

ML Shukai

# 第4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

# タスク別の出力層の設計

- 基本的なAIは出力層の設計を変えることで様々なタスクに応用できる。
- 具体的には大きく分けて回帰（数値予測）、2分類問題、多分類問題の3種類がある。
- だいたいこれを使ったり、組み合わせたりすれば（データさえあれば）基本的な判断するAIが作れる。  
（ただし、画像生成・文章生成・強化学習などはさらに別の仕組みを追加する必要がある。）
- **回帰**は出力層は**1個**、活性化関数**無し**
- **2分類**は出力層は**1個**、活性化関数は**シグモイド関数**
- **多分類**は出力層は**n個**、活性化関数は**ソフトマックス関数**
- $y=ax+b$ は流石に今回は関係なかった…

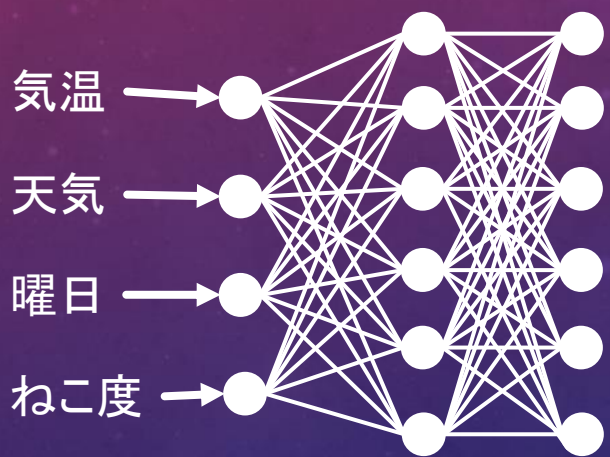


# 回帰（数値予測）のタスク

- 数値予測の場合は**出力層は1個**
- **出力層に活性化関数は使用しない**（そのまま予測値として使う） ≡ 恒等関数ともいう
- 誤差の求め方は**2乗和誤差**

予測値： $y'$     正解値： $y$      $(y' - y)^2$

例：宇宙猫屋の売上予測



予測値

売上予測

2乗和誤差

正解値

実際の売上

活性化関数はありません！

# 2分類問題のタスク

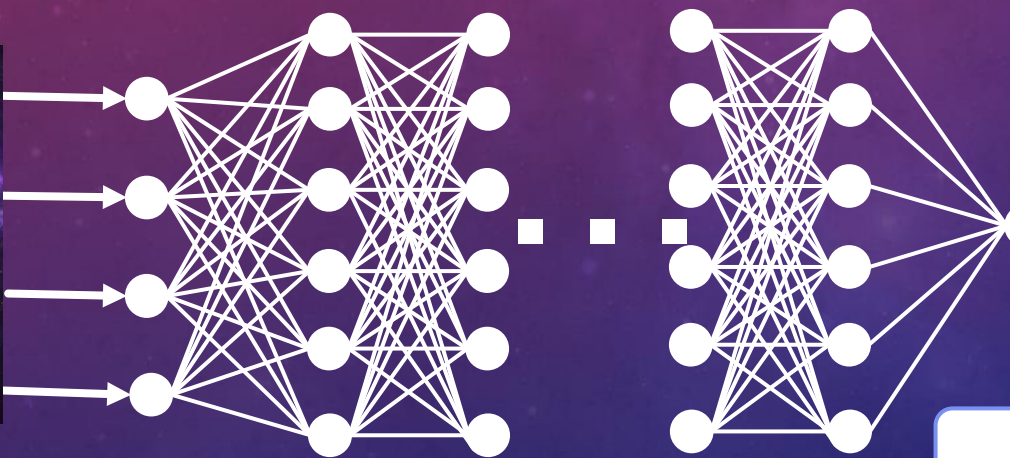
- 2分類予測の場合は**出力層は1個**
- 出力層の活性化関数は**シグモイド関数**を使用
- 誤差の求め方は**交差エントロピー誤差**

交差エントロピー誤差  
予測確率がどれだけ出にくい  
値なのかを表す計算式。

予測値： $y'$  正解値： $y$

$$-y \log y' - (1 - y) \log(1 - y')$$

例：画像が猫かどうか判定する(猫である=1、猫でない=0とする)



予測値

予測確率

交差エントロピー誤差

正解値

1 or 0

シグモイド関数を使用



# 多分類問題のタスク

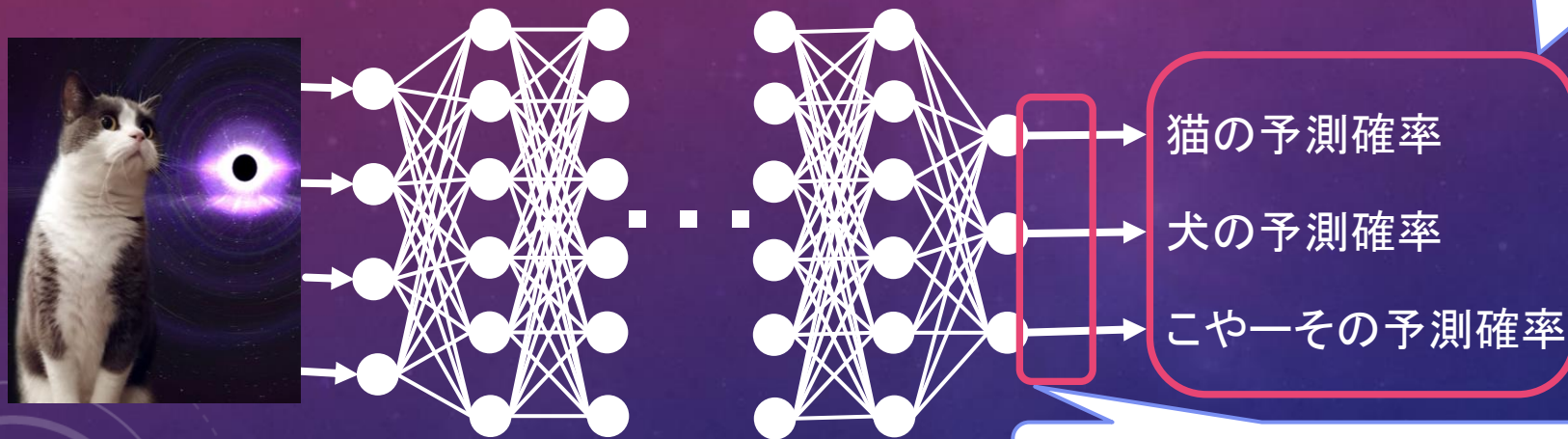
- 多分類予測の場合は**出力層はn個** (nは予測したい分類数)
- 活性化関数は**ソフトマックス関数**を使用
- 誤差の求め方は**交差エントロピー誤差**

予測値:  $y'$     正解値:  $y$

$$-\sum_{k=0}^{K-1} y_k \log y'_k$$

正解  $y$  の1がある所の  
 $-\log y'_k$   
 が誤差になる

例: 画像が猫かどうか判定する(「猫」「犬」「こやーそ」のどれかを予測)



