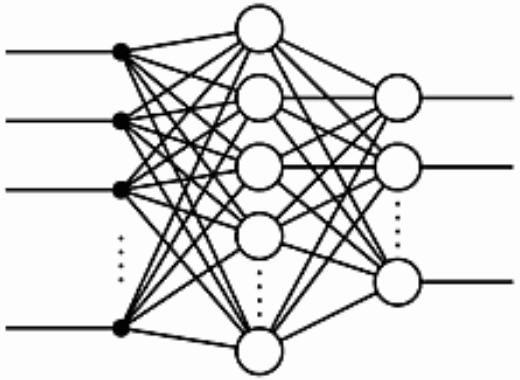
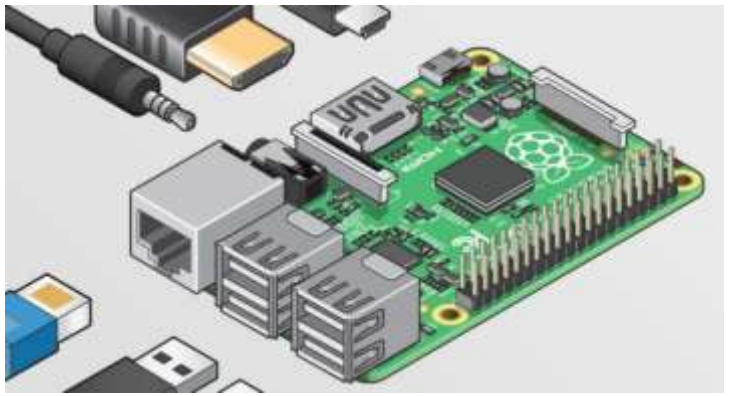
ゼロから学ぶ、ラズパイAI実装
ハンズオンセミナー資料

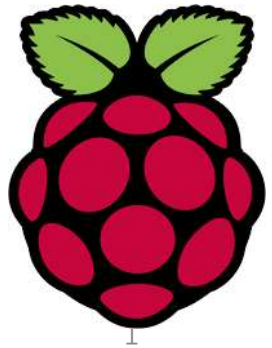
～セットアップから画像認識AI実装まで～

2018年1月27日

名古屋校 2011期 越智 由浩







今日の心がまえ、スタンス

- 他人の知見(ブログや記事)を参考に“真似ながら動かしてみる”を実践できるようになることを目指します
- コマンドや各種ツールなど次々に新しいことが出てきます。手順はGitHubに掲載しますので復習などにお使いください
- AIを実装して動かすまでの一通りを体感してもらうことで、どのような要素で成り立っているのか、これからどういったことを深掘りして学べばよいかを考えるきっかけになればと思います

応用

- ｹﾞｰﾑｴｰｼﾞｪﾝﾄ
- 自然言語処理
- 画像処理
- 音声認識

人工知能

機械学習

- 教師あり学習
  - 単回帰/重回帰
  - 過学習/正則化
  - クロスバリデーション
  - 決定木/ランダムフォレスト
  - SVM
  - ナイーブベイズ
- 教師なし学習
  - クラスタリング
  - Feature Scaling
  - Feature Selection
  - Feature Extraction

ディープラーニング

- 基礎
  - ニューラルネットワーク
  - 確率的勾配法
  - バックプロパゲーション
- 応用
  - 畳み込みニューラルネットワーク
  - 再帰型ニューラルネットワーク
- フレームワーク
  - Tensorflow
  - Keras
  - Chainer

基盤知識

IT

- インフラ関連
  - サーバー、ネットワーク
  - Linux
- プログラミング関連
  - Python言語
  - Git/Github
  - Anaconda
  - アルゴリズム・データ構造
  - スクレイピング/クローリング

数学

- 微分積分
- 線形代数
- 確率統計学

今日の時間配分

10:00 – 12:00	• ラズパイ基本セットアップ • カメラを使った画像配信
13:00 – 15:00	• ニューラルネットワーク概説 • 手書き文字認識システムの実装とテスト
15:30 – 16:30	• 物体識別システムの実装とテスト
16:30 – 17:00	• クロージング・振り返り

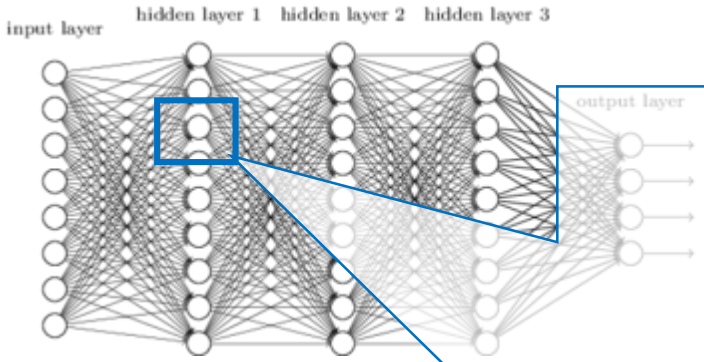
GitHubのガイドに沿って進んで行きましょう

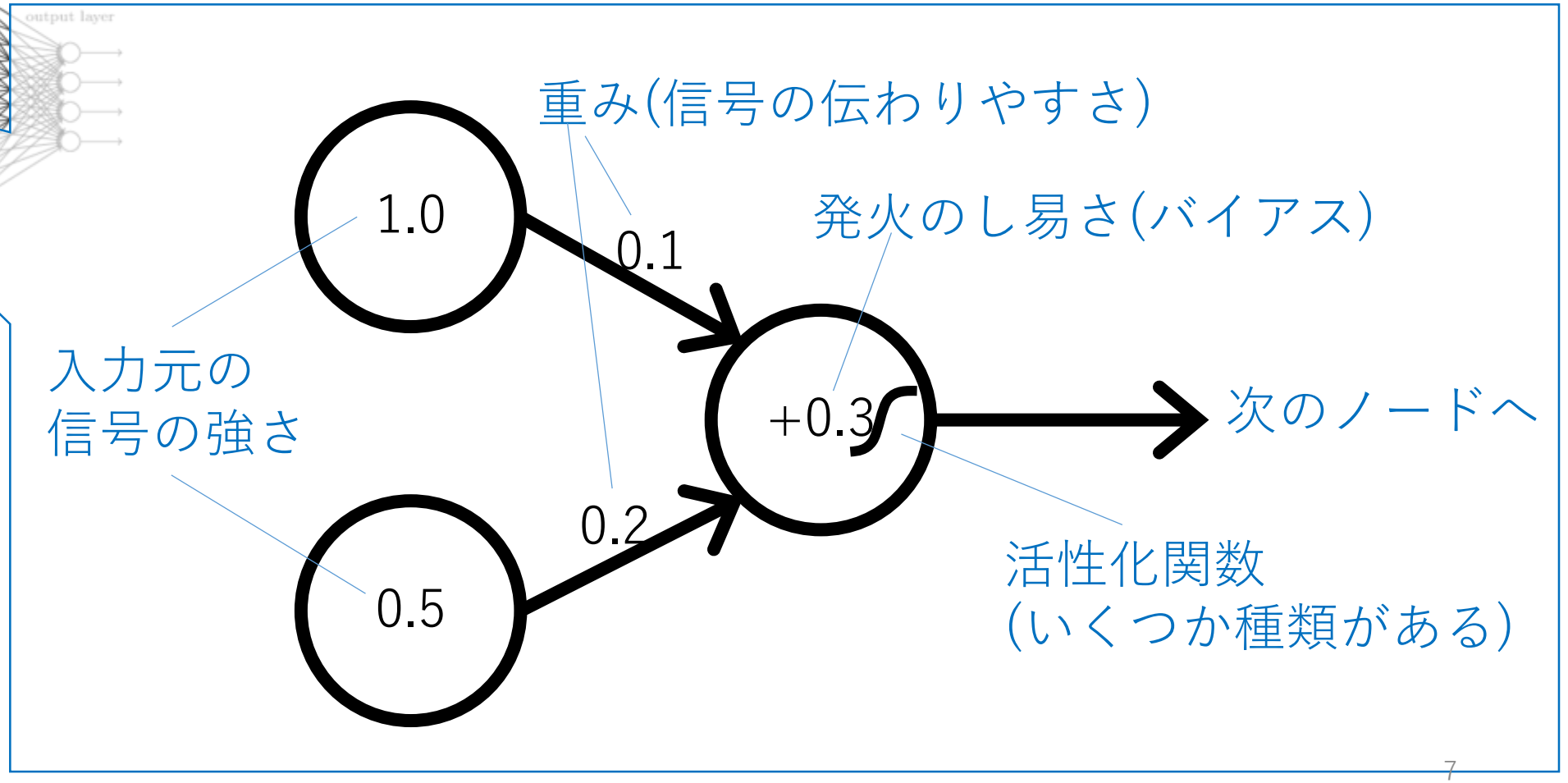
https://github.com/yoshihiroo/programming-workshop/tree/master/rpi_ai_handson

