

基於紋理分析的狗鼻孔影像切割

Texture Based Dog Nostril Image Segmentation

詹永寬指導老師、范姜鈞、魏子軒、羅紹華、周柏均

國立中興大學資訊管理學系

1. 摘要

現今社會中飼養寵物的人越來越多，寵物中狗的比例又是最高的，根據行政院農委會統計，台灣在 2017 年就約有 180 萬隻飼養犬。隨著飼養寵物的風氣盛行，表示飼主的責任日益重要，儘管目前有著嚴謹的法律規定和罰金之規範，民眾棄養寵物的情況依然存在，而此問題也反映在流浪狗的議題上，它是造成流浪狗氾濫的主要原因之一，其餘則包括家犬走失、流浪狗的自然繁殖以及非法繁殖場的大量丟棄。當流浪狗的數量不斷增加時，會產生像是疾病傳染、公共衛生、咬人、交通意外等社會問題。了解流浪狗所衍生出的社會問題，除了相關的法律規範之外，若要能有效地管理犬隻，就必須識別犬隻的身份。

目前辨識犬隻的方式主要有兩種：寵物晶片以及寵物項圈，其各自皆有明顯的優缺點，像是前者的優點有：晶片的不易竊取性和提高對犬隻的追蹤性，而缺點則包含掃描的靈敏度、讀取器的相容性以及晶片對犬隻的健康疑慮；至於後者的優點有：免於犬隻承受植入晶片的疼痛，但卻有容易弄丟和被竊取的缺點存在。如果我們細心觀察犬隻的鼻子，會發現上面有許多紋路，而這些紋路與人類的指紋一樣，具有唯一識別性，因此只要能識別出狗鼻紋，並建立一套狗鼻紋辨識系統，藉此解決上述方式所遇到的困難。

狗鼻紋辨識系統主要分成兩大部分：狗鼻孔影像切割與狗鼻紋影像辨識，而本論文是針對狗鼻孔影像切割進行研究。本研究目的為從狗鼻子影像中切割出狗鼻孔，以便未來進行犬隻辨識用。實驗影像是從台中數個公立收容所中，以高解析度相機拍攝狗鼻子取得，結果顯示本研究鼻孔平均切割準確率達到 80.61%。

關鍵字：狗鼻孔影像切割、犬隻辨識、灰階共生矩陣、特徵影像、連通分量標記。

Abstract

In today's society, having pets is becoming a norm. The proportion of dogs as pet is the highest. According to statistics of Council of Agriculture, Executive Yuan, Taiwan has about 1.8 million dogs in 2018. With the proportion of keeping dogs rise, the responsibility of the owners is more important. Although there are rigorous legal rules and fines at present, the situation of pet abandonment still exists. However, it is reflected in the problem of stray dogs, because it is one of the main reasons of the spread of stray dogs. The remaining reasons include the loss of the pet dogs and the natural propagation of stray dogs. When stray dogs increase continuously, it will lead to many social problems such as diseases, public health, bites, traffic accidents and so on. To solve the above-mentioned problems, the method of effective management for the dogs is identifying them. Currently, the main way to identify dogs is pet microchip and pet collar, but each of them has its own disadvantages. The shortcomings of the former include the sensitivity of the scan, reader's compatibility and dog's health, while the latter is easy to lose or be stolen.

If we observe the dog's nose carefully, you will notice there are various patterns, these patterns are similar to human's fingerprints, which means each of them are unique. We want to develop a system which combines the unique dog nose prints and image processing to overcome shortcomings. This system can be divided

into two major steps: dog nostril image segmentation and dog nose prints recognition, and this thesis is for dog nostril image segmentation research.

The purpose of this study is to segment the dog's nostril from the dog's nose image for future identification of the dog. The results showed that the average segmentation rate of nostrils in this study was 80.61%.

Keywords: Dog Nostril Image Segmentation; Dog identification; Gray-level Co-occurrence Matrix; Feature image; Component Labeling

2. 研究動機與目的

相較於傳統的項圈，近年來有利用 QR Code 技術的項圈，QR Code 中紀錄了犬隻的資料與飼養者的聯絡方式，但項圈容易竊取或丟棄。隨著穿戴式裝置的興起，也有許多智慧項圈等產品，透過智慧項圈我們可以取得犬隻的活動狀況、位置、體溫等資訊，不過這依然沒辦法解決使用項圈容易遺失的缺點。

現在對於飼養犬的辨識主要是植入電子晶片，電子晶片是採用無線射頻辨識 Radio Frequency Identification (RFID)的技術，早期因為電子晶片技術不成熟、每家電子晶片廠商做的電子晶片可能與讀取器不相容。植入電子晶片時可能會刺激皮下組織增生而形成腫瘤，犬隻的活動量大，晶片施打與掃描到晶片的位置時常是不一樣的。雖然現在晶片經過改良大小猶如米粒，已經大幅減少形成腫瘤的風險，但掃描電子晶片資料會有錯誤這點依然無法解決，導致有些流浪狗就算有植入電子晶片也找不到原飼主。為了解決以上所述的流浪狗問題，我們必須找一個全新識別犬隻的方式來做管理。