予測値

猫が答えの場合の  
 正解値

- 猫の予測確率
- 犬の予測確率
- こやーその予測確率

交差エントロピー誤差

1	猫
0	犬
0	こやーそ

ソフトマックス関数を使用

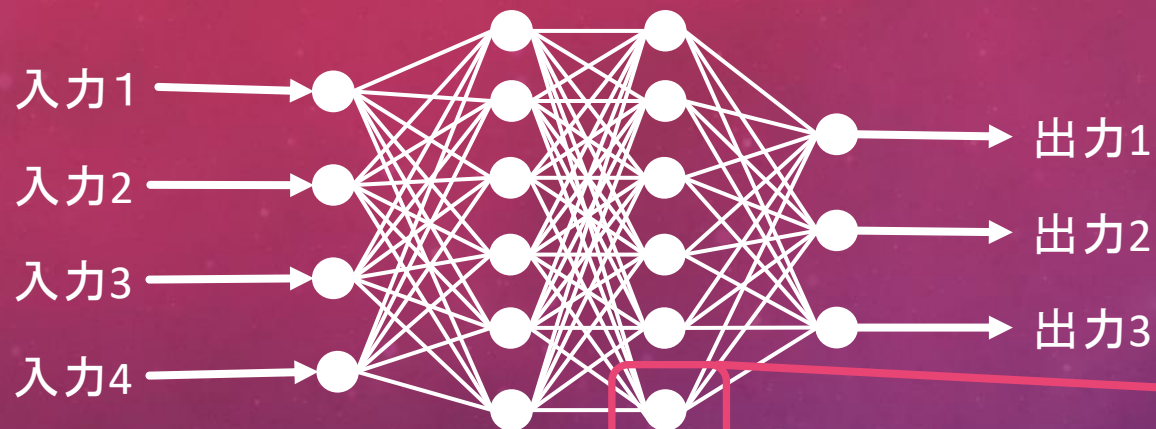


ML Shukai

# 画像を使ったニューラルネットワーク

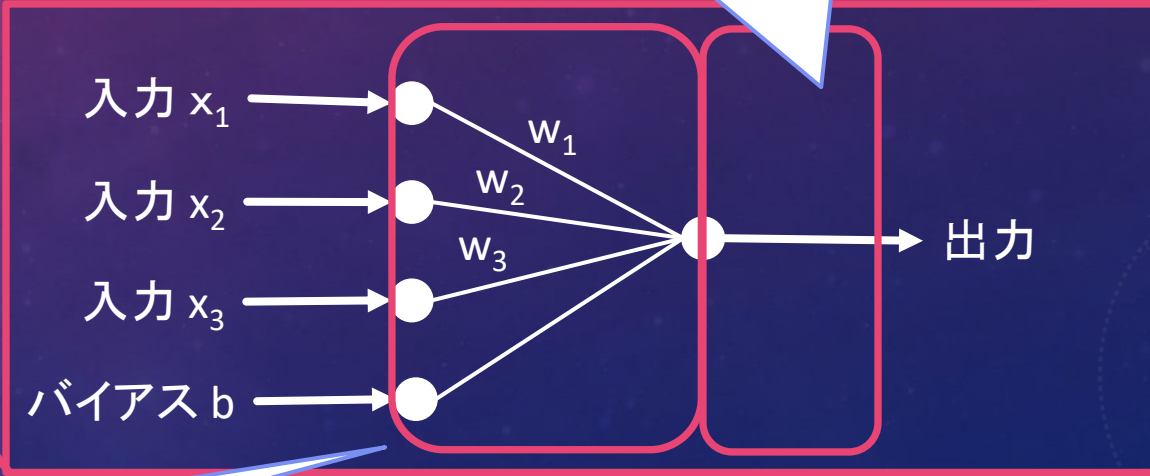
畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

# ディープラーニングの基本はニューラルネットワーク (NN)



ノード=パーセプトロン

活性化関数を通して出力



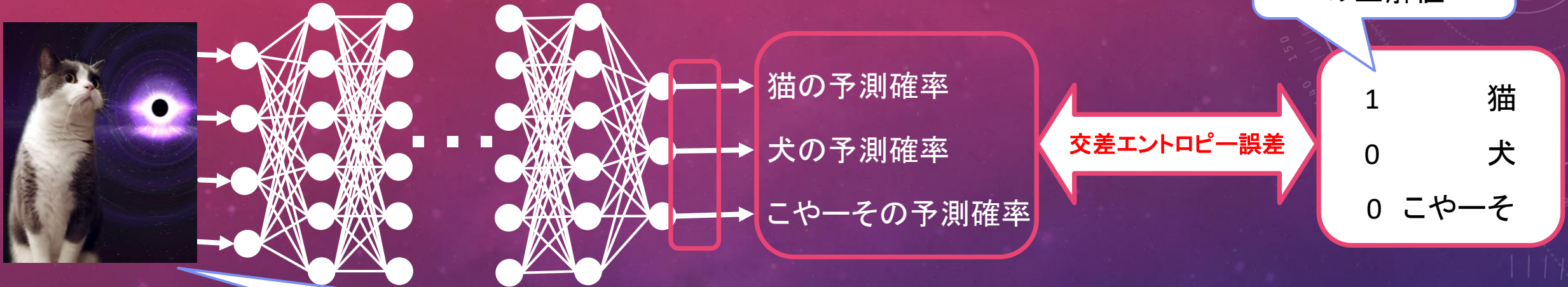
入力値 × 重み  
を全て足す。  
※重み  $w$  が学習するパラメータ

$$\begin{cases} a = x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + x_3 * w_3 + b \\ y = f(a) \end{cases}$$



# DNNにどのように画像を入れるか？

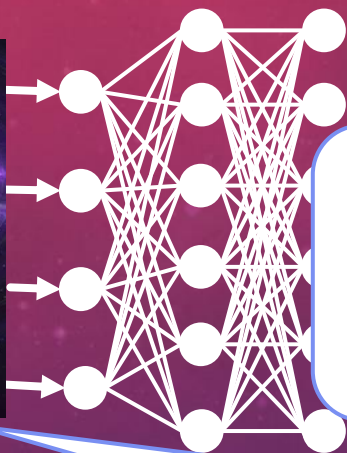
例：画像が猫かどうか判定する（「猫」「犬」「こやーそ」のどれかを予測）



Q:この画像をどのようにすれば計算できるようにDNNに入れる事が出来るでしょうか？

# DNNにどのように画像を入れるか？

例：画像が猫かどうか判定する（「猫」「犬」「こやーそ」のどれかを予測）



**A:1ドットづつ色の強弱のパラメータを  
DNNに入れていく！**

エントロピー誤差

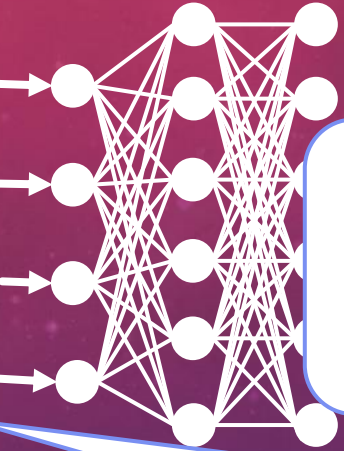
猫が答えの場合  
の正解値

1	猫
0	犬
0	こやーそ

Q:この画像をどのようにすれば計算できるように  
DNNに入れる事が出来るでしょうか？

# DNNにどのように画像を入れるか？

例：画像が猫かどうか判定する（「猫」「犬」「こやーそ」のどれかを予測）



**A:1ドットずつ色の強弱のパラメータを  
DNNに入れていく！**

エントロピー誤差

猫が答えの場合  
の正解値

1	猫
0	犬
0	こやーそ

Q:この画像をと  
DNNに入

**100px × 100pxのカラー(RGB)画像の場合  
100 × 100 × 3=3万個の入カデータになる！**



DNN

るか？

そいつは素敵だ

例: 画像

「そ」のどれかを予測)