今日の時間配分

10:00 – 12:00	• ラズパイ基本セットアップ • カメラを使った画像配信
13:00 – 15:00	• ニューラルネットワーク概説 • 手書き文字認識システムの実装とテスト
15:30 – 16:30	• 物体識別システムの実装とテスト
16:30 – 17:00	• クロージング・振り返り

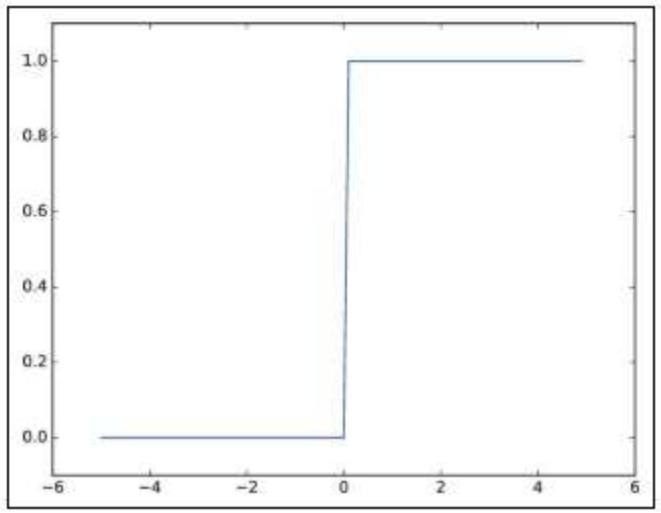
ニューラルネットワークモデルの計算ルール





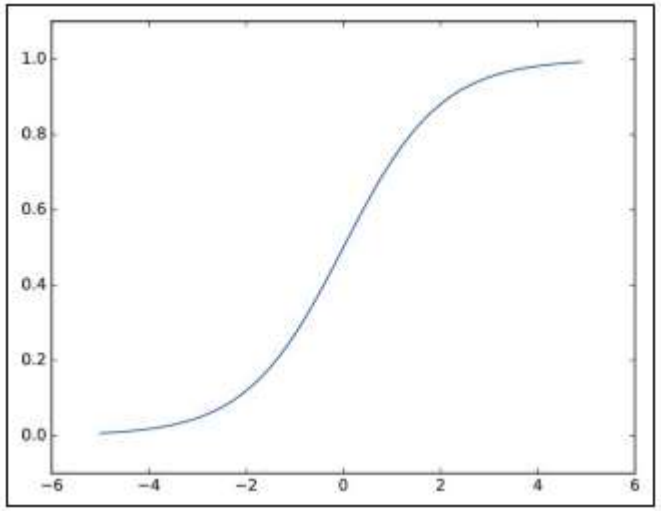
活性化関数

ステップ関数



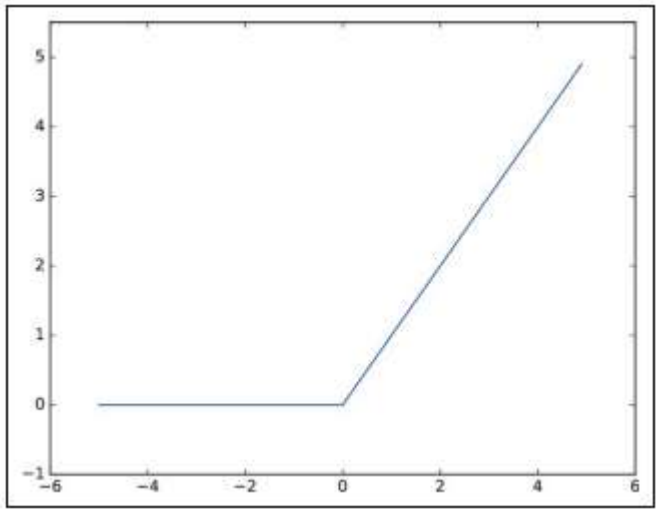
$$h(x) = \begin{cases} 0 & (x \leq 0) \\ 1 & (x > 0) \end{cases}$$

シグモイド関数



$$h(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

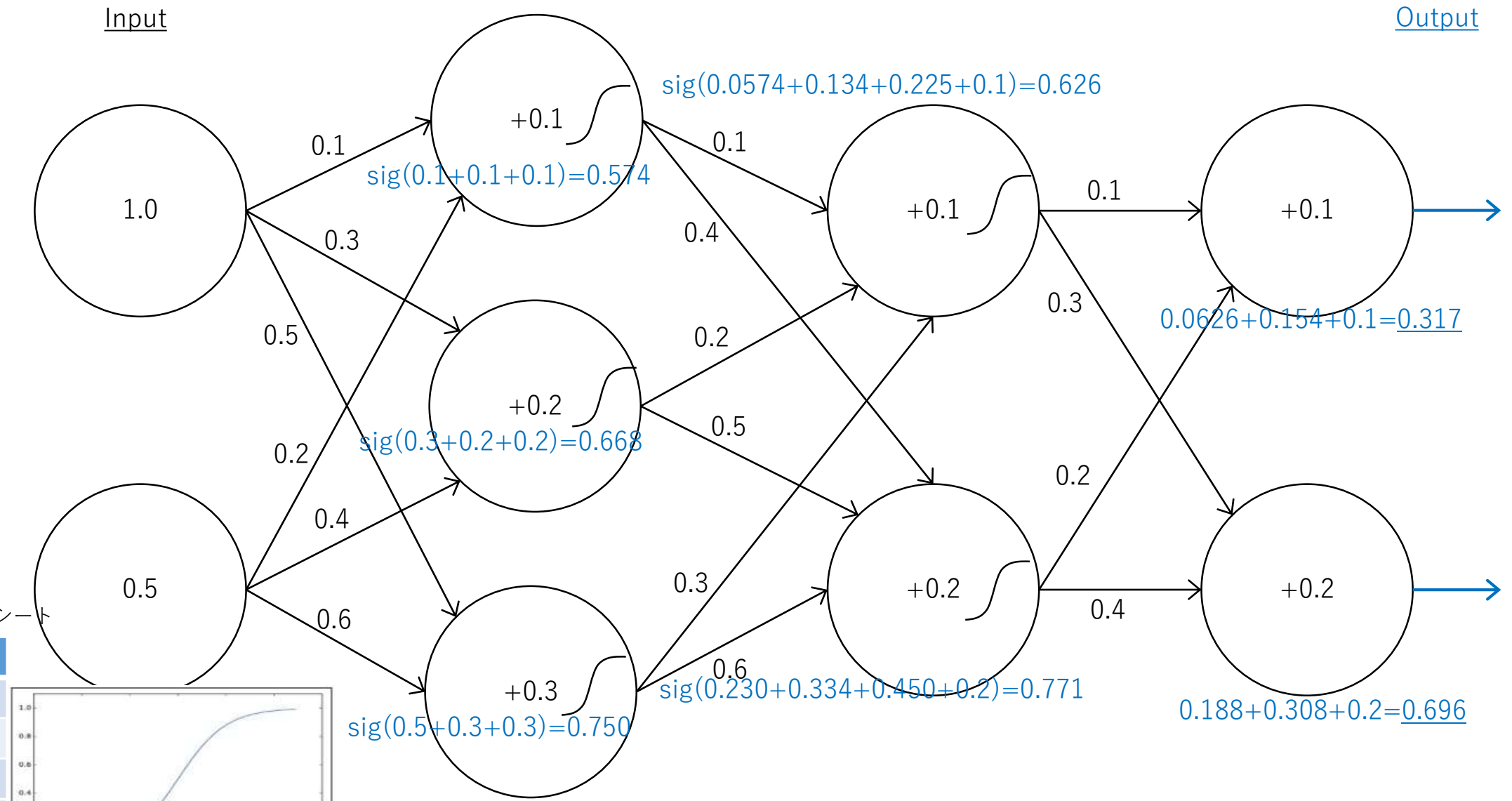
ReLU関数
(Rectified Linear Unit)



