パターン情報学 プログラミングレポート課題

03-140299 東京大学機械情報工学科 3 年 和田健太郎

2015年2月12日

1 課題1

—— 課題 1 —

2 クラス ($\omega 1$, $\omega 2$) の識別問題を考える.データは 2 次元とする.配布するデータセットの説明を以下に示す.

- Train1.txt, Train2.txt: ω1, ω2 に属する訓練データ集合. 各データ数 50.
- Test1.txt , Test2.txt : ω1 , ω2 に属するテストデータ集合 . 各データ数 20 .

2 クラスで,2 次元のデータに対するウィドロー・ホフのアルゴリズムを実装し,訓練データから分離超平面を学習せよ.また,テストデータの識別率(全テストデータ数に対する正しく識別されたテストデータ数の比率)を求めよ.さらに,訓練データ,テストデータ,学習された識別面を図示せよ.

ウィドロー・ホフのアルゴリズムを初期の重みはランダムとし、指定した回数だけ繰り返し重みの更新を行うように実装した.

2 次元の訓練データ 100 件を用いて識別器の学習を行い, 40 件のテストデータで性能を測定したところ, 0.875 という結果が出た.

また、訓練データ、テストデータのそれぞれ2クラスと識別面を図示したものが図1である.

2 課題2

— 課題 2 —

擬似逆行列を計算するプログラムを書き,課題 1 と同じ訓練データから分離超平面を学習せよ.また,テストデータの識別率を求めよ.クラスラベルについて, $\omega 1$ に属するものを 1 , $\omega 2$ に属するものを-1 などとせよ.さらに,学習された識別面を課題 1 と同じ図に示せ.

擬似逆行列を数値計算ライブラリである numpy を利用して実装した.

$$A^+ = (A^T \cdot A)^{-1} \cdot A^T$$

擬似逆行列を用いて訓練データに関して重みを計算し、テストデータによって識別性能を測定したところ、1 と同様に 0.875 という結果だった.

訓練データ、テストデータおよび識別面を図示したものが図 2 で、 識別面の位置をウィドロー・ホフのアルゴリズムによるものと比べてみると、 ほぼ同じ位置にあることがわかる.

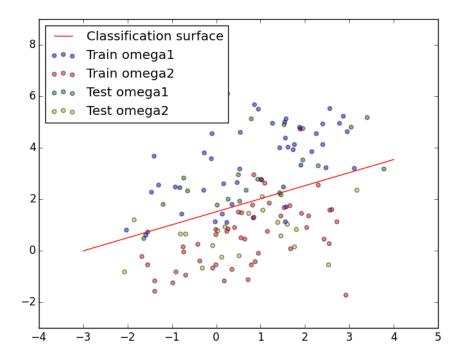


図 1: データおよび識別面

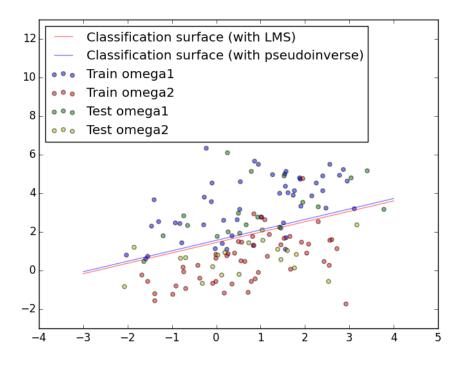


図 2: データおよび識別面

3 課題3

- 課題 3 -

本課題も課題 1 と同じデータセットを利用する.

- 1. テストデータの集合を k 近傍法 (kNN) を用いて識別することを考える. 訓練データに対して一つ抜き出し、(LOO: leave-one-out) 法により k の値を 1 から 10 まで変化させ,最適な k の値を求めよ.また,横軸に k ,縦軸に識別率としてグラフを作成せよ.
- 2. LOO により得られた k の値を用いてテストデータを識別せよ.そして,識別率を求めよ.

訓練データに対して LOO により識別を行い, k の値を 1 から 10 まで変化させて識別率を測定した. その関係を示したのが図 3 である. 図 3 より,k が 3 の時に最も識別性能が高くなっていることがわかる.

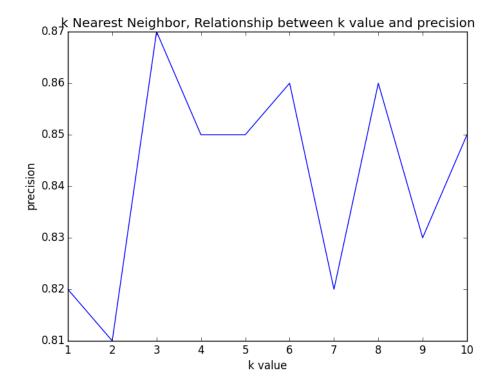


図 3: k 値と LOO 法による kNN の識別率の関係

k=3 の時, テストデータに対してテストデータの識別を行ったところ, 識別率は 0.85 になった.

4 課題4

- 課題 4 -

表にあるデータを利用する.また潜在的な確率密度分布は正規分布であるとする. $P(\omega i)=1/3$ とする.表にあげた各クラスのデータセットは omega1.txt, omega2.txt, omega3.txtである.このとき次の問いに答えよ.