猫が答えの場合  
の正解値

1	猫
0	犬
0	こやーそ

A: 1ドットづつ色の強弱のパラメータを  
DNNに入れていく！

エントロピー誤差

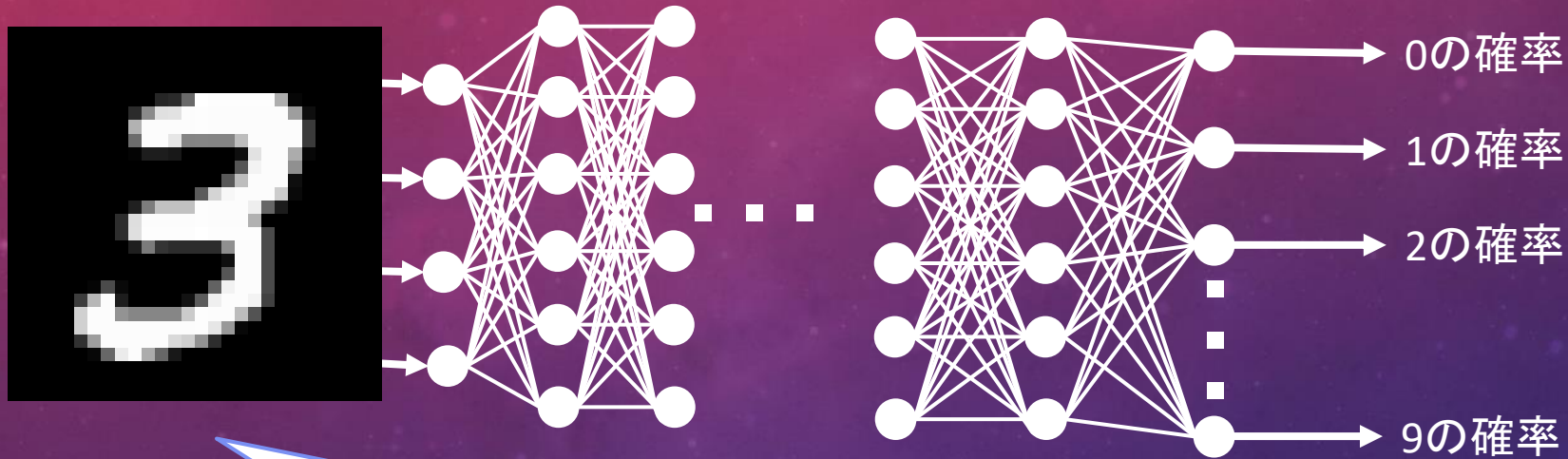
100px × 100pxのカラー(RGB)画像の場合  
100 × 100 × 3 = 3万個の入カデータになる！

の画像をと  
DNNに入

面白くなってきた

# DNNにどのように画像を入れるか？モノクロ画像の場合

例：mnistを使った画像判定AIのモデルイメージ



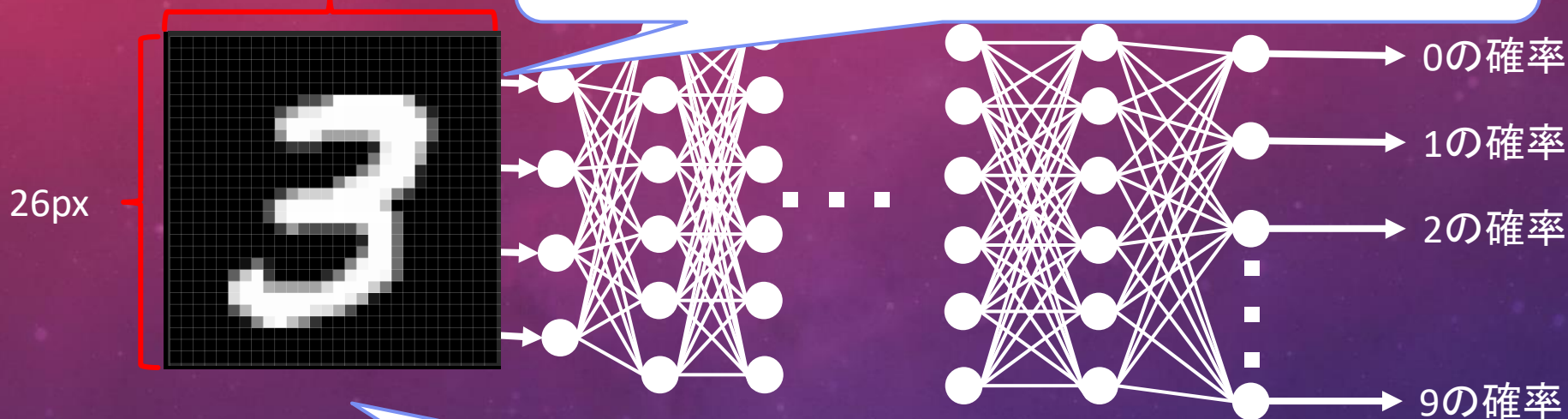
Mnistとは手書きの数字画像を学習用に6万枚、  
テスト用に1万枚集めたデータセット  
もちろん正解データもついている

# DNNにどのように画像を入れるか？モノクロ画像の場合

例：mnistを使った画像判定AIのモ

26px

データは全て26px × 26px



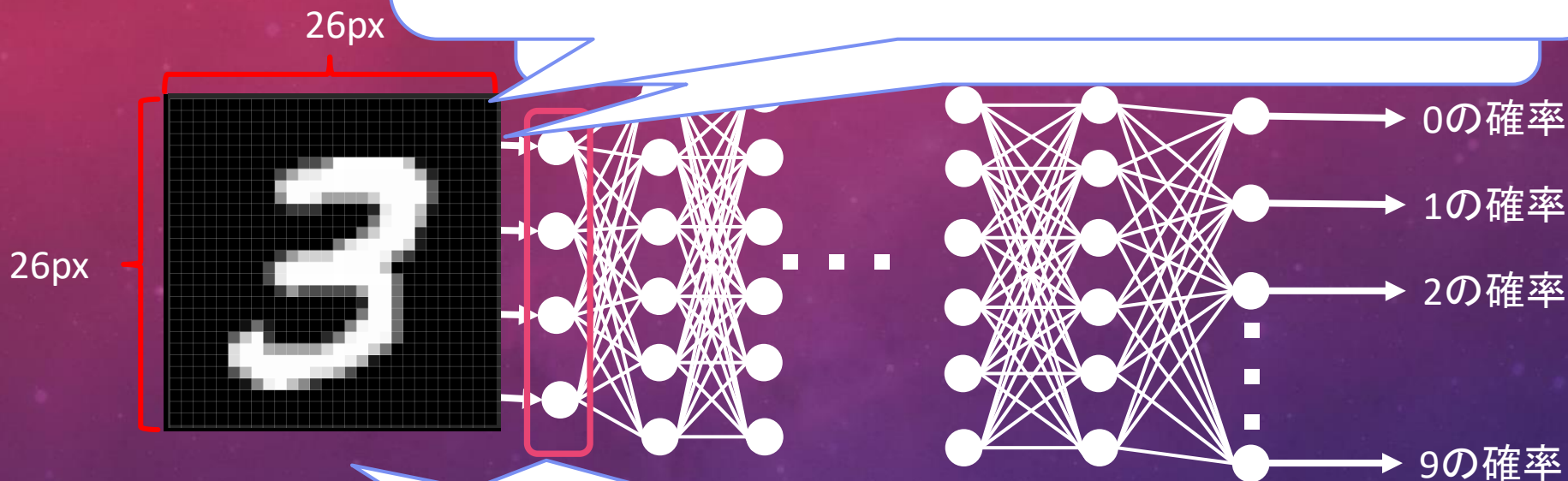
Mnistとは手書きの数字画像を学習用に6万枚、  
テスト用に1万枚集めたデータセット  
もちろん正解データもついている