$$h(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases}$$

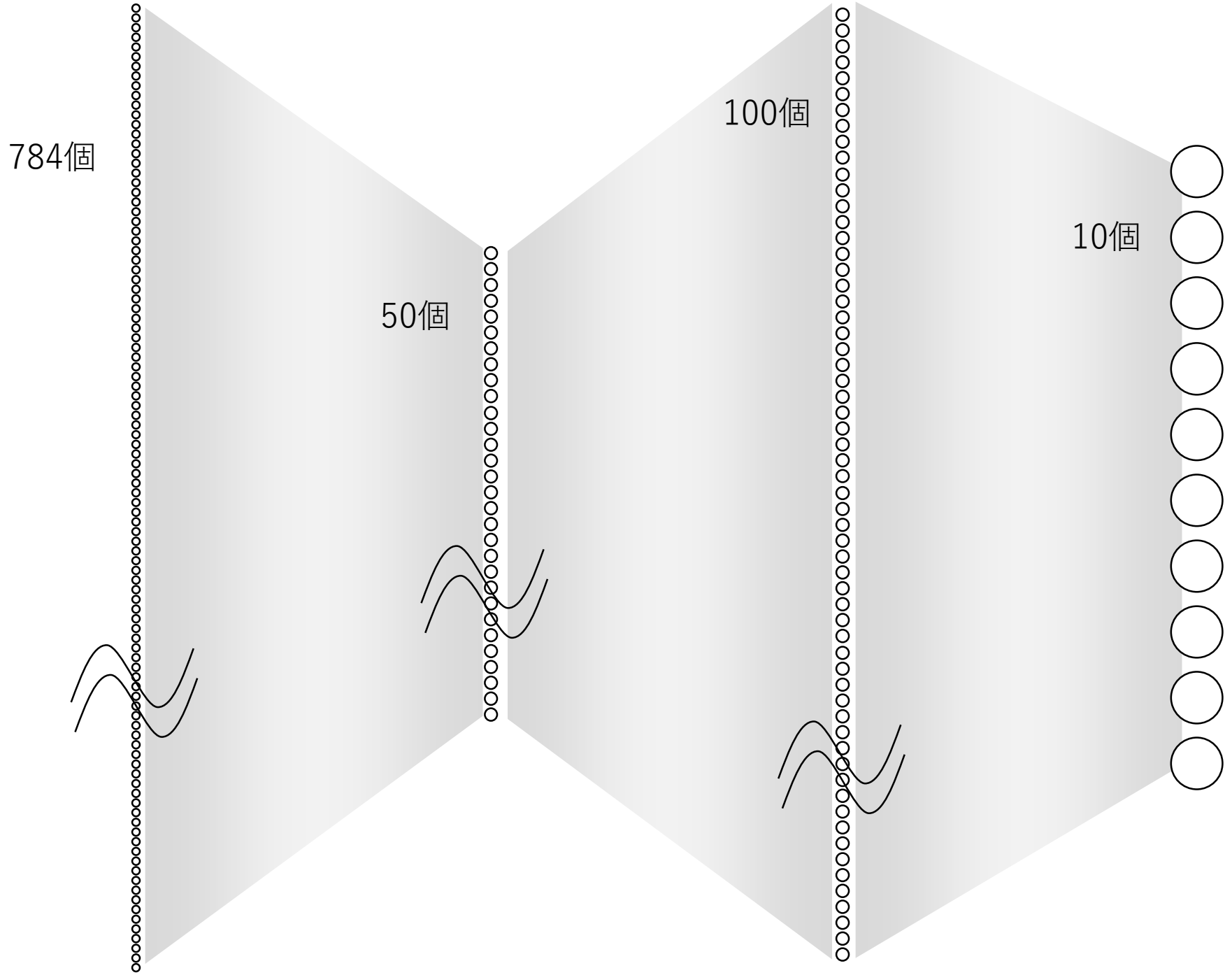
ニューラルネットワーク、計算練習

sig()：シグモイド関数

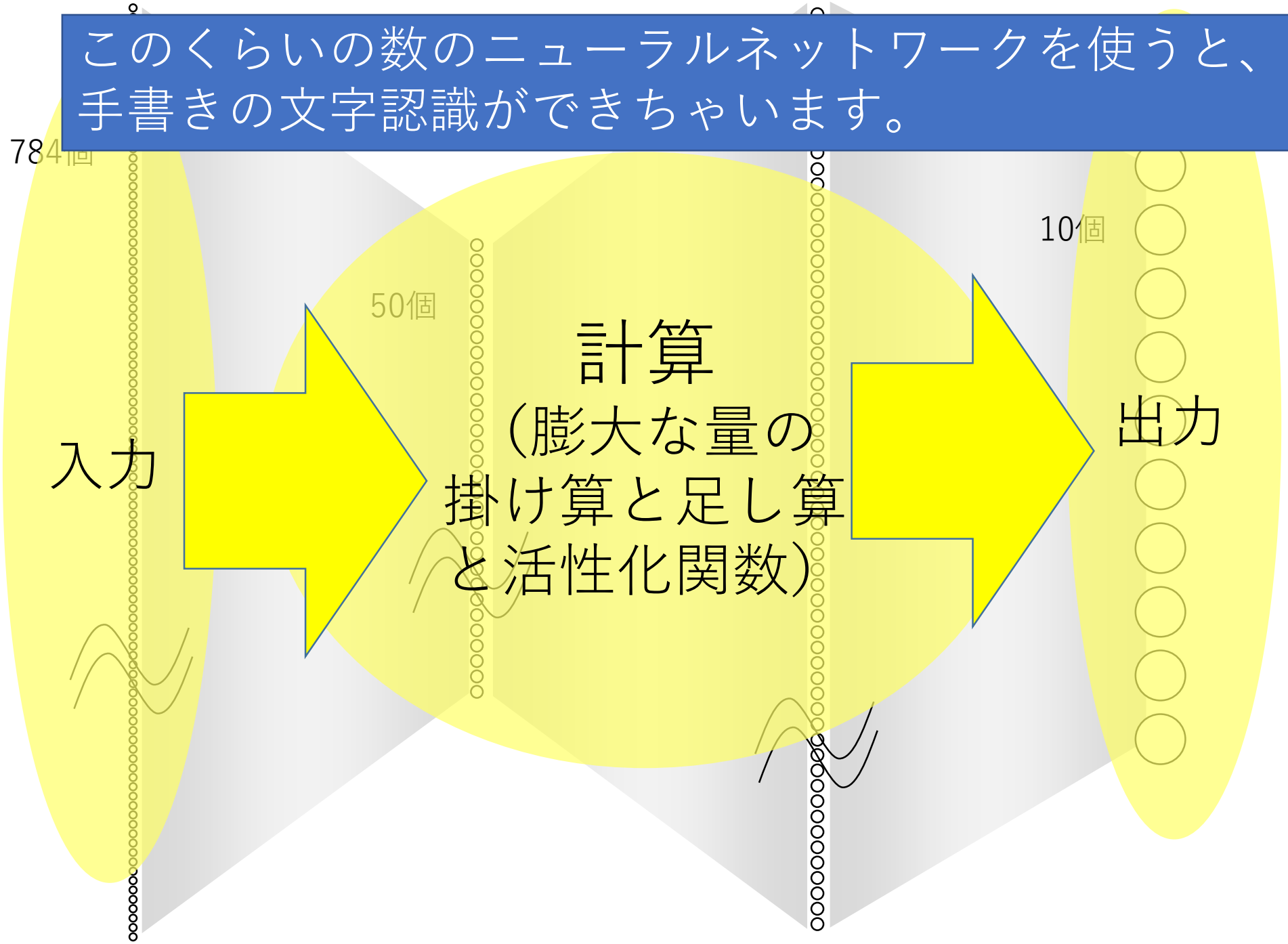


シグモイド関数、参照シート

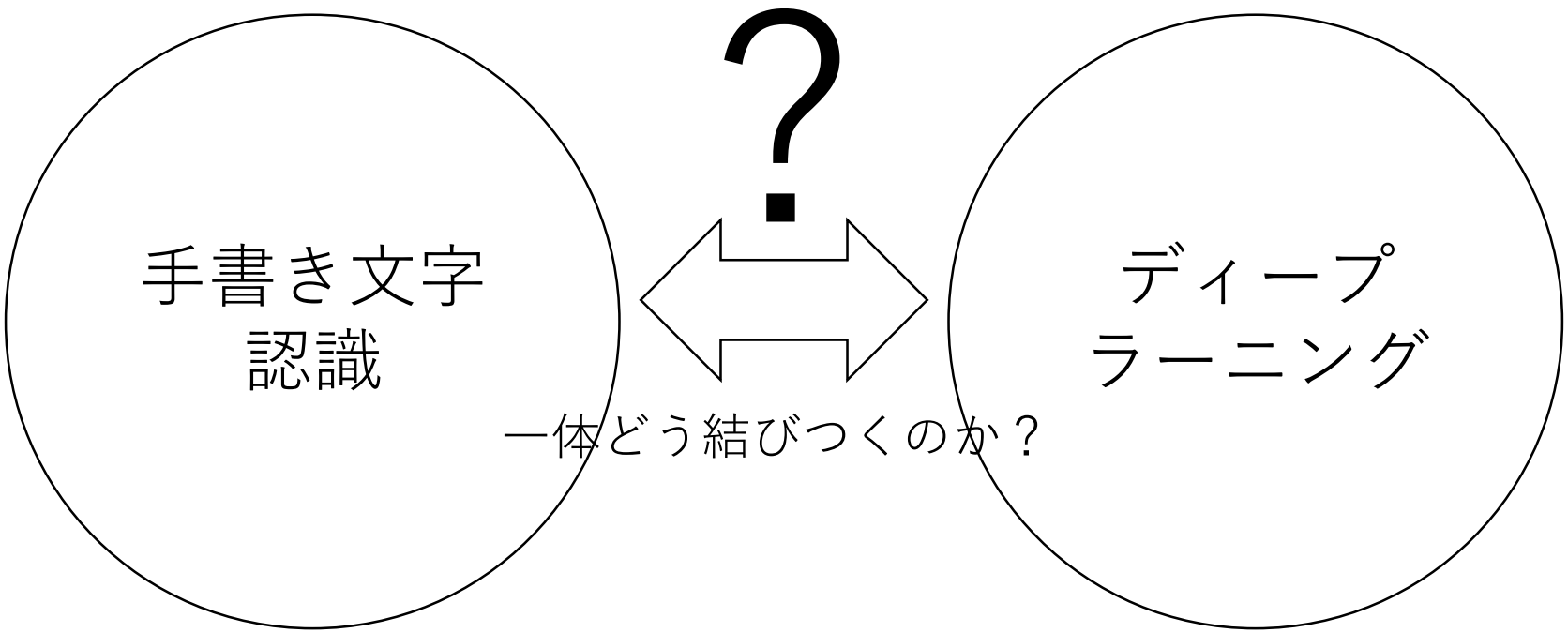
x	y
0.3	0.574
0.516	0.626
0.7	0.668
1.1	0.750
1.214	0.771


