# メディア情報学実験情報検索,認識(画像)

2024/01/25

庄野 逸 (shouno@uec.ac.jp)



# スタッフ

- 柳井 啓司 教授(後半2回分担当) yanai@cs.uec.ac.jp
- □ 庄野 逸 (前半1回分担当) shouno@uec.ac.jp

- □ TA紹介
  - □ 泉幸太(柳井研 M1)
  - □ 山口 廉斗(柳井研 M1)
  - □ 住谷裕太(庄野研 M2)
  - □ 辻駿哉 (庄野研 M2)

# 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. (自前で計算リソースがあれば,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ておきます
  - □ 1組 gpu1, gpu5 の18個 学籍番号 211004~2110174 までの19名
  - □ 2組 gpu2, gpu6 の18個 学籍番号 2110185~2110379 までの19名
  - □ 3組 gpu3, gpu7 の18個 学籍番号 2110391~2110605 までの19名
  - □ 4組 gpu4, gpu8 の18個 学籍番号 2110610~2110737, 過年次生3名 (17名) + 教員, TA



## 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(パターン認識)

□ 2024/01/25 回帰・パターン認識問題,ニューラルネットワーク

□ 2024/02/01 深層学習 1 (CNN他)

□ 2024/02/08 深層学習 2 (発展課題)



### 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



# 課題1(2023/01/26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2週間後(2024/02/08) とします.



# 課題1をみて途方にくれた場合

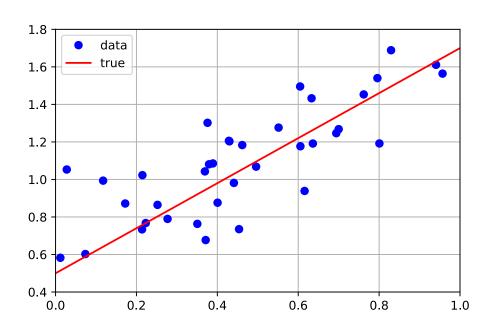
- □課題1を見て途方にくれたヒトもいるかと思います.
  - □でも、諦めないでください。
    解けるように解答例つき演習問題を設定しています。

- □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

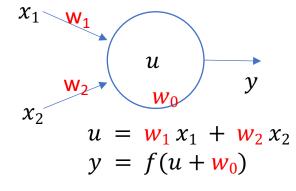
- □1変数の回帰問題
- ロデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から直線 y = ax + bを推定したい
- □修得してほしい概念:
  - □ 機械学習のやりたいこと
  - □□ス関数
  - □ ニューラルネットの設計

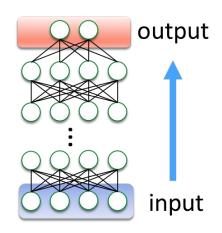




# 演習1-1: ニューラルネットの雑な理解

- □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と
  - □ 多数の素子による並列,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れる



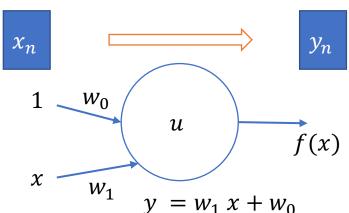


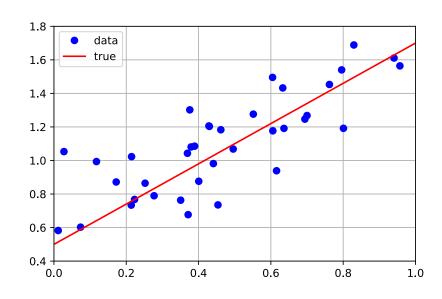


### 演習1-1: ロス関数

- □解きたい課題は, x<sub>n</sub>を入力したときに y<sub>n</sub>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

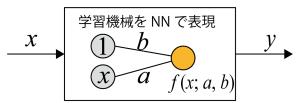
$$J(w) = \frac{1}{N} \sum_{n} (y_n - f(x_n))^2$$
y 座標値 NNの答え







# 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

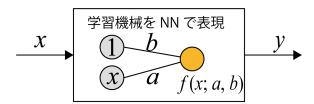
def forward(self, x):
    '''順方向の計算, 入力xを出力y ヘ''' # 線形変換のみで記述
    y = self.layer(x)
    return y
```

□□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、モデルを渡して

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

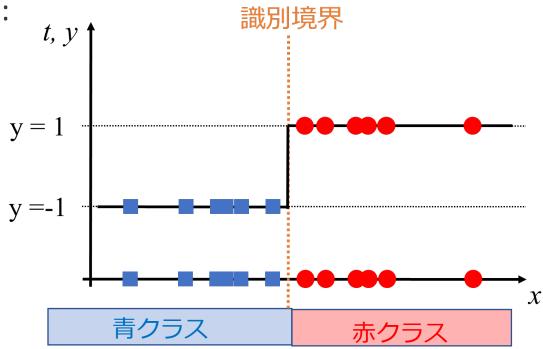
□繰り返し計算で損失関数を下げるパラメータを探索