## DNNにどのような

例: mnistを使った画像判定

1ドットずつ黒い部分が0、白い部分が255の  
0~255までの255段階で色の強さのパラメーターがあります。  
**つまり、入力は $26 \times 26 = 676$ 個のデータを入力**



**※一般的には0~255では学習する重みが大きくなりすぎるため、前処理で255で割ってからNNに入力していきます。**

# DNNにどのような

例: mnistを使った画像判定

26px

1ドットずつ黒い部分が0、白い部分が255の  
0~255までの255段階で色の強さのパラメーターがあります。  
**つまり、入力は $26 \times 26 = 676$ 個のデータを入力**

後は自由にモデルの層とノード数を  
決めるだけ！

ね、かんたんでしょ？

※一般的には0~255では学習する重みが大きくなりすぎるため  
前処理で255で割ってからNNに入力していきます。

の確率

の確率

の確率

9の確率

文、



# DNNにどのような

1ドットずつ黒い部分が0、白い部分が255の  
0~255までの255段階で色の強さのパラメーターがあります。  
**つまり、入力は $26 \times 26 = 676$ 個のデータを入力**

例: mnist を使った手文字判定

うまくいくと思った？



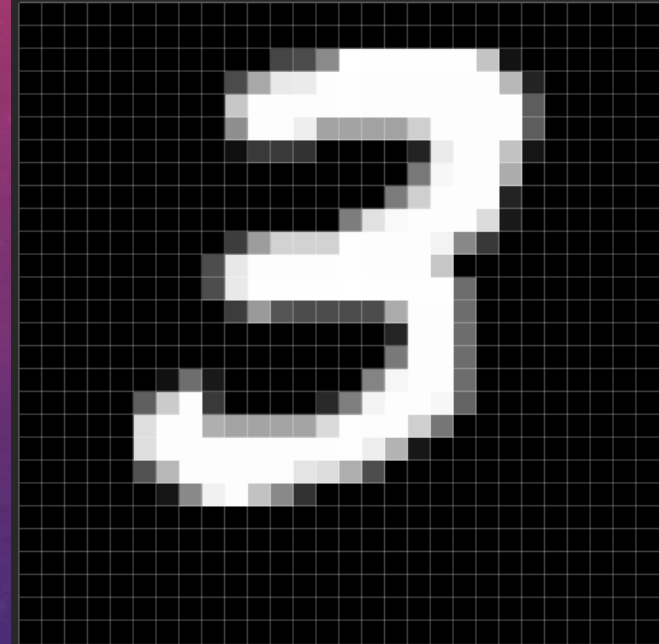
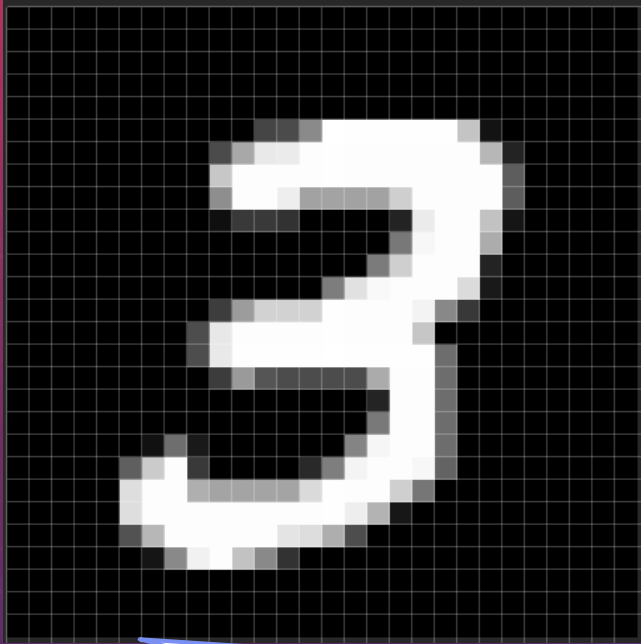
残念！  
クルツちゃんでした!!!

