Table of Contents

- 1 Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) Data Set
 - 1.1 Attribute Information:
 - 1.2 分類器
 - 1.3 仮説クラス
- 2 最急降下法
 - 2.1 print w
 - 2.2 データの読み込みと初期化
 - 2.3 最急降下法によるw探索(steepest descent)
- 3 結果
- 4 QR decomposition

Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) Data Set

https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/breast+cancer+wisconsin+(diagnostic)

Attribute Information:

- 1. ID number
- 2. Diagnosis (M = malignant:-1, B = benign:1) M:悪性, B:良性
- 3.3-32

Ten real-valued features are computed for each cell nucleus:

- 半径radius (mean of distances from center to points on the perimeter)
- テクスチャtexture (standard deviation of gray-scale values)
- 境界の長さperimeter
- 面積area
- なめらかさsmoothness (local variation in radius lengths)
- コンパクトさcompactness (perimeter^2 / area 1.0)
- くぼみ度合いconcavity (severity of concave portions of the contour)
- くぼみの数concave points (number of concave portions of the contour)
- 対称性symmetry
- フラクタル次元fractal dimension ("coastline approximation" 1)

のそれぞれのmean, stderr, worst数値を保持している.

http://people.idsia.ch/~juergen/deeplearningwinsMICCAlgrandchallenge.html

分類器

用意された訓練(training)データには、 \mathbf{A} に上に記した特徴量が、 \mathbf{b} に悪性(-1)か良性(1)かを示す数値が入っている。

与えられた特徴ベクトルyに対し、細胞組織が悪性か良性かを分類する関数C(y)を選び出すプログラムを作成しよう。

仮説クラス

分類器は可能な分類器の集合(仮説クラス)から選ばれる。この場合,仮説クラスとは特徴ベクトルの空間 \mathbb{R}^D から \mathbb{R} への線形関数 $h(\cdot)$ である。すると分類器は次のような関数として定義される

$$C(oldsymbol{y}) = \left\{ egin{array}{ll} +1 & ext{when} & h(oldsymbol{y}) \geq 0 \ -1 & ext{when} & h(oldsymbol{y}) < 0 \end{array}
ight.$$

各線形関数 $h: \mathbb{R}^D \to \mathbb{R}$ に対して、次のようなDベクトル $oldsymbol{w}$ が存在する。

$$h(oldsymbol{y}) = oldsymbol{w} \cdot oldsymbol{y}$$

したがって、そのような線形関数を選ぶことは、結局Dベクトルwを選ぶことに等しい、特に、wを選ぶことは、仮説クラスhを選ぶことと等価なので、wを**仮説ベクトル**と呼ぶ

問題を単純化すると、分類器を単なるベクトルとみなして、データとの掛け算で予測がつきます。本来は予測を-1,1とかに投影しないといけないんですが、単純化のためにそのままの値を用います 問題はどうやってこの仮説ベクトル**w**の各要素の値を決定するか?ですよね

最急降下法

損失関数に

$$L(w) = \sum_{i=1}^n (A_i \cdot oldsymbol{w} - b_i)^2$$

を選ぶと、ベクトル \boldsymbol{w} のj偏微分は、

$$egin{aligned} rac{\partial L}{\partial w_j} &= \sum_{i=1}^n rac{\partial}{\partial w_j} (A_i \cdot w - b_i)^2 \ &= \sum_{i=1}^n 2 (A_i \cdot w - b_i) A_{ij} \end{aligned}$$

となる. ここで, A_{ij} は A_i のj番目の要素を意味する. この偏微分 $\frac{\partial L}{\partial w_j}$ を $m{w}_j$ の勾配(slope)として,L(w)の極小値(local minimum)を求める.

このような探索方法を最急降下法(steepest descent method)と呼ぶ.

print_w

出てきた \boldsymbol{w} のi要素をきれいに表示する関数を用意しておきます。

In []: def print_w(w):

データの読み込みと初期化

```
In [ ]: import numpy as np
         tmp = np.fromfile('./train_A.data', np.float64, -1, " ")
         A = tmp.reshape(300,30)
         tmp = np.fromfile('./train_b.data', np.float64, -1, " ")
         b = tmp.reshape(300.1)
         w = np.zeros(30).reshape(30,1)
         for i in range(30):
           w[i] = 0
In [ ]: A[0]
Out[]: array([1.799e+01, 1.038e+01, 1.228e+02, 1.001e+03, 1.184e-01, 2.776e-01,
            3.001e-01, 1.471e-01, 2.419e-01, 7.871e-02, 1.095e+00, 9.053e-01,
            8.589e+00, 1.534e+02, 6.399e-03, 4.904e-02, 5.373e-02, 1.587e-02,
            3.003e-02. 6.193e-03. 2.538e+01. 1.733e+01. 1.846e+02. 2.019e+03.
           1.622e-01, 6.656e-01, 7.119e-01, 2.654e-01, 4.601e-01, 1.189e-01])
In [ ]: | b[0]
Out[]: array([-1.])
```

