

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 (ω_1, ω_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 : ω_1, ω_2 に属する訓練データ集合．各データ数 50 ．
- Test1.txt, Test2.txt : ω_1, ω_2 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， ω_1 に属するものを 1， ω_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．

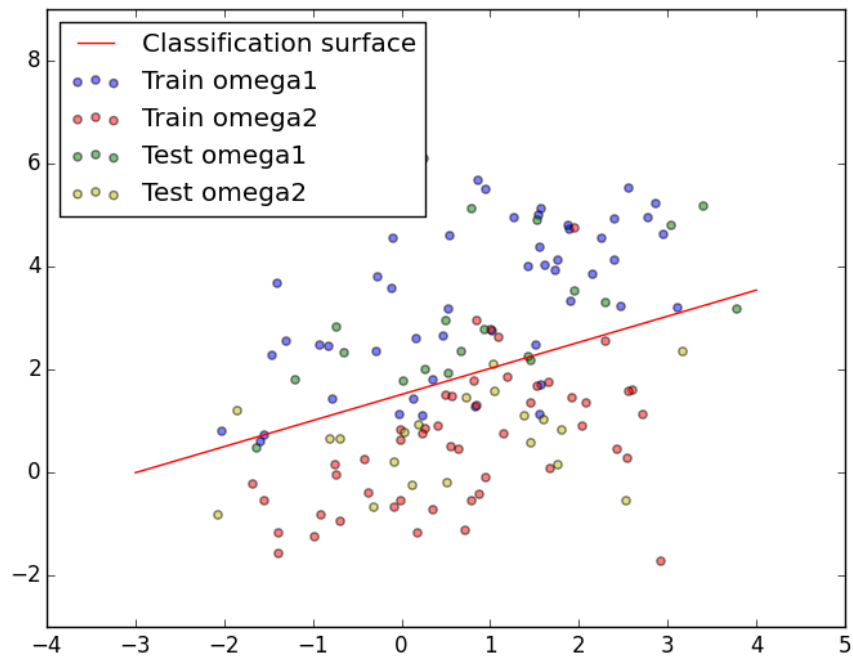


図 1: データおよび識別面

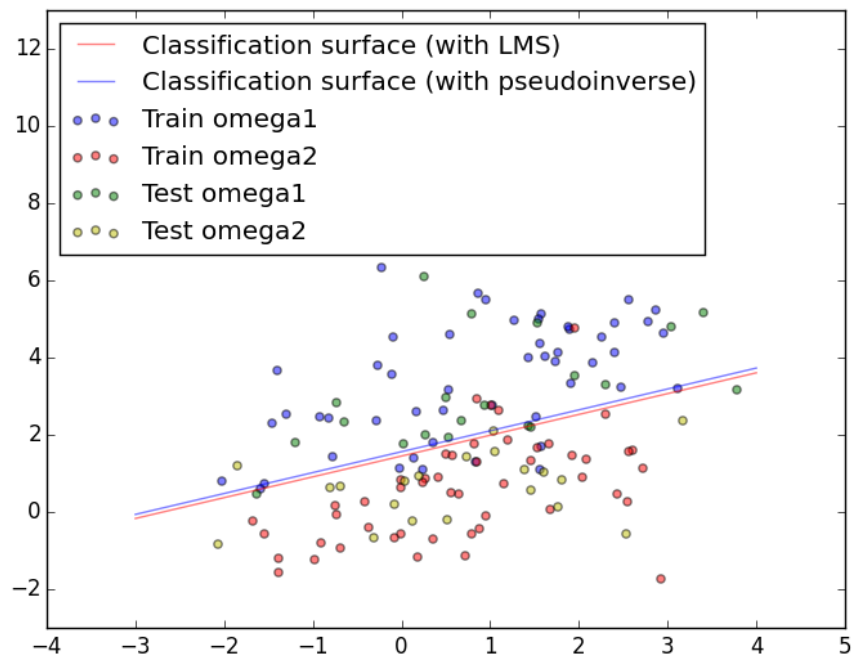


図 2: データおよび識別面

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。

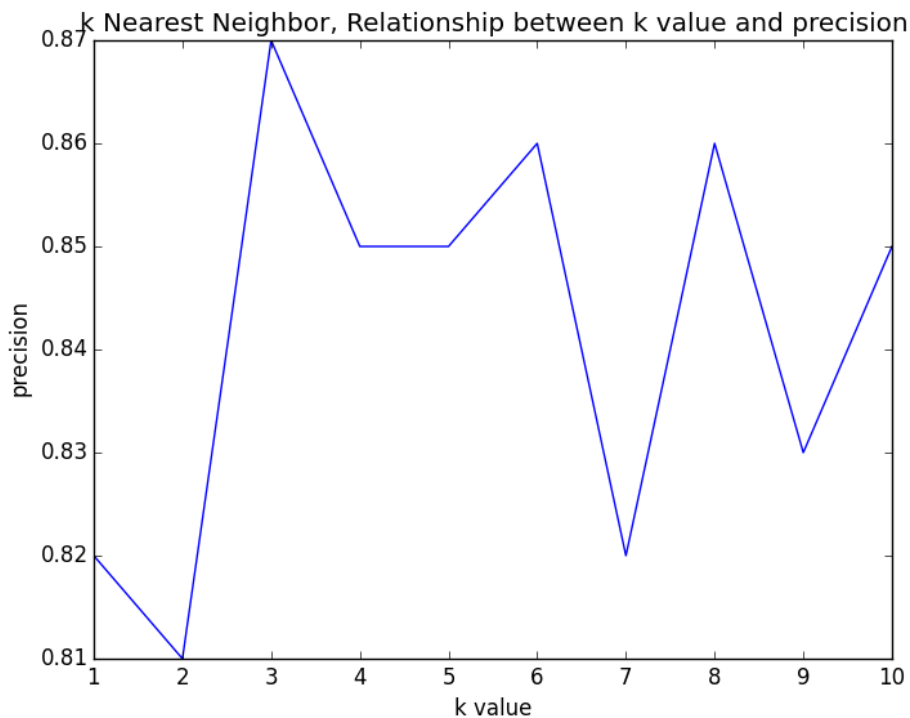


図 3: k 値と LOO 法による kNN の識別率の関係

$k=3$ 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

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

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	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

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 クラス) を示している. 各クラス 50 サンプル合計 150 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.

