

圖形識別作業

人臉辨識

壹、前言

本報告原資料由 CCC e-Learning Platform 提供，任務目標為使用 PCA (Principle Components Analysis)、LDA (Linear Discriminant Analysis) 降維方法，與不同的分類器，辨識原資料中的各個人臉，並分析辨識結果。

在前次的鴨子辨識報告中，使用自己實作的貝葉斯分類器 (Bayes classifier) 完成該任務。本著學習演算法的精神，在本次的人臉辨識報告中，使用自己實作的 K 近鄰分類器 (K Nearest Neighbor classifier) 與 PCA 降維，前者實作成功，後者因演算法設計不良，在 10304 維矩陣點積時，計算量過於龐大而無法實現。

貳、任務過程

本報告基於 PCA、LDA、常態貝葉斯分類、K 近鄰分類的方法，步驟依序為以下幾點。

一、資料描述

本報告原資料為人臉圖片 400 張，共有 40 種人臉，每人 10 張，解析度 112*92，灰階圖。

抽象為資料 400 筆，特徵為像素點共 10304 (112*92) 個，特徵值範圍為[0, 255]之整數，目標值為圖片中的 40 種人臉 (ω_0 - ω_{39})。

二、特徵選取

本報告選取圖片中的所有像素點做為特徵，因此特徵仍為 10304 個。另實驗不同的特徵選取做為比較。

三、資料劃分

依據作業規範，本報告將 40 種人臉取前 5 張做為訓練資料，後 5 張做為測試資料。形成 200*10304 的訓練集，200*10304 的測試集。

四、PCA

依據作業規範，本報告使用 PCA，將訓練集與測試集維度分別降至 10、20、30、40、50 維。

五、LDA

依據作業規範，本報告使用 LDA，將完成 PCA 後分別為 10、20、30、40、50 維的訓練集與測試集進行轉換，轉換後分別為 10、20、30、39、39 維。另不對完成 PCA 後的訓練集與測試集進行轉換，維持僅進行 PCA 後的資料狀態。

六、預測

將完成降維與轉換的各個訓練集與測試集分別讀入常態貝葉斯分類器與基於曼哈頓距離的 K 近鄰分類器，判斷目標值。

常態貝葉斯以機率模型判斷所屬類別。

若 $P(x|\omega_i) > P(x|\omega_{other})$ ，指派給 i 類 (ω_i)。

K 近鄰分類器以距離判斷所屬類別。

$k_i > k_j$ ，指派給 i 類 (ω_i)。

七、輸出與評估

最後進行預測結果輸出與評估，詳如後述。

參、預測結果評估

依據作業規範，本報告使用混淆矩陣 (confusion matrix) 進行結果評估，唯 40 維的評估矩陣資訊量太大且稀疏，呈現不易，因此本報告將其改良為 200*2 的矩陣，兩行分別輸出各測試樣本的真實類別與預測類別，只對正確率 (Accuracy) 進行評估，並以附件的形式呈現。

在多個參數組合中，正確率最高者為特徵選擇全部 10304 個、PCA 降為 40 維、使用 LDA 轉換、使用常態貝葉斯分類器。最終辨識正確率為 0.905。詳細結果於附件。

肆、實驗比較

預測結果受到特徵選取、PCA 降維、LDA 轉換、不同分類器的影響。本報告分別測試各因子對正確率的影響，詳如下述。

一、特徵選取

不同的特徵選取將得出不同的預測結果。

本報告的特徵選取設為圖片的全像素，同時實驗將特徵選取設為圖片的約眼部位置，對應像素 (40~69, 16~75) 與眼鼻口位置，對應像素 (40~91, 16~75)，以實驗不同的特徵選取對預測結果的影響。

以下為三種特徵選取，PCA 降為 40 維，使用 LDA 轉換，使用常態貝葉斯分類器，得出的預測結果。

全像素：正確率 0.905

像素 (40~69, 16~75)：正確率 0.540

像素 (40~91, 16~75)：正確率 0.665

由上述實驗觀察，特徵選取全像素可以減少錯分，提升正確率。

二、PCA 降維與 LDA 轉換

不同的 PCA 降維與 LDA 轉換將得出不同的預測結果。

本報告的 PCA 降維設為 40 與使用 LDA 轉換，同時實驗將 PCA 降維設為 10、20、30、40、50，並分別使用與不使用 LDA 轉換，以實驗不同的 PCA 降維與 LDA 轉換對預測結果的影響。

