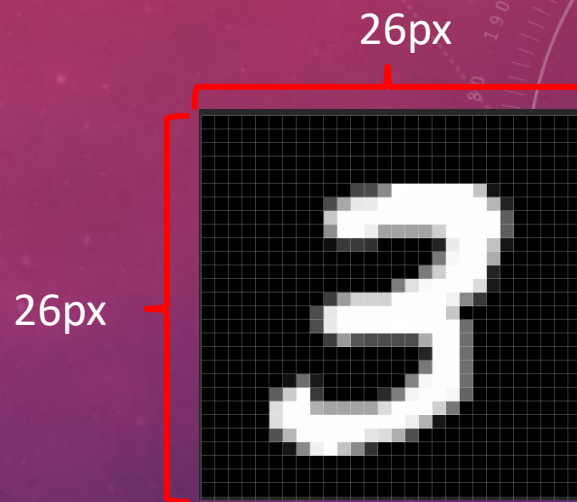
学習データを1回使い切ったら1エポック
今回は学習データは6万件なので
6万/128=469回学習したら1エポック

正解データはワンホットベクトルに
1が正解なら「0,1,0,0,0,0,0,0,0,0」になっている

データサイズ確認

```
▶ 1 print("x_train : ", x_train.shape)
   2 print("y_train : ", y_train.shape)
   3 print("x_test : ", x_test.shape)
   4 print("y_test : ", y_test.shape)
```

```
↳ x_train : (60000, 28, 28)
   y_train : (60000, 10)
   x_test : (10000, 28, 28)
   y_test : (10000, 10)
```



上記のような画像データが6万件ある
28x28の行列データが6万個

答えは「0,1,0,0,0,0,0,0,0,0」
のような10個の行列データが同じ件数分

前処理 データ正規化

```
1 ''' 色の強さは0~255の256段階なので最大が1になるように割る '''  
2 x_train=x_train.astype('float32')  
3 x_train/=255  
4 x_test=x_test.astype('float32')  
5 x_test/=255
```


前処理 データ正規化

データの範囲を0~1にしなくても学習は出来なくはないけど
(学習パラメータの数値が大きくなりすぎて)
学習が進みにくくなることはあるかも

の強さは0~255の256段階なので最大が1になるように割る '''
`x_train.astype('float32')`
`/=255`
`x_test.astype('float32')`
`/=255`



CNNモデル実装部分

```
1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルター数64個 カーネル5x5 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1')) #2048個のノードの全結合
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2')) #1024個のノードの全結合
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
21 model.summary()
```

CNNモデル実装部分

Kerasなんかを使うとこれだけ簡単にモデルが書けるよ！
やったね！

```
1 model = Sequential()
```

```
''' 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''  
model.add(Conv2D(filters=1, kernel_size=(3, 3),  
                 input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))  
''' 畳み込み処理 出力チャンネル数1 '''
```

```
''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
```

```
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
```

```
8
```

```
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
```

```
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))  
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
```

```
''' フィルターでマックスプーリング '''
```

```
12 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
```

```
13 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
```

```
14 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1')) #2048個のノードの全結合
```

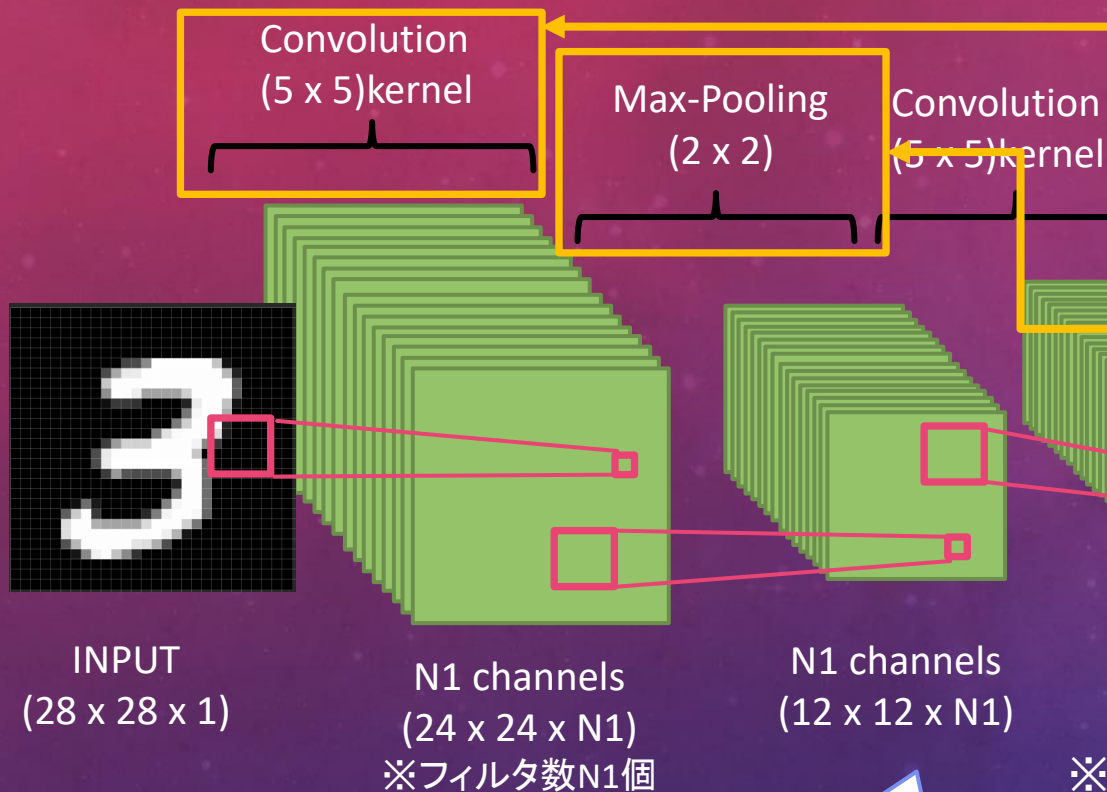
```
15 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2')) #1024個のノードの全結合
```

```
16 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
```

```
17 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
```

