メディア情報学実験
情報検索，認識（画像）

2024/12/19

庄野 逸 (shouno@uec.ac.jp)

スタッフ

- 柳井 啓司 教授（4回分担当)
  yanai@cs.uec.ac.jp
- 庄野 逸 （2回分担当）
  shouno@uec.ac.jp

- TA紹介
  - 田邉 光（柳井研 M2）
  - 山口 廉斗（柳井研 M2）
  - 佐々木 雄貴（庄野研 M2）
  - 高河 聖潔（庄野研 M1）

実験概要

- 2限は実験概要の説明，3限は各自実験
  - 実験時間以外にも，通信環境を整えて IED を使うことはOK.
- 場所は IEDでオンサイトで行なう.
  - 特に席ぎめなどは行わない

実験概要（続き）

- 計算機実験は IED の計算リソース(GPU)を使います．
  （自前でGPUリソースがあれば，それでもOK）
  - Firefox などの Web ブラウザ(Linux 準拠)
  - GPU サーバー(IED 側で準備済み)
  - GPU サーバーがアクセスできるファイルシステム
    (IED 側で準備済み，ファイルの置き場所は後述)
  - 演習を提供する jupyter notebook を解釈できる環境
    (IED 側で準備済み)

学外からの実験環境: VPN設定について

- IED の GPU サーバは，学外からは見えないので，学外から実験する際には VPNを使って学内ネットワークの傘下に入る必要があります.
- VPNに関しては情報基盤センターの指針に従ってください.
  VPNの設定は下記参照
  https://www.cc.uec.ac.jp/ug/ja/remote/vpn/

- VPNの傘下に入った場合，proxy を設定しないと学外が見えません(zoom などがアウトに)
- しかし，proxy を使って大学内部のホストを見ると変なことが起こります
  → proxy の除外設定を適切に

```
proxy.uec.ac.jp:8080; 172.21.0.0/16;
*.uec.ac.jp
```

解説文書置き場

- 実験自体は Jupyter Notebook のテンプレートを配りますので，それを使って
  - Python のコードを組み，
  - 機械学習や画像認識の実験に取り組む
  - 実験結果，考察をファイルとしてをアップロード

  という流れになります．
- 下記に説明などをおいておきます．
  https://uecmediaexp.github.io/IntroductionDocument/

GPUマシンの確認

- IEDの情報リソースは下記を参照（学内/VPN経由で見れます）

  http://gpu1.ied.inf.uec.ac.jp/

  - {gpu1, gpu2, gpu3, gpu4}.ied.inf.uec.ac.jp は RTX3080 GPU8個
  - {gpu5, gpu6, gpu7, gpu8}.ied.inf.uec.ac.jp は A4000 GPU10個

GPUマシンの割当

- ゆるい割り当てとして下記の原則を指定します.
  - 実験1組 gpu1, gpu2, gpu5, gpu6 の36個
    http://gpu1.ied.inf.uec.ac.jp/?g=1
  - 実験2組 gpu3, gpu4, gpu7, gpu8 の36個
    http://gpu1.ied.inf.uec.ac.jp/?g=2

- 各GPUサーバで空いているGPUを利用してください.
  - IEDのGPUサーバに空きがなければCEDのGPUを利用しても構いません.
- 授業時間以外はどちらのグループを利用しても構いません.
- 学外からのアクセスは VPN 接続する必要があります.

GPUマシンの使用時のマナー

- 空いているGPU の Jupyter Hub を用いてください
  リソース管理のページで確認できます
  - 他の人とバッティングした場合，メモリ不足（Out of Memory）と怒られるケースがあります.
- 計算を終えた場合，あるいは動かさない場合は Jupyter Notebook の “Running” タブから
  要らないものを Terminate してください.
- 長時間占有している計算は殺される可能性があります.

やってもらうこと（画像系処理課題）

- 2024/12/19 機械学習基礎１，教師あり学習
- 2024/12/26 画像認識
- 2025/01/09 機械学習基礎２，教師なし学習
- 2025/01/16 画像応用 detection, segmentation, multi-task 学習，contrastive-learning
- 2025/01/23 自然言語基礎 Bag-of-words, word2vec, BERT, LSTM, 1D-CNN, Transformer, LLM
- 2025/01/30 生成AI (stable diffusionなど)

提出課題

- 各教員の指示に従ってください
- 提出物
  Jupyter 上で作成した ノートブック(.ipynb拡張子）を
  PDF に変換したファイルを提出してください.
- 提出方法
  - 提出場所は https://mm.cs.uec.ac.jp/media/

ここから課題１の説明
（庄野担当）

課題１（2024/12/19 出題）

- 多層パーセプトロンを構成し，
  MNISTデータセットの識別性能を調査する.
  - 与えられた Jupyter notebook を用いて答えること
  - ニューラルネットワーク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.
  - 演習課題も解いておくこと（解答例ついています）．
    解いた（写経して）ものも提出課題に含みます.

- 提出期限は，年末年始を挟むので３週間後
  （2025/01/09） とします.

