

應用於影像拼接辨識之改良式鈍化遮罩偵測系統與使用者介面實現

*林俊霖、蘇崇彥、陳乃魁

國立臺灣師範大學電機工程學系

*60475003h@ntnu.edu.tw

摘要

近幾年來，由於行動裝置的快速發展與普及，數位攝影變得越來越方便，再加上數位影像處理相關技術越趨成熟，使得數位影像編輯軟體使用上也越來越容易。由於數位影像的資訊容易被修改，衍生數位影像鑑識的議題，因此該如何確認其影像內容的真實性變得越來越重要。本研究的目的在於快速偵測經過鈍化遮罩處理後的影像，也就是將銳化後的影像偵測出來，以垂直邊緣二進位編碼演算法為基礎加以改良，利用格雷碼對稱的特性，降低特徵的運算量，加快執行時間；再加上使用 Otsu 門檻化結合 Canny 邊緣偵測，可以保留對比明顯的邊緣，增加辨識的成功率。由實驗結果顯示，本研究之改良式鈍化遮罩偵測系統，對於一般拍攝環境下，經過鈍化遮罩處理過的影像具有快速且不錯的檢測效果。

關鍵詞：影像拼接辨識、鈍化遮罩偵測、Otsu 門檻化、格雷碼

Modified Unsharp Masking Detection System for Image Tampering Recognition

*Chun-Lin Lin, Chung-Yen Su, Nai-Kuei Chen

Department of Electrical Engineering, National Taiwan Normal University

Abstract

Nowadays, with the advance of wireless technology, people generally have many mobile devices such as smart phones or tablet PCs. Therefore, photographing becomes very common in our daily lives. Owing to the fact that the software of digital image processing is becoming easier and easier to use, the issue of digital image authentication becomes more and more urgent. In this study, we focus on Unsharp Masking (USM) detection. The proposed detecting system is based on Edge Perpendicular Binary Coding (EPBC). We use Otsu thresholding to enhance the performance of Canny edge detection, so that the accuracy of USM detection can be increased. Moreover, the symmetric property of Gray encoding is used to reduce the number of feature points. This improves the execution time of the detecting system. Experimental results show that our proposed method has faster execution and better accuracy of USM detection for the normal shooting environment.

Keywords: Image Tampering Recognition, Unsharp Masking Detection, Otsu Thresholding, Gray Code

壹、前言

近幾年來，由於行動網路與智慧型裝置日益普及，而攝影功能又是智慧型裝置的基本配備，使得數位攝影越來越容易，人們可以很方便且快速的獲取大量的數位影像。與此同時，各種影像處理的應用程式(Application, APP)應運而生，根據 2014 年資策會與 Mobile First 研究調查報告[1]中指出，照片剪輯類的相關應用軟體使用情況排名第五，越來越多功能強大的影像處理和編輯軟體可以讓使用者能夠很容易的對數位影像進行編輯和修改，達到使用者所需的效果。例如：Adobe PhotoShop(PS)、Adobe LightRoom(LR)、PhotoImpact.....等等，都是與影像處理相關的軟體。所以數位影像具有容易被修改性質，使得數位影像的真實性越來越讓人感到懷疑。舉個例子，在法院中提出一項證據欲使法官信服，於法律上便需取得其證據能力及證明力。若證物為數位影像，取得證據能力即可證明此數位影像具有「證據」的性質。也就是說，若欲取得法官之信任，除了在製作過程中必須遵循法律程序外，尚需證明其未受編輯、修改。

有鑑於此，數位影像鑑識(digital image forensics)[2-3]的相關議題在近幾年越來越熱門，如何在大量的數位影像中，使用一套便利快速的方法，去過濾影像是否經過人為處理，成為了目前重要的課題。數位影像具有易取得、易修改的特性，所以在數位影像鑑識領域裡，所有可能是人為處理的操作，都需要被偵測出來。

在眾多數位影像處理相關應用技術中，一種最基本的技術就是「影像銳化」，其效果能夠增加影像的清晰度、輪廓的對比度，影像銳化已經是所有影像處理軟體的基本功能，大部分都以鈍化遮罩(unsharp masking, USM)[4]技術為銳化的主要方法。由於影像銳化功能常被使用，因此針對人為後製的鈍化遮罩作為偵測的目標，可以協助影像鑑識領域的使用者判斷數位影像是否經過後製的銳化處理。在這方面已經有專家學者提出一些相關的研究[5]-[9]，但大多數的研究中，辨識效果還是有其限制。

本研究以 F. Ding[9]等人的演算法為基礎，將其演算法改良，希望能夠改善其執行效率並且提升鈍化遮罩的辨識率。

貳、文獻探討

一、鈍化遮罩原理

在影像銳化(image sharpening)的技術中，鈍化遮罩為一種常用的技術，其主要目的在於銳化影像輪廓邊緣部分，為一個有遮罩(mask)屬性的銳化濾波器，使得鈍化遮罩在數位影像處理中有著廣泛的應用。鈍化遮罩的過程可以用下列數學式表示之：

步驟一：使原始影像平滑化(smoothing)，也稱之為「鈍化」。

$$I_b(x, y) = g(\sigma) * Img(x, y) \quad (1)$$

其中 $g(\sigma)$ 高斯低通濾波器， σ 為高斯濾波之核。

步驟二：將原始影像減去平滑化影像，其差異即為遮罩。

$$I_m(x, y) = Img(x, y) - I_b(x, y) \quad (2)$$

步驟三：將遮罩加回到原始影像上，可得銳化的影像。

$$I_s(x, y) = Img(x, y) + \lambda \times I_m(x, y) \quad (3)$$

其中， $Img(x, y)$ 為原始影像， $I_b(x, y)$ 表示平滑化的影像， $I_m(x, y)$ 為遮罩，最後遮罩乘上一個權重比例 (λ) 加回到原始影像， $I_s(x, y)$ 為銳化的影像。