最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNN（全結合層）とつなげるとCNNとなります。



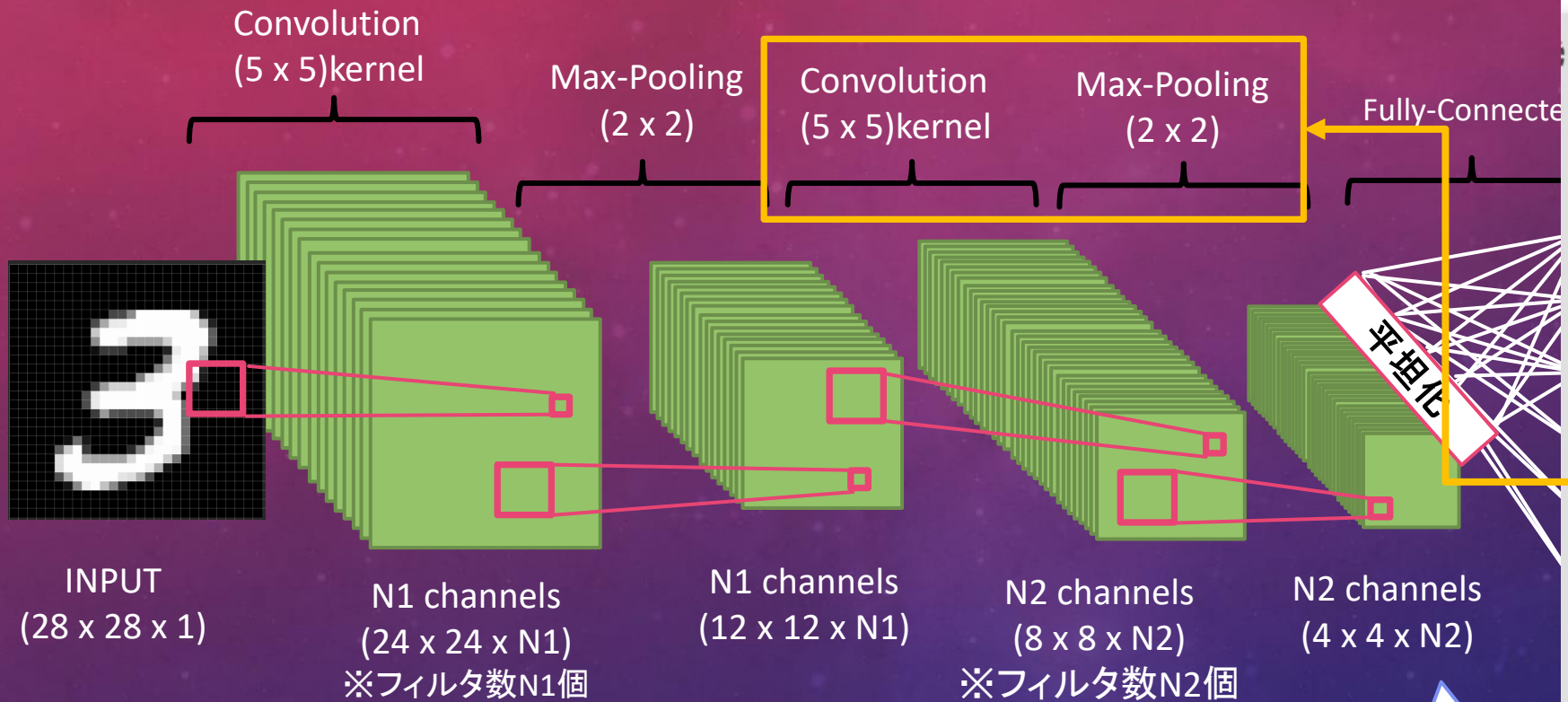
```

1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルター数64個 カーネル5x5 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1')) #2048個のノードの全結合
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2')) #1024個のノードの全結合
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
21 model.summary()

```

最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNN（全結合層）とつなげるとCNNとなります。



N1=64

N2=128

8x8x128
のデータになっているよ

4x4x128
のデータになっているよ

```

1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルタ数64個 カーネルサイズ5x5 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), activation='relu'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はrelu
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルタ数128 カーネルサイズ5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), activation='relu'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はrelu
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu'))
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu'))
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax'))