課題１をみて途方にくれた場合

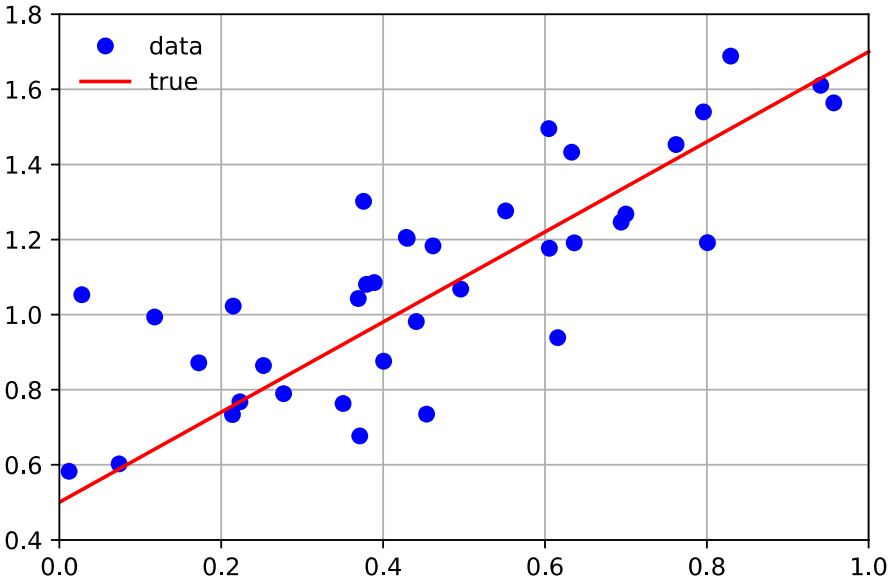
- 課題１を見て途方にくれたヒトもいるかと思います.
  - でも，諦めないでください.
    解けるように解答例つき演習問題を設定しています.

- 演習問題1-1 ～ 1-5 を順に解くことは,
  課題を解くためのヒントです.
- 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

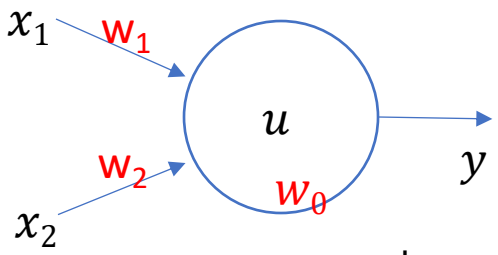
- 1変数の回帰問題
- データ点群 $\{x_n, y_n\}$ から直線 $y = ax + b$ を推定したい

- 修得してほしい概念:
  - 機械学習のやりたいこと
  - ロス関数
  - ニューラルネットの設計

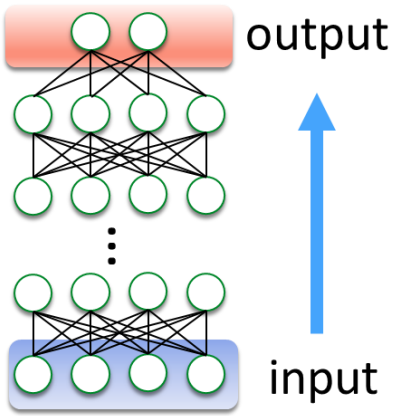


演習1-1: ニューラルネットの雑な理解

- ニューラルネットとは
  単純な演算ユニットを沢山集めて作られた計算機
- 構成ユニット
  - 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
- これが大量につながってできること
  - 多数の素子による並列，協調計算
  - 任意精度の関数近似
- パラメータ w によっていろいろ化ける