784個
50個
100個
10個

このくらいの数のニューラルネットワークを使うと、
手書きの文字認識ができちゃいます。



手書き文字(数字)認識をさせてみる



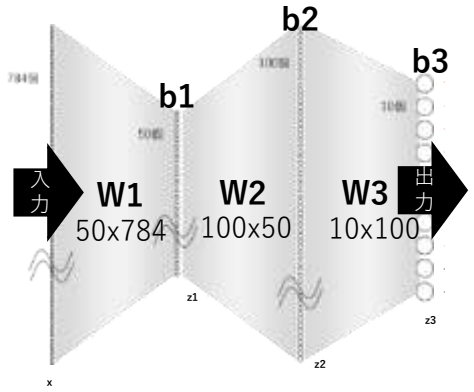
人間が文字認識する、をホワイトボードでやってみる

ディープラーニングの全体の流れ

データの準備

MNIST手書き文字データ
http://yann.lecun.com/exdb/mnist/
- 6万文字分の学習用データ
- 1万文字分の検証用データ

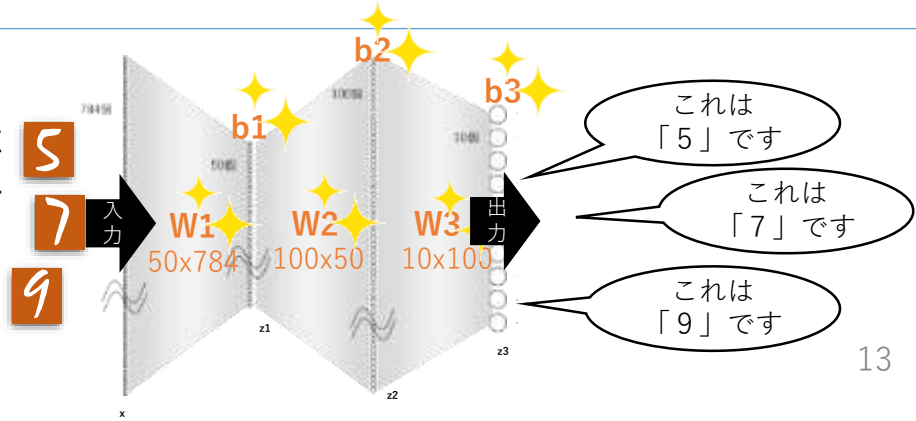
学習



6万文字分の学習用データを使って、入力した手書き文字に対応した出力が得られるようにパラメータW1, W2, W3, b1, b2, b3 を調整

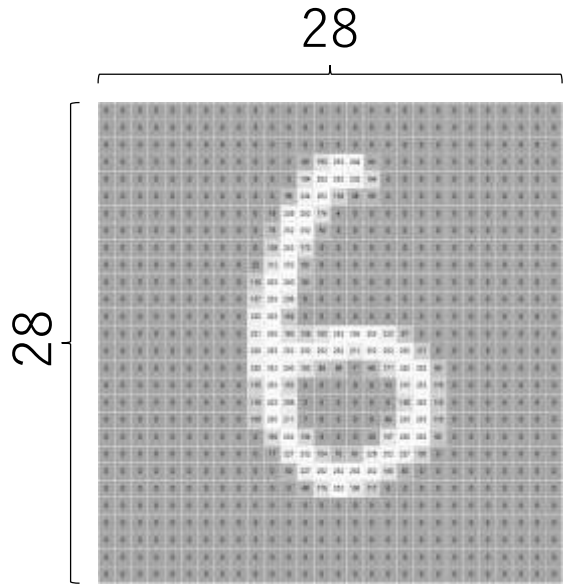
検証／適用

学習済(うまくパラメータが調整された状態)のニューラルネットに検証用データを入力し、うまく認識されることを検証する



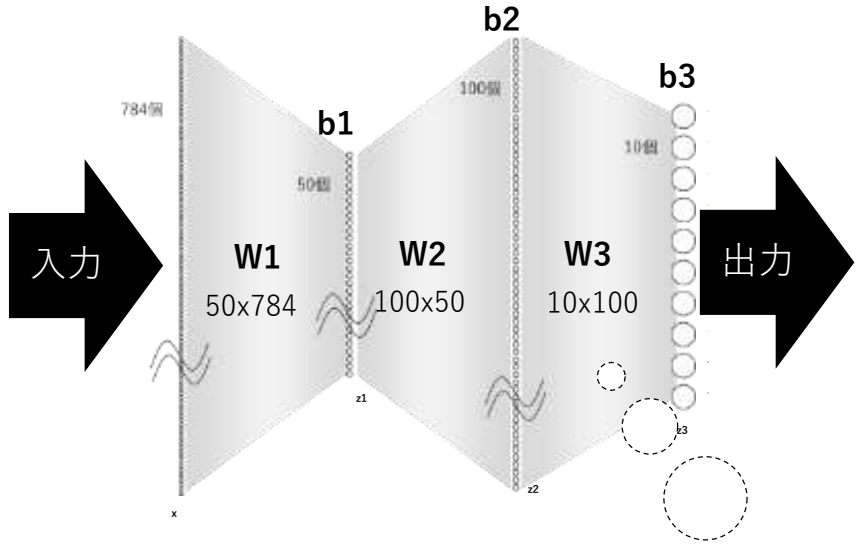
ディープラーニングにおける学習とは

手書き文字を数値化し、



28x28=784個の格子(ピクセル)ごとに0~1の255段階の値で明るさを示すことで手書き文字を表現

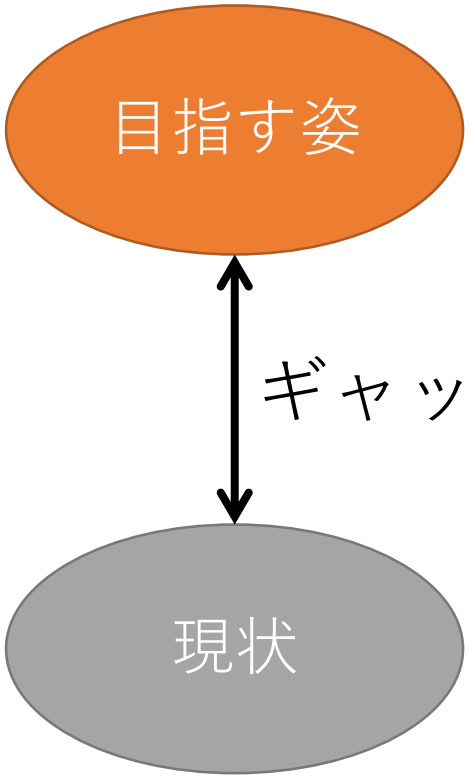
ニューラルネットに食わせ‥




```
 4.9
-2.2
-1.3
-1.1