(c)電子晶片

圖 2-1 新式識別犬隻產品

如果我們細心觀察犬隻的鼻子，會發現鼻子上面有許多紋路，而這些鼻紋跟人類的指紋很類似，皆具有唯一識別性，世上沒有人的指紋是相同的，世上也沒有犬隻的鼻紋是相同的，藉由此特性，我們就可以透過識別狗鼻紋對犬隻做管理。只要能精準的辨識犬隻，如遇到走失的犬隻，也可以很快地聯絡飼主，就算遇到惡意棄養的流浪狗，也可以找到原飼主做法律上的懲處。如此一來，就可以改善傳統項圈容易遺失、電子晶片容易讀取錯誤等缺點。

我們希望用非接觸式的方式來取得狗鼻紋，所以我們處理的影像是使用數位相機所拍攝包含清晰狗鼻紋的狗鼻子的照片。狗鼻紋辨識系統主要分成兩大步驟：狗鼻子影像切割與狗鼻紋影像辨識。先透過影像處理的技術將具有識別性的狗鼻紋區域擷取出來，再針對擷取出的鼻紋影像做辨識，研究顯示僅需要擷取出兩鼻孔之間的區域即有足以識別的鼻紋。

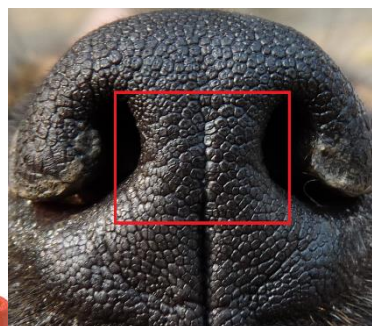


圖 2-2 狗鼻紋辨識區域



(a) QR Code項圈



(b)智慧項圈

鼻紋識別方法為資料庫影像與拍攝影像進行

比對，拍攝影像可能會有旋轉、位移、解析度不同等狀況，所以鼻紋識別需要不受上述問題所影響的方法。圖 2-3 為兩張不同角度拍攝的同一隻狗鼻影像，紅點表示圖 2-3(a) 的兩鼻孔中心點，藍點表示圖 2-3(b) 的兩鼻孔中心點，將兩張影像的中心點放在同一張圖上就可以依兩中心點計算出兩張影像的旋轉、位移比例，即可解決上述問題。

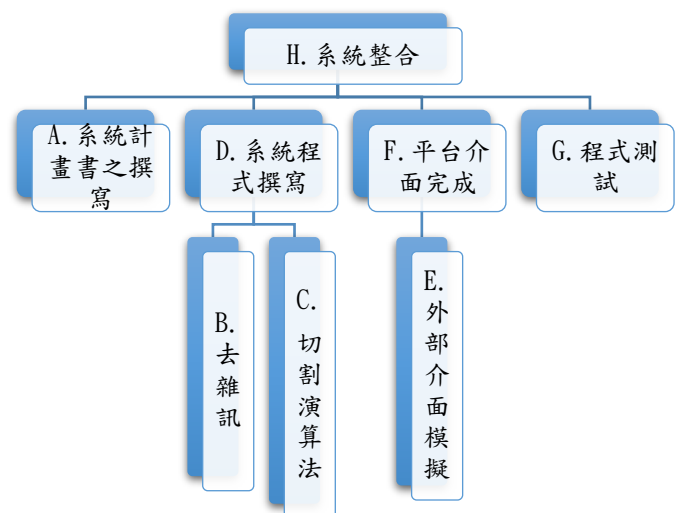


圖 2-3 兩鼻孔中心點做參考點說明
(a)編號 42 鼻孔中心點 (b)編號 43 鼻孔中心點

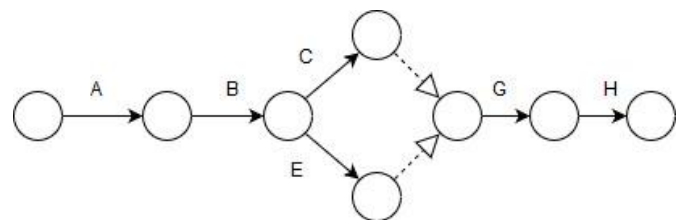
要找出兩鼻孔中心點，就必須先精確的找出犬隻的兩個鼻孔。所以基於紋理分析的狗鼻孔影像切割(Texture Based Dog Nostril Image Segmentation, TDNIS)的目的為從狗鼻子影像中切割出狗鼻孔，並精確地找出兩鼻孔的中心點當作參考點。

3. 設計與分析

3.1 工作分解結構(WBS)



3.2 Network Diagram



3.3 Work Item List

(A) 系統計畫書之撰寫:與指導老師討論題目，以及日後系統構想、可能會用到的技術利用及相關的影像處理文獻探討。包含研究動機與研究問題、研究方法與步驟、預期結果

(B)去雜訊:影像無論次在拍攝、掃描、儲存、或傳送檔案中、常可能受到外界的干擾或污染因素，而造成影像上出現雜訊，引此使用高斯模糊、openenig、closing、label 等方法處理。

