

# メディア情報学実験 情報検索，認識（画像）

2019/01/22

庄野 分

# スタッフ

- 柳井 啓司 教授（後半 2 回分担当） [yanai@cs.uec.ac.jp](mailto:yanai@cs.uec.ac.jp)
- 庄野 逸（前半 1 回分担当） [shouno@uec.ac.jp](mailto:shouno@uec.ac.jp)
- 五味 京祐 [gomi-k@mm.inf.uec.ac.jp](mailto:gomi-k@mm.inf.uec.ac.jp)
- 岡本 開夢 [okamoto-k@mm.inf.uec.ac.jp](mailto:okamoto-k@mm.inf.uec.ac.jp)
- 川島 貴大 [kawashima@uec.ac.jp](mailto:kawashima@uec.ac.jp)
- 小林 源太 [genta-kobayashi@uec.ac.jp](mailto:genta-kobayashi@uec.ac.jp)

# 実験場所

- 2限は座学（西9-135）
- 3限は, CED
- 席の取り決めなどは特に考えない.

# やってもらうこと（パターン認識）

- 1/21  
回帰問題, パターン認識問題, ニューラルネットワーク
- 1/28  
Keras を用いたパターン認識, CNN
- 2/4  
発展課題

# 提出課題

- 教員の指示に従ってください
- 提出物  
Jupyter hub 上で作成した ノートブック(拡張子は .ipynb)
- 提出方法
  - github 上で作成したノートブックを直接見ます.  
ので, 作業ブランチ上で, 編集, 実験します.
  - 終わったらPull request を送ることで課題提出を行います.

# 課題 1

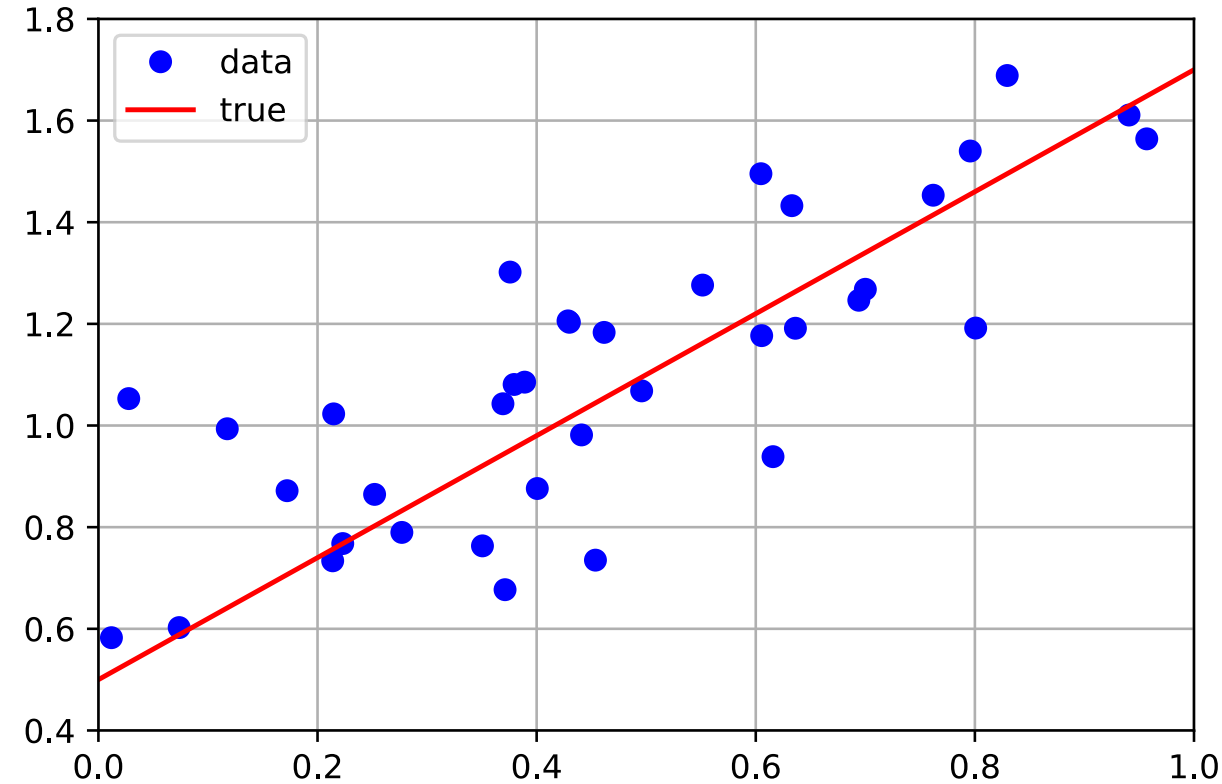
- 多層パーセプトロンを Keras を用いて実現し、MNISTデータセットの識別性能を調査する。
  - github で与えられた Jupyter notebook を用いて答えること
  - Keras を触ったことがあるなら一度は通る途です。  
わかったヒトはさっくり進めてもらって構いません。
  - ただし演習課題も解くこと。解いていない場合は減点対象とします。
- 提出期限は 2週間後 (2/4) とします。