為了通用性，乘上一個權重值 λ ($\lambda \geq 0$)。當 $\lambda = 1$ 時，為上述所定義之鈍化遮罩；當 $\lambda > 1$ 時，稱為高增幅濾波(high-boost filtering)；另外，當 $\lambda < 1$ 時，銳化效果較不顯著。

圖 1 為垂直於邊緣從亮到暗變遷的灰階強度剖面圖。紅色虛線為原始影像，綠色虛線為平滑化影像，藍色實線為銳化後影像。其結果即為增強在影像中強度斜率改變的區域， λ 值可以視為銳化強度的調整參數，若 λ 值夠大，圖 1 尖峰部分會造成正增益效果，谷底部分則會造成負增益效果；其遮罩在文獻[6-9]上又稱為超越量(overshoot)。

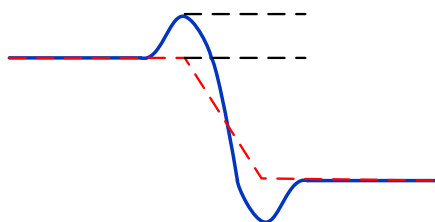


圖 1 USM 在邊緣附近產生的變化

二、Otsu 門檻化原理

由於鈍化遮罩主要目的在於增強影像輪廓邊緣的對比，而邊緣對比明顯的區域大部分都在影像的前景與背景交界處，所以要如何找到前景與背景交界處就需要用到影像分割相關技術。

Nobuyuki Otsu 於 1979 年發表了一個門檻化方法的研究，Otsu 門檻化(Otsu thresholding)[10]方法提供了一個分離前景與背景的最佳門檻值參考。Otsu 門檻化的主要想法為，在影像直方圖中，就其灰階值而言，可以得到類別之間最好分隔的灰階值即為最佳門檻值，如圖 2 所示，其方法使用了一種統計區別分析的量測方式，類別之間變異數(between-class variance)最大化，使得 Otsu 在影像分割有著不錯的效果，以下將會介紹 Otsu 門檻化的過程。

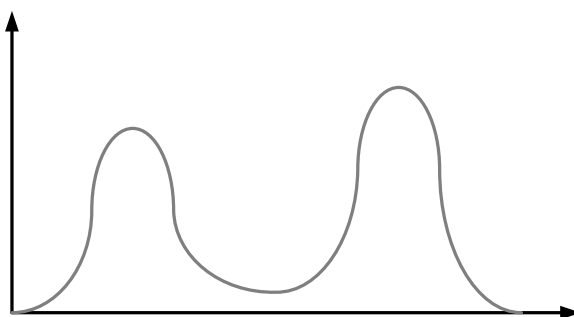


圖 2 Otsu 門檻化示意圖

假設影像中有 L 個灰階度， n_i 代表灰階值為 i 的像素點個數，而整張影像之像素點總和為 $N = n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1}$ ，則影像中每個灰階值的機率(p_i)為：

$$p_i = n_i / N \tag{4}$$

假設某一門檻值為 K ，使得影像分成 C_0 、 C_1 兩群， C_0 代表灰階度 $0 \sim K$ 的集合， C_1 代表灰階度 $K+1 \sim L-1$ 的集合。則 C_0 像素個數所佔比例(ω_0)為：

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^K p_i \tag{5}$$

因為 $\omega_0 + \omega_1 = 1$ ，所以 C_1 像素個數所佔比例(ω_1)為：

$$\omega_1 = \sum_{i=K+1}^{L-1} p_i = 1 - \omega_0 \tag{6}$$

計算兩個類別 C_0 與 C_1 中，各別的平均灰階值分別為 μ_0 、 μ_1 ，而整張影像的整體平均灰階值為 μ_G ：

$$\mu_0 = \frac{\sum_{i=0}^K (i \times p_i)}{\omega_0} \tag{7}$$

$$\mu_1 = \frac{\sum_{i=K+1}^{L-1} (i \times p_i)}{\omega_1} \tag{8}$$

$$\mu_G = \sum_{i=0}^{L-1} (i \times p_i) \tag{9}$$

而 C_0 與 C_1 之間的變異數 σ_B^2 即為類別間變異數(between-class variance)，定義為：

$$\sigma_B^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_G)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_G)^2 = \omega_0\omega_1(\mu_0 - \mu_1)^2 \tag{10}$$

由(10)式觀察可知，兩個平均值 μ_0 和 μ_1 若相互遠離， σ_B^2 則會越大，這就代表著 σ_B^2 是類別間可分離度(separability)的一個量測指標。所以 Otsu 門檻化的目標，即是取得門檻值 K ，可以讓類別間變異數最大化，也就是可以分離的程度越高。最後，最佳的門檻值即為使 $\sigma_B^2(K)$ 最大化的 K^* ：

$$\sigma_B^2(K^*) = \max \sigma_B^2(K) \quad ; \quad 0 \leq K \leq L - 1 \tag{11}$$

Otsu 門檻化方法優點就是只需要用到影像直方圖，就可以將直方圖上的兩個類別做分割，而影像直方圖本身就是一個容易計算的一維陣列，所以 Otsu 門檻化具有快速且分割效果佳的性質。

三、格雷碼的特性

在這邊主要討論的是格雷碼(Gray code)的對稱特性(symmetry property)，在這裡以 N (bit) = 4 舉例說明， $0 \sim (2^N - 1)$ 表示十進位， B 為二進位碼，以 B_{N-1}, \dots, B_1, B_0 表示， G 為格雷碼，以 G_{N-1}, \dots, G_1, G_0 表示，如圖 3 所示。