```

最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNNを構築します。

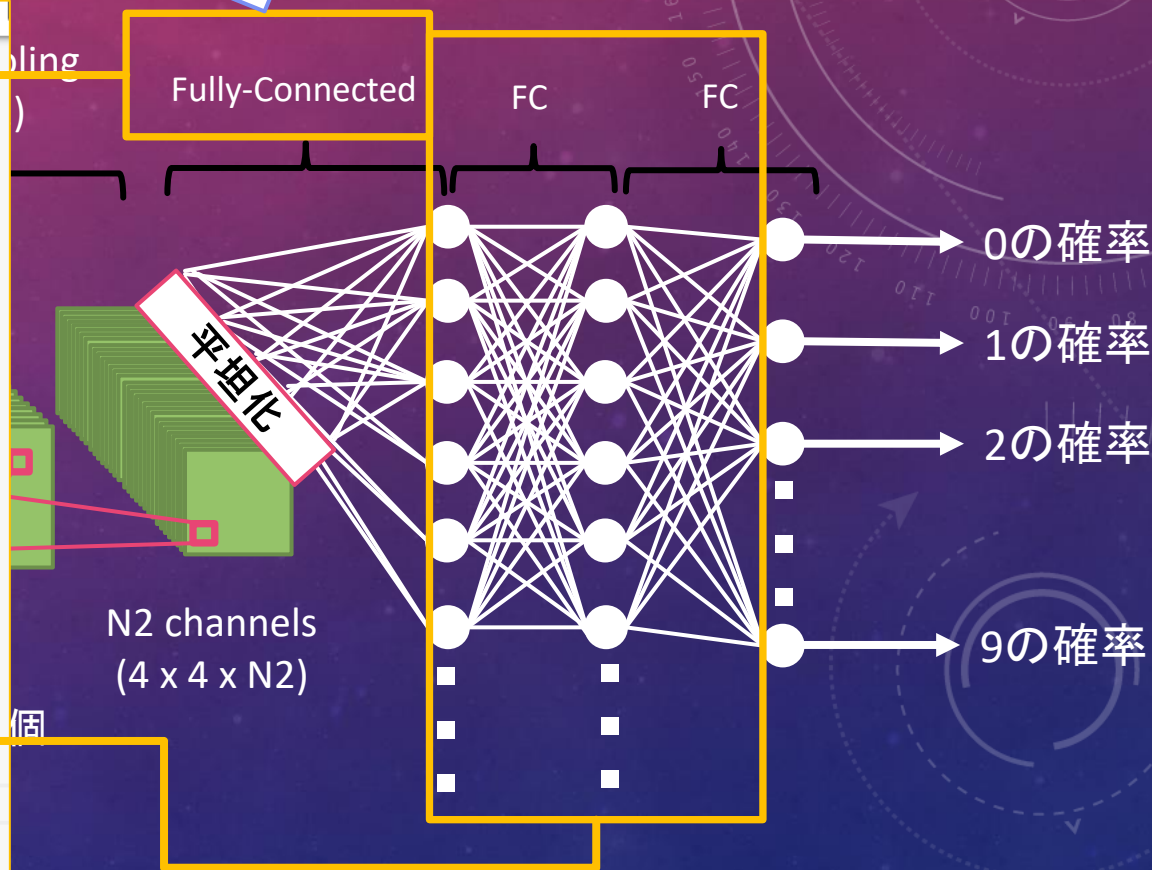
8x8x128の行列データを
1行8192個の行列データに平坦化

Convolution

```

1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルター数64個 カーネル5x5 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1'))#2048個のノードの全結合
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2'))#1024個のノードの全結合
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
21 model.summary()

```



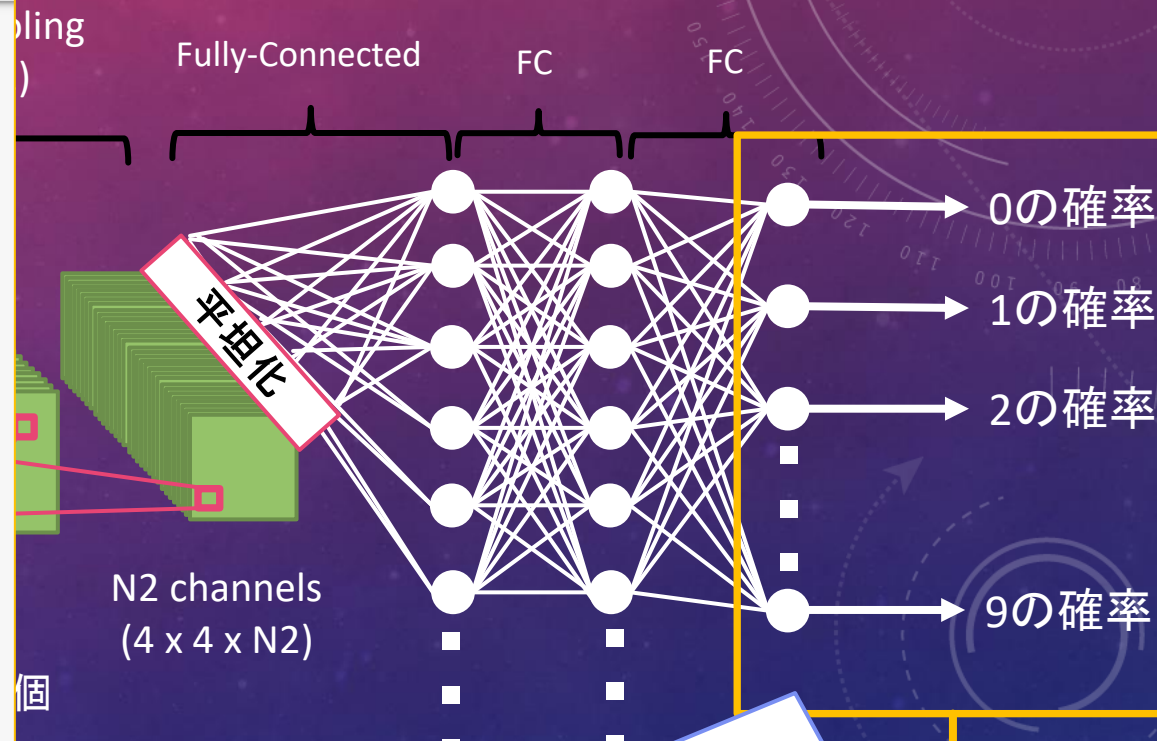
最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNN（全結合層）とつなげるとCNNとなります。

Convolution

```

1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルター数64個 カーネル5x5 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1'))#2048個のノードの全結合
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2'))#1024個のノードの全結合
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
21 model.summary()
  
```



10種類の分類問題なので
出力層は10個
活性化関数は
ソフトマックス関数

最終的なCNN(Convolutional Neural Network)



全結合(Dense)層
が学習パラメータが
多いのが分かるよ!

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い、DNN

```
1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルター数64個 カーネル5x5 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1'))#2048個のノードの全結合
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2'))#1024個のノードの全結合
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
21 model.summary()
```

Model: "sequen"