# 課題 1 をみて途方にくれた場合

- 課題 1 を見て途方にくれたヒトもいるかと思います.
- でも、諦めないでください. そういうヒトも解けるように演習問題を設定しています.
- 演習問題1-1 ～ 1-5 を順に解くことで課題を解くためのヒントが導かれます.
- なお演習問題の例解は PracticeHint ディレクトリにあります. 力をつけたい場合は, 解こうとしてから見ることを勧めます

# 演習1-1: 回帰

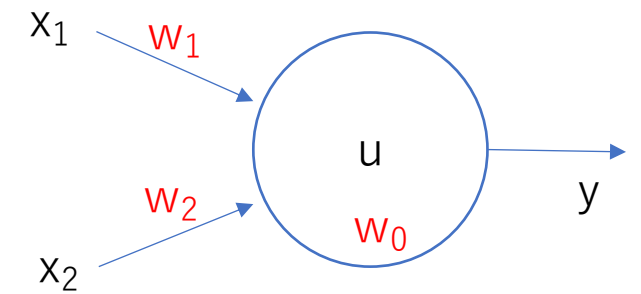
- 1変数の回帰問題
- データ点群  $\{x_n, y_n\}$  から直線を推定したい
- 修得すべき概念:
  - ニューラルネットの設計
  - ロス関数





# 演習1-1: ニュラルネットの雑な理解

- ニューラルネットとは
  - 積和計算と非線形活性による変換関数
  - ノードとエッジによる計算
  - 多数の素子による協調計算
  - 任意精度の関数近似機械
- パラメータ  $w$  によっていろいろ化ける



$$y = f(u + w_0)$$
$$u = w_1 x_1 + w_2 x_2$$

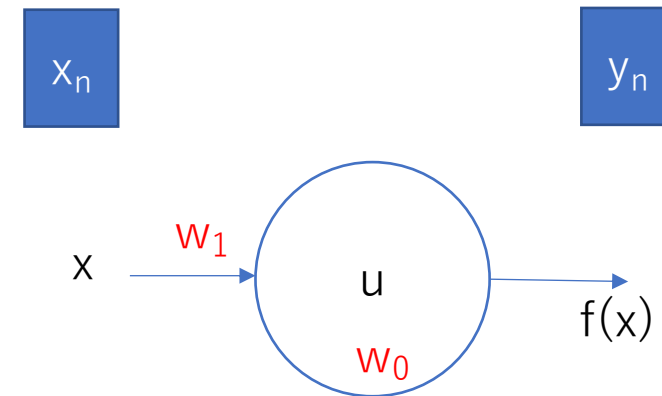
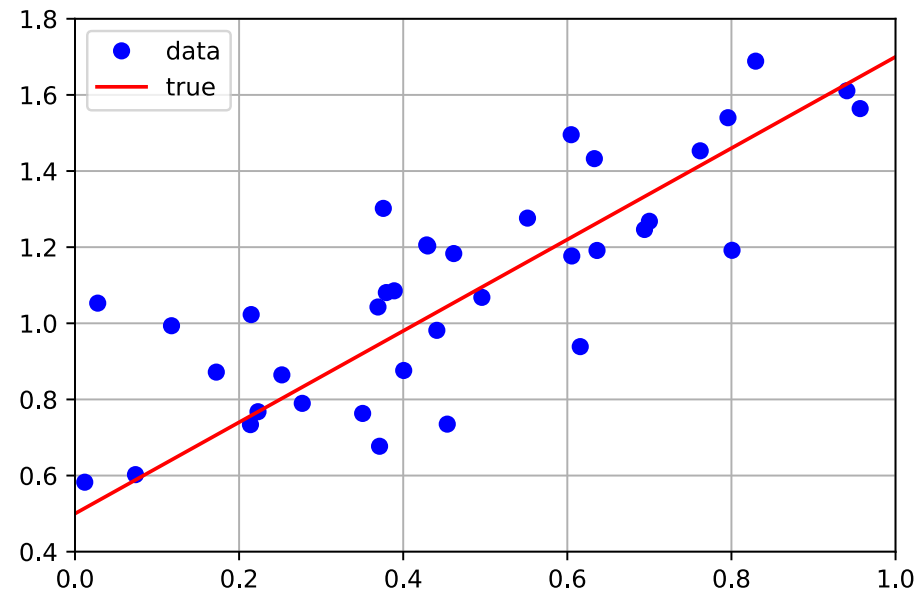
こんなのが大量につながってできる  
計算機

# 演習1-1: ロス関数

- 解きたい課題は  $x_n$  を入力したときにできるだけ  $y_n$  に近い出力を吐き出す関数  $f(x)$  を求めること
- デザインとしては下のようなものを考えればよいかも

$$J(w) = \frac{1}{N} \sum_n (y_n - f(x_n))^2$$

$y$  座標値      NNの答え



$$y = u + w_0$$

$$u = w_1 x$$

# 演習1-1: Keras による実現

- 普通はこんな簡単な問題に用いないが,  
1 入力 1 出力, 非線形変換なしのニューラルネット

```
import keras
from keras.models import Sequential
from keras.layers.core import Dense, Activation

model = Sequential()    # 階層型のモデルを選択
model.add(Dense(1, input_shape=(1,), use_bias=True)) # 素子が一個の改装モデル
```