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

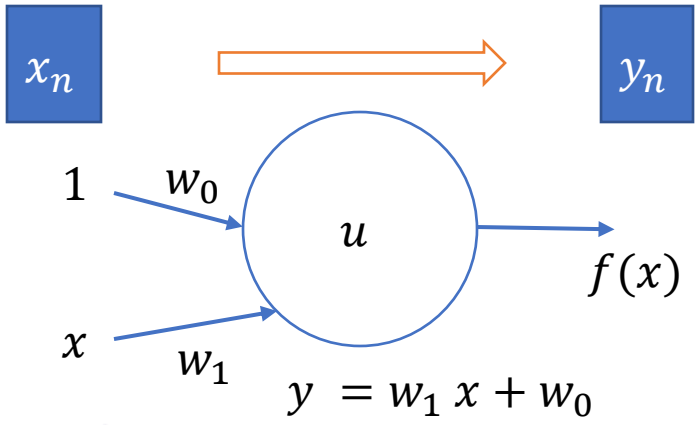


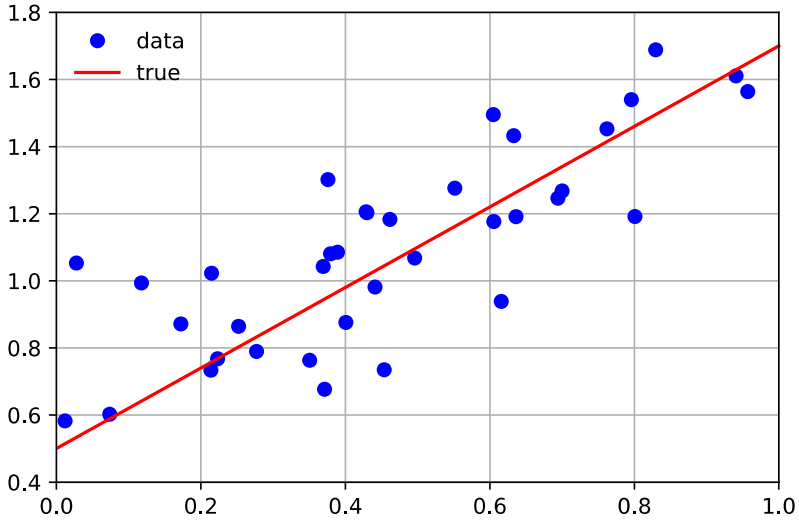
演習1-1: ロス関数

- 解きたい課題は，x_n を入力したときに
  y_n に近い出力を吐き出す関数 $f(x)$ を構成すること
- デザインとしては下のようなものを考えればよい

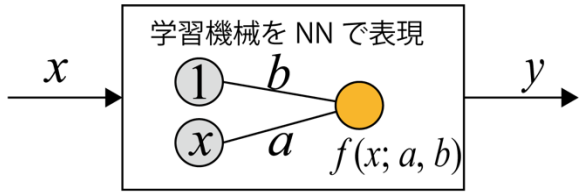
$$J(w) = \frac{1}{N}\sum_{n}\left(y_n - f(x_n)\right)^2$$

正解値　　NNの答え





演習1-1: PyTorch による実現(1)



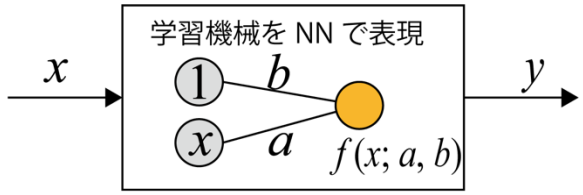
- 普通はこんな簡単な問題に用いないが，
  1 入力 1 出力，非線形変換なしのニューラルネット

```
class LinearRegression(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__() # おまじない
        self.layer = nn.Linear(1, 1, bias=True) # 構造の記述

    def forward(self, x):
        '''順方向の計算，入力xを出力y へ''' # 線形変換のみで記述
        y = self.layer(x)
        return y
```

- ロスは平均二乗誤差なので MSELoss() 関数を使う

```
loss = nn.MSELoss()
```

演習1-1: PyTorch による実現(2)



- 損失関数（ロス）は平均二乗誤差 MSELoss() 関数を使う

```
loss_func = nn.MSELoss()
```

- 最適化関数に，モデルを渡す．

```
optimizer = torch.optim.SGD(model.parameters(), ...)
```

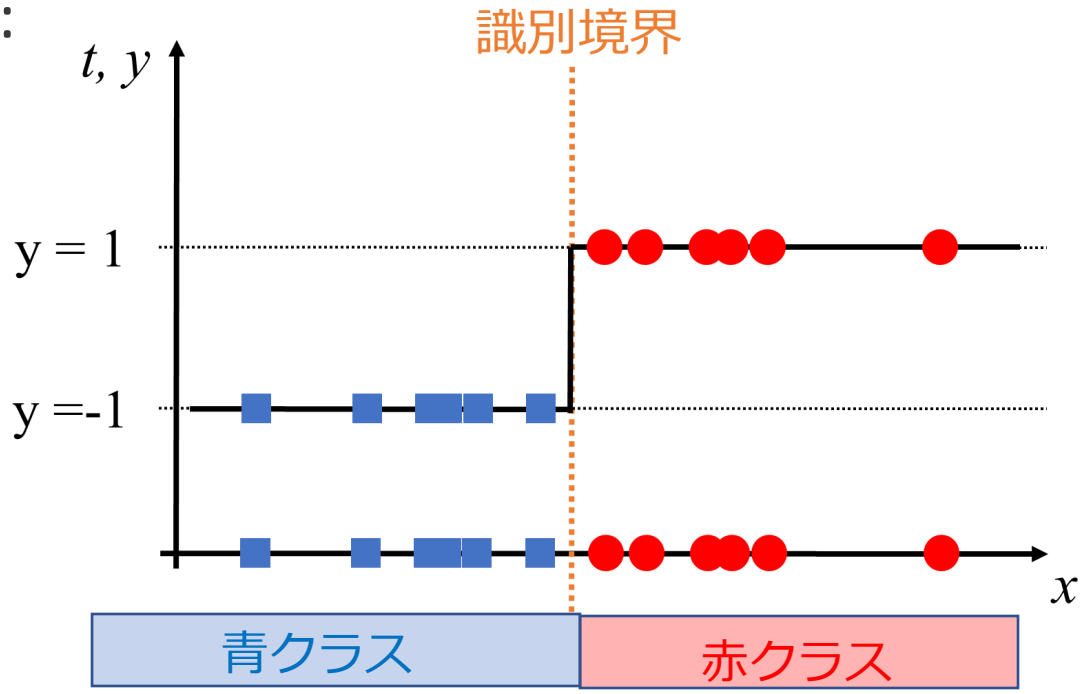
- 繰り返し計算で損失関数を下げるパラメータを探索

```
for epoch in range(10000):
    optimizer.zero_grad()                  # 勾配初期化
    outputs = model(inputs)                # 現在のモデル出力
    loss = loss_func(outputs, targets) # ズレを算出

    loss.backwards() # ズレを小さくする方向（勾配）を算出
    optimizer.step() # パラメータ更新
```