```
for epoch in range(10000):
    optimizer.zero_grad()
    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)

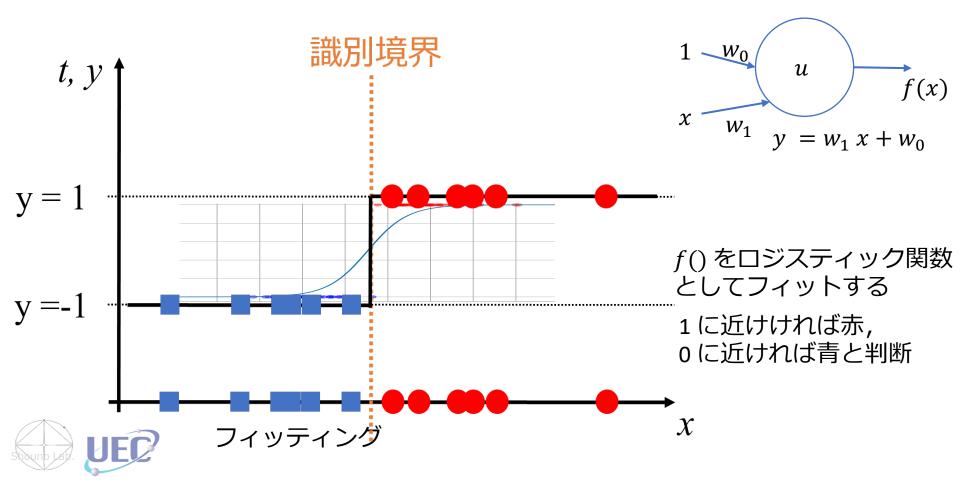
- □1変数のパターン認識
- □ラベル付データ点群  $\{x_n, y_n\}$  から, 境界を推定したい
- □修得してほしい概念:
  - □活性化関数
  - □□ジスティック回帰





## 演習1-2: 活性化関数

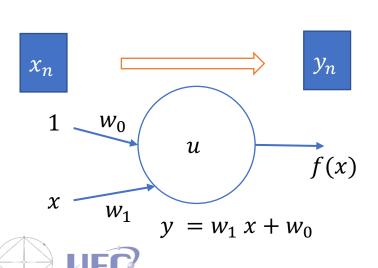
□欲しいのは x<sub>n</sub> を入力したときに 妥当なラベル y<sub>n</sub> を吐き出す関数 f(x)

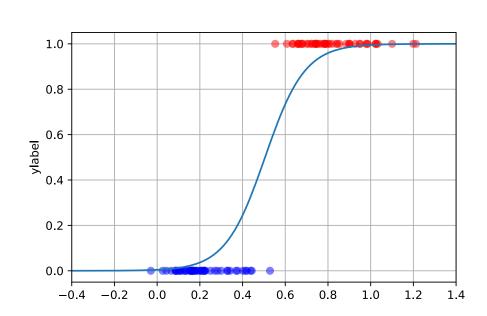


### 演習1-2: ロス関数

□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

$$J(w) = -\frac{1}{N} \sum_{n} y_n \log f(x_n) + (1 - y_n) \log(1 - f(x_n))$$
y 座標値 NNの答え





学習機械を NN で表現

f(x; a, b)