(C)切割演算法:根據所達到的目的而思考如何處理影像和顧及每一像素。

(D)系統程式撰寫:整合去雜訊和切割演算法，即完成切割方法。

(E)外部介面模擬:構想使用者介面該有的按鍵與功能。

(F)平台介面完成:使用 Matlab GUI 為此系統設計簡單易上手的操作介面。

(G)程式測試:整體程式的運作測試，debug。

(H)系統整合:程式的統整，使切割方法與使用者介面接軌。

3.4 可行性分析

3.4.1 技術可行性

a.軟體熟悉度:此系統僅需對撰寫程式語言熟悉，故軟體熟悉度不高

b.技術熟悉度:沒有牽扯到硬體和網路的部分，技術熟悉度低

3.4.2 經濟可行性

a 開發成本:低

此系統的開發成本不高，僅須可以撰寫程式之電腦即可開發。

b.操作成本:低

無特殊需求。

3.4.3 組織可行性

使用者接受程度:由於主要是給對狗鼻紋辨識研究人員使用，故接受程度應不至於太低。

4. 研究方法與進行步驟



4.1 擷取鼻孔區塊

切割前處理會將原始影像用手動以及研究統計的數據，大致擷取出僅含有狗鼻孔的區域影像。先將原始影像用手動的方式擷取出只有狗鼻子的

部分，而擷取出的影像大小與狗鼻子區域大小相同，如圖 4-1 所示，如此一來除了可以大幅縮短運算時間之外，犬隻的鼻子大小、鼻子與鼻孔的比例等等也可以做為日後辨識用的特徵。

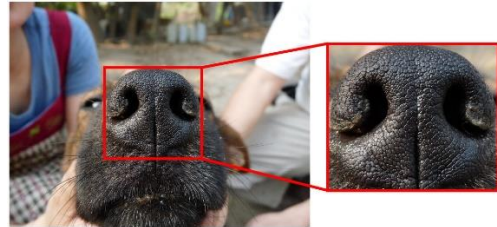


圖 4-1 手動擷取狗鼻子區域示意圖

為了提高精準度與再縮短運算時間，我們統計了犬隻的鼻孔與鼻子高度比例，將僅含有狗鼻子的影像再擷取出僅含有鼻孔的影像，如圖 4-2 所示。

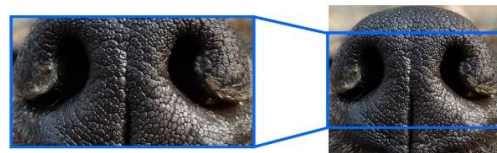


圖 4-2 統計擷取狗鼻子區域示意圖

統計分法是利用人工繪製的 Ground Truth 去計算犬隻的鼻子與鼻孔比例，其作法如下，示意圖如圖 4-3 所示。

Step 1：計算鼻孔的上界 H_{up} 與下界 H_{down}

Step 2：計算各鼻孔的高度

$$H' = H_{down} - H_{up}$$

Step 3：計算各鼻子與鼻孔的比例

$$r_H = \frac{H'}{H}$$

Step 4：找出 database 中，最大的鼻子與鼻孔比

$$r_{max} = \max(r_H)$$

Step 5：統計出各影像需要擷取的高度 $H_{new} = r_{max} \times H \times FR$ ，其中 FR 為擷取容錯率，本研究 FR 為 1.3。

Step 6：從狗鼻子影像中心點開始，取 $H_{new} \times H$ 的區域做後續處理。

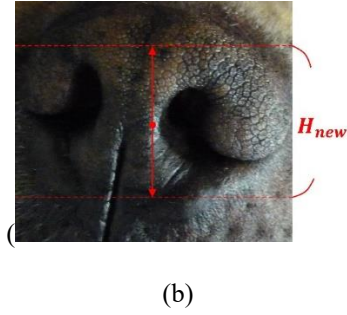
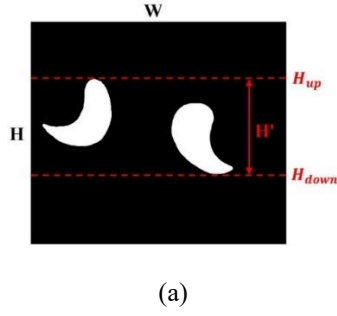


圖 4-3 擷取狗鼻子影像示意圖

(a) 鼻子與鼻孔比例 (b)統計擷取狗鼻子區域

4.2 彩色轉灰階

因為狗鼻子並沒有特定的顏色，雖然大多數狗鼻子都是黑色的，但也有棕色或肉色，甚至有些是兩種以上顏色混合的。因此我們將切割前處理完的彩色影像先透過公式轉成灰階影像做後續處理。

$$I_G(x, y) = R(x, y) * 0.299 + G(x, y) * 0.587 + B(x, y) * 0.114$$

$I_G(x, y)$ 是灰階影像座標為 (x, y) 之像素灰階值， $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$ 、 $B(x, y)$ 代表著原始影像中的三個頻帶座標為 (x, y) 的灰階值