演習1-2: パターン認識課題（1変数）

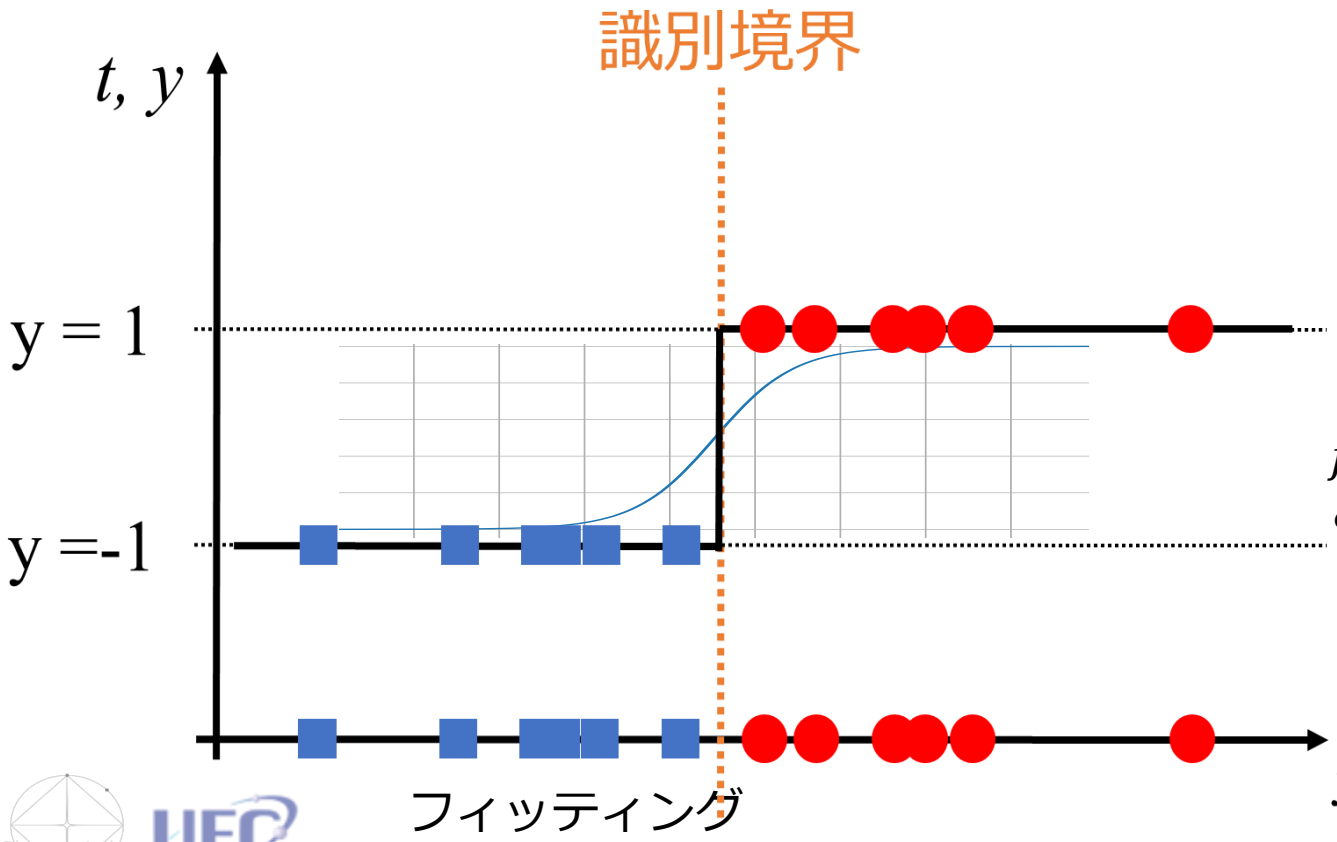
- 1変数のパターン認識
- ラベル付データ点群 $\{x_n, y_n\}$ から，境界を推定したい