 2.7
 4.1
 7.6
-3.2
 5.3
 3.1
```

パラメータ(W1, W2, W3, b1, b2, b3 –全部で45,350個の数字)を少しずつ変えながら、入力に対応した箇所が大きな数値を示すような**絶妙な組み合わせを探す**プロセス

具体的にどうアプローチするか—指標の定義



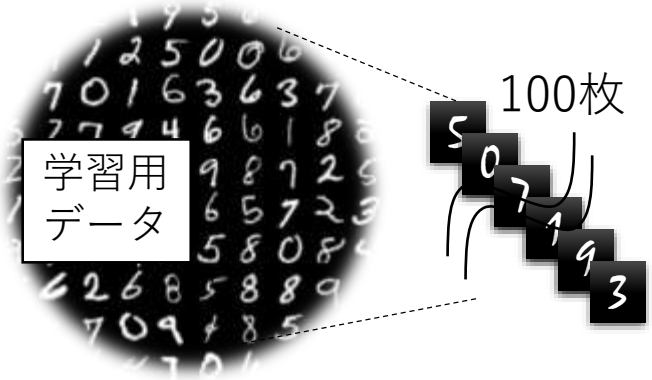
完璧に数字を判別できる状態

ギャップを示す指標(損失関数)を定義する→

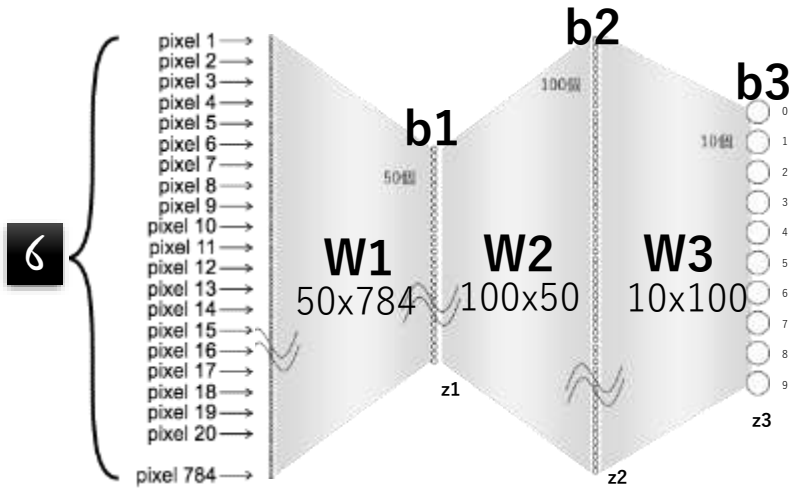
この損失関数が最小となるパラメータW1, W2, W3, b1, b2, b3 の組み合わせを探す

学習の途中段階

損失関数～当たってなさ具合の指標



MNIST計6万枚のデータ群から、
ランダムに100枚を選び出す。



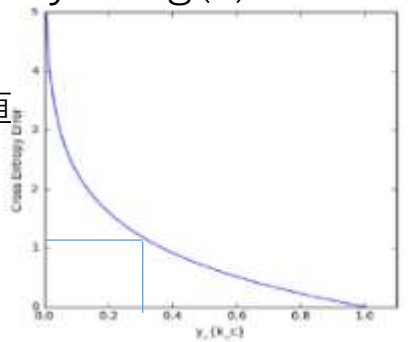
一枚ずつニューラルネットに放り込んで計算

出力を正規化
(出力総和=1)

$$y_k = \frac{\exp(a_k)}{\sum_{i=1}^{n} \exp(a_i)}$$

正解箇所の値
のｴﾝﾄﾛﾋﾟｰ
-logを計算

y=-log(x)



100枚分計算して平均を求める。
これが損失関数の値となる。

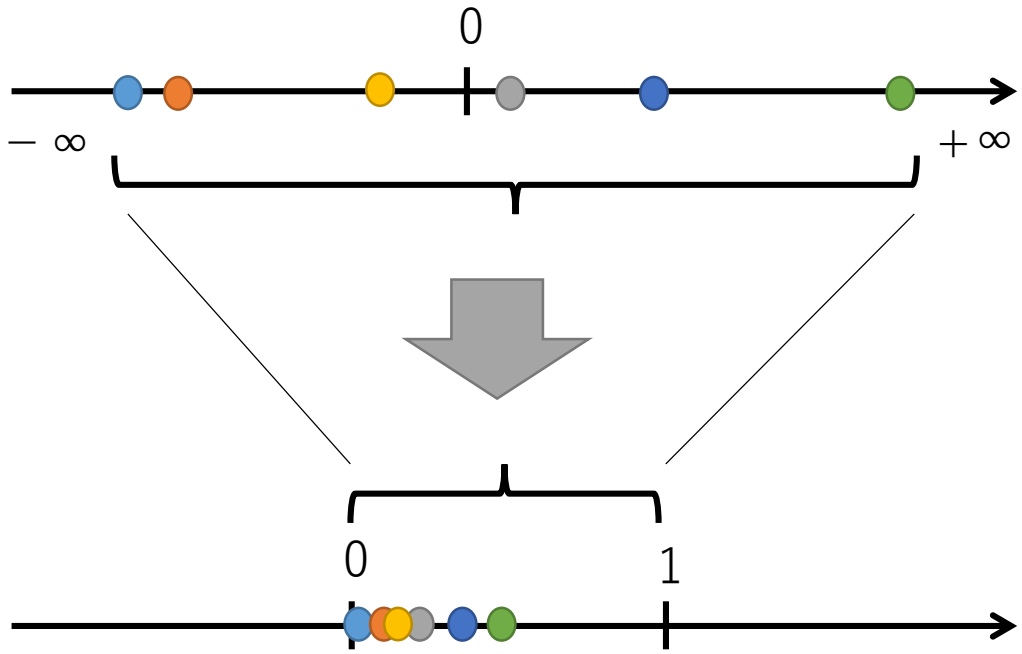
パラメータW1, W2, W3, b1, b2, b3
のある組み合わせ(学習の途中段階)
における当たってなさ具合