※一般的には0~255で色を表現しますが、大きくなりすぎるため前処理で255で正規化していきます。



# DNNにどのように画像を入れるか？モノクロ画像の場合

人間的には全く同じ3の画像ですが、データの的には大きく違う

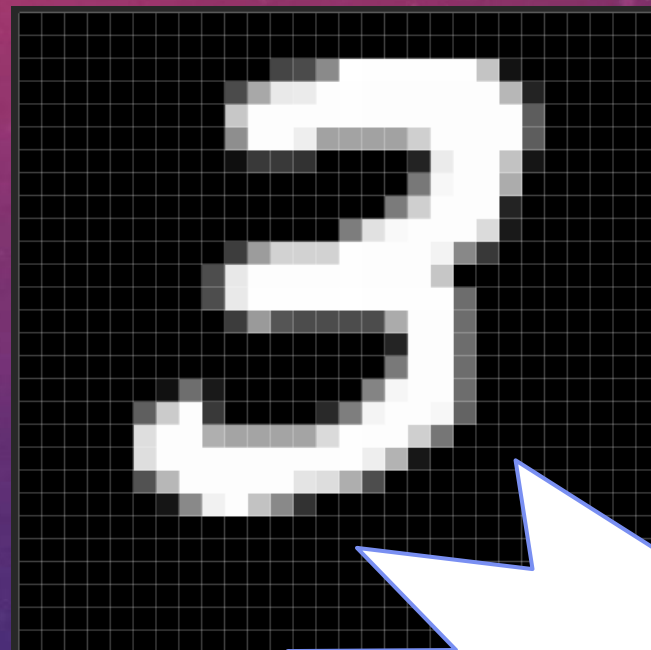


左は130個以上0のデータが続いた後に数値が出てくるが、  
右は50個ちよいで数値が出てくる。  
**データの並びは全然違う！**

# 象を入れるか？モノクロ画像の場合

計算でこれを同じと認識？

一時的には大きく違う



左は130個以上0のデータが続いた後に数値が出てくる。  
右は50個ちよいで数値が出てくる。  
データの並びは全然違う！

できらあ！



ML Shukai

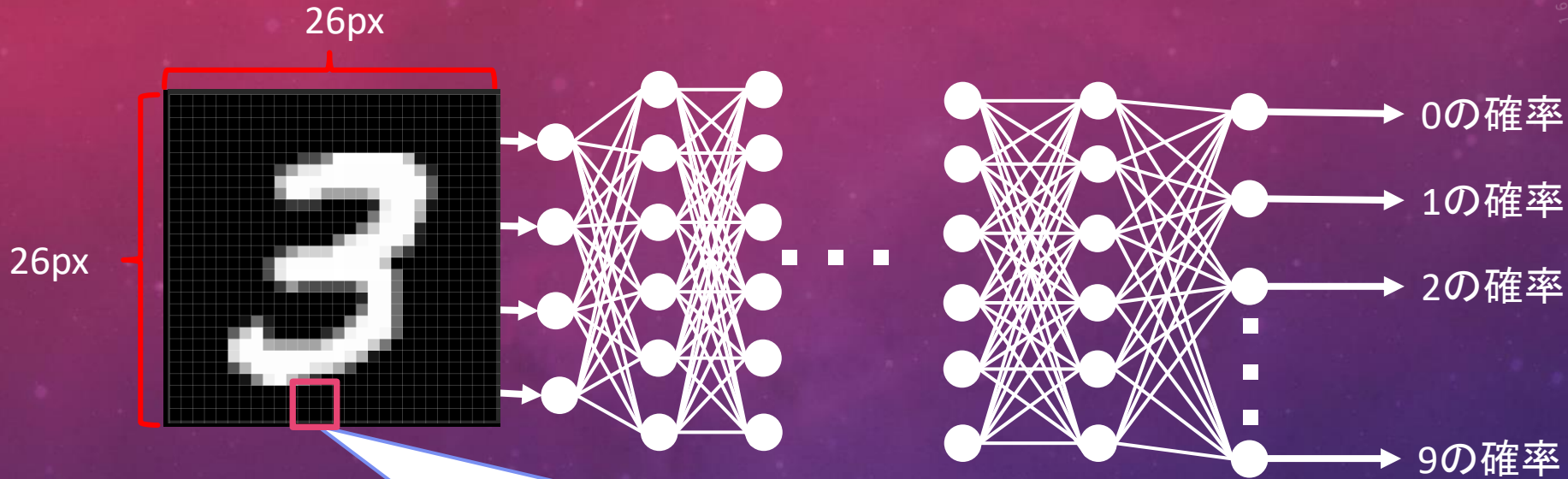
# 畳み込み(Convolutional)処理

畳み込みニューラルネットワーク (CNN)



# DNNにどのように画像を入れるか？モノクロ画像の場合

例：mnistを使った画像判定AIのモデルイメージ

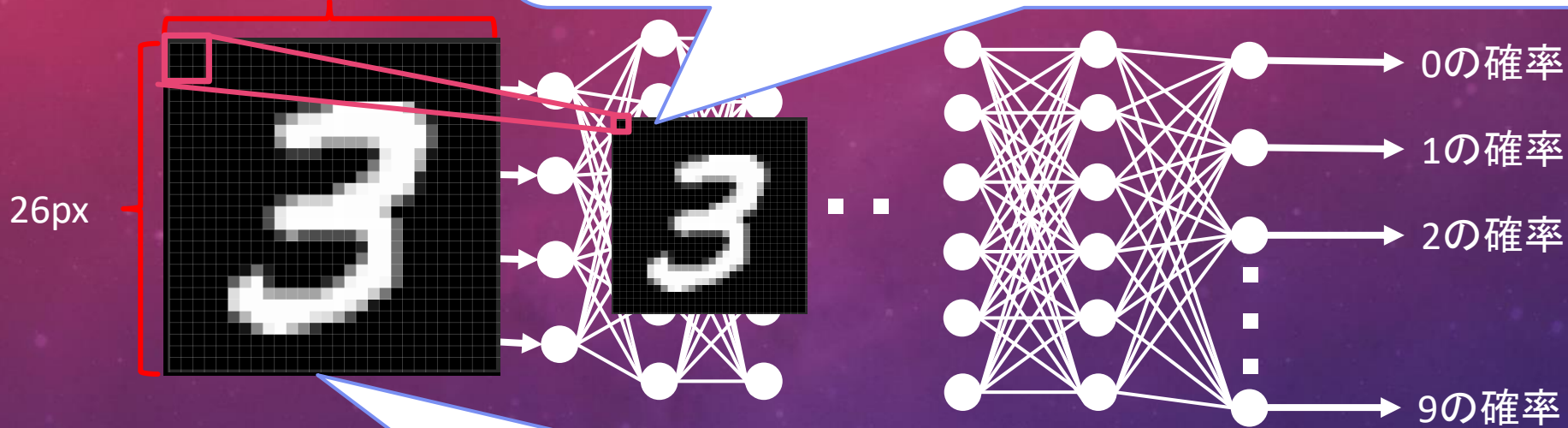


画像で重要なのはデータの前後関係ではなく  
あるドットを見たときに上下左右の矩形(四角形)  
の関係性が重要

# 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 1

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

- ・入力値に対応したフィルターを用意する
- ・フィルターは畳み込みしたいサイズによって決まる（一般的には3x3、5x5などの小さい正方形サイズ）
- ・フィルターの値はDNNの重みと同じくランダムで決める。



# 畳み込み処理の計算方法 2

$$\begin{array}{c} \text{入力X} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 3 & 4 \\ \hline 5 & 6 & 7 & 8 \\ \hline 9 & 10 & 11 & 12 \\ \hline 13 & 14 & 15 & 16 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{c} \text{フィルターF} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 0 & 1 \\ \hline -1 & -1 & 0 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{c} \text{出力Y} \end{array} \begin{array}{|c|c|} \hline 4 & \\ \hline & \\ \hline \end{array}$$

- ・入力Xの左上にフィルターFを重ねて掛け算をして全て足し合わせたものを出力Yとする。
- ・上図の場合  $1 \times 1 + 2 \times 1 + 3 \times 1 + 5 \times 2 + 6 \times 0 + 7 \times 1 + 9 \times -1 + 10 \times -1 + 11 \times 0 = 4$

# 畳み込み処理の計算方法 2

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

 = 出力Y 

4	

- ・入力Xの左上にフィルターFを重ねて掛け算をして全て足し合わせたものを出力Yとする。
- ・上図の場合  $1 \times 1 + 2 \times 1 + 3 \times 1 + 5 \times 2 + 6 \times 0 + 7 \times 1 + 9 \times -1 + 10 \times -1 + 11 \times 0 = 4$

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

 = 出力Y 

4	8

- ・右に1ドットずらして同様にフィルターFと重ねて掛けて足し合わせる。

# 畳み込み処理の計算方法 3

$$\begin{array}{c} \text{入力X} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 3 & 4 \\ \hline 5 & 6 & 7 & 8 \\ \hline 9 & 10 & 11 & 12 \\ \hline 13 & 14 & 15 & 16 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{c} \text{フィルターF} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 0 & 1 \\ \hline -1 & -1 & 0 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{c} \text{出力Y} \end{array} \begin{array}{|c|c|} \hline 4 & 8 \\ \hline 20 & \\ \hline \end{array}$$