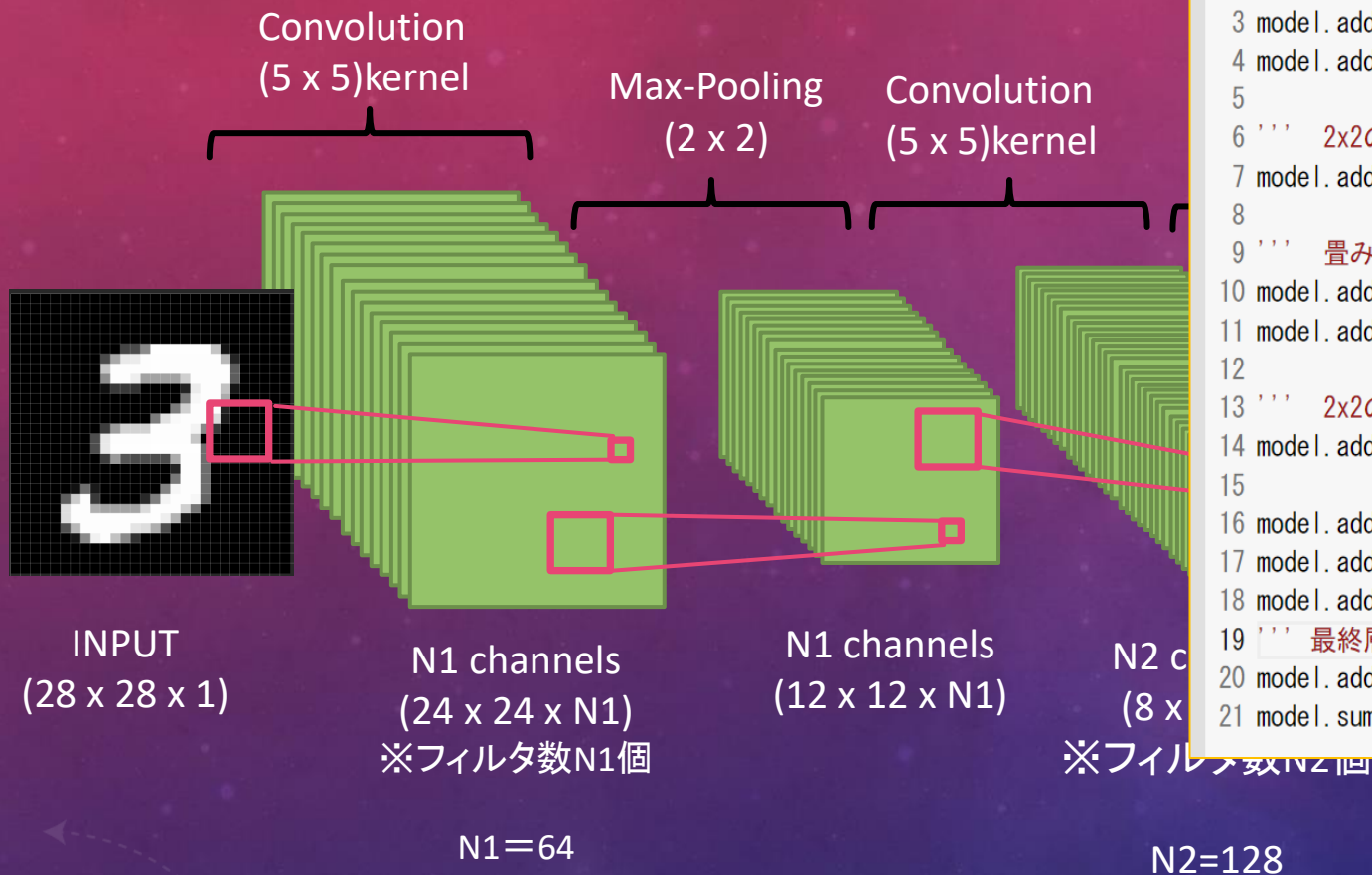
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1 (Conv2D)	(None, 24, 24, 64)	1664
activation (Activation)	(None, 24, 24, 64)	0
max_pool1 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 64)	0
conv2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 128)	204928
activation_1 (Activation)	(None, 12, 12, 128)	0
max_pool2 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 4608)	0
fc1 (Dense)	(None, 2048)	9439232
fc2 (Dense)	(None, 1024)	2098176
predictions (Dense)	(None, 10)	10250

Total params: 11,754,250
Trainable params: 11,754,250
Non-trainable params: 0

モデルのサマリーだよ!

最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 最終的に**畳み込み処理**と**プーリング処理**を交互に行い



```

1 model = Sequential()
2 ''' 畳み込み処理 フィルター数64個 カーネル5x5 入力データは28x28の1チャンネルの画像 '''
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(5, 5), input_shape=(28, 28, 1), name='conv1'))
4 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
5
6 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool1'))
8
9 ''' 畳み込み処理 フィルター数128 カーネル5x5 '''
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(5, 5), name='conv2'))
11 model.add(Activation('relu')) #活性化関数はReLU関数
12
13 ''' 2x2のフィルターでマックスプーリング '''
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), name='max_pool2'))
15
16 model.add(Flatten(name='flatten')) #平坦化処理
17 model.add(Dense(units=2048, activation='relu', name='fc1'))#2048個のノードの全結合
18 model.add(Dense(units=1024, activation='relu', name='fc2'))#1024個のノードの全結合
19 ''' 最終層は10個のノードで活性化関数はsoftmax '''
20 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
21 model.summary()

```

出力層は10個
活性化関数は
ソフトマックス関数

学習

パラメータの定義はこちら

```
1 [(x_train, y_train), (x_test, y_test)] = mnist.load_data()
2 ''' バッチサイズ、クラス数、エポック数の設定 '''
3 batch_size=128
4 num_classes=10
5 epochs=10
6 ''' one-hotベクトル化 '''
7 y_train = keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes)
8 y_test = keras.utils.to_categorical(y_test, num_classes)
```

誤差関数は分類用の
交差エントロピー誤差

学習手法 重みの更新手法
(本日は省略)

```
1 ''' optimizer 定義 (学習アルゴリズム) '''
2 model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=Adam(learning_rate=0.001), metrics=['accuracy'])
3
4 ''' 学習 '''
5 history=model.fit(x_train, y_train, batch_size=batch_size, epochs=epochs, validation_data=(x_test, y_test))
```

