

圖形識別作業

鴨子辨識

壹、前言

本報告原資料由 CCC e-Learning Platform 提供，任務目標為基於貝葉斯分類的方法，辨識原資料之圖片中鴨子的位置，將鴨子的像素點保留，其他非鴨子的像素點改為黑色，並輸出辨識結果。

貳、任務過程

本報告基於貝葉斯分類的方法，步驟依序為以下幾點。

一、資料描述

本報告原資料為解析度 $5946 * 13816$ 圖片一張。意為有資料 $5946 * 13816$ 筆，特徵為像素點之 BGR，特徵值範圍為 $[0, 255]$ 之整數，目標值為非鴨 (ω_0) 與鴨 (ω_1)。

二、選取訓練樣本

本報告從原資料中，對非鴨 (ω_0) 與鴨 (ω_1) 各取 $120 * 24$ 個像素點，共 5760 個樣本，並盡可能選取兩類中特徵值不同者，作為貝葉斯分類器的訓練樣本。

下圖為本報告選取的訓練樣本。



Fig. 1. 訓練樣本

三、參數取得

本報告使用極大似然估計作為參數估計方式，常態分布的參數為平均數 (μ) 以及標準差 (σ)。因此從訓練樣本的非鴨類 (ω_0) 與鴨類 (ω_1) 中，

計算個別的 BGR 平均數與標準差。結果如下。

$$\mu_{\omega 0B} = 94.91 \quad \sigma_{\omega 0B} = 45.94$$

$$\mu_{\omega 0G} = 104.56 \quad \sigma_{\omega 0G} = 35.59$$

$$\mu_{\omega 0R} = 95.76 \quad \sigma_{\omega 0R} = 39.99$$

$$\mu_{\omega 1B} = 250.68 \quad \sigma_{\omega 1B} = 7.49$$

$$\mu_{\omega 1G} = 246.62 \quad \sigma_{\omega 1G} = 9.05$$

$$\mu_{\omega 1R} = 237.36 \quad \sigma_{\omega 1R} = 10.29$$

四、模型建立

本報告的模型建立方式，為使用 BGR 三特徵常態分布亂數迭代 10,000,000,000 次產生，並依每次迭代產生的 BGR 值，在[B][G][R]位置+1，以近似常態分布，為非鴨類 ($\omega 0$) 與鴨類 ($\omega 1$) 建立機率模型，即 $P(x|\omega 0)$ 與 $P(x|\omega 1)$ 。

五、預測

將原資料以像素 BGR 依次讀入兩類機率模型 $P(x|\omega 0)$ 與 $P(x|\omega 1)$ ，判斷機率大小。

若 $P(x|\omega 0) > P(x|\omega 1)$ ，指派給非鴨類 ($\omega 0$)。

若 $P(x|\omega 0) < P(x|\omega 1)$ ，指派給鴨類 ($\omega 1$)。

其中指派給非鴨類 ($\omega 0$) 者將該像素改為黑色，指派給鴨類 ($\omega 1$) 者保留原像素，並輸出結果。

六、降噪

預測後的結果，有少量的噪點出現。本報告使用自行發想的降噪策略，增加結果的準確率。降噪策略內容與成效詳如後述。

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

原資料中的非鴨類 ($\omega 0$) 與鴨類 ($\omega 1$) 混雜，不易從中評估預測結果，因此仿照選取訓練樣本的方式，從原資料中，對非鴨 ($\omega 0$) 與鴨 ($\omega 1$) 各取 $120 * 24$ 個像素點，共 5760 個樣本，並盡可能選取兩類中特徵值不同者，作為測試樣本，以利於進行預測結果效能的評估。

下圖為本報告選取的測試樣本。



Fig. 2. 測試樣本

下圖為本報告對選取的測試樣本預測與降噪後的結果。



Fig. 3. 測試樣本預測結果

本報告使用混淆矩陣 (confusion matrix) 進行預測結果評估，結果如下。

預測類別 真實類別			
	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2755	125	2880
非鴨類 (ω_0)	1	2879	2880
合計	2756	3004	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9781

錯誤率 (Error Rate) : 0.0219

靈敏性 (Sensitivity) : 0.9566

特異性 (Specificity) : 0.9997

精確性 (Precision) : 0.9996

召回率 (Recall) : 0.9566

肆、預測結果討論

預測結果受到訓練樣本數、模型精細度、降噪策略影響。本報告在使用相同測試樣本，並假設上述因子相互獨立，分別測試各因子對正確率的影響，詳如下述。

一、訓練樣本數量

訓練樣本數量增加，可以增加預測模型的準確性，以得到更準確的預測結果，然而在許多場景中，越多的抽樣意味更高的成本。

本報告的訓練樣本數量為兩類 5760 個像素，同時實驗將訓練樣本數量降為兩類 2880 個像素，以實驗不同的訓練樣本數量對預測結果的影響。

以下為二種訓練樣本數量，模型建立迭代次數 10,000,000 次，不使用降噪，得出的預測結果。

1. 樣本數 2880 個



Fig. 4. 2880 個訓練樣本對測試樣本預測結果

<div> <div>預測類別</div> <div>真實類別</div> </div>	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2525	355	2880
非鴨類 (ω_0)	13	2867	2880
合計	2538	3222	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9361

2. 樣本數 5760 個



Fig. 5. 5760 個訓練樣本對測試樣本預測結果

<div> <div>預測類別</div> <div>真實類別</div> </div>	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2651	229	2880
非鴨類 (ω_0)	16	2864	2880
合計	2667	3093	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9575