Decimal	Binary code				Gray code			
	B_3	B_2	B_1	B_0	G_3	G_2	G_1	G_0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	0	1
2	0	0	1	0	0	0	1	1
3	0	0	1	1	0	0	1	0
4	0	1	0	0	0	1	1	0
5	0	1	0	1	0	1	1	1
6	0	1	1	0	1	0	1	1
7	0	1	1	1	1	0	0	1

Decimal	Binary code				Gray code			
	B_3	B_2	B_1	B_0	G_3	G_2	G_1	G_0
15	1	1	1	1	1	0	0	0
14	1	1	1	0	1	0	0	1
13	1	1	0	1	1	0	1	1
12	1	1	0	0	1	0	1	0
11	1	0	1	1	1	1	1	0
10	1	0	1	0	1	1	1	1
9	1	0	0	1	1	1	0	1
8	1	0	0	0	1	1	0	0

圖 3 二進位碼與相對應的格雷碼

可以觀察到圖 3，在格雷碼的部分，十進位為 0 到 7 的最後三個位元與十進位為 15 到 8 的最後三個位元為相同的編碼排列，這就是格雷碼的對稱性質，若忽略格雷碼的最高位元(most significant bit, MSB)，如此一來，便可以簡化格雷碼的過程，以(12)式表示：

$$G_n = B_{n+1} \oplus B_n \quad ; n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (12)$$

其中， \oplus 表示互斥或(XOR)運算子。

在這個例子中，主要利用格雷碼的對稱特性，把十進位 15 到 8 的部分，歸類到十進位 0 到 7 的部分，原本二進位碼類別數量為 16 個(0~15)，減少一半到 8 個(0~7)，這樣一來便可以降低類別的數量，而這個類別之後會成為鈍化遮罩的特徵類別。

四、鈍化遮罩偵測文獻回顧

以表格的方式摘要相關文獻的優缺點進行比較，如表 1 所列。

表 1 相關文獻優缺點比較

文獻作者	優點	缺點
G. Cao等人[6]	單純以灰階直方圖上的差異判斷，並以振鈴效應輔助。	對灰階直方圖的分佈方式會有很大的影響，導致辨識率偏低，泛用性低。
G. Cao等人[7]	以邊緣點為中心，擷取一橫向區域中的像素序列，計算此範圍的超越量，以雙門檻值分辨，泛用性比[6]好。	對JPEG壓縮過於敏感，導致辨識率偏低。
F. Ding等人[8]	導入了局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)，以正方形的局部區域進行特徵編碼，並結合SVM進行分類，辨識率比[6]、[7]好。	計算特徵的運算量過大，執行效率偏低。
F. Ding等人[9]	以邊緣垂直二進位編碼減少局部區域的範圍，降低特徵數量，執行效率提高，結合SVM進行分類，辨識率為目前最佳。	局部區域大小增加，運算量也會跟著增加。

文獻[9]以鈍化遮罩產生的超越量(overshoot)現象為目標，由於其現象主要是沿著影像中邊緣的垂直方向會有明顯的變化，所以他們提出一種改良方法，稱之為邊緣垂直二進位編碼(edge perpendicular binary coding, EPBC)，改良 LBP 擷取局部區域的範圍，不像 LBP 擷取正方形的局部區域，而是改成長方形的局部區域，以降低特徵數量，提升運算效率，最後也是結合支持向量機(SVM)進行分類，其流程圖如圖 4 所示，依據他們的實驗結果顯示，辨識率為目前最好的，但是其缺點為，當擷取的局部區域大小增加，運算量也會跟著增加。以辨識效率與結果來看的話，文獻[9]為目前方法中最佳之鈍化遮罩偵測方式，因此本研究以文獻[9]的方法為基礎進行研究與改良。

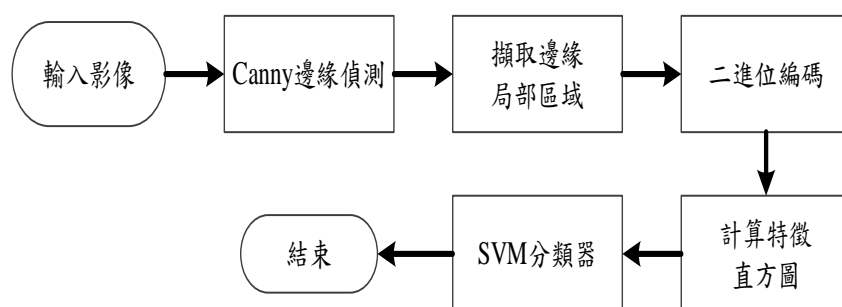


圖 4 邊緣垂直二進位編碼(EPBC)流程圖

參、研究方法與流程

本研究以 EPBC 的架構下進行改良，在邊緣偵測部分，增加了 Otsu 計算門檻值提供給 Canny 邊緣偵測，希望保留影像中對比明顯的邊緣，以突顯邊緣附近超越量產生的差異性，進而增加辨識效果；然後編碼部分以格雷碼對稱的特性，降低特徵類別的數量，達到加快偵測的速度，而改良式的偵測方法稱為邊緣垂直格雷編碼(edge perpendicular Gray coding, EPGC)，其流程圖如圖 5 所示，主要可分為六個步驟，分別為 Otsu 門檻值計算、Canny 邊緣偵測、擷取局部區域、格雷編碼、計算特徵直方圖、支持向量機(support vector machine, SVM)的訓練與分類。