128件の平均で学習

エポック数は10
6万件/128で469回を10周
4690回学習をするよ！

今回は1時間ほどで学習が完了したよ！

```
Epoch 1/10
469/469 [=====] - 260s 552ms/step - loss: 0.1313 - accuracy: 0.9581 - val_loss: 0.0322 - val_accuracy: 0.9898
Epoch 2/10
469/469 [=====] - 245s 523ms/step - loss: 0.0367 - accuracy: 0.9891 - val_loss: 0.0372 - val_accuracy: 0.9882
Epoch 3/10
469/469 [=====] - 243s 519ms/step - loss: 0.0242 - accuracy: 0.9925 - val_loss: 0.0377 - val_accuracy: 0.9890
Epoch 4/10
469/469 [=====] - 243s 519ms/step - loss: 0.0183 - accuracy: 0.9946 - val_loss: 0.0278 - val_accuracy: 0.9908
Epoch 5/10
469/469 [=====] - 245s 522ms/step - loss: 0.0165 - accuracy: 0.9948 - val_loss: 0.0316 - val_accuracy: 0.9903
Epoch 6/10
469/469 [=====] - 243s 518ms/step - loss: 0.0140 - accuracy: 0.9956 - val_loss: 0.0217 - val_accuracy: 0.9938
Epoch 7/10
469/469 [=====] - 251s 535ms/step - loss: 0.0092 - accuracy: 0.9973 - val_loss: 0.0400 - val_accuracy: 0.9911
Epoch 8/10
469/469 [=====] - 244s 521ms/step - loss: 0.0118 - accuracy: 0.9964 - val_loss: 0.0439 - val_accuracy: 0.9880
Epoch 9/10
469/469 [=====] - 244s 521ms/step - loss: 0.0118 - accuracy: 0.9965 - val_loss: 0.0375 - val_accuracy: 0.9916
Epoch 10/10
469/469 [=====] - 243s 519ms/step - loss: 0.0075 - accuracy: 0.9980 - val_loss: 0.0299 - val_accuracy: 0.9926
```



結果を可視化

```
1 ''' 結果の可視化 '''
2 plt.figure(figsize=(10, 7))
3 plt.plot(history.history['accuracy'], color='b', linewidth=3)
4 plt.plot(history.history['val_accuracy'], color='r', linewidth=3)
5 plt.tick_params(labelsize=18)
6 plt.ylabel('accuracy', fontsize=20)
7 plt.xlabel('epoch', fontsize=20)
8 plt.legend(['training', 'test'], loc='best', fontsize=20)
9 plt.figure(figsize=(10, 7))
10 plt.plot(history.history['loss'], color='b', linewidth=3)
11 plt.plot(history.history['val_loss'], color='r', linewidth=3)
12 plt.tick_params(labelsize=18)
13 plt.ylabel('loss', fontsize=20)
14 plt.xlabel('epoch', fontsize=20)
15 plt.legend(['training', 'test'], loc='best', fontsize=20)
16 plt.show()
```

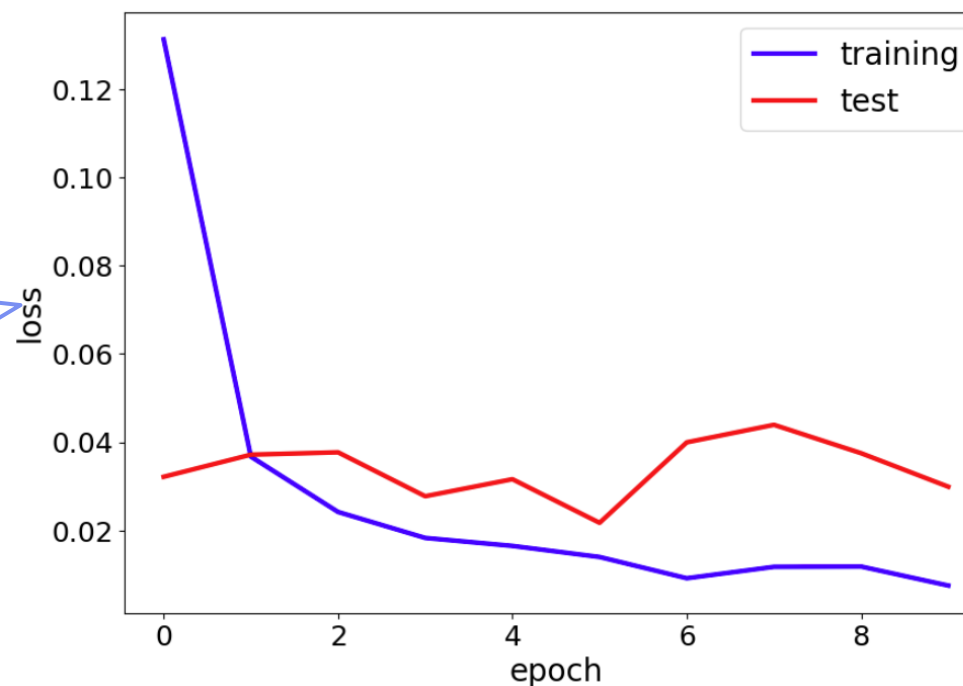
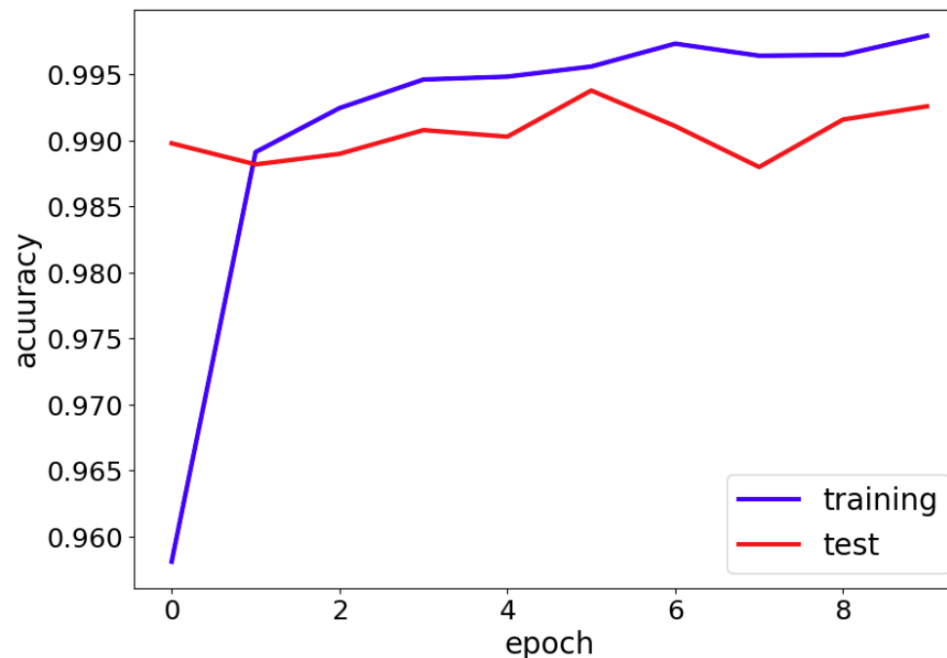
結果を可視化



```
1 ''' 結果の可視化 '''
2 plt.figure(figsize=(10, 7))
3 plt.plot(history.history['accuracy'], color='b', label='training')
4 plt.plot(history.history['val_accuracy'], color='r', label='test')
5 plt.tick_params(labelsize=18)
6 plt.ylabel('accuracy', fontsize=20)
7 plt.xlabel('epoch', fontsize=20)
8 plt.legend(['training', 'test'], loc='best', fontname='serif')
9 plt.figure(figsize=(10, 7))
10 plt.plot(history.history['loss'], color='b', label='training')
11 plt.plot(history.history['val_loss'], color='r', label='test')
12 plt.tick_params(labelsize=18)
13 plt.ylabel('loss', fontsize=20)
14 plt.xlabel('epoch', fontsize=20)
15 plt.legend(['training', 'test'], loc='best', fontname='serif')
16 plt.show()
```