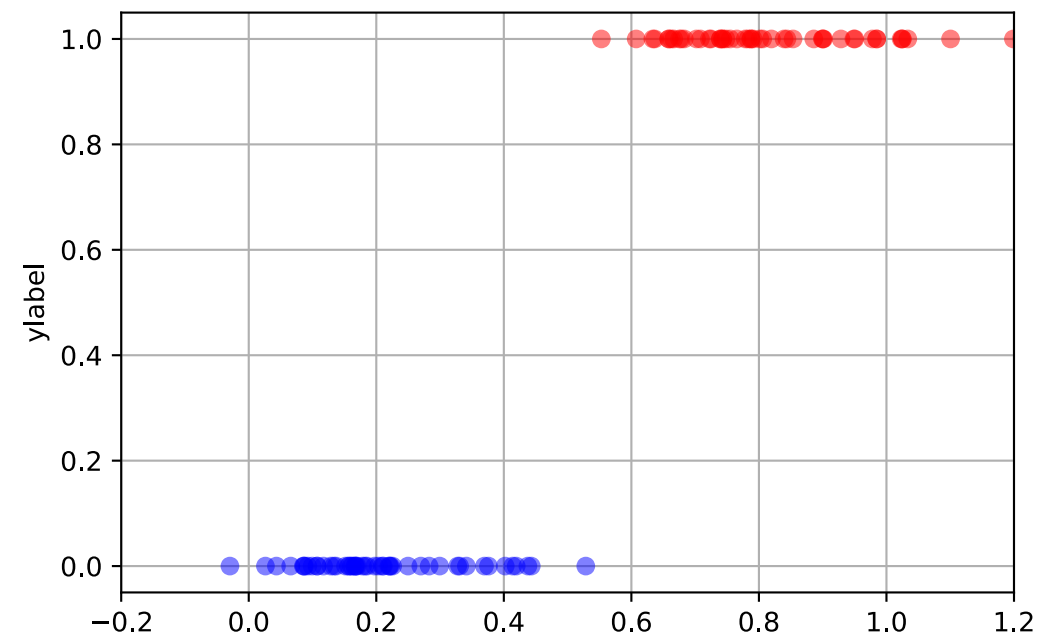
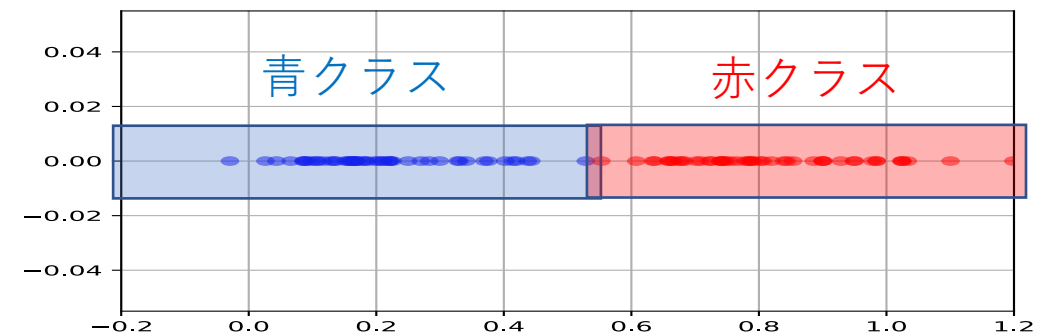
- ロスは平均二乗誤差なのでそれを選んで fit

```
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='sgd') #最適化手法を指定

# 学習によるパラメータフィット
hist = model.fit(x, y, epochs=512, batch_size=10, verbose=1)
```

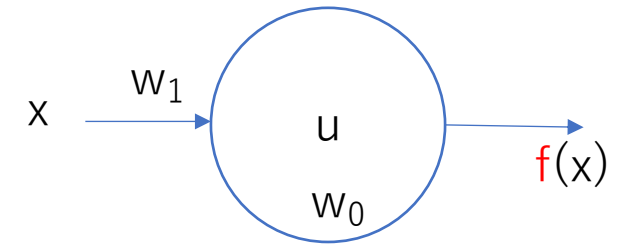
# 演習1-2: パターン認識課題 (1変数)

- 1変数のパターン認識
- ラベルつきデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から、境界を推定したい
- 修得すべき概念:
  - 活性化関数
  - ロジスティック回帰