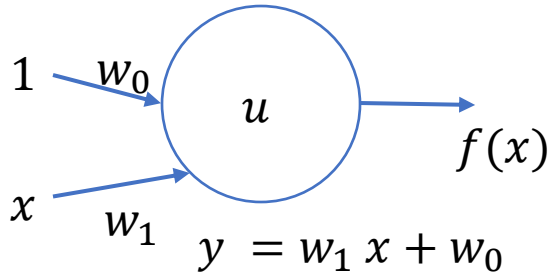
- 修得してほしい概念:
  - 活性化関数
  - ロジスティック回帰



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 $f(x)$





$f()$ をロジスティック関数としてフィットする

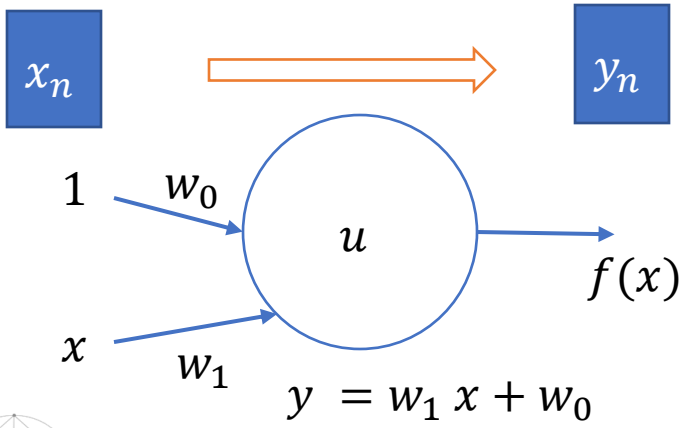
1 に近ければ赤,
0 に近ければ青と判断

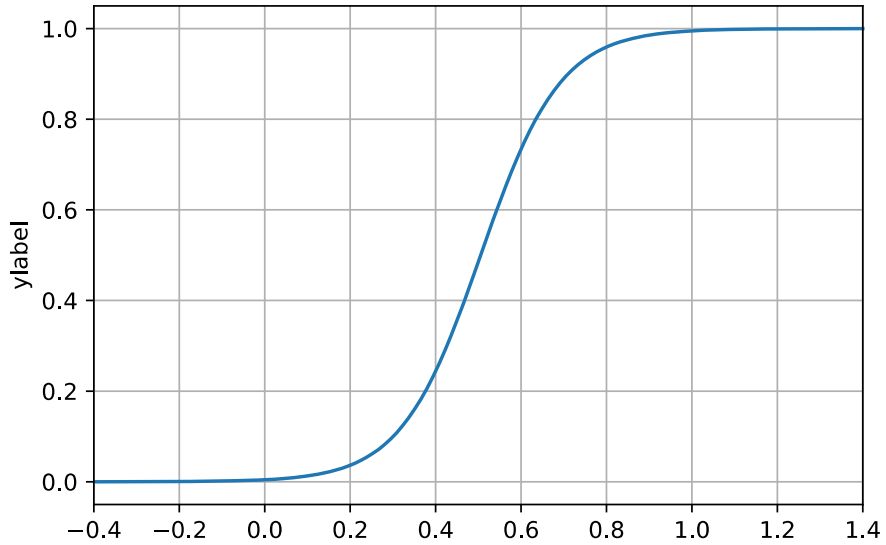
演習1-2: ロス関数

- 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

$$J(\boldsymbol{w}) = -\frac{1}{N}\sum_{n} y_n \log f(x_n) + (1 - y_n)\log(1 - f(x_n))$$

y 座標値　　NNの答え

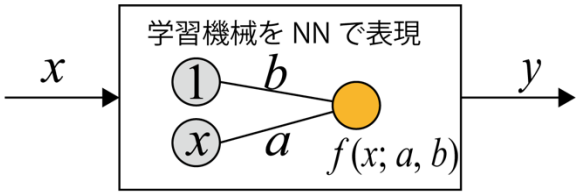




演習1-2: PyTorch による実現

- 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

```
class LogisticRegression(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.layer = nn.Linear(1, 1, bias=True)
        self.f = nn.Sigmoid () # 活性化関数

    def forward(self, x):
        '''順方向の計算，入力xを出力y へ'''
        y = self.layer(x)
        return self.f(y) # 活性化関数を通して出力
```