- 一番右まで行ったら次は1ドット下にずらして左端から同様に行う。



# 畳み込み処理の計算方法 3

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

 = 出力Y 

4	8
20	

- 一番右まで行ったら次は1ドット下にずらして左端から同様に行う。

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

 = 出力Y 

4	8
20	24

- 右下まで1ドットずつずらしながらフィルターをかけます。

# 畳み込み処理の計算方法 4

$$\begin{array}{c} \text{入力X} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 3 & 4 \\ \hline 5 & 6 & 7 & 8 \\ \hline 9 & 10 & 11 & 12 \\ \hline 13 & 14 & 15 & 16 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{c} \text{フィルターF} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 0 & 1 \\ \hline -1 & -1 & 0 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{c} \text{出力Y} \end{array} \begin{array}{|c|c|} \hline 4 & 8 \\ \hline 20 & 24 \\ \hline \end{array}$$

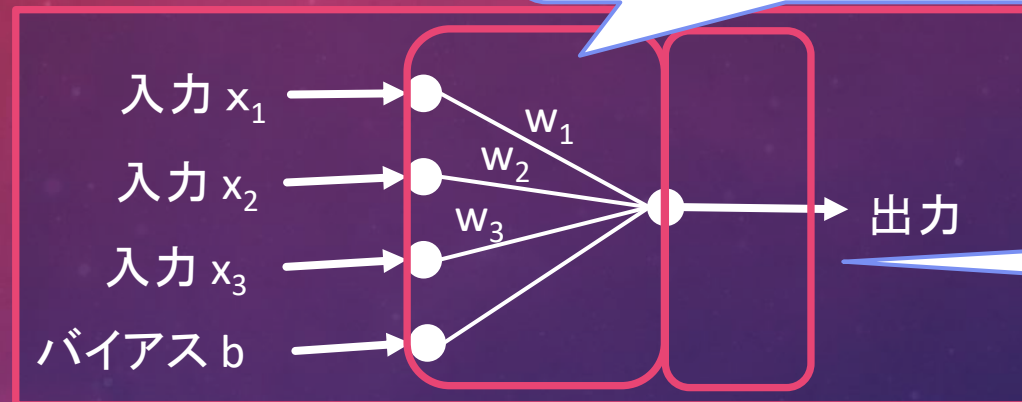
$$\begin{array}{c} \text{入力X} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 3 & 4 \\ \hline 5 & 6 & 7 & 8 \\ \hline 9 & 10 & 11 & 12 \\ \hline 13 & 14 & 15 & 16 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{c} \text{フィルターF} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 0 & 1 \\ \hline -1 & -1 & 0 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{c} \text{バイアスb} \end{array} \boxed{3} = \begin{array}{c} \text{出力Y} \end{array} \begin{array}{|c|c|} \hline 7 & 11 \\ \hline 23 & 27 \\ \hline \end{array}$$

・最後に**バイアス b**を足したら**活性化関数**を通せば正式な出力 Y となります。

※本来は**ストライド**、**パディング**という処理もありますが、一気に覚えても大変なので省略します。

# 畳み込み処理の計算方法 4

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

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

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

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

# 畳み込み処理の計算方法（おまけ）

$$\begin{array}{|c|c|c|c|} \hline \text{入力}X & 1 & 2 & 3 & 4 \\ \hline & 5 & 6 & 7 & 8 \\ \hline & 9 & 10 & 11 & 12 \\ \hline & 13 & 14 & 15 & 16 \\ \hline \end{array}
 \times
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline \text{フィルター}F & 1 & 1 & 1 \\ \hline & 2 & 0 & 1 \\ \hline & -1 & -1 & 0 \\ \hline \end{array}
 =
 \begin{array}{|c|c|} \hline \text{出力}Y & 4 & 8 \\ \hline & 20 & \\ \hline \end{array}$$

- 面倒な計算をしているように思いますが、フィルターを転置（行と列を入れ替え）ると

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline \text{入力}X' & 1 & 2 & 3 \\ \hline & 5 & 6 & 7 \\ \hline & 9 & 10 & 11 \\ \hline \end{array}
 \times
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline \text{フィルター}F' & 1 & 2 & -1 \\ \hline & 1 & 0 & -1 \\ \hline & 1 & 1 & 0 \\ \hline \end{array}$$

- 入力 $X'$ は横方向、フィルター $F'$ は縦方向に掛けて足し合わせる計算になります。  
(数学の行列の掛け算)

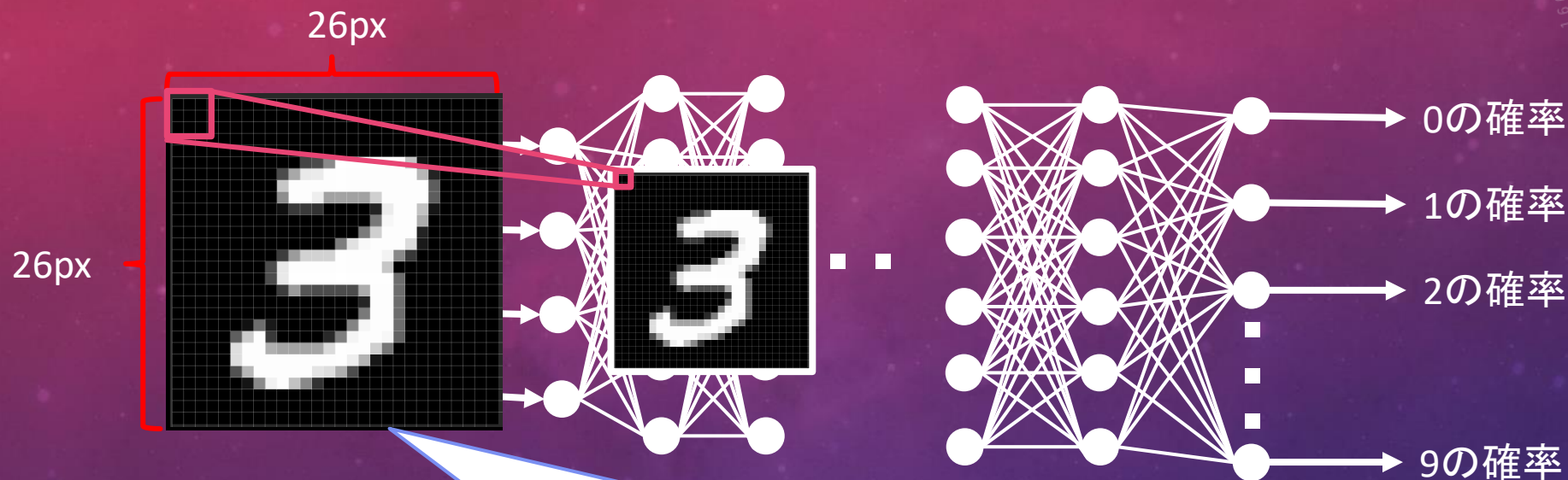
プログラム上ではnumpyライブラリを使用し、`np.dot(X', F')`といった形で計算が出来ます。

(TensorFlowやPyTorchなどはこの辺りは勝手に良い感じにやってくれます)



# CNNのモデルイメージ

例: mnistを使った画像判定AIのモデルイメージ



入力サイズがどのようなサイズでも同様に行います。  
これにより**DNNよりも計算量が少なく**  
**上下左右の関係を維持したまま計算**ができる！

# CNNのモデルイメージ

例: mnistを使った画像判定AIのモデルイメージ



**Convolutional Neural Network(CNN)**  
では各層で複数個のフィルターを用意して  
複数パターンの出力を行い学習していきます。



# CNNのモデルイメージ

例: mnistを使った画像判定AIのモデル  
26px



畳み込みを行うときの**フィルター1個**が  
DNNの**パーセプトロン1個**に相当し、  
1枚1枚の**出力画像**が**パーセプトロン1個分の出力**と  
考えるとわかりやすいかもしれません。