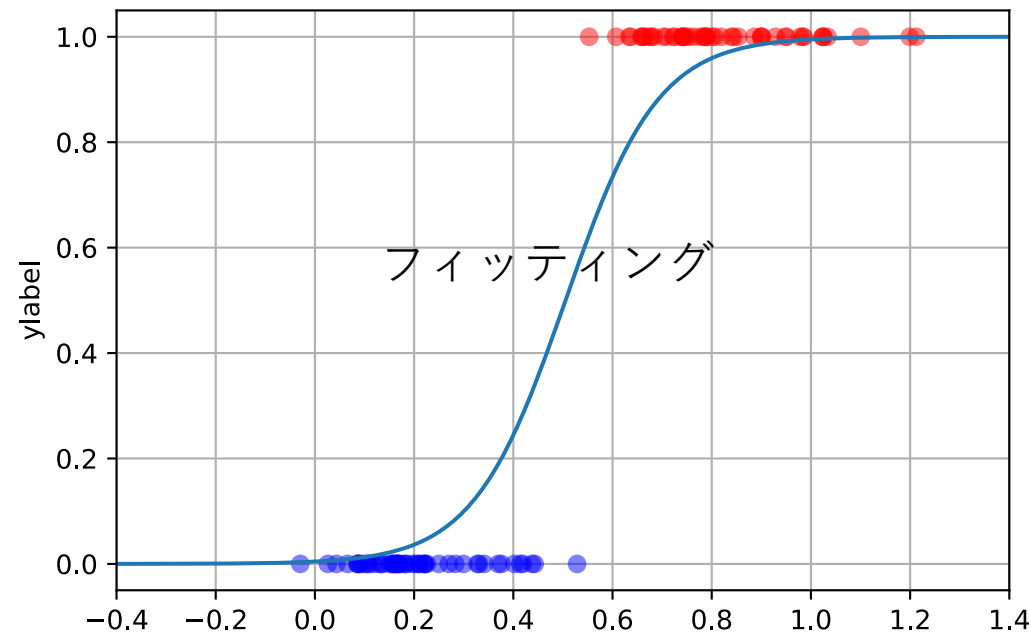
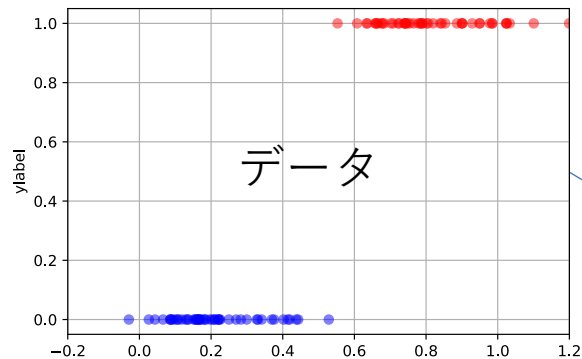
# 演習1-2: 活性化関数