4.3 高斯模糊

高斯模糊是一種模糊濾波器，常用於去雜訊，其採用常態分佈的遮罩 mask 對影像中每個 pixel 做捲積， x 和 y 表示當前 pixel 到對應點的距離， σ 為常態分佈的標準偏差， μ 表示整張影像的平均值， M 、 N 表示影像大小， i 、 j 表示影像座標， X_{ij} 表示座標點的灰階值。而公式定義如下：

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - \mu)^2}$$

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum X_{ij}$$

4.4 等面積對比、正規化

降低了鼻孔內的雜訊之後，TDNIS 採用等面積對比得到 I_a 、影像正規化得到 I_d 兩種方法來加強鼻子與鼻孔的對比度。等面積對比做法為將影像每個灰階值的 pixel 個數平均分配，如圖 3-8 與 3-9 所示，其做法如下，其中 i 表示 0~255 的灰階值：

Step 1：統計 I_g 每個灰階值的個數 $\text{num}(i)$

Step 2：紀錄 I_g 每個灰階值的座標 $\text{axis}(i, \text{num}(i))$

Step 3：計算欲分配的灰階值個數 $\text{avg} = (\text{sum}(\text{num})) / 256$

Step 4：依據 axis 位置和 $\text{num}(i)$ 個數，將灰階值重新分配，讓每個灰階值個數都只有 avg 個

第二種增強鼻子與鼻孔對比度方法則是利用 Gamma Equalization 對影像做正規化，如公式(3-3)所示，其中 $\text{MAX}(I_g)$ 與 $\text{MIN}(I_g)$ 為 I_g 之最大及最小值，當 $\gamma=1$ 時等同於將影像正規化 0~255 之間。

$$I_d(x, y) = \left(\frac{I_g(x, y) - \text{MIN}_{I_g}}{\text{MAX}_{I_g} - \text{MIN}_{I_g}} \right)^\gamma \times 255$$

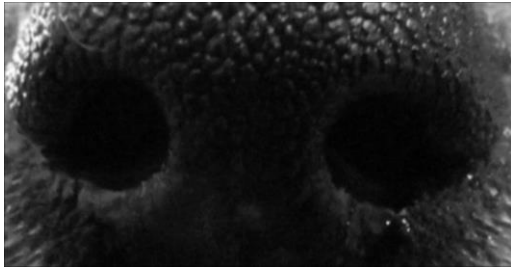
現在有 I_a 與 I_d 這兩張調整好對比度的影像， I_a 可以加強鼻子與鼻孔的對比度，讓邊界更清楚，但因為把每個灰階值的 pixel 個數都調整成相同個數，所以原本數量較少的雜訊也被提升，所以會強化鼻孔內的雜訊。 I_d 的對比度增強沒 I_a 好，但卻能有效降低鼻孔內部雜訊，如圖 4-4 所示。



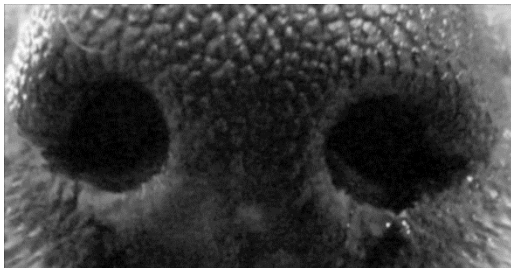
(a)



(b)



(c)



(d)

圖 4-4 等面積對比與等距離對比比較圖

(a)經過高斯模糊處理的影像 I_g

(b)等面積對比結果影像 I_a

(c)等距離對比結果影像 I_d

(d)合併結果影像 I_{me}

I_a 與 I_d 個有其優缺點，所以我們將兩張影像用幾何平均的方式融合成一張既能加強對比度又能降低鼻孔內雜訊的影像 I_{me} ，公式如下：

$$I_{me} = \sqrt{I_a \times I_d}$$

4.5 Gray-level Co-occurrence Matrix(GLCM)

灰階共生矩陣(GLCM)為 1973 年 Haralick et al. 所提出利用紋理特徵處理影像的方法，其不僅反映影像灰階值的分布特性，也可反映 pixel 之間有相同或接近灰階值位置的分佈特性，製作共生矩陣時需要統計影像中每個 pixel 與其鄰近 pixel 的灰階值關係，而統計時需決定兩 pixel 之間的角度 θ 與距離 d ，而角度 θ 有 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四種，如圖 2-1 所示。所以 GLCM 其含意即為兩 pixel 之間的關係，而使用者可以依據不同的紋理特徵進行選擇。