由上述實驗觀察，訓練樣本增加可以減少錯分，提升正確率。

二、模型的精細程度

本報告的模型建立方式，為使用 BGR 三特徵常態分布亂數迭代產生，並依每次迭代產生的 BGR 值，在[B][G][R]位置+1，以近似常態分布。根據大數定律，常態分布亂數產生的次數越多所建構出來的模型越接近常態分布，因此建立模型時的迭代次數將影響模型的精細程度，而越精細的模型能做出越準確的預測，然而也會增加消耗 CPU 與 RAM 資源。

本報告的迭代次數為 10,000,000 次，同時實驗迭代 10,000 次與 10,000,000,000 次，以實驗不同的迭代次數對預測結果的影響。

以下為三種迭代次數建立的模型，訓練樣本數 5760 個，不使用降噪，得出的預測結果。

1. 迭代次數 10,000 次



Fig. 6. 迭代次數 10,000 次對測試樣本預測結果

預測類別 真實類別	預測類別		
	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	1035	1845	2880
非鴨類 (ω_0)	2	2878	2880
合計	1037	4723	5760

正確率 (Accuracy) : 0.6793

2. 迭代次數 10,000,000 次



Fig. 7. 迭代次數 10,000,000 次對測試樣本預測結果

<div> <div>預測類別</div> <div>真實類別</div> </div>	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2651	229	2880
非鴨類 (ω_0)	16	2864	2880
合計	2667	3093	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9575

3. 迭代次數 10,000,000,000 次



Fig. 8. 迭代次數 10,000,000,000 次對測試樣本預測結果

<div> <div>預測類別</div> <div>真實類別</div> </div>	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2732	148	2880
非鴨類 (ω_0)	20	2860	2880
合計	2752	3008	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9575

Accuracy: 0.970833

由上述實驗觀察，建模時增加亂數產生迭代次數可以減少錯分，提升正確率。

三、降噪策略

本報告使用自行發想的降噪策略，以得到更準確的預測結果。策略是尋找孤立點，若有一像素點其八個方位切比雪夫距離為 3 的像素點皆與其不同，則將該點與其周圍一定範圍指派為其八個方位像素點的類別。使用降噪可增加預測的準確性，然而也會增加消耗 CPU 與 RAM 資源。

●			●			●
	●	●	●	●	●	
	●	●	●	●	●	
●	●	●	●	●	●	●
	●	●	●	●	●	
	●	●	●	●	●	
●			●			●

```

If (blue != red) {
    green = red;
    blue = red;
}

```

本報告使用降噪策略，同時實驗不使用該降噪策略，以實驗該降噪策略的成效。

以下為使用降噪與不使用降噪，訓練樣本數 5760 個，模型建立迭代次數 10,000,000 次，得出的預測結果。

1. 使用降噪



Fig. 9. 使用降噪對測試樣本預測結果

<div> <div>預測類別</div> <div>真實類別</div> </div>	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2684	196	2880
非鴨類 (ω_0)	0	2880	2880
合計	2684	3076	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9660

2. 不使用降噪



Fig. 10. 不使用降噪對測試樣本預測結果

預測類別 真實類別	預測類別		
	鴨類 (ω_1)	非鴨類 (ω_0)	合計
鴨類 (ω_1)	2651	229	2880
非鴨類 (ω_0)	16	2864	2880
合計	2667	3093	5760

正確率 (Accuracy) : 0.9575

由上述實驗觀察，降噪可以去除兩類中不連續小面積的錯分，提升正確率。

四、預測結果討論小結

由本節上述可歸納以下結果：

1. 訓練樣本增加，可提升正確率。
2. 機率模型的精細程度提高，可提升正確率。
3. 使用降噪，可提升正確率。

伍、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、貝葉斯分類器

在完成作業的過程中，加深理解貝葉斯分類器，從樣本選取、特徵選取、參數取得、模型建立、模型評估等一系列過程，以至於其背後的數學原理以及精神。

二、程式能力

實作過程中最花費心力的部分是將數學理論應用到編程上，經過數日的摸索及失敗後，才成功在代碼上實現功能，從中學習/強化以下幾點編程能力。

1. 模型建立的方法

整個任務中最具挑戰性的就是要將數學上的機率函數模型在代碼中實現，經數日苦思，直到想起科學繪圖中曾經使用直方圖以近似的方式繪製常態分布函數圖，才想到或許這就是計算機中建模的方式，這才以常態分布產生器迭代 N 次的方式建立模型完成作業中的關鍵部分。

2. 記憶體管理

與程式設計課程中學習的案例截然不同，這個作業中要使用 2^{24} 的超大陣列建立模型，遇到記憶體管理的問題，首次體認 `new` 在堆區開闢空間存放資料的意義，也回憶起有人曾跟我說編程水準全看記憶體管理這句話。

3. 指標的運用

這次作業使用三維陣列表示 BGR 三特徵，加上需要很長的陣列表示其範圍，基於記憶體管理及訪問速度的需要，我回頭去翻閱之前在 C++ 程式設計及資料結構中所學的指標陣列，這有效的幫助我解決問題。

4. OpenCV

這次的作業讓我了解 OpenCV 在影像處理領域扮演的角色，也因此對他做

了初步的學習。

陸、結論

基於預測結果討論中的各項小結，為求取最佳的辨識準確率，我使用 5760 個訓練樣本、模型建立迭代次數 10,000,000,000 次、使用自行發想的降噪策略，輸出最終的識別影像。詳如附件。

柒、附件

最終識別影像如下。