（補足）指数関数を用いた正規化

$$y_k = \frac{\exp(a_k)}{\sum_{i=1}^{n} \exp(a_i)}$$

正規化の様子を数直線で表現すると、
大小さまざまな数字について、それぞれの
位置関係は保ったままで、

- 0から1のあいだにギュッと押し込む
- 且つ、値の総和が1になる



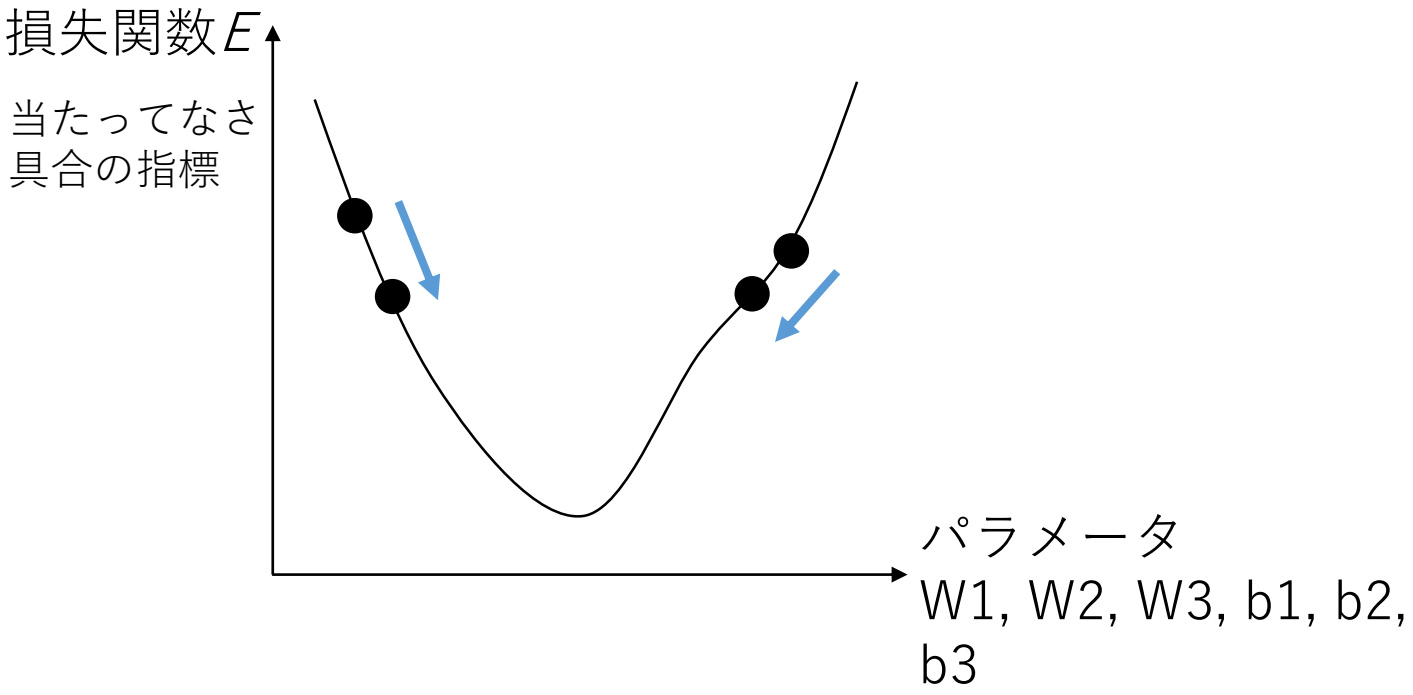
Excelシートで実際に試してみた例

適当な数字
=EXP(左セル)
左セルを%表示

−1.2	0.301194	0.037784	4%
−0.3	0.740818	0.092934	9%
1.3	3.669297	0.460304	46%
0.1	1.105171	0.138641	14%
−1.1	0.332871	0.041758	4%
0.6	1.822119	0.22858	23%
	7.97147		100%

=SUM(列の合計)
=(左セル)÷SUMの値
列のSUM
確かに足したら1

損失関数が最小となるパラメータを探す



$$W \underset{\text{代入}}{\leftarrow} W - \alpha \frac{\partial E}{\partial W}$$

$$b \underset{\text{代入}}{\leftarrow} b - \alpha \frac{\partial E}{\partial b}$$

足元の坂の傾きを調べて、
その傾きの大きさに従って一歩進む。
それを繰り返して、Eの一番低いところに
たどり着く

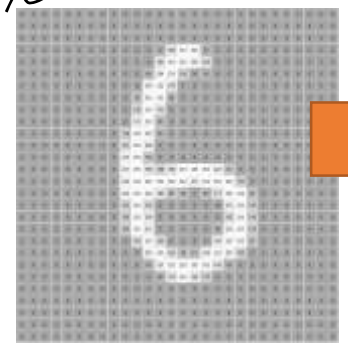
ディープラーニングの学習 ~ 奥深い世界

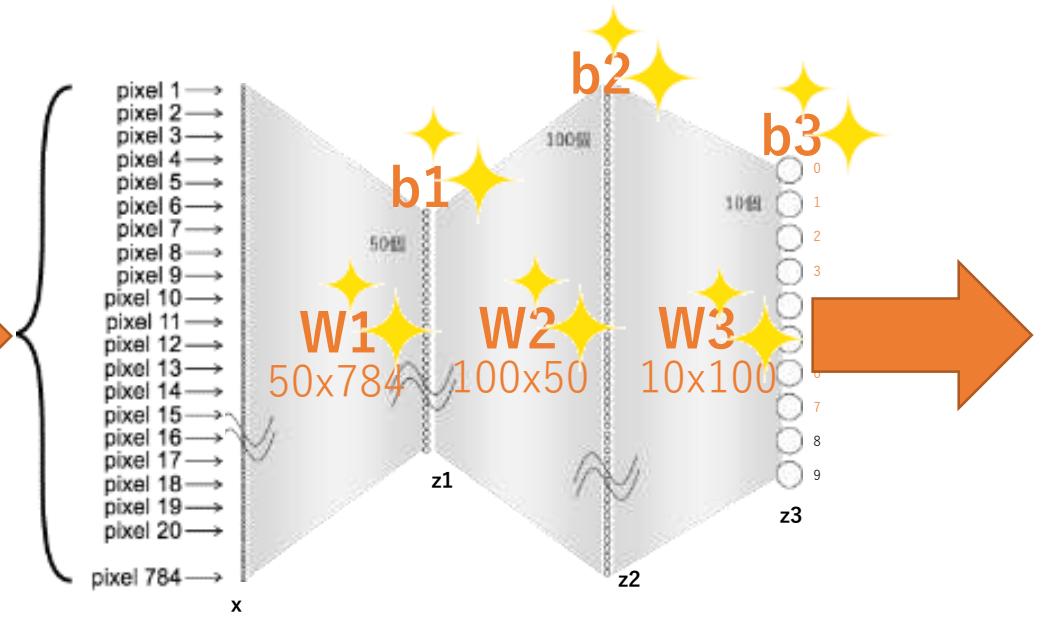
- 学習をいかに効率よく行うかが、実際にディープラーニングを使う上で大きな課題
- 学習(コンピューターの数値計算)の手法はそれ自体が奥深い研究テーマであり、誤差逆伝搬法(バックプロパゲーション)、SGD、Momentum、AdaGrad、Adam、…など、専門用語がバンバン出てくる領域。今日はそのあたりの深入りはやめときます

学習済のパラメータを使って、文字認識が正しく行われていることを確かめる

検証用のデータ

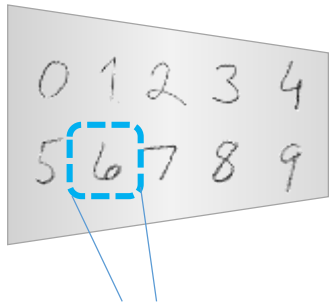
例えば「6」





「6」と認識できるか？
実際にPythonで動かして試してみよう！

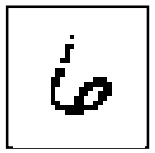
digit_recognition_NN.pyの概要



撮影

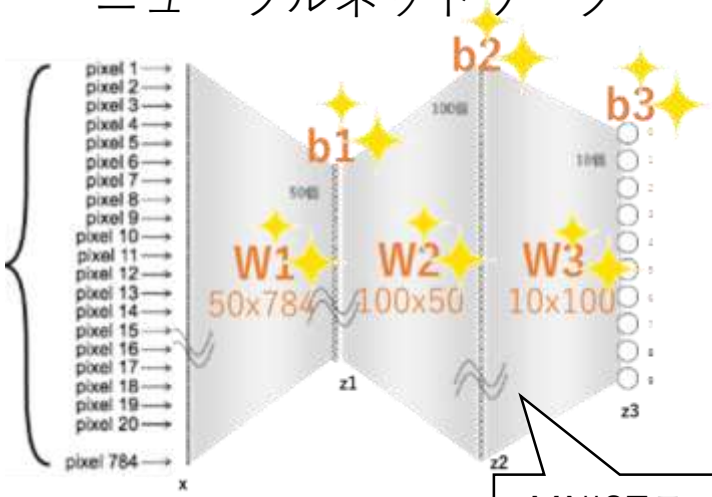
224x224
カラー

画像前処理



28x28
白黒(2値)