正解率だよ！
青が学習データ
赤がテストデータ

損失関数の数値の遷移だよ！



結果を可視化

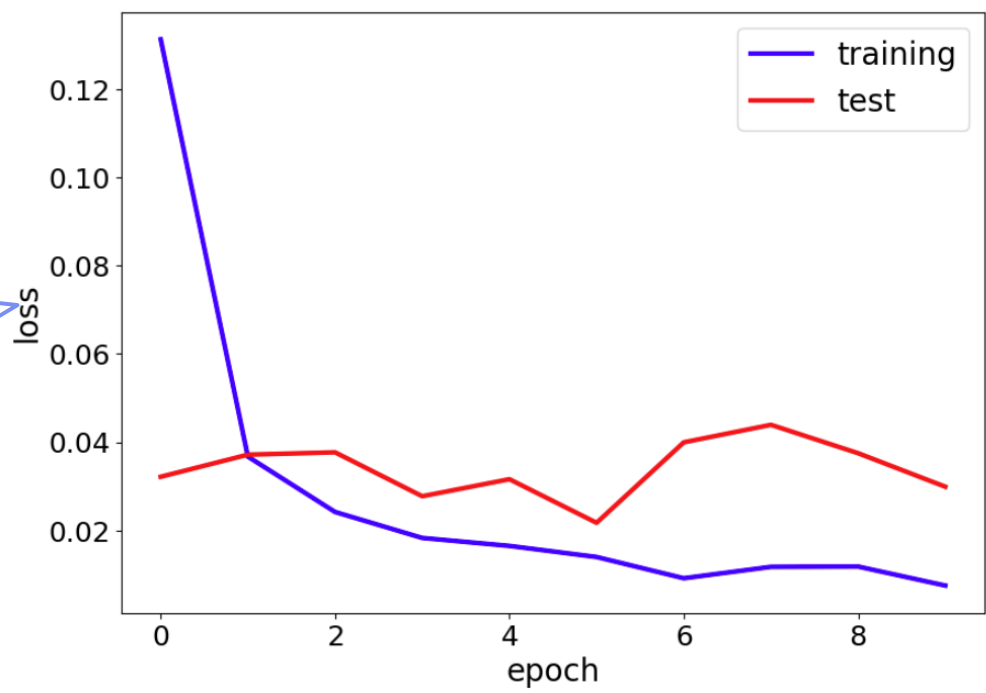
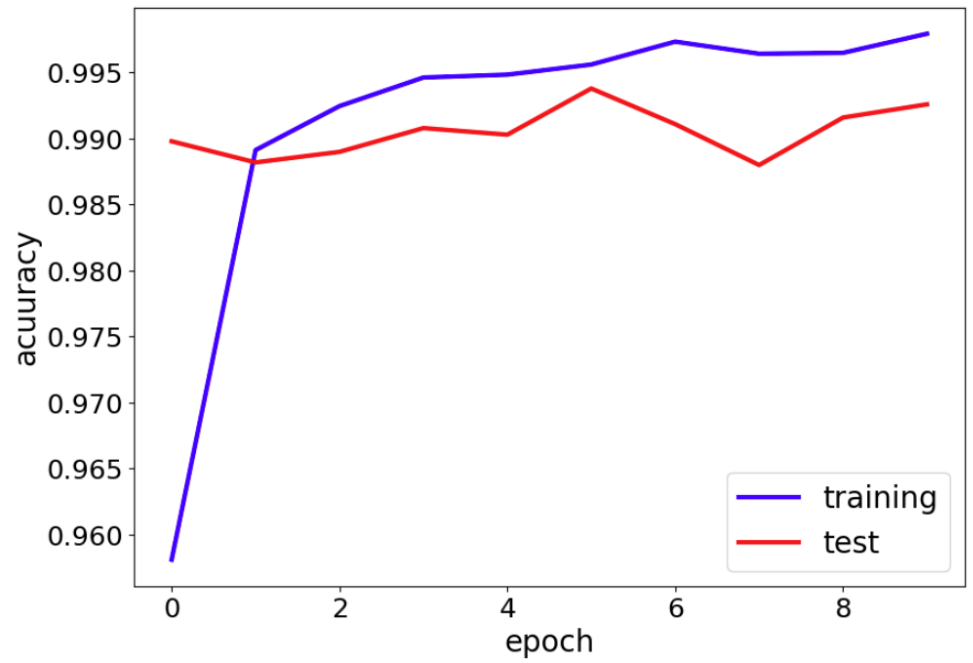
ね？かんたんでしょ？