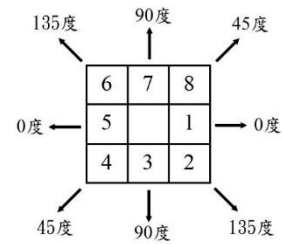


圖 4-5 共生矩陣角度示意圖

設有一影像 Img ，其兩 pixel 座標為 (x_1, y_1) 與 (x_2, y_2) ，其灰階值分別為 i 與 j ， $\#(\blacksquare)$ 表示集合中的元素個數，在不同角度 θ 與距離 d 之下，共生矩陣公式如下：

$$P(d, 0^\circ) = \#\{x_1 - x_2 = 0, |y_1 - y_2| = d,$$

$$Img(x_1, y_1) = i, Img(x_2, y_2) = j\}$$

$$P(d, 45^\circ) = \#\{(x_1 - x_2 = d, y_1 - y_2 = -d)$$

$$or (x_1 - x_2 = -d, y_1 - y_2 = d),$$

$$Img(x_1, y_1) = i, Img(x_2, y_2) = j\}$$

$$P(d, 90^\circ) = \#\{|x_1 - x_2| = d, y_1 - y_2 = 0,$$

$$Img(x_1, y_1) = i, Img(x_2, y_2) = j\}$$

$$P(d, 135^\circ) = \# \{ (x_1 - x_2 = d, y_1 - y_2 = d) \}$$

$$\text{or } (x_1 - x_2 = d, y_1 - y_2 = -d),$$

$$\text{Img}(x_1, y_1) = i, \text{Img}(x_2, y_2) = j\}$$

圖 4-6 為灰階共生矩陣範例，設 Img 灰階值範圍為 $[0, L]$ ，所以有 $L_g = (L - 0) + 1$ 種灰階值，則共生矩陣大小即為 $L_g \times L_g$ ，範例中 $L=3$ ，計算完共生矩陣之後將其除以共生矩陣中所有元素值的總和，得到 $p_{d,\theta}$ 的機率共生矩陣。

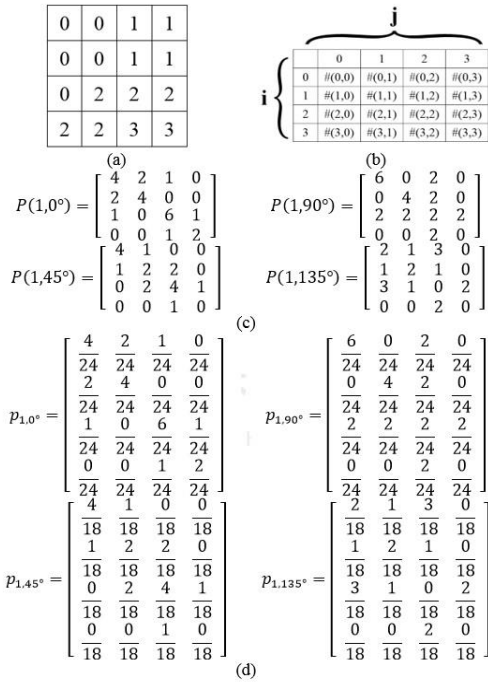


圖 4-6 灰階共生矩陣範例

(a) 範例影像

(b) 共生矩陣示意圖

(c) 四種距離在 $d=1$ 的共生矩陣

(d) 四種距離在 $d=1$ 的機率共生矩陣

析特徵，以下列出 5 個較常用的特徵計算公式，其中 i, j 代表 $p_{d,\theta}$ 中的座標位置：

(1) 能量 Energy 又稱二階距 Angular second moment(ASM)：

$$ASM = \sum_i \sum_j \{ p_{d,\theta}(i, j)^2 \}$$

(2) 對比度 Contrast：

$$Contrast = \sum_{n=0}^{L_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{L_g} \sum_{j=1}^{L_g} p_{d,\theta}(i, j) \right\}, |i - j| = n$$

(3) 自相關 Correlation：

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j (i \times j) p_{d,\theta}(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

其中 $\mu_x = \sum_i \sum_j i p_{d,\theta}(i, j)$ ， $\mu_y =$

$\sum_i \sum_j j p_{d,\theta}(i, j)$ ，

$\sigma_x = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 p_{d,\theta}(i, j)$ ， $\sigma_y =$

$\sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 p_{d,\theta}(i, j)$

(4) 同質性 Homogeneity 又稱逆差矩 Inverse Different Moment：

Homogeneity

$$= \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_{d,\theta}(i, j)$$

(5) 熵 Entropy：

$$Entropy = - \sum_i \sum_j p_{d,\theta}(i, j) \log(p_{d,\theta}(i, j))$$

取得機率共生矩陣 $p_{d,\theta}$ 之後就可以依不同需求選擇不同特徵值，Haralick et al. 提出了 14 種紋理分

4.6 OTSU

Otsu 演算法又稱大津演算法，是 1979 年 Nobuyuki Otsu 所提出自動找門檻值的方法，常用於影像二值化。其主要是將影像依據灰階值進行分群，計算出最佳門檻值使得群與群之間有群內最小變異數與群間最大變異數的特性。