ニューラルネットワーク

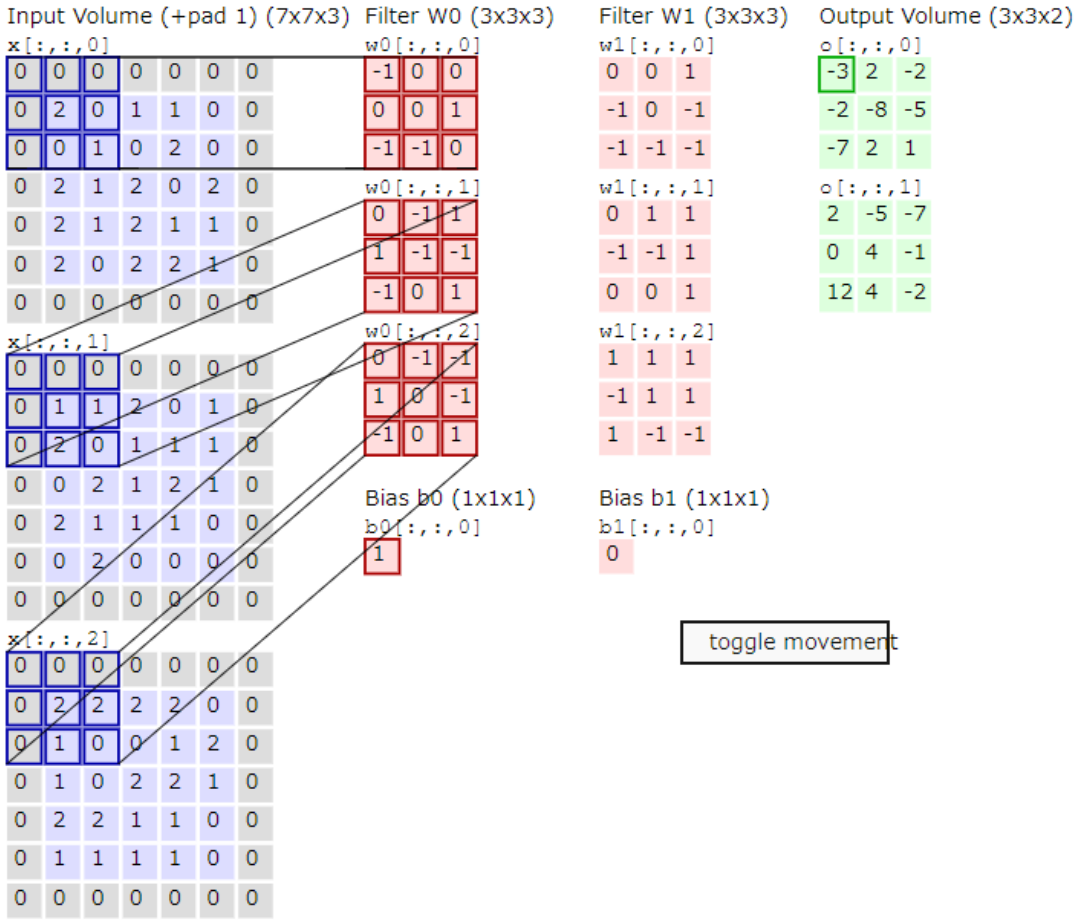


MNISTテスト
データで93%の
認識率

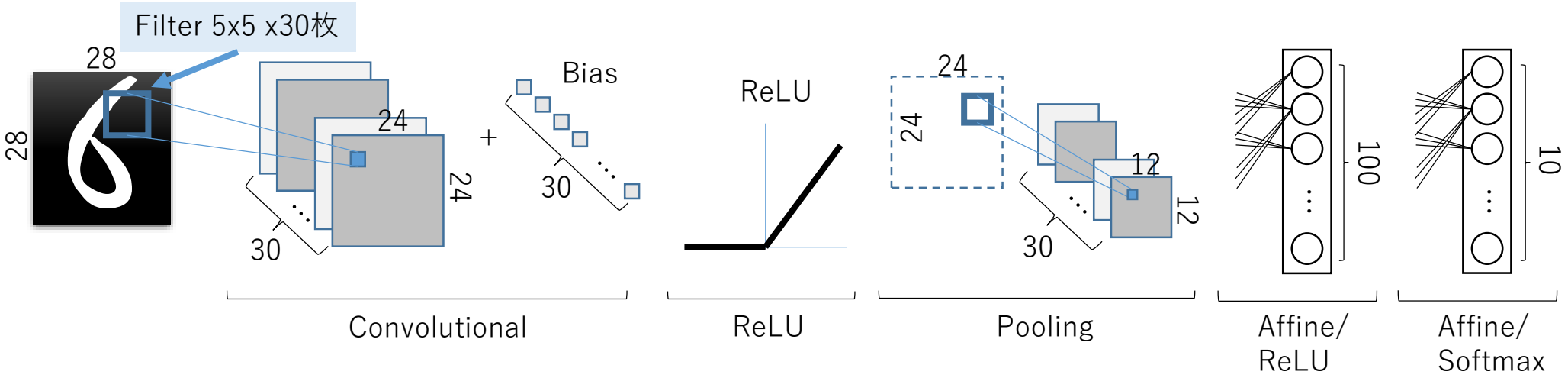
結果の出力

さらに精度を上げる
~畳み込みニューラルネットワーク~

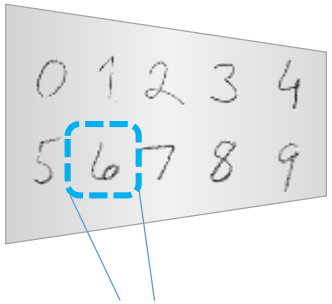
アニメーションでざっくりとしたイメージを理解する
http://cs231n.github.io/convolutional-networks/



評価に用いる畳み込みニューラルネットワークの構成



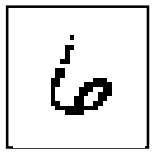
digit_recognition_CNN.pyの概要



撮影

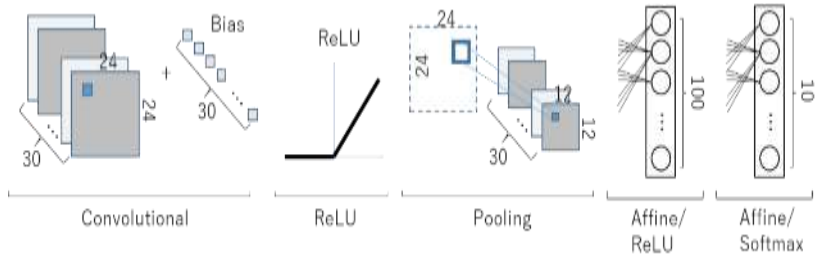
224x224
カラー

画像前処理



28x28
白黒(2値)