よ！
データ

赤がテストデータ

```
3 plt.plot(history.history['accuracy'], color='b', loc='best', fontsize=20)
4 plt.plot(history.history['val_accuracy'], color='r', loc='best', fontsize=20)
5 plt.tick_params(axis='x', labelsize=10)
6 plt.xlabel('epoch', fontsize=20)
7 plt.ylabel('accuracy', fontsize=20)
8 plt.legend(['training', 'test'], loc='best', fontsize=10)
9 plt.savefig('accuracy.png', dpi=100)
10 plt.show()
11 plt.close()
12 plt.plot(history.history['loss'], color='b', loc='best', fontsize=20)
13 plt.plot(history.history['val_loss'], color='r', loc='best', fontsize=20)
14 plt.tick_params(axis='x', labelsize=10)
15 plt.xlabel('epoch', fontsize=20)
16 plt.ylabel('loss', fontsize=20)
17 plt.legend(['training', 'test'], loc='best', fontsize=10)
18 plt.savefig('loss.png', dpi=100)
19 plt.show()
20 plt.close()
```

損失関数の数値の遷移だよ！



サンプルコードのURL

- KerasでCNN実装例

https://colab.research.google.com/drive/1UsmWgljXeK-BEndFDIfXlxGxWjh_IKPx?usp=sharing