- 1. テスト点: $(1,2,1)^T$, $(5,3,2)^T$, $(0,0,0)^T$, $(1,0,0)^T$ と各クラスの平均との間のマハラノビス距離を求めよ.
- 2. これらの点を識別せよ.
- 3. 次に $P(\omega_1)=0.8$ かつ $P(\omega_2)=P(\omega_3)=0.1$ と仮定し , テスト点をもう一度識別せよ

テスト点: $(1,2,1)^T$, $(5,3,2)^T$, $(0,0,0)^T$, $(1,0,0)^T$ に関して、各クラス集合の平均とのマハラノビス距離

$$M_D(x) = \sqrt{(x - \mu_i)^T \sum_i (x - \mu_i)}$$
(1)

を表1に計算した.

sample points	ω_1	ω_2	ω_3
$(1, 2, 1)^T$	1.0149706212	0.85805119543	2.67475703681
$(5, 3, 2)^T$	1.557138211	1.75568068865	0.647009014093
$(0,0,0)^T$	0.489961541569	0.268432411153	2.24150137149
$(1,0,0)^T$	0.487236758687	0.451834352153	1.46233640166

表 1: テスト点の各クラス集合の平均とのマハラノビス距離

確率的生成モデルを用いて、これらのテスト点を識別したところ、表 2 に示す識別結果となった。 $(P(\omega_i)=1/3)$ $P(\omega_1)=0.8,\ P(\omega_2)=P(\omega_3)=0.1$ として識別を行ったところ表 3 に示す識別結果となり、 ω_1 にすべてのテスト点が分類されるものとなった.

$$(1,2,1)^T$$
 $(5,3,2)^T$ $(0,0,0)^T$ $(1,0,0)^T$ ω_2 ω_3 ω_1 ω_1

表 2: $P\omega_i = 1/3$ での識別結果

$$(1,2,1)^T$$
 $(5,3,2)^T$ $(0,0,0)^T$ $(1,0,0)^T$ ω_1 ω_1 ω_1

表 3: $P\omega_1=0.8, P\omega_2=P\omega_3=0.1$ での識別結果

5 チャレンジ課題1

一 チャレンジ課題1-

主成分分析, 多クラスフィッシャー判別分析を実装せよ. また,3 クラス,4 次元の iris データセット iris.txt に 主成分分析とフィッシャー判別分析をそれぞれ適応して 1 次元に次元削減し図示せよ. 次元削減後のクラス間 デー タの分離の違いを確認せよ. なお iris データセットの各行はデータのインデックス, 第 5 列はクラス番号 (1,2,3) を示している. 各クラス 50 サンプル合計 (1,2,3) サンプルとなる.

主成分分析とフィッシャー線形判別による特徴空間の変換結果を 4 に示す.

PCA に比べ FisherLDA ではクラス 1 とクラス 2,3 とのクラス間分散が大きくなり、クラス 3 のクラス内分散が小さくなっていることがわかる。また、クラス 2,3 の重なりも FisherLDA の方が小さくなっている。

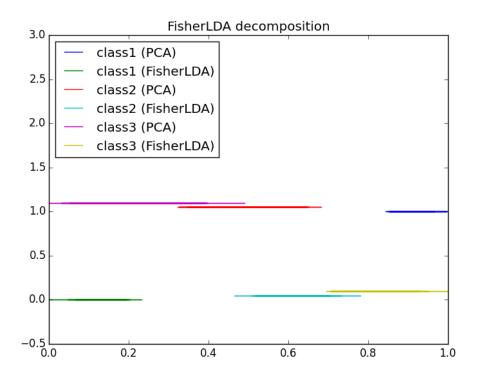


図 4: PCA と FisherLDA による特徴空間の変換 (データ:iris.txt)

6 チャレンジ課題2

----- チャレンジ課題 2 **-**-

ロジスティック回帰を実装し、課題1のデータに適用してテストデータの識別率を求めよ.

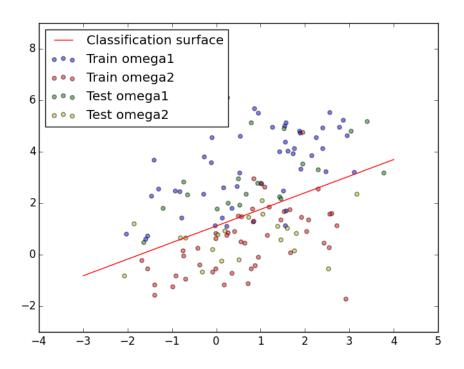


図 5: ロジスティック回帰による識別

7 チャレンジ課題3

– チャレンジ課題 3 —

表情認識を行うプログラムを作成せよ. データセットには日本人女性の顔のデータセット (JAFFE データセット) を用いよ.JAFFE データセットには 10 名の被験者から得られた 213 枚の画像が含まれ,7 つの表情 (幸福,悲しみ,驚き,怒り,不快,恐れ,無表情) を行っている. このデータセットで,10 名のうち 9 名の画像を用いて学習を行った後,残りの 1 名に対して表情識別テストを 行え. この試行を 10 名に対して繰り返すことで 10 名分の平均識別率を求めよ. 画像からの特徴量,表情の識別 手法は各自好きなものを用いて良い. もちろん独自に勉強した手法も大歓迎.7 つの表情を全て識別させるのは難 しいので,幸福と悲しみの 2 クラスだけでもよい.

特徴抽出を HOG, Autoencoder [1] を用いて行い、識別器は SVM [2] を利用した. 特徴抽出と識別率は表 4 のようになった.

特徴抽出	識別率	
HOG	0.588788819876	
Autoencoder	0.0	
HOG+Autoencoder	0.4934857	

表 4: 特徴抽出と識別率

参考文献

- $[1]\ \ 2008\text{-}2010,\ LISA\ lab.,\ http://deeplearning.net/tutorial/dA.html$
- $[2]\ \ 2010\text{-}2014,\ scikit-learn\ developers},\ http://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html$