- 欲しいのは  $x_n$  を入力したときに  
妥当なラベル  $y_n$  を吐き出す関数  $f(x)$



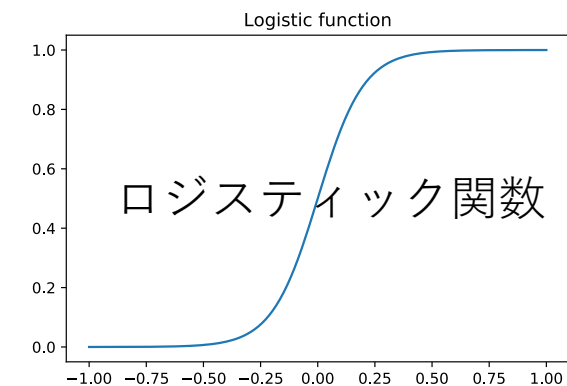
$$y = u + w_0$$

$$u = w_1 x$$



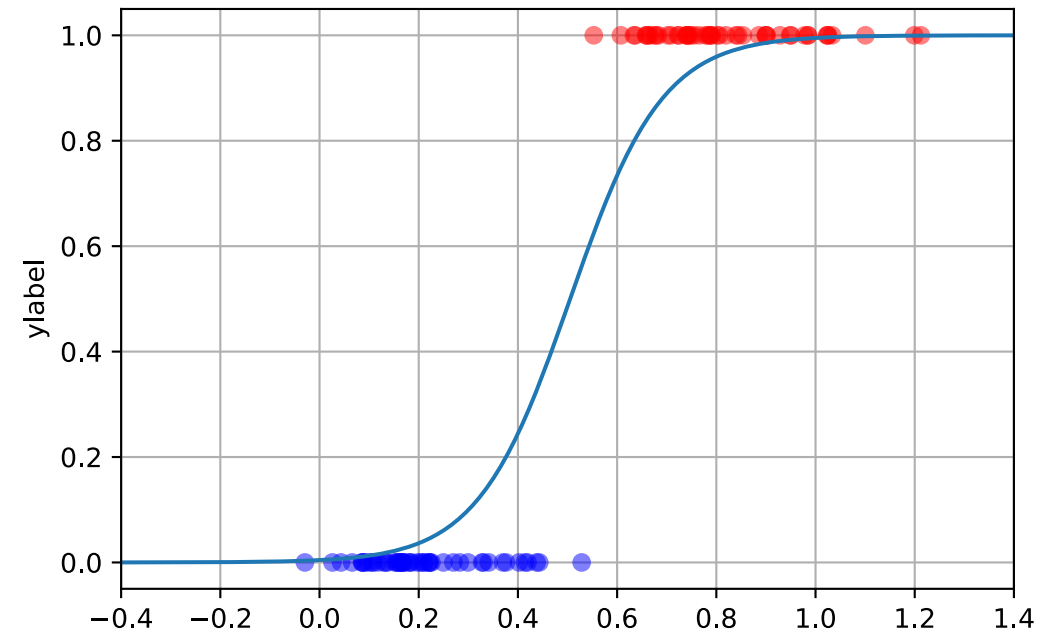
$f()$  をロジスティック関数  
としてフィットする

1 に近ければ赤,  
0 に近ければ青と判断



# 演習1-2: ロス関数

- クラス分類の場合は交差エントロピー関数をロス関数に使うのが一般的



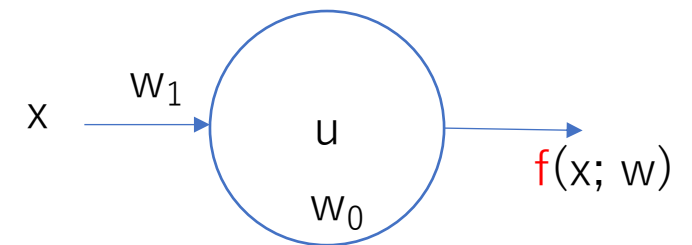
$$J(\mathbf{w}) = -\frac{1}{N} \sum_n y_n \log f(x_n) + (1 - y_n) \log(1 - f(x_n))$$

y 座標値

NNの答え

$x_n$

$y_n$



$$y = f(u + w_0)$$

$$u = w_1 x$$

# 演習1-2: Keras による実現

- 普通はこんな簡単な問題に用いないが,  
1 入力 1 出力のニューラルネット

```
model = Sequential() # 階層型のモデルを選択
model.add(Dense(1, input_shape=(1,), use_bias=True))
model.add(Activation('sigmoid'))
```

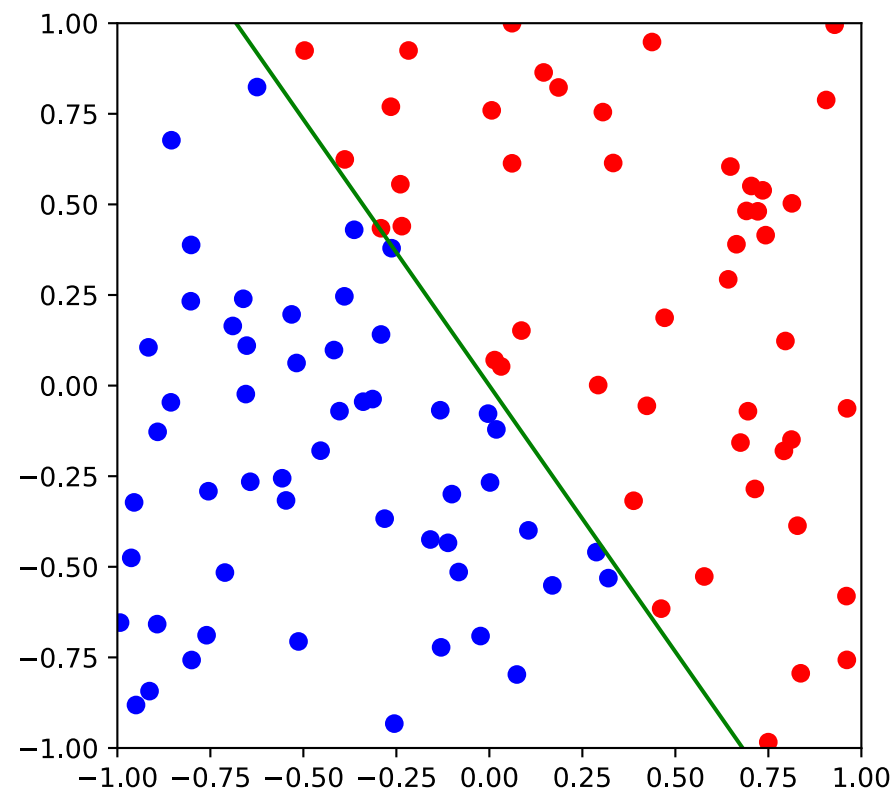
- ロスは交差エントロピーなのでそれを選んで fit

```
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='sgd') #最適化手法を指定

# 学習によるパラメータフィット
hist = model.fit(x, y, epochs=4096, batch_size=10, verbose=1)
```