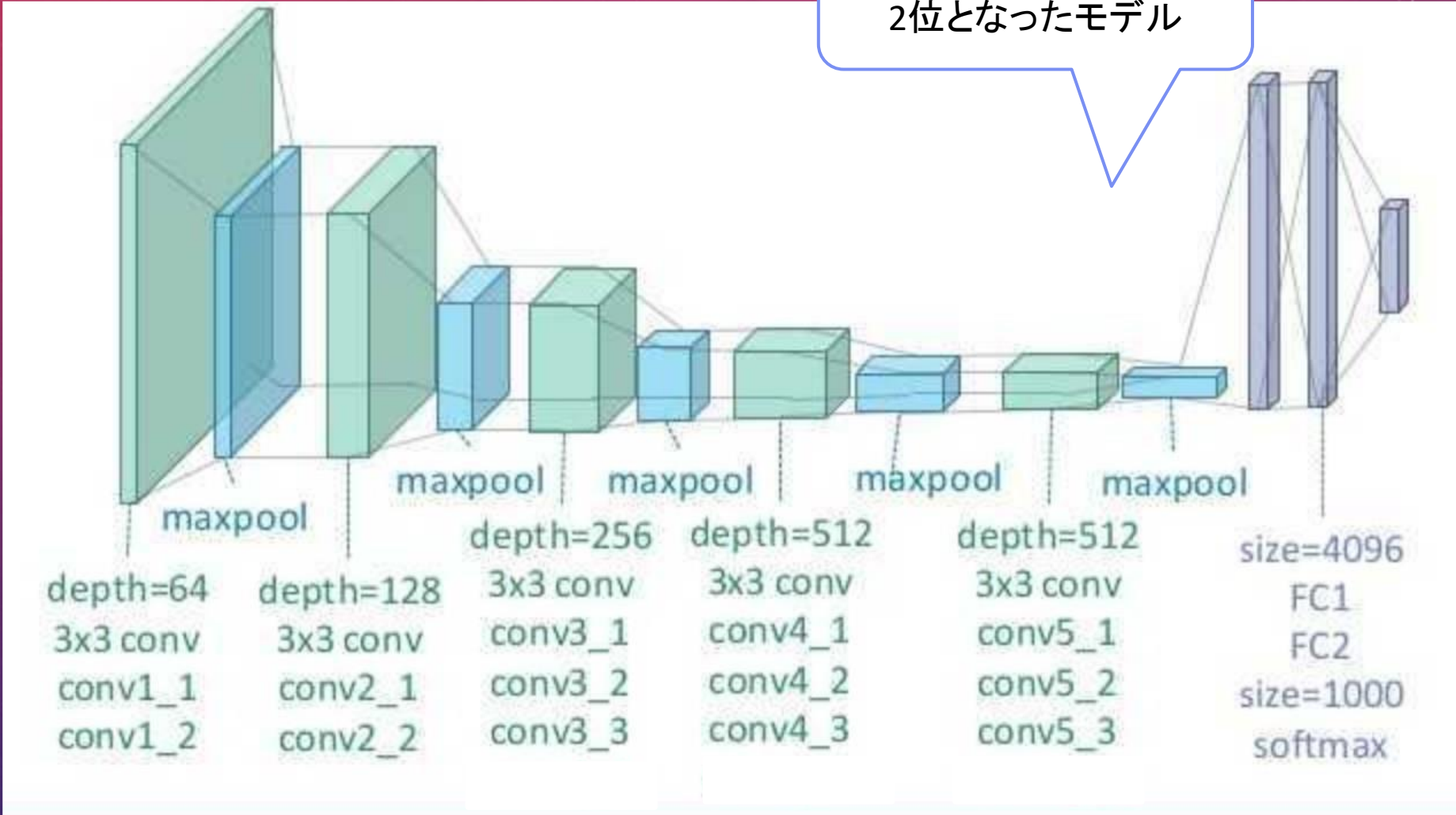


一応、サンプルコードも
公開しておくね！



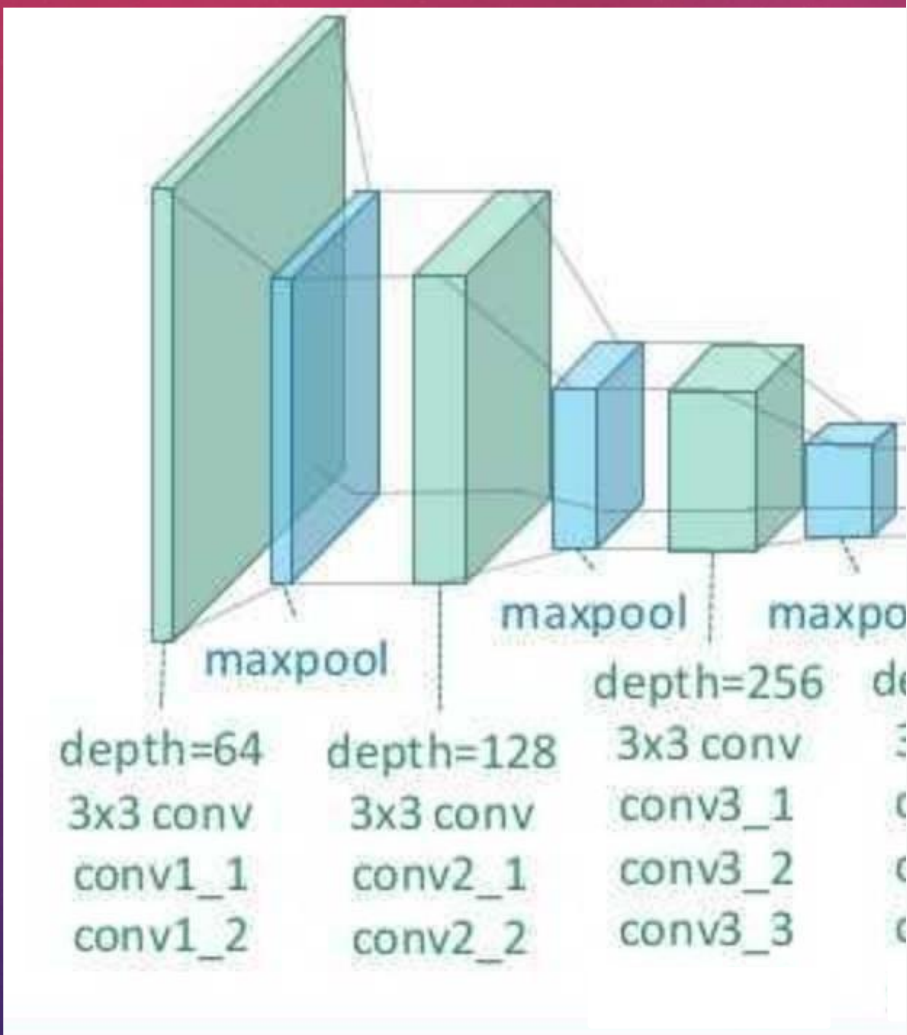
VGG16

2014年に画像コンペで
2位となったモデル



※引用元: https://github.com/scofield7419/basic_NNs_in_frameworks/blob/master/assets/4.png

VGG16



```
1 '''VGG16'''
2 model = Sequential()
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3,3),padding='same', input_shape=input_shape, name='conv1_1'))
4 model.add(Activation('relu'))
5 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3,3),padding='same', name='conv1_2'))
6 model.add(Activation('relu'))
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool'))
8 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv2_1'))
9 model.add(Activation('relu'))
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv2_2'))
11 model.add(Activation('relu'))
12 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool2'))
13 model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv3_1'))
14 model.add(Activation('relu'))
15 model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv3_2'))
16 model.add(Activation('relu'))
17 model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv3_3'))
18 model.add(Activation('relu'))
19 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool3'))
20 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv4_1'))
21 model.add(Activation('relu'))
22 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv4_2'))
23 model.add(Activation('relu'))
24 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv4_3'))
25 model.add(Activation('relu'))
26 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool4'))
27 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv5_1'))
28 model.add(Activation('relu'))
29 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv5_2'))
30 model.add(Activation('relu'))
31 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv5_3'))
32 model.add(Activation('relu'))
33 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool5'))
34 model.add(Flatten(name='flatten'))
35 model.add(Dense(units=4096, activation='relu', name='fc1'))
36 model.add(Dense(units=4096, activation='relu', name='fc2'))
37 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
38 model.summary()
```

※引用元: https://github.com/scofield7419/basic_NNs_in_frameworks/blob/master/assets/4.png

VGG16

簡単に書けたけど、
地味に疲れたよ！



```
1 '''VGG16'''
2 model = Sequential()
3 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3,3),padding='same', input_shape=input_shape, name='conv1_1'))
4 model.add(Activation('relu'))
5 model.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3,3),padding='same', name='conv1_2'))
6 model.add(Activation('relu'))
7 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool1'))
8 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv2_1'))
9 model.add(Activation('relu'))
10 model.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv2_2'))
11 model.add(Activation('relu'))
12 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool2'))
13 model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv3_1'))
14 model.add(Activation('relu'))
15 model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv3_2'))
16 model.add(Activation('relu'))
17 model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv3_3'))
18 model.add(Activation('relu'))
19 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool3'))
20 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv4_1'))
21 model.add(Activation('relu'))
22 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv4_2'))
23 model.add(Activation('relu'))
24 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv4_3'))
25 model.add(Activation('relu'))
26 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool4'))
27 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv5_1'))
28 model.add(Activation('relu'))
29 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv5_2'))
30 model.add(Activation('relu'))
31 model.add(Conv2D(filters=512, kernel_size=(3,3), padding='same', name='conv5_3'))
32 model.add(Activation('relu'))
33 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), padding='same', name='pool5'))
34 model.add(Flatten(name='flatten'))
35 model.add(Dense(units=4096, activation='relu', name='fc1'))
36 model.add(Dense(units=4096, activation='relu', name='fc2'))
37 model.add(Dense(units=num_classes, activation='softmax', name='predictions'))
38 model.summary()
```

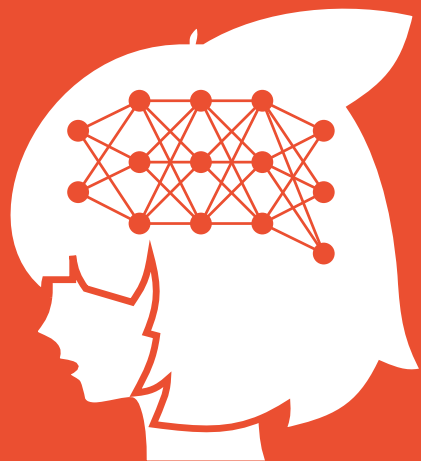
VGG16 サンプルコードURL

- KerasでVGG16実装例

<https://colab.research.google.com/drive/1kE95Vdlz56t-z2MwJYIZqXezIWwFdbgC?usp=sharing>

こっちもサンプルコードは
公開しておくね。
でも、多分学習は一晩以上かかるかも.....





ML Shukai

おわり

ありがとうございました