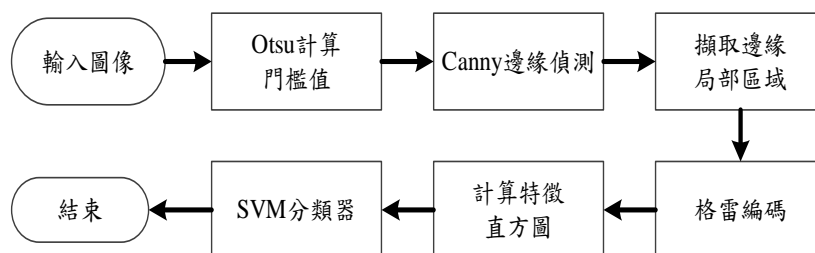


圖 5 邊緣垂直格雷編碼(EPGC)之架構

一、利用 Otsu 門檻化計算門檻值

首先，在輸入影像的部分，會先把原本輸入的彩色影像轉成灰階影像作為後續流程的輸入影像，利用 RGB 轉成 YUV 的轉換公式，如(13)式所示，其中 Y 平面為所需的灰階影像：

$$Y = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (13)$$

然後依照前面介紹過的 Otsu 門檻化方法計算門檻值，如圖 6 所示。經由 Otsu 門檻化計算後，得到一個門檻值 K^* ，接下來將此門檻值輸出給下一階段，當作 Canny 邊緣偵測的門檻值。

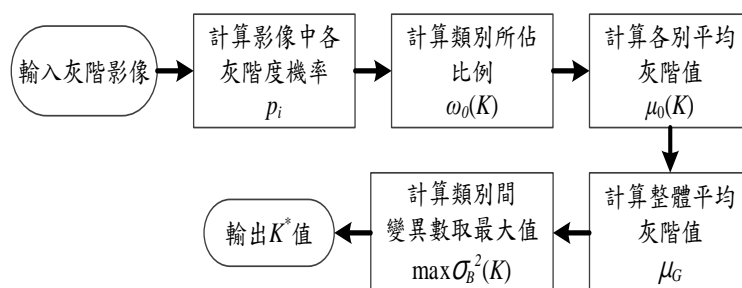


圖 6 Otsu 門檻化演算法流程圖

二、Canny 邊緣偵測

Canny 邊緣偵測[11]是 John F. Canny 在 1986 年發表的一個多級邊緣偵測演算法。而 Canny 的目標是找到一個最佳的邊緣演算法，其優點為：

- (一) 低錯誤率：能偵測到所有邊緣，而且只偵測到邊緣。
- (二) 邊緣點應有好的局部性：所找到的邊緣應盡可能接近真實邊緣。亦即，一個被偵測器標記為邊緣的點和真實邊緣中心點之間的距離應該最小。
- (三) 單一邊緣點響應：對每一個真實的邊緣點，偵測器應該只偵測出一個點。亦即環境真實邊緣附近的局部極大值的數目應該要最小，這意味當只有單一邊緣點存在時，偵測器不應指認出多重邊緣像素。

使用 Otsu 演算法得到一個門檻值 K^* ，然後將此門檻值設定為 Canny 邊緣偵測的高門檻值 T_h ，其設定的高、低門檻值比例如(14)式所示：

$$T_l = 0.4 \times T_h \tag{14}$$

以圖 7 的原始影像當作例子，典型 Canny 邊緣偵測的邊緣點總數共 37871 個，其高門檻值為 63.75，低門檻值為 25.5；而結合 Otsu 計算門檻值的 Canny 邊緣偵測，邊緣點總數共 25318 個，其高門檻值為 126.99，低門檻為 50.796。大約可以減少原本 Canny 邊緣偵測 33.15% 的邊緣點數量。使用 Otsu 計算門檻值的方法可以保留對比較明顯的邊緣，也就是綠葉(前景)的邊緣，而這些邊緣為主要影響特徵的統計直方圖的分佈。



(a)原始影像 (b)典型 Canny 邊緣偵測 (c)結合 Otsu 計算門檻值的 Canny 邊緣偵測

圖 7 典型 Canny 與利用 Otsu 計算門檻值的 Canny 比較圖

三、擷取局部區域

設定一個長方形並垂直於邊緣的區域，其區域方向為邊緣梯度方向，其大小為 $N \times 1$ 個像素， N 的限制為不小於 5 的奇數。局部區域的像素序列為 $[P_0, P_1, \dots, P_{N-1}]$ ，而 $P_{(N-1)/2}$ 的位置為邊緣點，以 $N = 5$ 為例，如圖 8 所示，此為影像中某一部分的區域，其中「橘色區域」為水平的邊緣點，垂直於邊緣的「紫色區域」($N \times 1$)即是設定的局部區域。

紅色箭頭為局部區域的像素排列方向，可以觀察到相同的邊緣點位置，原始影像經過 EPGC 的編碼與 USM 影像經過 EPGC 的編碼會是不一樣的，使得可以區分影像是否經過 USM 處理。

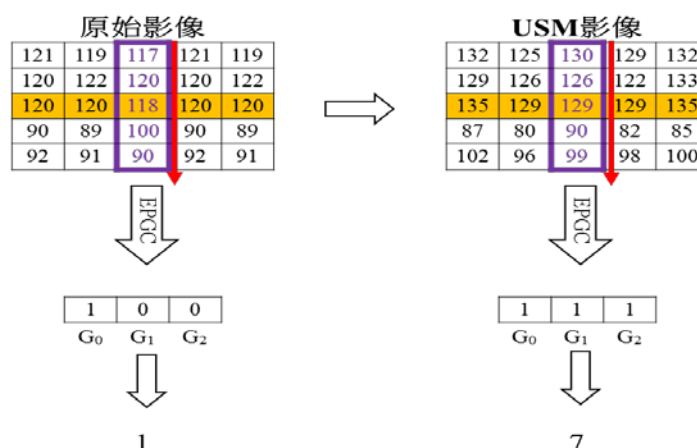


圖 8 擷取局部區域示意圖

四、格雷編碼

把格雷編碼的結果當作每個邊緣點的特徵，以四個步驟來實現格雷編碼：

步驟一：計算局部區域內相鄰的兩個像素 P ，相減的結果設為 C 。

$$C = [P_0 - P_1, P_1 - P_2, \dots, P_n - P_{n+1}] = [C_0, C_1, \dots, C_{N-2}] \quad n = 0, 1, \dots, N-2 \quad (15)$$