# 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 ヘ'''
    y = self.layer(x)
    return self.f(y)
```

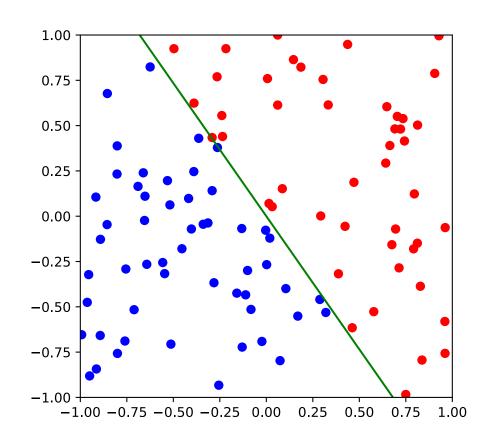
□□スは交差エントロピー関数

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



# 演習1-3: パターン認識課題(多変数)

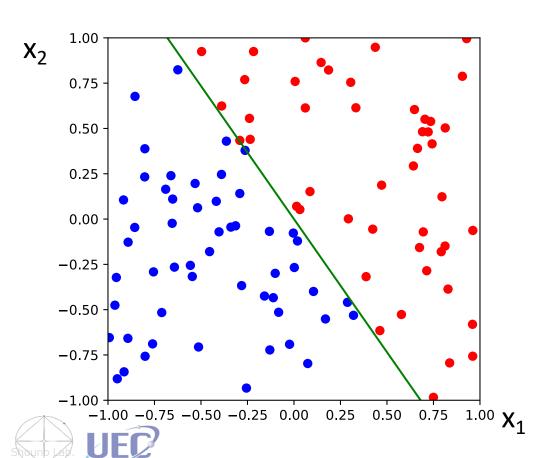
- □多変数のパターン認識
- □ ラベルつきデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から,境界を推定
  - $\square x_n$  がベクトルになる
- □修得してほしい概念:
  - ■多変数の場合への拡張

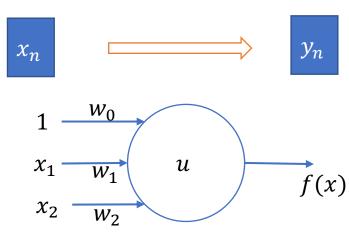




# 演習1-3: ニューラルネットの形状

 $\square$  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 ()

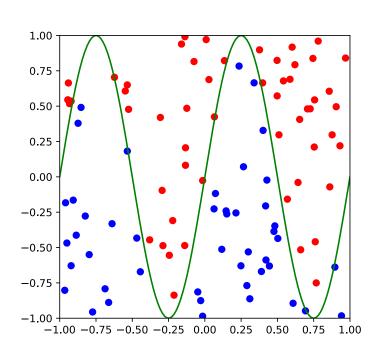
def forward(self, x):
    '''順方向の計算, 入力xを出力y ヘ''' # 線形変換のみで記述
    y = self.layer(x)
    return self.f(y)
```

□□スは交差エントロピー



# 演習1-4: パターン認識課題: MLP

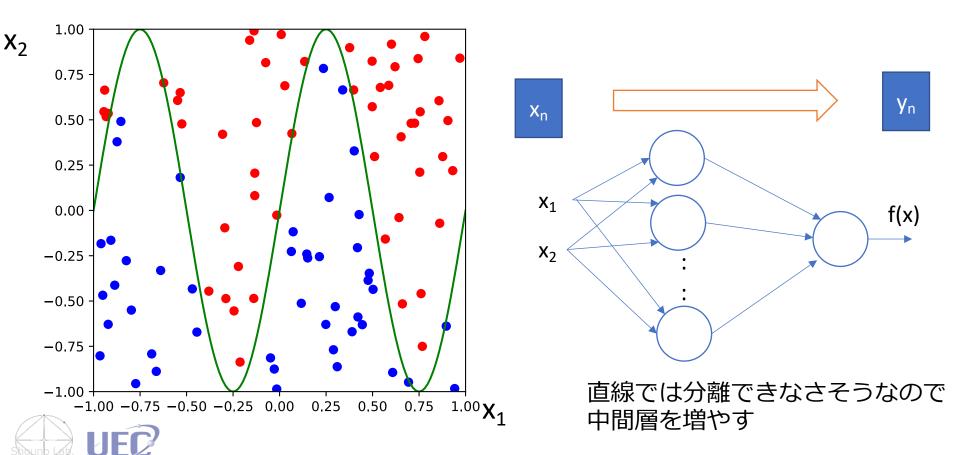
- □2変数のパターン認識
- □ ラベルつきデータ点群  $\{x_n, y_n\}$  から, 境界を推定
  - □ 境界が複雑で直線で分離出来ない
- □修得してほしい概念:
  - 多層化によってできることの 確認





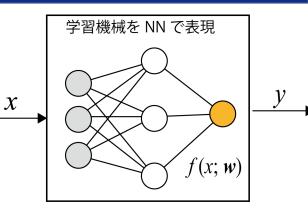
# 演習1-4: ニューラルネットの形状

 $\square$  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1-4: 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.ll = nn.Linear(2, 15, bias=True)
        self.l2 = nn.Linear(15, 1, bias=True)
        self.relu = nn.ReLU ()
        self.sigmoid = nn.Sigmoid()

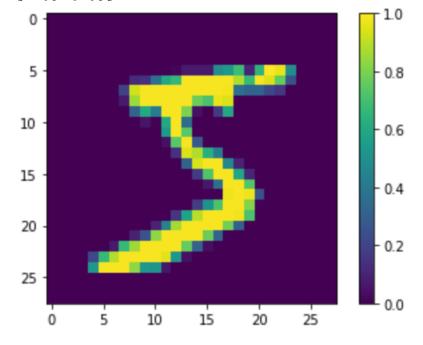
def forward(self, x):
    '''順方向の計算, 入力xを出力y ヘ''' # 線形変換のみで記述
    z = self.relu(self.l1(x))
    y = self.sigmoid(self.l2(z))
    return y
```

□□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
- $\square$  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.