**Convolutional Neural Network(CNN)**  
では各層で複数個のフィルターを用意して  
複数パターンの出力を行い学習していきます。



# 畳み込みの後はプーリング処理

- CNN畳み込みが終わったら次はプーリング処理を行うのが一般的です。
- 基本となるのはマックスプーリングとアベレージプーリングの2つが基本の処理です。

# 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 $2 \times 2$ のフィルターとします。）

フィルター（枠だけ）


入力X

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

# 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。

フィルター（枠だけ）


入力x

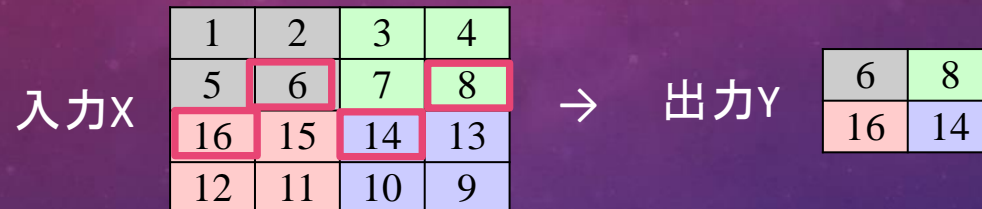
1	2	3	4
5	6	7	8
16	15	14	13
12	11	10	9



# 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）

# アベレージプーリング

- アベレージ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。
- 分割した中の平均値を出力に使うのがアベレージプーリングになります。

フィルター（枠だけ） 


入力X	1	2	3	4	→	出力Y	3.5	5.5
	5	6	7	8			13.5	11.5
	16	15	14	13				
	12	11	10	9				

# アベレージプーリング

- アベレージ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。
- 分割した中の平均値を出力に使うのがアベレージプーリングになります。

フィルター（枠だけ） 


入力X

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

→ 出力Y

3.5	5.5
13.5	11.5

プーリングは単純なものなので  
学習パラメータも活性化関数も  
ありません。



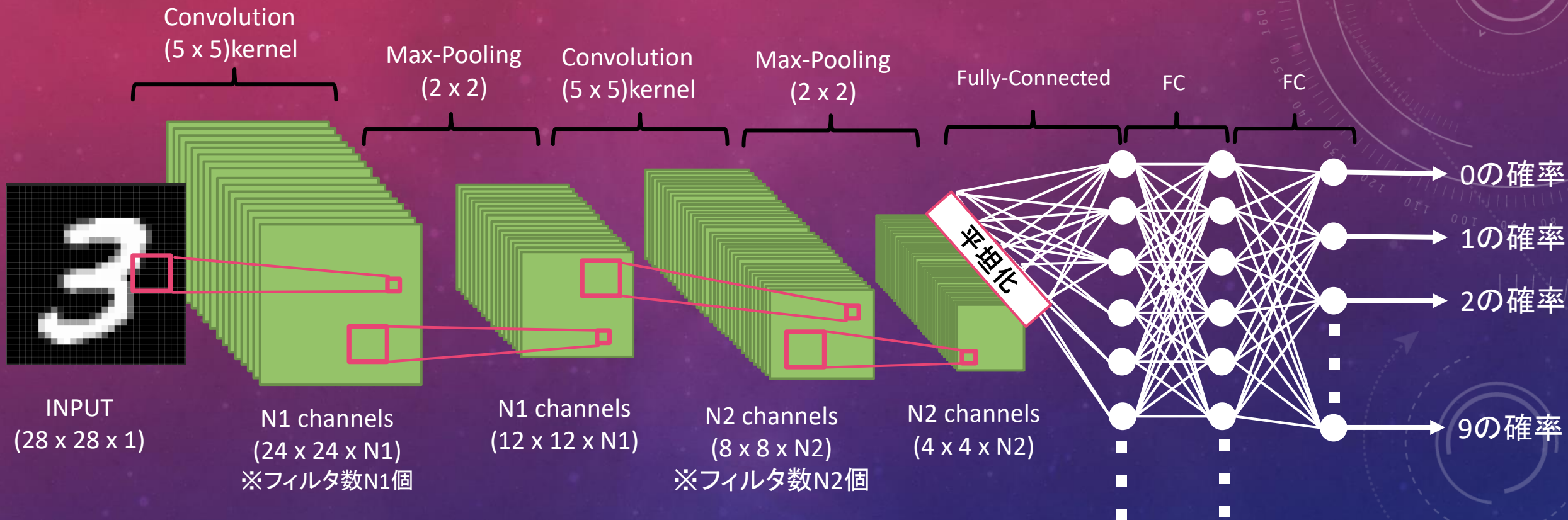
# 最終的なCNN(Convolutional Neural Network)



- 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。

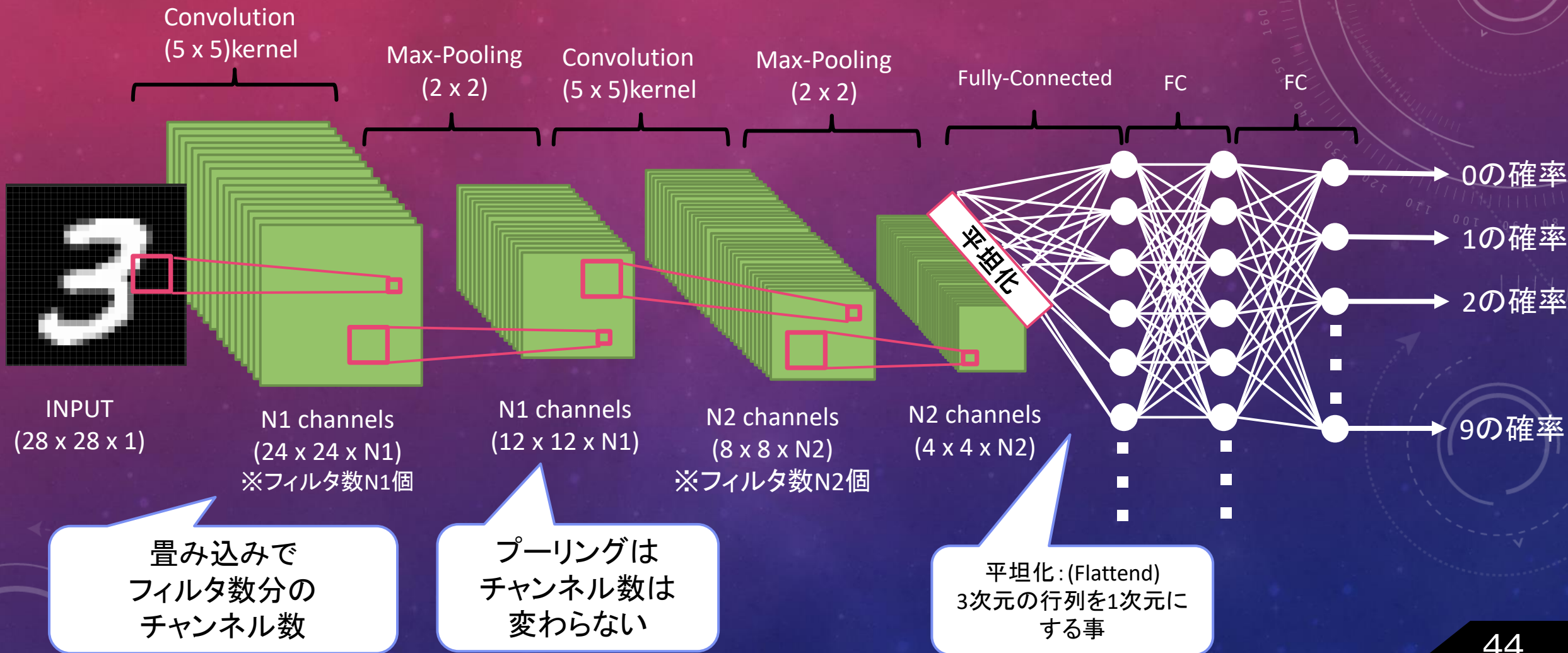
# 最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 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。