# 演習1-3: パターン認識課題 (多変数)

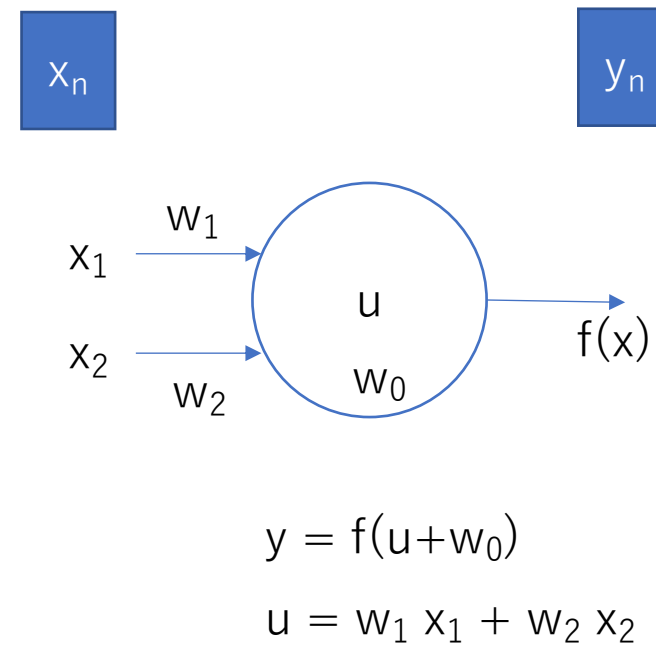
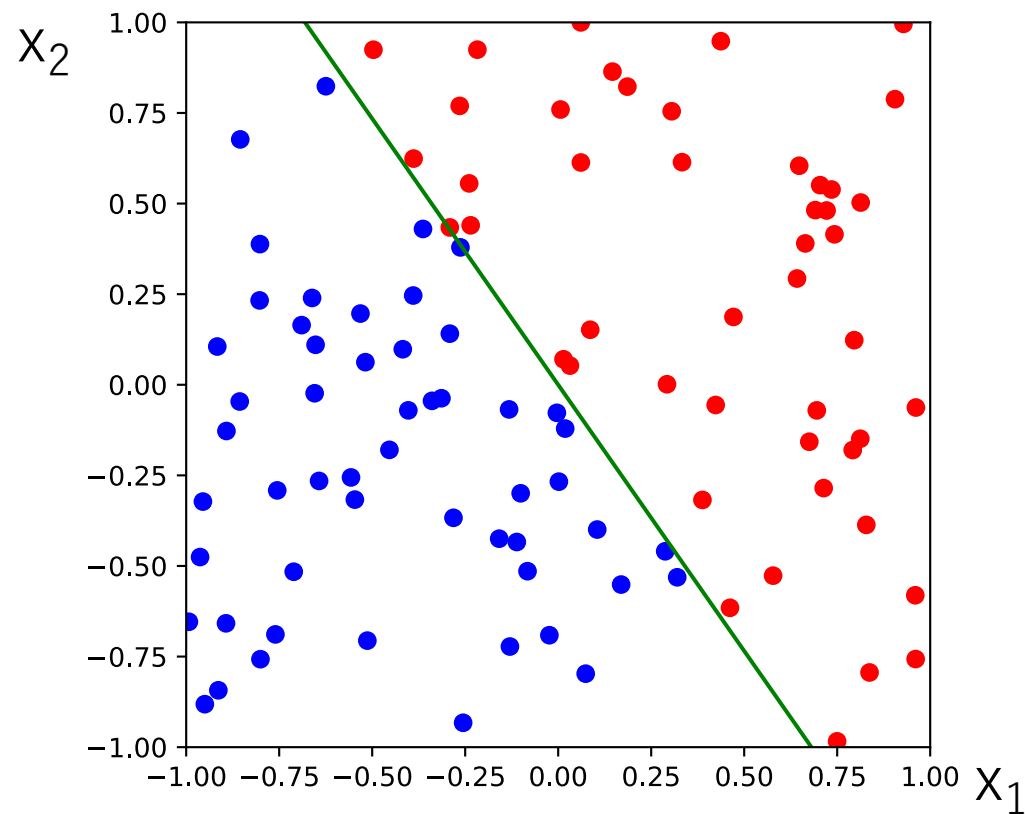
- 多変数のパターン認識
- ラベルつきデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から, 境界を推定したい
  - $x_n$  がベクトルになる
- 修得すべき概念:
  - 多変数の場合の概念