其中 N 為局部區域大小。

步驟二：判斷 C 為正值還是負值，若為負值則設為 0，反之則設為 1，其結果設為 S 。

$$S = \begin{cases} 0, & C_n < 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad n = 0, 1, \dots, N-2 \quad (16)$$

步驟三：計算相對應的格雷碼，其結果設為 G 。

$$G = S_i \oplus S_{i+1} = [G_0, G_1, \dots, G_{N-3}] \quad i = 0, 1, \dots, N-3 \quad (17)$$

其中 \oplus 代表互斥或(XOR)運算。

步驟四：將格雷碼的結果轉成十進制(Decimal)，使用的方式是直接乘上二的次方數，其結果以 $EPGC(G)$ 表示。

$$EPGC(G) = \sum_{i=0}^{N-3} G_i \times 2^i \quad i = 0, 1, \dots, N-3 \quad (18)$$

$EPGC(G)$ 十進位的範圍從 0 到 $(2^{N-2} - 1)$ ，以 $N = 5$ 為例子，表 2 列出格雷碼與 $EPGC(G)$ 的結果：

表 2 格雷碼與 $EPGC(G)$ 十進位

Gray code			$EPGC(G)$
G_2	G_1	G_0	
0	0	0	0
0	0	1	1
0	1	1	3
0	1	0	2
1	1	0	6
1	1	1	7
1	0	1	5
1	0	0	4

若以同樣的局部區域大小 $N = 5$ 來比較，格雷編碼十進位的數量為 2^{N-2} ，範圍從 0 到 7 共 8 個，會比二進位編碼十進位的數量 2^{N-1} ，範圍從 0 到 15 共 16 個，格雷編碼的數量上會少了一半。

五、特徵直方圖統計

將前面得到的 $EPGC(G)$ 十進位當作我們的特徵類別，其數量共有 2^{N-2} 個，利用這些特徵的統計來描述每一張影像的狀況。

將每一個類別的數量，進行個別的統計成直方圖 H ：

$$H(j) = \sum_{G \in \Delta} \delta(EPGC(G) - j) \quad j = 0, 1, \dots, 2^{N-2} - 1 \quad (19)$$

其中，函數 $\delta(x)$ 表示指標函數，當 $x = 0$ ，輸出1，否則輸出0， Δ 則表示從給定的影像中，所有邊緣像素的局部區域所計算出G的集合。

為了使直方圖H，不會因為每張影像不同的內容或紋理所產生過多的變化，將其正規化成為機率值，而機率的範圍為0到1之間：

$$\tilde{H}(j) = \frac{H(j)}{\sum_{j=0}^{2^{N-2}-1} H(j)} \quad j = 0, 1, \dots, 2^{N-2} - 1 \quad (20)$$

其中， $\tilde{H}(j)$ 為正規化直方圖。分子表示每一個類別的數量，其分母表示輸入影像的邊緣像素的總數，所以正規化直方圖 $\tilde{H}(j)$ 得到的會是每一個類別的機率值。

以圖7(a)的影像為例子，其正規化特徵直方圖如圖9所示。觀察特徵直方圖可以發現，原始影像(Orig)與USM影像的特徵直方圖分佈模式不一樣，例如：(1)類別「0」：原始影像的值比USM影像的值還大。(2)比較類別「0」和「3」：原始影像的值是0比3大，USM影像的值則相反。(3)比較類別「6」和「7」：原始影像的值是7比6大，USM影像的值則相反。諸如此類的差異，經由正規化特徵直方圖的統計，利用這種差異性來區分原始影像與USM影像，結合使用支持向量機去辨別。

格雷編碼特徵統計

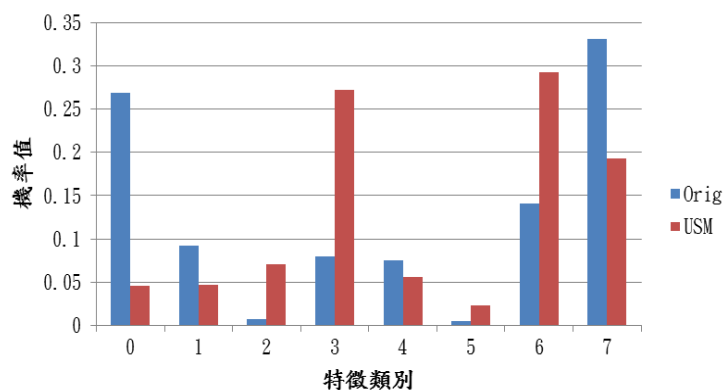


圖 9 格雷編碼正規化直方圖

六、支持向量機

在機器學習(machine learning)領域中，支持向量機器(support vector machine, SVM)[12-13]為一種廣泛被使用的方法，使用的是一種監督式學習(supervised learning)的方式，主要用在分類(classification)問題和回歸(regression)問題上。可以藉由訓練資料中學習到或建立一個模式(learning model)，並依此模式預測未知的資料。

支持向量機的主要目的是找出一個超平面(hyperplane)，可以使兩個集合或兩個群體分開，集合或群體可以是高維度，因此超平面亦同於在高維度中的平面，以二維平面來解釋SVM的基本概念，如圖10所示，左圖中綠點與藍點無法直接使用一條直線分開，不過可以用一個圓的方程式表示將其分為兩個不同群體的線，因此轉換到右圖時，我們可以發現高維度用二維平面表示時，圓方程式即為其超平面，此外，右圖中灰色虛線為兩群集中，最靠近超平面的邊界(margin)，當邊界越大時，其分類效果越好，否則反之。