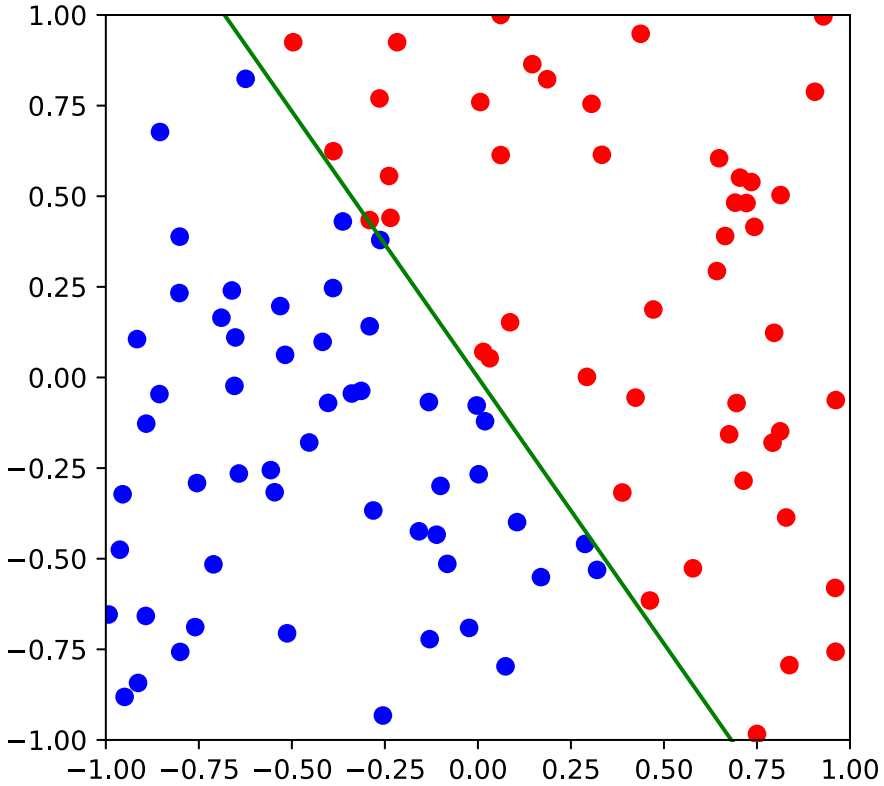


- ロスは交差エントロピー関数

```
loss_func = nn.BCELoss()
```

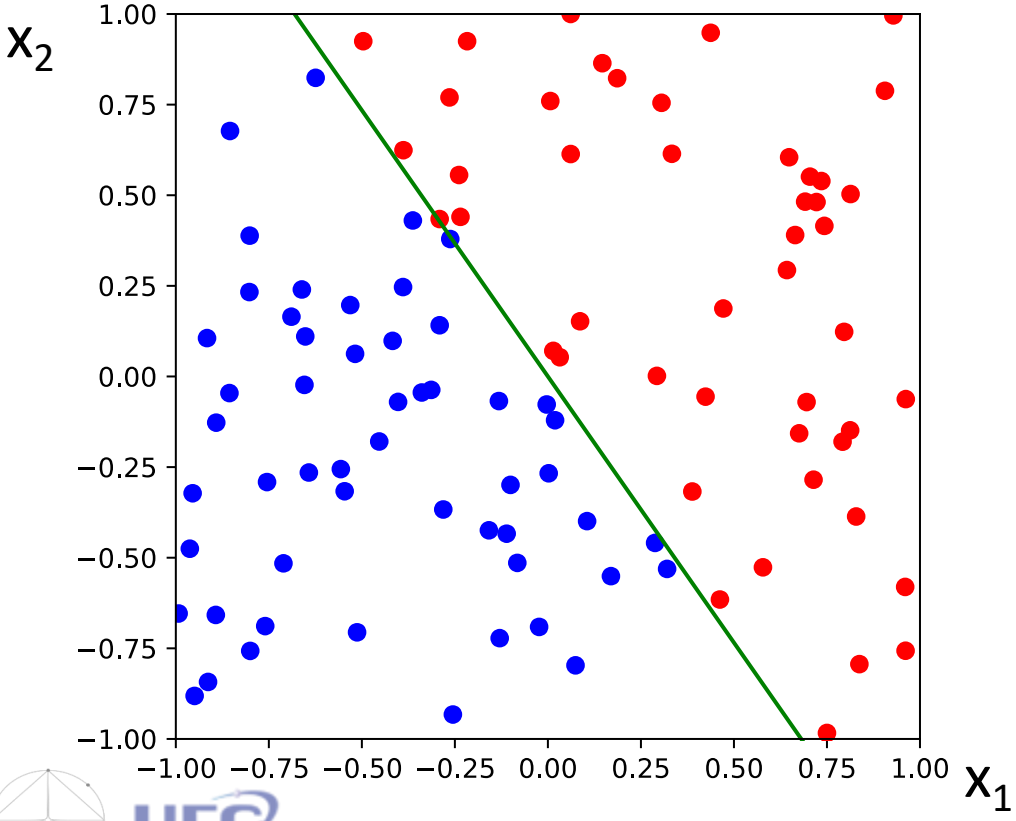
演習1-3: パターン認識課題（多変数）

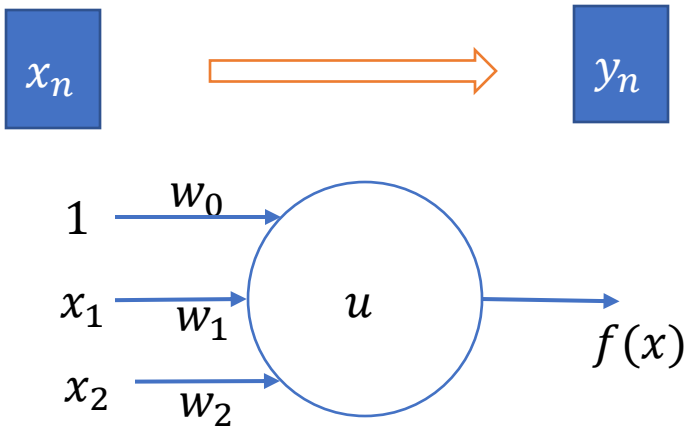
- 多変数のパターン認識
- ラベルつきデータ点群 $\{\boldsymbol{x}_n, y_n\}$ から，境界を推定
  - $\boldsymbol{x}_n$ がベクトルになる
- 修得してほしい概念:
  - 多変数の場合への拡張