最急降下法によるw探索(steepest descent)

```
\ln \left[ : loop, sigma = 300, 3.0*10**(-9) \right]
       for i in range(loop):
        dLw = A.dot(w)-b
        w = w - (dLw.transpose().dot(A)).transpose()*sigma
       print_w(w)
        (params) : (mean) (stderr) (worst)
            radius: 0.000426997 0.000741817 0.002548876
           texture: 0.001687946 0.000004707 0.000000127
           perimeter: -0.000003968 -0.000002078 0.000008954
             area: 0.000003595 0.000002569 0.000070324
          smoothness: 0.000001139 -0.000881778 0.000000430
          compactness: 0.000000441 0.000000723 0.000000267
           concavity: 0.000001200 0.000000191 0.000411499
        concave points: 0.000921972 0.002395138 -0.001932789
           symmetry: 0.000005930 -0.000003750 -0.000008147
       fractal dimension: -0.000002341 0.000011565 0.000003523
      (params)
                               (mean)
                                           (stderr)
                                                           (worst)
                    radius: 0.000426997 0.000741817 0.002548876
                   texture: 0.001687946 0.000004707 0.000000127
                perimeter: -0.000003968 -0.000002078 0.000008954
```

```
area: 0.000003595 0.000002569 0.000070324 smoothness: 0.000001139 -0.000881778 0.000000430 compactness: 0.000000441 0.000000723 0.000000267 concavity: 0.000001200 0.000000191 0.000411499 concave points: 0.000921972 0.002395138 -0.001932789 symmetry: 0.000005930 -0.000003750 -0.000008147 fractal dimension: -0.000002341 0.000011565 0.000003523
```

結果

```
def show_accuracy(mA, vb, vw):
  # M:悪性(-1),B:良性(1)
  correct,safe_error,critical_error=0,0,0
  predict = mA.dot(vw)
  n = vb.size
   for i in range(n):
    if predict[i]*vb[i]>0:
       correct += 1
     elif (predict[i]<0 and vb[i]>0): # 良性なのに悪性と予測: 再検査
       safe_error += 1
     elif (predict[i]>0 and vb[i]<0): # 悪性なのに良性と予測: 見落とし
       critical error += 1
  print(" correct: %4d/%4d" % (correct,n))
  print(" safe error: %4d" % safe error)
  print("critical error: %4d" % critical error)
show_accuracy(A, b, w)
   correct: 274/300
  safe error: 5
critical error: 21
```

```
In []: tmp = np.fromfile('./validate_A.data', np.float64, -1, " ")

A = tmp.reshape(260,30)

tmp = np.fromfile('./validate_b.data', np.float64, -1, " ")

b = tmp.reshape(260,1)

show_accuracy(A, b, w)

correct: 240/ 260
```

safe error: 10 critical error: 10

QR decomposition

QR分解を使うとより簡単に最小値を求めることができる。 行列Aは正方行列でないので,逆行列をもとめることができない. しかし,その場合でも $||A.w-b||^2$ を最小にするwを求めることができる.

QR分解によって、 $n \times m$ 行列は

$$A = QR$$

と分解される。ここで、 \mathbf{Q} は $n \times m$ 行列、 \mathbf{R} は $m \times m$ の正方行列で、逆行列を求めることができる。

```
||Aw - b||が最小となるのはQRを使って、
```

$$Q.\,R.\,w=b$$
 $R.\,w=Q^t.\,b$ $R^{-1}.\,R.\,w=R^{-1}.\,Q^t.\,b$

となりそう.

```
import numpy as np
       tmp = np.fromfile('./train_A.data', np.float64, -1, " ")
       A = tmp.reshape(300.30)
       tmp = np.fromfile('./train_b.data', np.float64, -1, " ")
       b = tmp.reshape(300,1)
       q, r = np.linalg.qr(A)
In []: | ww = np.linalg.inv(r).dot(np.transpose(q).dot(b))
In [ ]: q.shape
Out[]: (300, 30)
In [ ]: print(r[0,0:5])
       [-2.57579883e+02 -3.32324268e+02 -1.68607899e+03 -1.29450676e+04
       -1.65446346e+00]
In [ ]: show_accuracy(A, b, ww)
         correct: 286/300
        safe error: 1
       critical error: 13
In [ ]: print_w(ww)
        (params) : (mean) (stderr) (worst)
            radius: 0.869921844 -0.024313948 -0.062679561
           texture: -0.003274619 -8.790300861 1.747147500
           perimeter: -0.202849407 -6.506451098 5.061760446
             area: 49.167541566 -0.956591421 -0.082052658
          compactness: 3.301527110 4.985959134-16.318886295
           concavity: 10.316289081-21.332232171 -0.408605816
         concave points: -0.003345722 -0.000677873  0.002510735
           symmetry: 4.531369718 0.590110016 -0.719368704
       fractal dimension: -2.158965299 -3.803467225-12.298417038
              (params)
                                     (mean)
                                                (stderr)
                                                               (worst)
                      radius: 0.869921844 -0.024313948 -0.062679561
                     texture: -0.003274619 -8.790300861 1.747147500
                   perimeter: -0.202849407 -6.506451098 5.061760446
                        area: 49.167541566 -0.956591421 -0.082052658
                  compactness: 3.301527110 4.985959134-16.318886295
                   concavity: 10.316289081-21.332232171 -0.408605816
              concave points: -0.003345722 -0.000677873 0.002510735
```

symmetry: 4.531369718 0.590110016 -0.719368704 fractal dimension: -2.158965299 -3.803467225-12.298417038

In []: tmp = np.fromfile('./validate_A.data', np.float64, -1, " ")
A = tmp.reshape(260,30)
tmp = np.fromfile('./validate_b.data', np.float64, -1, " ")
b = tmp.reshape(260,1)
show_accuracy(A, b, ww)

correct: 252/260 safe error: 6 critical error: 2