以下為五種 PCA 降維與 LDA 轉換，特徵選取為全像素，使用常態貝葉斯分類器，得出的預測結果。

PCA 降維設為 10、不使用 LDA 轉換：正確率 0.820

PCA 降維設為 20、不使用 LDA 轉換：正確率 0.860

PCA 降維設為 30、不使用 LDA 轉換：正確率 0.890

PCA 降維設為 40、不使用 LDA 轉換：正確率 0.895

PCA 降維設為 50、不使用 LDA 轉換：正確率 0.900

PCA 降維設為 10、使用 LDA 轉換：正確率 0.830

PCA 降維設為 20、使用 LDA 轉換：正確率 0.870

PCA 降維設為 30、使用 LDA 轉換：正確率 0.875

PCA 降維設為 40、使用 LDA 轉換：正確率 0.905

PCA 降維設為 50、使用 LDA 轉換：正確率 0.890

由上述實驗觀察，PCA 降維設為 40 與使用 LDA 轉換，有最佳正確率。

三、分類器使用

不同的分類器使用將得出不同的預測結果。

本報告的分類器使用為常態貝葉斯分類器，同時實驗 K 近鄰分類器，以實驗不同的分類器使用對預測結果的影響。

以下為五種 PCA 降維與 LDA 轉換，特徵選取為全像素，使用 K 近鄰分類器 ($K = 1$)，得出的預測結果。並與上述中的貝葉斯分類器的預測結果做比較。

PCA 降維設為 10、不使用 LDA 轉換：正確率 0.660

PCA 降維設為 20、不使用 LDA 轉換：正確率 0.695

PCA 降維設為 30、不使用 LDA 轉換：正確率 0.750

PCA 降維設為 40、不使用 LDA 轉換：正確率 0.795

PCA 降維設為 50、不使用 LDA 轉換：正確率 0.805

PCA 降維設為 10、使用 LDA 轉換：正確率 0.705

PCA 降維設為 20、使用 LDA 轉換：正確率 0.750

PCA 降維設為 30、使用 LDA 轉換：正確率 0.770

PCA 降維設為 40、使用 LDA 轉換：正確率 0.815

PCA 降維設為 50、使用 LDA 轉換：正確率 0.820

由上述實驗觀察，分類器使用 K 近鄰分類器相較貝葉斯分類器正確率較低。

伍、實驗討論

由本節上述可歸納以下結論：

1. 本案特徵選取全像素，可提升正確率。
2. 合適的 PCA 降維與 LDA 轉換，可提升正確率。
3. 合適的分類器使用，可提升正確率。

然而上述的第 1、3 點仍有未盡完善之處。

特徵選取方面，在我的學習認知中，提取分類間差異性大的特徵能提升分類正確，而提取分類間差異性小的特徵會降低分類正確，而這與本次實驗結果不相符。探究其因，問題應該源自樣本圖片中，人臉的姿勢不一，使得提取眼鼻口部像素位置不精確，使得本實驗選用特定部位做為特徵選取反而導致正確率下降。

在前次的鴨子辨識報告中，使用自己實作的貝葉斯分類器完成該任務。本著學習演算法的精神，在本次的人臉辨識報告中，使用自己實作的基於曼哈頓距離 K 近鄰分類器。然而，其分類表現與另一個分類器相形較差，探究其因，

應該源自本案為一個 40 類的問題，使得設定參數 $K > 1$ 時，極易發生多類次數相同的情況，使分類失準，導致正確率下降。或許將來引入權重的因子可以部份改善。

陸、學習心得

身為一位社會組的跨考生，以及學習編程僅半年的初學者而言，本次作業給我許多收穫。

經過近一學期的學習後實作作業，將課堂上的理論知識串聯起來，應用於作業中，深刻感受到理論的重要性，可以說理論是實作的基石，實作是理論的整合。而在這個過程，我學習/強化以下幾點。

一、PCA 與 K 近鄰分類器實作

在完成作業的過程中，加深理解 PCA 與 K 近鄰分類器。其中 K 近鄰分類器實作成功，而 PCA 實作中在計算共變異矩陣的特徵值與特徵向量時，可能因自行編寫的算法效率太低，導致計算時間長達一小時仍未算出結果，而無法進一步使用。

二、PCA 與 LDA 的數學原理

進行任務時，對其背後數學原理的理解是重要的。這可以幫助我避免犯原理上的錯誤，例如我曾經將訓練集和測試集分別計算並帶入各自的轉換矩陣，導致預測出遠不如預期的結果。

我前幾天讀到一篇網路文章，作者是前台大資工副教授張逸中。他提到"影像辨識技術的核心是演算法的精確掌握！程式語言或既有的套裝方法技術真的很不重要！"。我想老師在模式識別課程的教學方式，或許也出自相似的理由。

柒、結論

在多個參數組合中，正確率最高者為特徵選擇全部 10304 個、PCA 降為 40 維、使用 LDA 轉換、使用常態貝葉斯分類器。最終辨識正確率為 0.905。詳細結果於附件。