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)





$$y = w_2 x_2 + w_1 x_1 + w_0$$

演習1-3: PyTorch 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

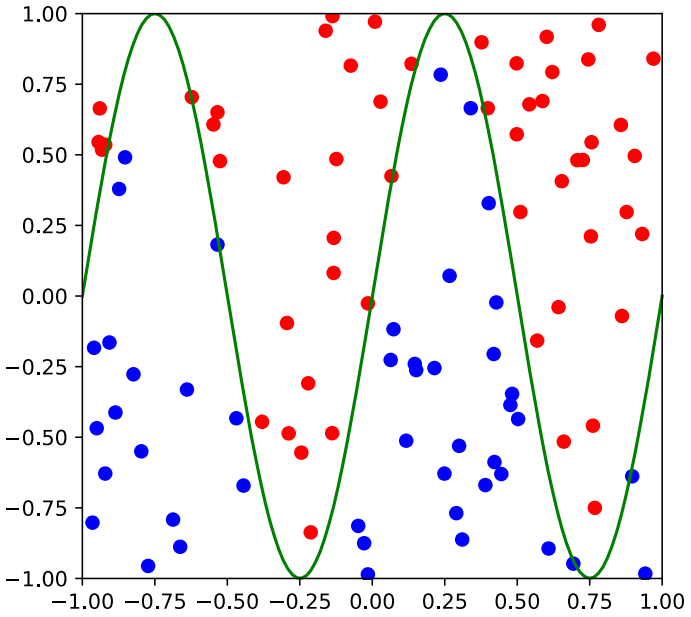
```
class LogisticRegression(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.layer = nn.Linear(2, 1, bias=True)
        self.f = nn.Sigmoid ()

    def forward(self, x):
        '''順方向の計算，入力xを出力y へ''' # 線形変換のみで記述
        y = self.layer(x)
        return self.f(y)
```

- ロスは交差エントロピー

演習1-4: パターン認識課題: MLP

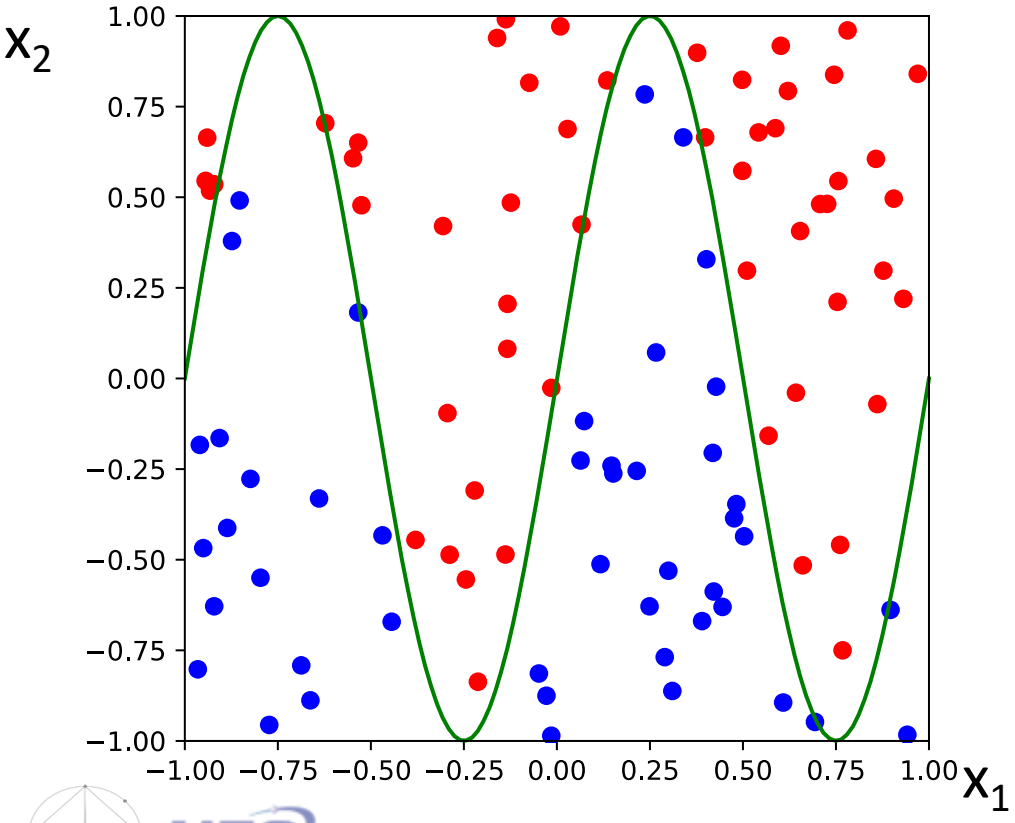
- 2変数のパターン認識
- ラベルつきデータ点群 $\{x_n, y_n\}$ から，境界を推定
  - 境界が複雑で直線で分離出来ない