畳み込みﾆｭｰﾗﾙﾈｯﾄﾜｰｸ



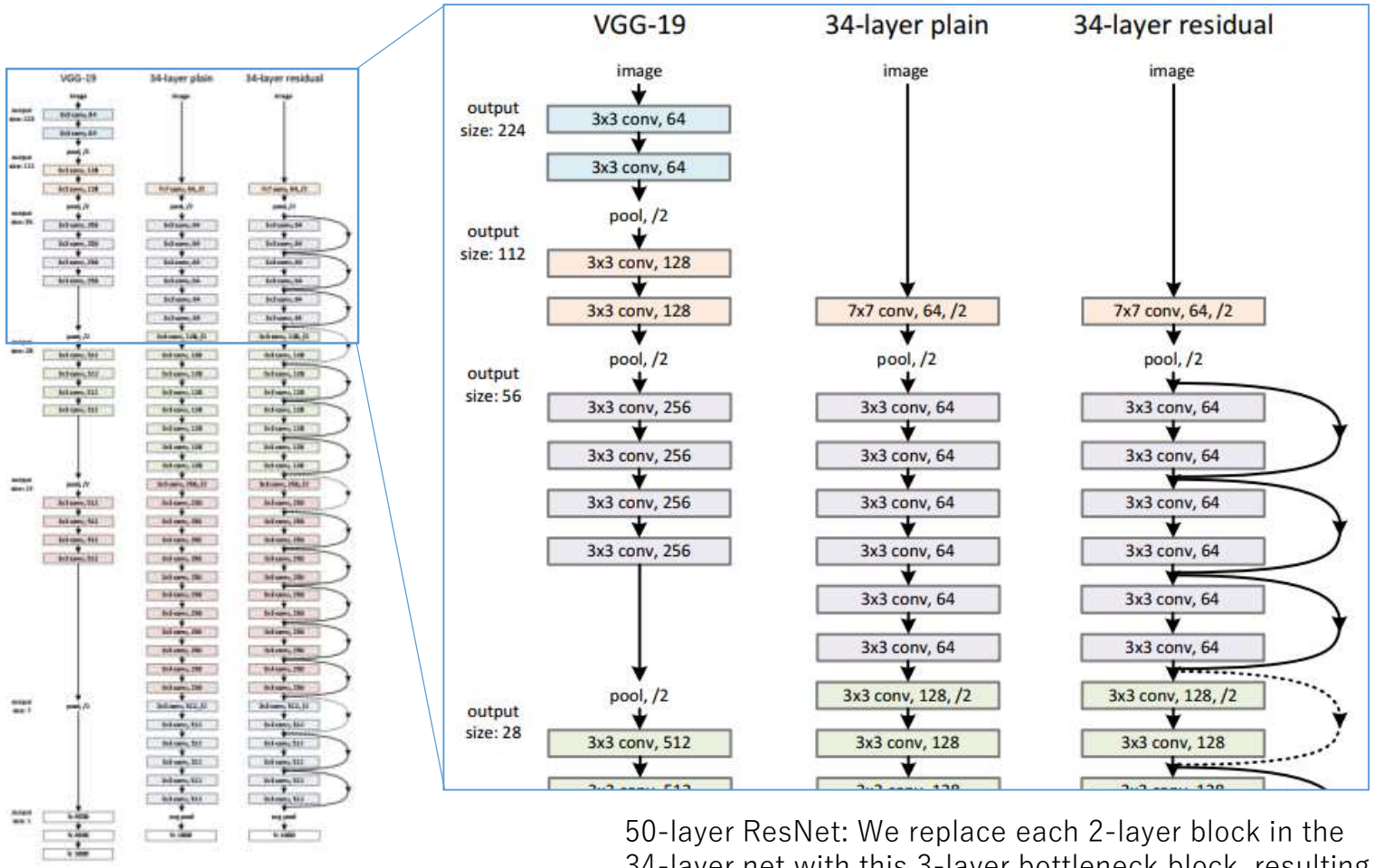
MNISTテスト
データで99%の
認識率

結果の出力

今日の時間配分

10:00 – 12:00	• ラズパイ基本セットアップ • カメラを使った画像配信
13:00 – 15:00	• ニューラルネットワーク概説 • 手書き文字認識システムの実装とテスト
15:30 – 16:30	• 物体識別システムの実装とテスト
16:30 – 17:00	• クロージング・振り返り

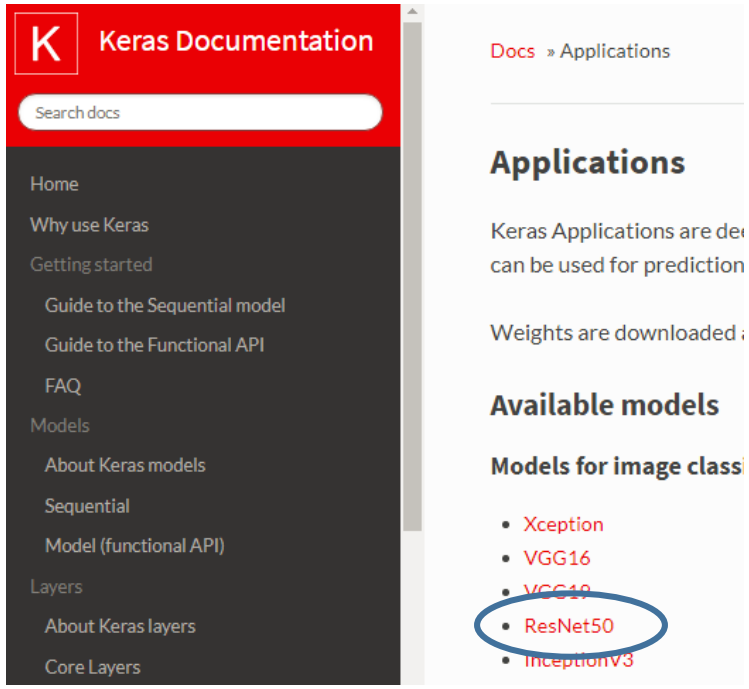
image_classification_resnet50.pyの概要



50-layer ResNet: We replace each 2-layer block in the 34-layer net with this 3-layer bottleneck block, resulting in a 50-layer ResNet

https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf

https://keras.io/applications/



上記サイトで公開されているKerasライブラリを用いたResNet50の実装コードをベースに、カメラ画像を取り込むように変更。

image_classification_mobilenet.pyの概要

Google Research Blog

The latest news from Research at Google

MobileNets: Open-Source Models for Efficient On-Device Vision

Wednesday, June 14, 2017

Posted by Andrew G. Howard, Senior Software Engineer and Menglong Zhu, Software Engineer

(Cross-posted on the Google Open Source Blog)

Deep learning has fueled tremendous progress in the field of computer vision in recent years, with neural networks repeatedly pushing the frontier of visual recognition technology. While many of those technologies such as object, landmark, logo and text recognition are provided for internet-connected devices through the Cloud Vision API, we believe that the ever-increasing computational power of mobile devices can enable the delivery of these technologies into the hands of our users,

https://research.googleblog.com/2017/06/mobilenets-open-source-models-for.html

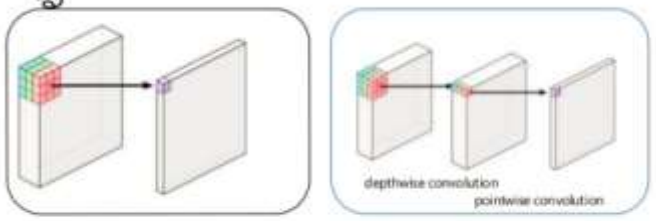
概要

- CNNの進歩しているが、精度に比べサイズと速度の面での進歩が少ない
- サイズを小さくする研究はあったが、速度を考慮しているものは少ない
- ロボットなどの実世界でのアプリケーションでは速度が必要になる

- 効率的なネットワークアーキテクチャと2つのハイパーパラメータを提案
  - サイズを小さく、処理速度を速くする

Depthwise separatable convolution

- 畳み込みを空間方向の畳込み(depthwise convolution)とチャネル方向の畳込み(pointwise convolution, 1*1 convolution)に分ける



通常の畳込み　　Depthwise separatable convolution

http://machinethink.net/blog/googles-mobile-net-architecture-on-iphone/ より

https://www.slideshare.net/harmonylab/mobilenet-81645825

今日の時間配分

10:00 – 12:00	• ラズパイ基本セットアップ • カメラを使った画像配信
13:00 – 15:00	• ニューラルネットワーク概説 • 手書き文字認識システムの実装とテスト
15:30 – 16:30	• 物体識別システムの実装とテスト
16:30 – 17:00	• クロージング・振り返り