設有一張灰階影像 Img ，其有 L 個灰階值，範圍為 $[0, L-1]$ ，而灰階值為 i 的 pixel 個數為 n_i ，所以影像中共有 $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$ 個 pixel。首先要先計算 Img 的直方圖，之後用下列公式將其正規化成灰階值的機率分布圖。

$$p_i = \frac{n_i}{N}, \quad p_i \geq 0, \quad \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1$$

假定有一門檻值 t 將影像分成 C_1 與 C_2 兩群，可表示成以下式子：

$$P_{c1}(t) = \sum_{i=0}^t p_i$$

$$P_{c2}(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i$$

為了之後要計算變異量，所以要先分別算出 C_1 與 C_2 的平均值，其公式如下：

$$\mu_{c1}(t) = \sum_{i=0}^t \frac{i \times p_i}{P_{c1}(t)}$$

$$\mu_{c2}(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{i \times p_i}{P_{c2}(t)}$$

由上述的公式可推出灰階值到 t 之前的平均強度及整張影像的平均強度為：

$$\mu(t) = \sum_{i=0}^t i \times p_i$$

$$\mu_{all} = \sum_{i=0}^{L-1} i \times p_i$$

最後就可以計算出 C_1 與 C_2 之間的群間變異量，其公式如下：

$$\sigma(t) = \frac{[\mu_{all} \times P_{c1}(t) - \mu(t)]^2}{P_{c1}(t) \times [1 - P_{c1}(t)]}$$

利用迴圈從 $t = 0$ 開始找到 $t = 255$ ，一直重複以上步驟，最後找出擁有最大群外變異量的 t 值做為最後的分群門檻值 T ，其定義如下：

$$T = \text{Arg}(\max_{0 \leq t \leq L-1} (\sigma(t)))$$

4.7 Opening 和 Closing

斷開與閉合是由膨脹與侵蝕所組合而成的，設有一張影像 A 與一個結構元素 B ，如圖 4-7(a)(b)所示，當 A 被 B 斷開時，則表示為 $A \circ B$ 。斷開是先對結構元素 B 做侵蝕之後在做膨脹運算，因為先做侵蝕運算，所以會將原本較細微的線條或是小於結構元素 B 的雜訊去掉，之後再經由膨脹使輪廓更平滑，斷開運算結果如圖 4-7(c)所示，而公式為：

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

與斷開相反閉合是先對結構元素 B 做膨脹後再做侵蝕運算，當 A 被 B 閉合時，則表示為 $A \cdot B$ 。因為先做膨脹，所以會將原本較細微的線條連起來以及填補輪廓上的缺口或斑點，閉合運算結果如圖 4-7(d)所示，而公式為：

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$$

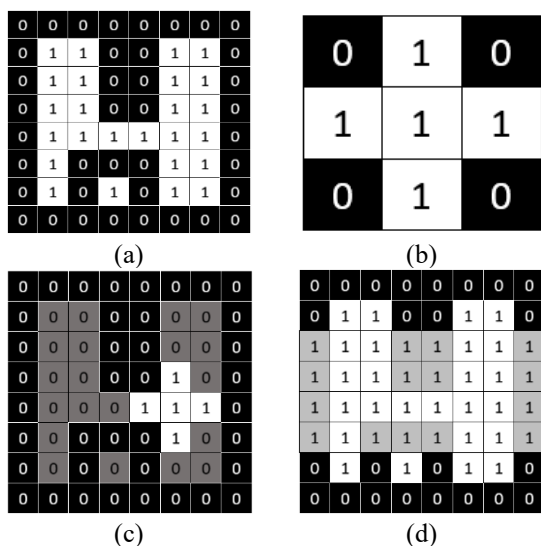


圖 4-7 斷開與閉合示範圖

(a) 二值影像A (b)結構元素B (c)斷開結果 (d)閉合結果

4.8 Connected-component Labeling

連通分量標記演算法主要是在二值影像上進行分區塊的動作，每一個區塊都會給不同的標籤，而相鄰的區域將會被標示成相同的標籤，如有 pixel 數量太少的標籤，極有可能是雜訊，所以常用於二值影像連通區域的檢測與去噪。

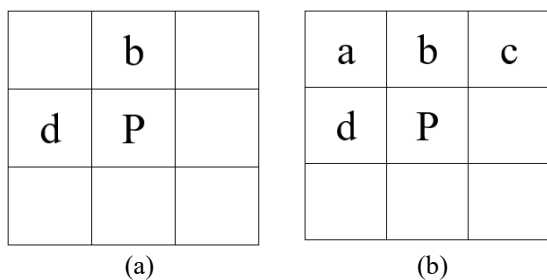


圖 4-8 連通分量標記掃描遮罩

(a)四連通遮罩 (b)八連通遮罩

一般常用的連通類型有四連通與八連通兩種，設有一像素點 P，其掃描 mask 如圖 4-8 所示。進行掃描的方式有很多種，像是遞歸法、循序法、邊界判斷法、疊代法等，下面將介紹最常用的循序掃描法。以最常見的八連通循序掃描法來說會有兩次掃描，第一次會先由左上至右下掃描並標記 label，第二次則會依據相同 label 編號表格做合併，如圖 4-9 所示，而八連通的掃描方法如下：

```

if ( P=1 )
    if ( a=b=c=d=0 )      P = new label
    if ( a,b,c,d 僅有一個 1 )  P label = a,b,c,d 中值
    為 1 的 label
    if ( a,b,c,d 中有多個 1 )
        P label=值為 1 且 label 數最小的
        label;
        其餘值為 1 的 label = P label;
    end
end
end

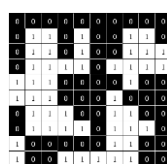
```