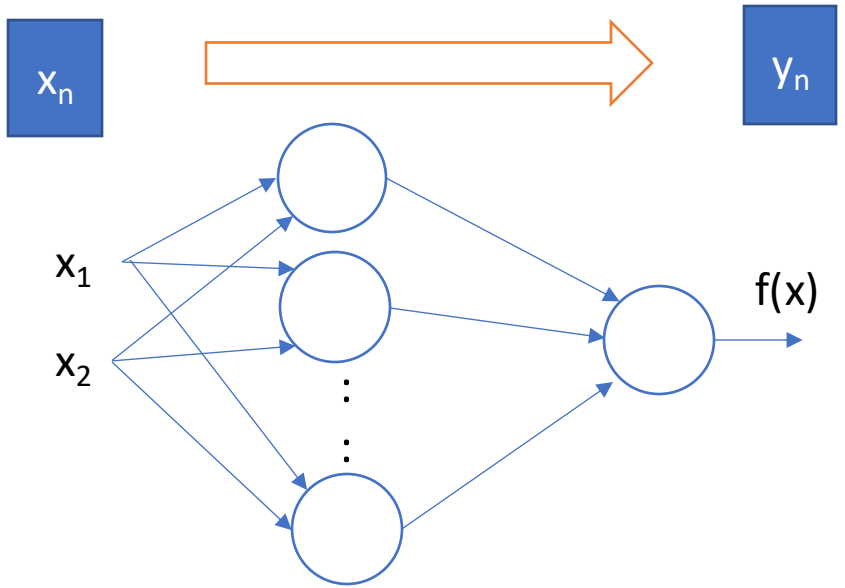
- 修得してほしい概念:
  - 多層化によってできることの確認



演習1-4: ニューラルネットの形状

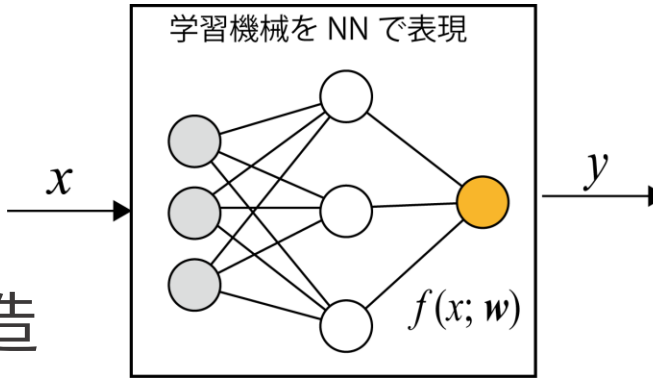
- 欲しいのは x_n を入力したときに
  妥当なラベル y_n を吐き出す関数 f(x)





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: PyTorch による実現



- 中間層があるので MLP となる
  下記は (2, 15, 1) 個の素子からなる構造

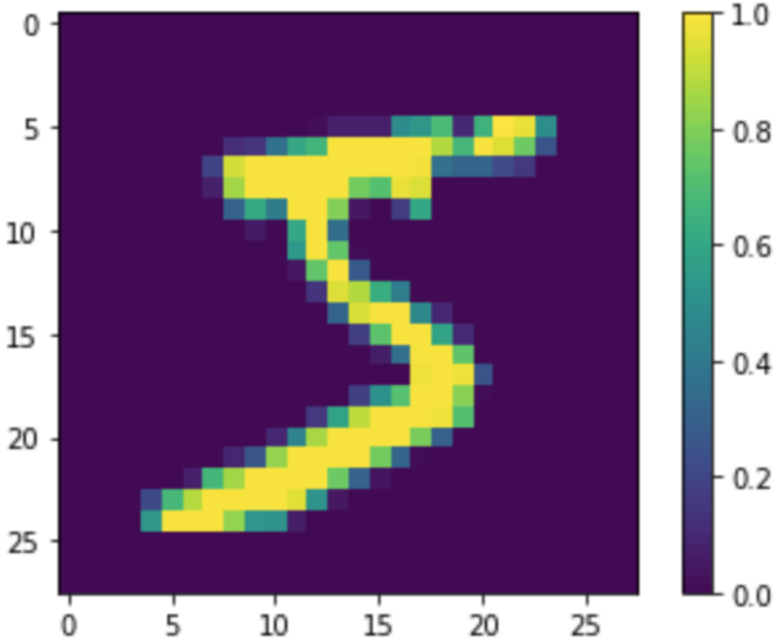
```
class LogisticRegression(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.l1 = nn.Linear(2, 15, bias=True)
        self.l2 = nn.Linear(15, 1, bias=True)
        self.relu = nn.ReLU ()
        self.sigmoid = nn.Sigmoid()
    def forward(self, x):
        '''順方向の計算，入力xを出力y へ''' # 線形変換のみで記述
        z = self.relu(self.l1(x))
        y = self.sigmoid(self.l2(z))
        return y
```

- ロスは交差エントロピー

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
  - 多クラス分類



28 x 28 = 784 次元の入力

課題 1

- 多層パーセプトロン(MLP)を PyTorch を用いて実現し，MNISTデータセットの識別性能を調査する.
  - 与えられた Jupyter notebook を用いて答える.
  - 深層学習を触ったことがあるなら一度は通る途です.
- いきなり答えがかける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.