本研究所使用的SVM工具是由台大林智仁教授開發的LIBSVM[13]，這個開源的函式庫為目前發展最完整且最廣泛被使用的SVM分類器，只需將擷取到的特徵資訊，依照其規定的資料內容格式與檔案格式儲存，即可使用LIBSVM建立訓練模組以及測試、預測等功能。

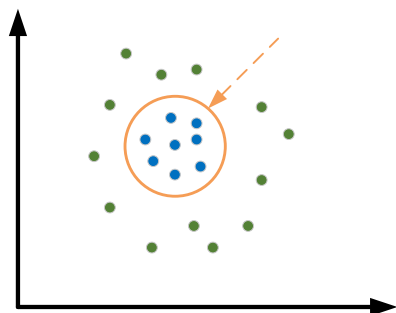


圖 10 SVM 超平面示意圖

肆、結果與討論

一、實驗設計

實驗用的影像來自於兩個影像資料庫：NRCS[14]與 UCID[15]，此為文獻[9]中 EPBC 主要的測試影像。NRCS 影像資料庫的主題以自然與農業為主，UCID 影像資料庫的主題以城市與人文為主，所有影像原為 TIFF 檔，而在實驗中，我們將影像轉為兩種格式：BMP(無壓縮影像)及 JPEG(壓縮影像)檔，之後再將此兩種格式的影像轉為灰階後處理。為使實驗單純化，SVM 訓練以及測試之 JPEG 檔影像的品質(Q)皆以 Matlab 預設的 75 為主，在上述情況下，除非在 SVM 訓練資料中，新增不同 Q 值的影像資料，不然在測試圖片為不同 Q 值時，辨識率會降低，因為可能與原先的 SVM 的訓練模型不符合。在 BMP 格式中，我們利用 840 張影像做為 SVM 的訓練使用，JPEG 格式也是利用 840 張影像做為 SVM 的訓練使用，建立兩種格式的 SVM 訓練模型，而其中 420 張為原始影像與 420 張相對應的 USM 影像。產生 USM 影像的方法如前面原理所述，採用的是高斯低通濾波，其高斯核(σ)設定為 1.3，而權重值(λ)設定為 1.5。

本研究設計四種方法進行實驗比較：

方法 1：二進位編碼無使用 Otsu 門檻化方法。(EPBC)

方法 2：格雷編碼無使用 Otsu 門檻化方法。

方法 3：二進位編碼使用 Otsu 門檻化方法。

方法 4：格雷編碼使用 Otsu 門檻化方法。(EPGC)

其中，方法 1 為文獻[9] EPBC 的方法，為主要的比較對象，而方法 4 為本論文改良的 EPGC 方法。實驗中所使用的硬體配置與開發環境：CPU 為 Intel i5-3450、4GB 的 RAM、Windows 7 (32 位元)、Matlab R2014a、LIBSVM 3.20。

二、評估方式

兩種編碼方式以執行時間降低的百分比(percentage of reduction time, *PRT*)方式評估，比較格雷編碼可以降低多少比例，計算方式如式所示：

$$PRT(\%) = \frac{Binary_T - Gray_T}{Binary_T} \times 100\% \quad (21)$$

其中， $Binary_T$ 為二進位編碼方法的執行時間， $Gray_T$ 為格雷編碼方法的執行時間。

而辨識率的計算方式為：

$$\text{辨識率(\%)} = \frac{\text{輸入影像張數} - \text{預測錯誤張數}}{\text{輸入影像張數}} \times 100\% \quad (22)$$

另外，使用接收者操作特徵曲線(receiver operating characteristic curve, ROC)[16]或者叫 ROC 曲線做比較，圖形的縱軸(y-axis)為真陽性率(true positive rate, TPR)，橫軸(x-axis)為偽陽性率(false positive rate, FPR)。而真陽性率(TPR)在實驗中代表的意義是：在所有實際為 USM 影像的樣本中，被正確地判斷為 USM 影像之比例；偽陽性率(FPR)則為：在所有實際為原始影像的樣本中，被錯誤地判斷為 USM 影像之比例。簡單來說 ROC 曲線越接近左上角越好。除了 ROC 曲線外，還有曲線下的面積(area under curve, AUC)來輔助判斷 ROC 曲線的好壞，AUC 數值的範圍從 0 到 1，其數值愈大愈好。

三、討論

以兩種影像格式各 3000 張影像作測試，其中 1500 張原始影像與 1500 張相對應的 USM 影像。然後調整局部區域(N)的大小，做四種方法的比較。在 BMP 格式實驗的部分，初步的結果可以參考我們發表過的文獻[17]，而本論文的實驗結果主要是以整個系統做測試，並增加了 JPEG 格式與 ROC 的分析。

BMP 格式的結果如表 3 所示，以不同的編碼方法比較，N 越大執行時間越久，是因為需要計算的特徵類別也越多，當 N=11 的時候，二進位編碼總共有 1024 個特徵類別，但本研究的格雷編碼只有 512 個特徵類別，因此在 N=11 的情況下，系統平均執行時間的 PRT 會是最大，更能突顯出格雷編碼方法在執行時間上優勢。

表 3 BMP 格式之辨識率與系統平均執行時間

N	方法	辨識率(%)	系統平均 執行時間(ms)	PRT(%)	方法 1 與方法 4 之 PRT(%)
5	方法 1	89.1	333.02	3.64	8.62
	方法 2	90.86	320.91		
	方法 3	92.77	319.8	4.84	
	方法 4	92.07	304.31		
7	方法 1	92.06	369.36	7.72	9.72
	方法 2	90.8	340.83		
	方法 3	94.77	350.24	4.79	
	方法 4	93.3	333.47		
9	方法 1	92.33	520.37	18.85	19.81
	方法 2	91.83	422.27		
	方法 3	94.4	501.61	16.81	
	方法 4	93	417.27		
11	方法 1	92.73	1208.81	36.17	36.59
	方法 2	91.8	771.64		
	方法 3	95.37	1184.63	35.3	
	方法 4	95.03	766.45		