4 連通標記方法則如下：

```

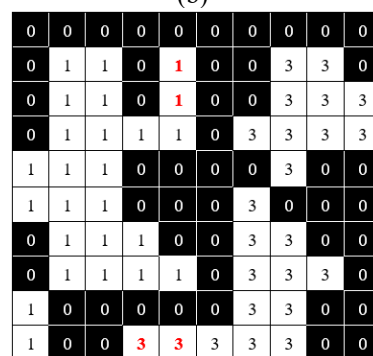
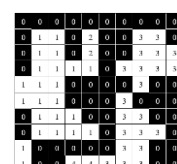
if ( P=1 )
    if ( b=d=0 )      P = new label
    if ( b=1 & d=0 )  P label = b label
    if ( b=0 & d=1 )  P label = d label
    if ( b=1 & d=1 ) & ( b label = d label )
        b label = d label;
        p label = d label;
    end
    if ( b=1 & d=1 ) & ( b label != d label )
        p label = b label;
        d label = b label;
    end
end
end

```

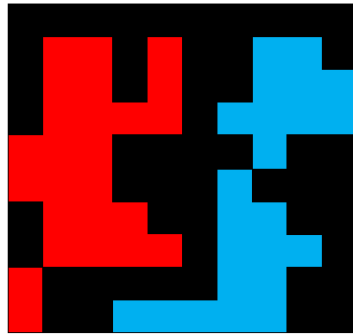


Label 編號	相同 編號
1	1,2
2	1,2
3	3,4
4	3,4

(c)



(d)



(e)

圖 4-9 八連通 Label 範例

(a)原始範例影像 (b)第一次掃描結果 (c)label合併表 (d)合併結果 (e)Label結果

4.9 鼻孔切割準確率評估

由於本實驗在 4.1 切割前處理時已將原始影像先做了第一步的裁切，然而 GroundTruth 影像 I_{gt} 是用原始影像製作的，所以本實驗的切割結果影像跟 I_{gt} 大小並不相同，如圖 4-10 所示，在計算切割準確率之前要先將切割結果依據 4.1 切割前處理時裁切的位置生成一張與 I_{gt} 相同大小的結果影像 I_{pro} 。



(a)

(b)

圖 4-10 計算準確率的影像大小不同

(a) I_{gt} 影像 1126×925 (b)切割結果影像 1126×574

本實驗切割正確率採用 Accuracy 做為評估依據，其公式如下：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

其中 TP 意指 I_{gt} 、 I_{pro} 皆判定為前景處，TN 意指 I_{gt} 、 I_{pro} 皆判定為背景處，FP 意指 I_{gt} 判定為背景但 I_{pro} 卻判定為前景處，FN 意指 I_{gt} 判定為前景但 I_{pro} 卻判定為背景處，可以將公式簡化成下列公式。

$$Accuracy (\%) = \frac{I_{gt} \cap I_{pro}}{I_{gt} \cup I_{pro}} \times 100\%$$

5. 切割結果

步驟	處理	結果影像
0.	手動切完圖	
1	初步前處理	
2	彩色轉灰階	
3	高斯模糊	
4	等面積對比	
4	等距離對比	
5	幾何平均合併	
6	灰階共生矩陣	
7	二值化	
8	Opening	
9	Label去雜訊	
10	Label取出鼻孔	
11.	Closing	

6. 結論與未來展望

本研究目的是希望能做出一套供動物收容所辨識犬隻的系統，可有效將狗鼻孔從狗鼻子影像中切割出來的方法。先透過統計狗鼻子與鼻孔的高度比例將影像大幅度縮小之後再透過 Gamma Equalization、等面積對比、等方式加強影像對比度，再利用 Gray-level Co-occurrence Matrix 的 Correlation 特徵將影像轉換成特徵值影像，將特徵影像二值化後用 Component Labeling 方式去除雜訊與切割結果邊緣修飾。

研究結果顯示本實驗的鼻孔平均切割準確率達 80.61%，實驗影像中有部分狗鼻孔中有鼻毛、顯著的光點、鼻涕等現象會導致切割不完全，如在拍攝狗鼻子影像之前能先對犬隻鼻子進行簡單的清理，本實驗的切割準確率就能更好。

本研究的最終目的為找出兩個狗鼻孔之間的鼻紋影像以便未來進行狗鼻紋辨識，而本實驗僅針對狗鼻子影像進行鼻孔切割，如果未來與鼻紋辨識的部分結合，將對於流浪狗管理有極大的幫助。

7. 參考文獻

[1] Abdel-Khalek, S. Anis Ben Ishak, Osama A. Omer, A.-S.F. Obada. (2017). A two-dimensional image segmentation method based on genetic algorithm and entropy. 131, 414-422.