# 演習1-3: ニューラルネットの形状

- 欲しいのは  $x_n$  を入力したときに  
妥当なラベル  $y_n$  を吐き出す関数  $f(x)$



# 演習1-3: Keras による実現

- 普通はこんな簡単な問題に用いないが,  
2入力 1 出力のニューラルネット

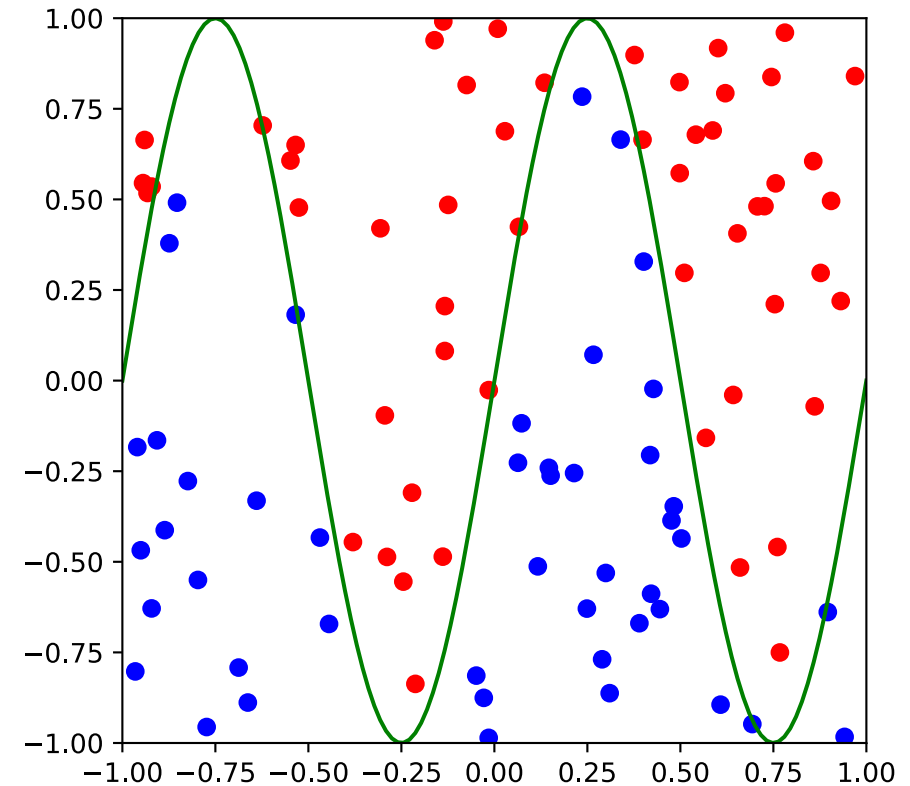
```
model = Sequential() # 階層型のモデルを選択
model.add(Dense(1, input_shape=(2,), use_bias=True)) # 入力が2次元になるところだけが違う
model.add(Activation('sigmoid'))
```

- ロスは交差エントロピーで fit

```
# 学習によるパラメータフィット
hist = model.fit(x, y, epochs=4096, batch_size=10, verbose=1)
```

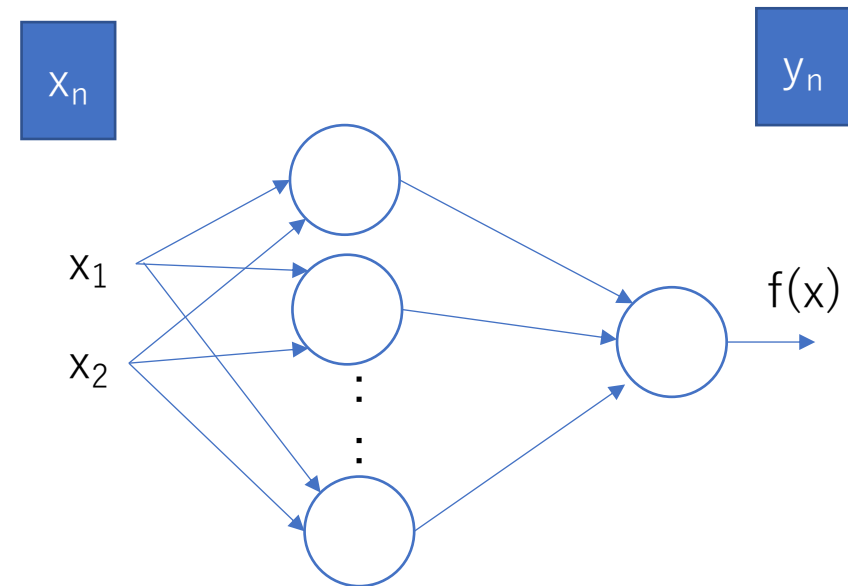
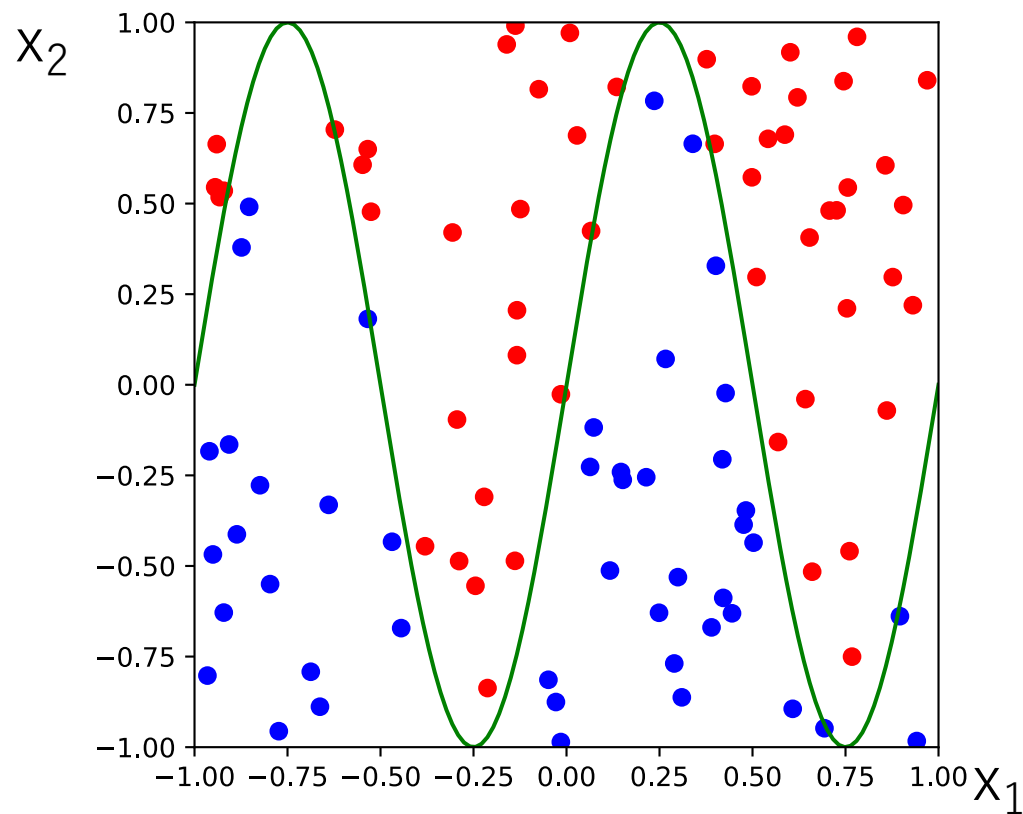
# 演習1-4: パターン認識課題: MLP