而依照各 N 值下，整體辨識率表現由高到低為：方法 3 > 方法 4 > 方法 1 > 方法 2，可以觀察到使用 Otsu 門檻化的方法 3 與方法 4 的辨識率比沒有使用的方法 1 與方法 2 還要高，主要是因為使用 Otsu 門檻化可以把「對比明顯邊緣」保留下來，這些邊緣使得特徵直方圖所呈現的差異，比無使用 Otsu 門檻化的方法 1 與方法 2 更能夠突顯出原始影像與 USM 影像不同的地方。因此本研究所提出的使用 Otsu 方法確實可以提高辨識率。而方法 3 的辨識率比方法 4 的辨識率高，是因為二進位編碼的特徵類別比格雷編碼的特徵類別還要多了一倍，可以比對的特徵比較多。

如表 4 所示，JPEG 格式的 *PRT* 值與 BMP 格式的趨勢相同，也是 *N* 越大 *PRT* 越大的趨勢，是因為二進位編碼方法需要計算的特徵類別也越多，比較方法 1 與方法 4 的 *PRT* 可以達到 38.47%。

在表 4 中，各 *N* 值下整體辨識率表現由高到低為：方法 3 > 方法 4 > 方法 1 > 方法 2，其辨識率的趨勢也是與 BMP 格式相同，但是由於 JPEG 影像經過壓縮會產「方塊效應」(blocking effect)[18]，導致邊緣附近不連續的雜訊干擾增加，使得其辨識率比 BMP 格式還要低一些，不過整體辨識率還是有維持在 89%到 91%左右的表現，以下簡單介紹方塊效應對我們編碼的影響。

表 4 JPEG 格式之辨識率與系統平均執行時間

<i>N</i>	方法	辨識率(%)	系統平均執行時間(ms)	<i>PRT</i> (%)	方法 1 與方法 4 之 <i>PRT</i> (%)
5	方法 1	89.45	334.73	2.7	11.37
	方法 2	89.4	325.68		
	方法 3	91.33	317.81	6.65	
	方法 4	89.9	296.66		
7	方法 1	90.3	377.02	9.15	16.24
	方法 2	90.17	342.53		
	方法 3	91.17	358.96	12.02	
	方法 4	90.77	315.81		
9	方法 1	90.23	533.53	19.68	20.85
	方法 2	89.23	428.52		
	方法 3	91.3	520.37	18.85	
	方法 4	90.47	422.27		
11	方法 1	90.33	1209.34	38.01	38.47
	方法 2	90.2	749.72		
	方法 3	90.9	1184.9	37.21	
	方法 4	91	744.05		

如圖 11 所示，右上角為 BMP 格式局部放大圖，右下角為 JPEG 格式局部放大圖，紅色點為相同位置的邊緣點。比較兩種格式，可以看到 JPEG 格式在邊緣點附近有許多明顯不連續的雜訊，這現象即稱之為「方塊效應」。而圖 11 中紅色邊緣點所擷取之局部區域灰階值圖形，如圖 12 所示，藍色實線為 BMP 格式，紅色虛線為 JPEG 格式，以 *N*=5 為例，兩者的編碼結果分別以表 5 和表 6 表示。

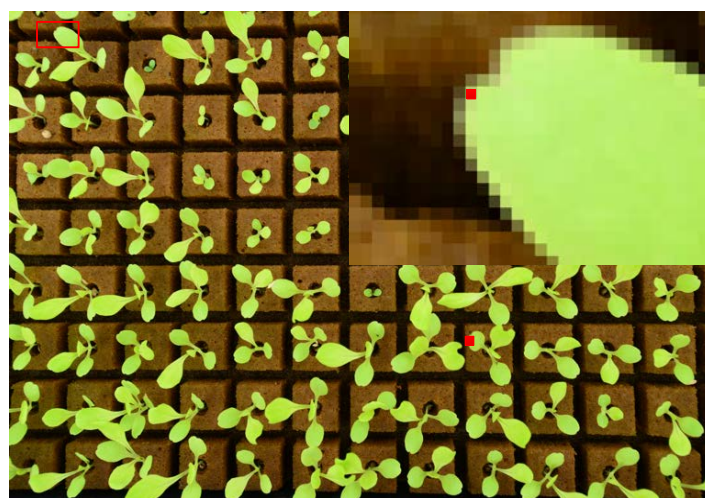


圖 11 在相同邊緣點比較 BMP 與 JPEG 的不同

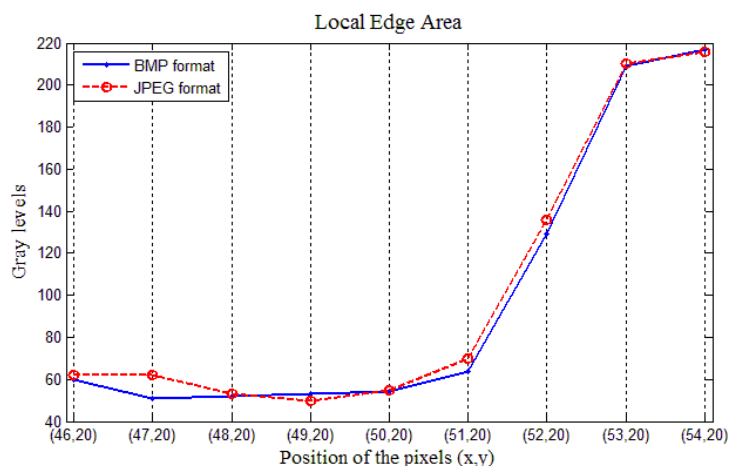


圖 12 位於(50, 20)的邊緣點之局部區域灰階值

表 5 BMP 格式局部區域編碼結果

位置(x, y)	(48, 20)	(49, 20)	(50, 20)	(51, 20)	(52, 20)
灰階值	52	53	54	64	129
格雷編碼	0		0		0
特徵類別			0		