捌、附件

預測結果明細。

Model name: NormalBayesClassifier

PCA reduction dimension: 40

Do LDA: 1

Accuracy: 0.905

testing data no: 0	actual class: 0	predict class: 0
testing data no: 1	actual class: 0	predict class: 0
testing data no: 2	actual class: 0	predict class: 0
testing data no: 3	actual class: 0	predict class: 0
testing data no: 4	actual class: 0	predict class: 16
testing data no: 5	actual class: 1	predict class: 1
testing data no: 6	actual class: 1	predict class: 1
testing data no: 7	actual class: 1	predict class: 1
testing data no: 8	actual class: 1	predict class: 1
testing data no: 9	actual class: 1	predict class: 1
testing data no: 1	actual class: 2	predict class: 2
testing data no: 1	actual class: 2	predict class: 2
testing data no: 12	actual class: 2	predict class: 2
testing data no: 13	actual class: 2	predict class: 2
testing data no: 14	actual class: 2	predict class: 2
testing data no: 15	actual class: 3	predict class: 3
testing data no: 16	actual class: 3	predict class: 3
testing data no: 17	actual class: 3	predict class: 3
testing data no: 18	actual class: 3	predict class: 3
testing data no: 19	actual class: 3	predict class: 3
testing data no: 20	actual class: 4	predict class: 4
testing data no: 21	actual class: 4	predict class: 4
testing data no: 22	actual class: 4	predict class: 4
testing data no: 23	actual class: 4	predict class: 4
testing data no: 24	actual class: 4	predict class: 39
testing data no: 25	actual class: 5	predict class: 5
testing data no: 26	actual class: 5	predict class: 5
testing data no: 27	actual class: 5	predict class: 5
testing data no: 28	actual class: 5	predict class: 5
testing data no: 29	actual class: 5	predict class: 5
testing data no: 30	actual class: 6	predict class: 6
testing data no: 31	actual class: 6	predict class: 6
testing data no: 32	actual class: 6	predict class: 28
testing data no: 33	actual class: 6	predict class: 6
testing data no: 34	actual class: 6	predict class: 6
testing data no: 35	actual class: 7	predict class: 7
testing data no: 36	actual class: 7	predict class: 7
testing data no: 37	actual class: 7	predict class: 7
testing data no: 38	actual class: 7	predict class: 7
testing data no: 39	actual class: 7	predict class: 7

testing data no:	40	actual class:	8	predict class:	8
testing data no:	41	actual class:	8	predict class:	24
testing data no:	42	actual class:	8	predict class:	8
testing data no:	43	actual class:	8	predict class:	8
testing data no:	44	actual class:	8	predict class:	8
testing data no:	45	actual class:	9	predict class:	9
testing data no:	46	actual class:	9	predict class:	9
testing data no:	47	actual class:	9	predict class:	9
testing data no:	48	actual class:	9	predict class:	9
testing data no:	49	actual class:	9	predict class:	22
testing data no:	50	actual class:	10	predict class:	10
testing data no:	51	actual class:	10	predict class:	10
testing data no:	52	actual class:	10	predict class:	37
testing data no:	53	actual class:	10	predict class:	10
testing data no:	54	actual class:	10	predict class:	10
testing data no:	55	actual class:	11	predict class:	11
testing data no:	56	actual class:	11	predict class:	11
testing data no:	57	actual class:	11	predict class:	11
testing data no:	58	actual class:	11	predict class:	11
testing data no:	59	actual class:	11	predict class:	11
testing data no:	60	actual class:	12	predict class:	12
testing data no:	61	actual class:	12	predict class:	12
testing data no:	62	actual class:	12	predict class:	12
testing data no:	63	actual class:	12	predict class:	12
testing data no:	64	actual class:	12	predict class:	12
testing data no:	65	actual class:	13	predict class:	13
testing data no:	66	actual class:	13	predict class:	27
testing data no:	67	actual class:	13	predict class:	27
testing data no:	68	actual class:	13	predict class:	21
testing data no:	69	actual class:	13	predict class:	36
testing data no:	70	actual class:	14	predict class:	14
testing data no:	71	actual class:	14	predict class:	14
testing data no:	72	actual class:	14	predict class:	14
testing data no:	73	actual class:	14	predict class:	14
testing data no:	74	actual class:	14	predict class:	14
testing data no:	75	actual class:	15	predict class:	15
testing data no:	76	actual class:	15	predict class:	15
testing data no:	77	actual class:	15	predict class:	0
testing data no:	78	actual class:	15	predict class:	15
testing data no:	79	actual class:	15	predict class:	15
testing data no:	80	actual class:	16	predict class:	16
testing data no:	81	actual class:	16	predict class:	16
testing data no:	82	actual class:	16	predict class:	16
testing data no:	83	actual class:	16	predict class:	16
testing data no:	84	actual class:	16	predict class:	29
testing data no:	85	actual class:	17	predict class:	17
testing data no:	86	actual class:	17	predict class:	17
testing data no:	87	actual class:	17	predict class:	17
testing data no:	88	actual class:	17	predict class:	17

[illegible]

[illegible]

testing data no:	187	actual class:	37	predict class:	37
testing data no:	188	actual class:	37	predict class:	37
testing data no:	189	actual class:	37	predict class:	37
testing data no:	190	actual class:	38	predict class:	38
testing data no:	191	actual class:	38	predict class:	38
testing data no:	192	actual class:	38	predict class:	38
testing data no:	193	actual class:	38	predict class:	38
testing data no:	194	actual class:	38	predict class:	38
testing data no:	195	actual class:	39	predict class:	39
testing data no:	196	actual class:	39	predict class:	39
testing data no:	197	actual class:	39	predict class:	39
testing data no:	198	actual class:	39	predict class:	39
testing data no:	199	actual class:	39	predict class:	39

=====