[2] Alaa ELEYAN, Hasan DEMIREL (2010). Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 19(1), 97-107.

[3] Ann Arbor, MI. (2010). Encyclopedia of Animal Behavior. USA, MA: Academic Press.

[4] Biswajit Pathak, Ankita Bhuyan, Debajyoti Barooah. (2014). Gray-Level Co-occurrence Matrix Implementation based on Edge Detection Information for Surface Texture

Analysis. International Conference on Recent Trends in Signal Processing, Image Processing and VLSI. Bangalore, Karnataka, India, 348-352.

[5] Cătălin Mircea Dumitrescu, Ioan Dumitrache. (2016). Human Skin Detection Using Neural Networks and Block Processing Techniques. U.P.B. Sci. Bull., Series C, 78(1), 87-102.

[6] Chaudhuri, S. Chatterjee, S. Katz, M.N. Nelson, M. Goldbaum. (1989). Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 8(3), 263-269. DOI: 10.1109/42.34715.

[7] Chien-Ying Yanng. (2014). Dog Nose Region Image Segmentation. (Master's thesis). National Chung Hsing University, Taichung.

[8] Coldea, N. (2011). Nose prints as a method of identification in dogs. Veterinary Quarterly, 16(1), 60-60, DOI: 10.1080/01652176.1994.9694497.

[9] Haralick, R. M., Sternberg, S. R., Zhuang, X. (1987). Image analysis using mathematical morphology. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 9(4), 532-550.

[10] Hui-Fuang Ng. (2006). Automatic thresholding for defect detection. Pattern recognition letters, 27(14), 1644-1649.

[11] Ivan Cruz-Aceves, Fernando Cervantes-Sanchez, Arturo Hernandez-Aguirre, Ricardo Perez-Rodriguez, Alberto Ochoa-Zezzatti. (2016). A novel Gaussian matched filter based on entropy minimization for automatic segmentation of coronary angiograms. 53(C), 263-275.

[12] Jane Mcgrath. (2008). How the Pet Microchip Works. From <http://science.howstuffworks.com/innovation/>

- everyday-innovations/pet-microchip1.htm
- [13] John H. Holland. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. USA, MA: a bradford book.
- [14] Lifeng,H. Chao,Y. Suzuki,K. (2008). A Run-Based Two-Scan Labeling Algorithm. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(5), 749-756.
- [15] Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Society* 9(1), 62 - 66. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076
- [16] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. (2007). *Digital Image Processing*. London, United Kingdom, Pearson.
- [17] Robert M. Haralick. K.Shanmugam. Its'Hak Dinstein. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Society* 3(6), 610 - 621. DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- [18] Rosenfeld, A. (1970). Connectivity in digital pictures. *Journal of the ACM* , 17(1), 146-160.
- [19] Sadahiro Iwabuchi, Yasuhiro Kakazu, Jin-Young Koh, CharlesH,N. (2014). Evaluation of the effectiveness of Gaussian filtering in distinguishing punctate synaptic signals from background noise during image analysis. *Journal of Neuroscience Methods*. 233, 92-113.
- [20] Serra, Jean, and Pierre Soille, eds. (2012).*Mathematical morphology and its applications to image processing*, 2, Springer Science & Business Media.
- [21] Veterinary Practice News Editors. (2016). *Voyce Collar Monitor Is No More*. from <http://www.veterinarypracticenews.com/voyce-collar-monitor-is-no-more/>
- [22] Wen-Lin Kuo, Yu-Ying He, Chih-Kai Chang (2012). Development of a Simulation Learning Environment for Inquiry-based Learning: An Example of Stray Dogs Problem in Taiwan. 2012 Fourth IEEE International Conference On Digital Game And Intelligent Toy Enhanced Learning. Takamatsu, Japan, 182-186.
- [23] Wikipedia Foundation, Inc., Trap-neuter-return,May.2017,<https://en.wikipedia.org/wiki/Trap-neuter-return>
- [24] World Health Organization (2016). Rabies. From <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs099/en/>
- [25] Yun-Kai Huang. (2016). Dog Nostril Image Segmentation. (Master's thesis). National Chung Hsing University, Taichung.
- [26] QME 寵物協尋(2017)。Qme 吊牌。檢自：<http://qmemore.com/shopping.php>
- [27] Silentghost(2015)。阿喵阿汪的「身份證」：傳說中的寵物晶片，原來長這樣！取自：<https://read01.com/zLKKJ.html>
- [28] 落格張貼之影音 Seungho Oh。 (2016, July 27)。 idog [Video file]. <https://www.youtube.com/watch?v=nkPHKTHQnfU>
- [29] 動物保護資訊網(2015)。各縣市犬貓統計。取自：http://animal.coa.gov.tw/html/index_06.html