# 最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

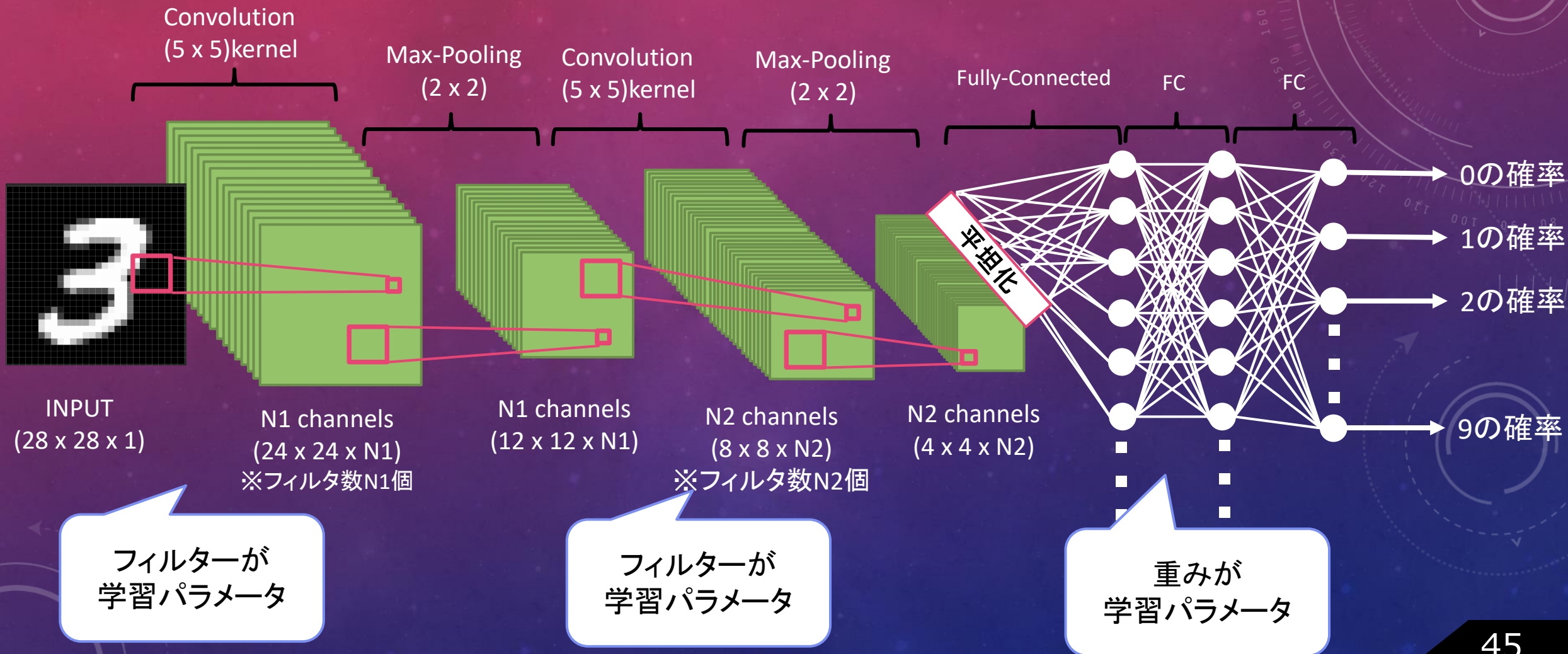
- 最終的に畳み込み処理とプーリング処理を交互に行い、DNN（全結合層）とつなげるとCNNとなります。





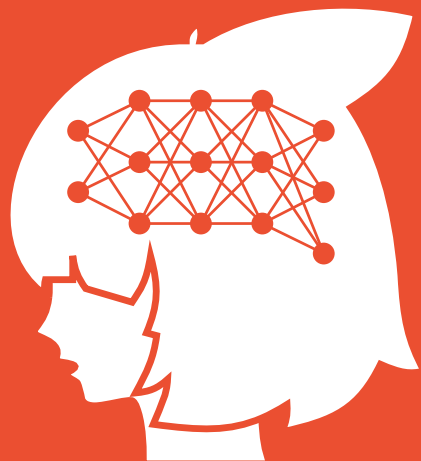
# 最終的なCNN(Convolutional Neural Network)

- 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。



# まとめ

- CNNは画像を扱う際に適したNNである。
- CNNは畳み込み処理とプーリング処理を何度か行い画像を認識しやすくしたモデル
- 畳み込み処理はフィルタを使った $y=ax+b$ （フィルタのパラメーターを使って特徴を抽出する）
- プーリングは決めた枠のサイズの中で最大値や平均を取って出力する。（データのずれをぼやかす効果がある）
- 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。



ML Shukai

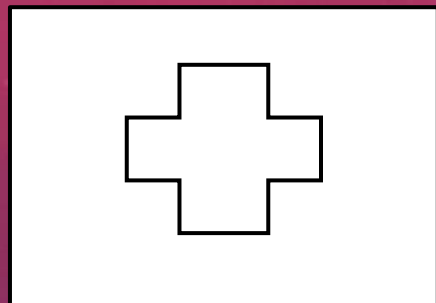
# おわり

ありがとうございました



# 畳み込み処理の効果

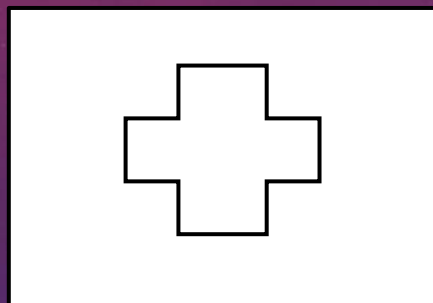
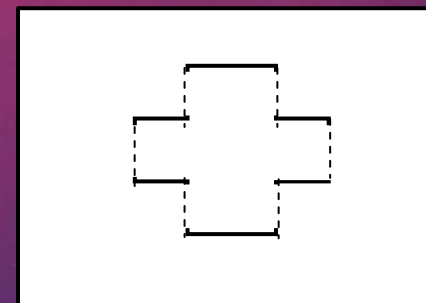
- 畳み込み処理は何らかの特徴を抽出する効果がある。



×

フィルタF=

0	0	0
1	1	1
0	0	0



×

フィルタF=

0	1	0
0	1	0
0	1	0