- 2変数のパターン認識
- ラベルつきデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から, 境界を推定したい
  - 境界が複雑で直線で分離出来ない
- 修得すべき概念:
  - 多層化の概念



# 演習1-4: ニューラルネットの形状

- 欲しいのは  $x_n$  を入力したときに  
妥当なラベル  $y_n$  を吐き出す関数  $f(x)$



直線では分離できなさそうなので中間層を増やす

# 演習1-4: Keras による実現

- 中間層があるので MLP となる

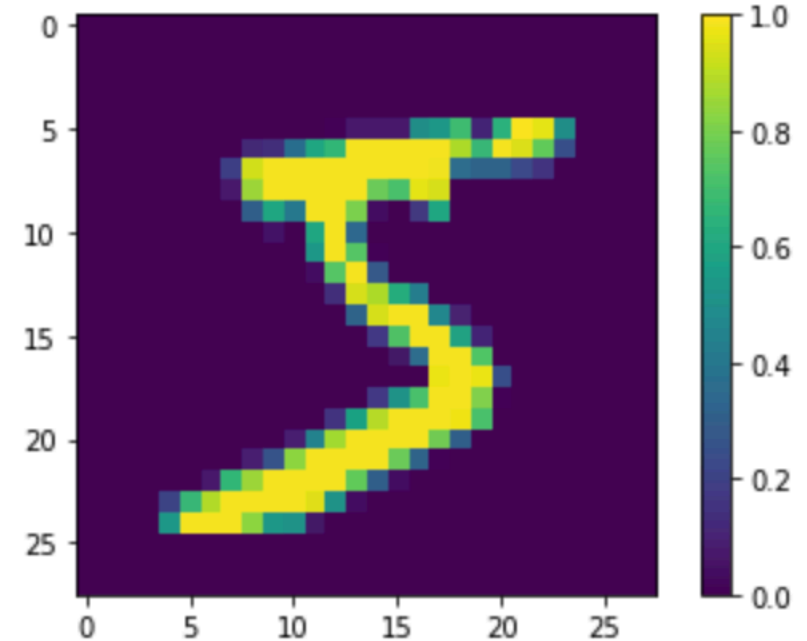
```
model = Sequential() # 階層型のモデルを選択
model.add(Dense(10, input_shape=(2,), use_bias=True)) # まず10個からなる中間層を構成
model.add(Activation('relu')) # 1層目を relu で非線形変換しておく(多分sigmoid でもok)
model.add(Dense(1)) # 前層の10個の表現を1個にまとめる(この部分は logistic 回帰のまま)
model.add(Activation('sigmoid'))
```

- ロスは交差エントロピーで fit

```
# 学習によるパラメータフィット
hist = model.fit(x, y, epochs=8192, batch_size=10, verbose=1)
```

# 演習1-5: MNISTをロジスティック回帰

- 2変数のパターン認識
- ラベルつきデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から、境界を推定したい
- 修得すべき概念:
  - MNISTの取扱



$28 \times 28 = 784$  次元の入力

# 課題 1

- 多層パーセプトロンを Keras を用いて実現し、MNISTデータセットの識別性能を調査する。
  - github で与えられた Jupyter notebook を用いて答えること
  - Keras を触ったことがあるなら一度は通る途です。  
わかったヒトはさっくり進めてもらって構いません。
  - ただし演習課題も解くこと。解いていない場合は減点対象とします。
- 提出期限は 2/4 とします。