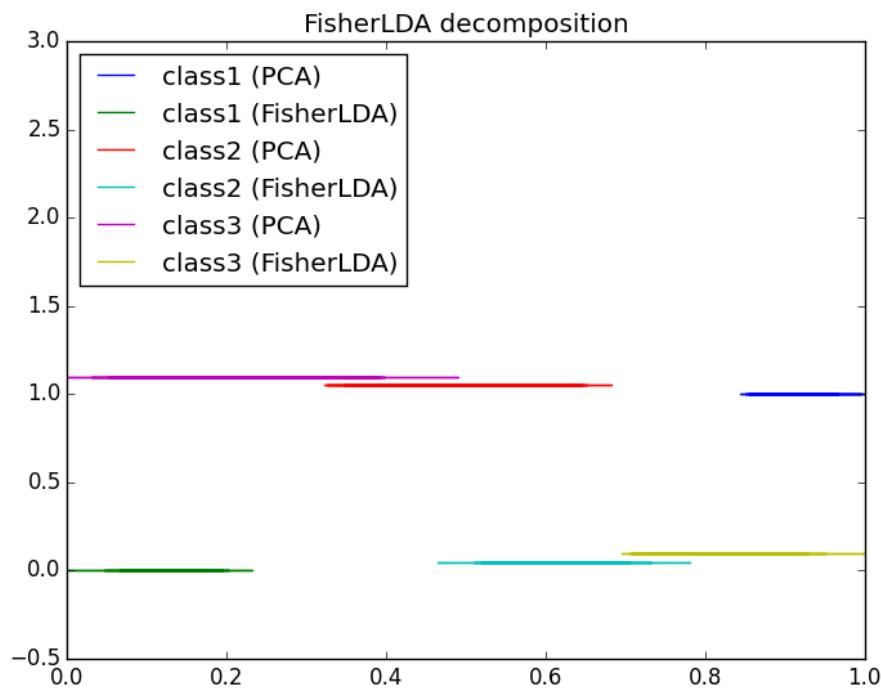


図 4: PCA と FisherLDA による特徴空間の変換 (データ:iris.txt)

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.

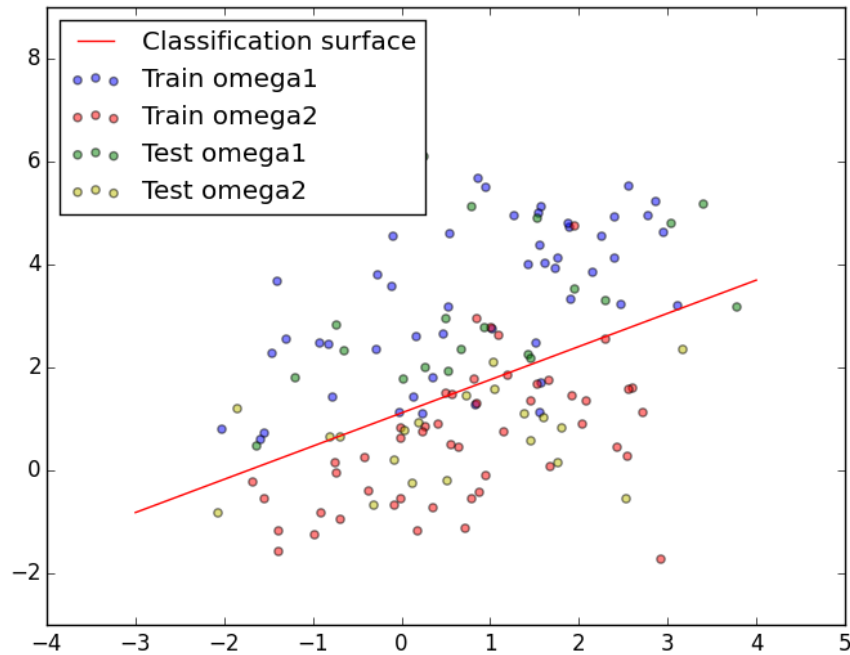


図 5: ロジスティック回帰による識別

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] とロジスティック回帰を利用した。特徴抽出と識別率は表 4 のようになった。None は特徴抽出なしで画像を直接入力として識別したものである。

特徴抽出なしでロジスティック回帰を用いたものが最も良い識別率を示し、67%であった。

参考文献

- [1] 2008-2010, LISA lab., <http://deeplearning.net/tutorial/dA.html>
- [2] 2010-2014, scikit-learn developers, <http://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html>

特徴抽出	識別器	識別率
None	SVM	0.5812836
HOG	SVM	0.5887888
Autoencoder	SVM	0.2878157
HOG+Autoencoder	SVM	0.4934857
None	ロジスティック回帰	0.6695595
HOG	ロジスティック回帰	0.6126256

表 4: 特徴抽出, 識別器と識別率