表 6 JPEG 格式局部區域編碼結果

位置(x, y)	(48, 20)	(49, 20)	(50, 20)	(51, 20)	(52, 20)
灰階值	53	50	55	70	136
格雷編碼	1		0		0
特徵類別			4		

上面兩個表列出兩種格式編碼的結果，可以看到在 BMP 格式中，局部區域編碼結果為特徵類別「0」，而 JPEG 格式的局部區域編碼結果則為特徵類別「4」。由此可知，原本在 BMP 格式中歸類為「0」的邊緣點，在 JPEG 格式中會因為方塊效應的影響，導致編碼結果被歸類為「4」，造成 JPEG 特徵直方圖的特徵類別「4」可能會增加的原因之一，而這樣的結果會導致兩種格式其特徵直方圖分佈會有些不同，進而影響到辨識效果。

ROC 曲線比較的部分，這邊以 $N=11$ 為代表，是因為在實驗中 $N=11$ 辨識率上的表現比其他 N 值好，因此以 $N=11$ 為例說明。

觀察圖 13 和圖 14，在 $N=11$ 下的 ROC 曲線，以曲線接近左上角越好的方式，其呈現的狀況依序為方法 3 > 方法 4 > 方法 1 > 方法 2，以方法 4 與方法 3 表現比方法 1 與方法 2 的表現還要好，說明了使用 Otsu 門檻化方法可以提高辨識結果的可靠度，而其中方法 3 又比方法 4 好，是因為二進位編碼方法的特徵類別較多，所以辨識率的表現會比格雷編碼方法好。輔助判斷的 AUC 的數值也是呈現一樣的順序，方法 3 > 方法 4 > 方法 1 > 方法 2，AUC 範圍都落在 $0.9 \leq AUC \leq 1.0$ 之間，因此具有好的鑑別力。可以發現到圖 14 的 ROC 曲線，不像圖 13 比較接近左上角，是因為 JPEG 的方塊效應，造成邊緣的雜訊干擾，使得 JPEG 的 ROC 曲線不像 BMP 格式比較接近左上角。綜合 ROC 曲線與 AUC 來看四種實驗方法，方法 3 的效果為最佳，方法 4 次之。

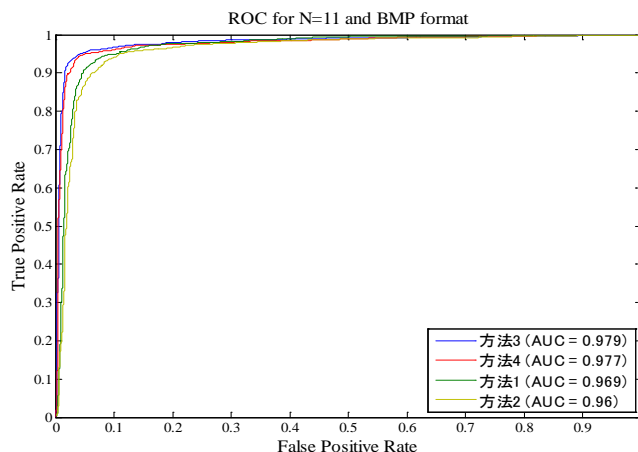


圖 13 BMP 格式在 $N=11$ 情況下之 ROC 曲線

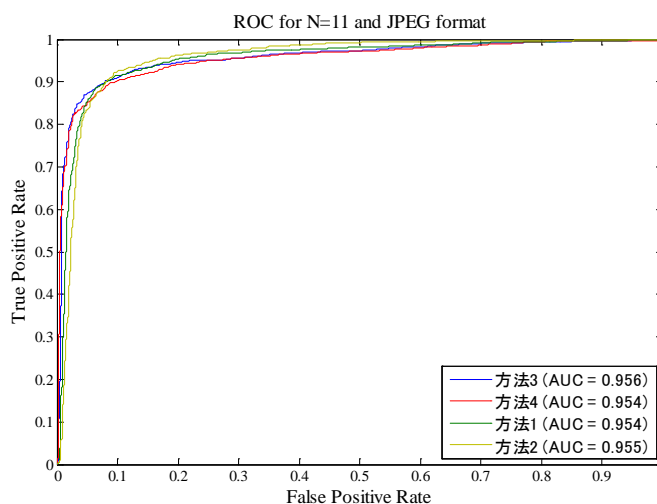


圖 14 JPEG 格式在 $N=11$ 情況下之 ROC 曲線

伍、使用者介面實現

為了提供使用者一個互動的平台，使用 Matlab 的圖形化使用者介面(graphical user interface, GUI)工具來設計程式介面，藉著簡易的操作便能執行 USM 偵測程式。

以下分成五大區域功能說明：

區域 A：顯示輸入影像。

區域 B：顯示輸入影像相關資訊，影像名稱、大小、特徵類別數量、是否經過 USM 處理、辨識率、系統執行時間、平均執行時間。

區域 C：顯示輸入影像經過分析後的特徵直方圖。

區域 D：使用者設定選單，包含局部區域(N)大小設定、編碼方式、是否使用 Otsu 門檻化方法。

區域 E：按鈕操作區域，選擇輸入影像按鈕、分析按鈕、關閉程式按鈕。

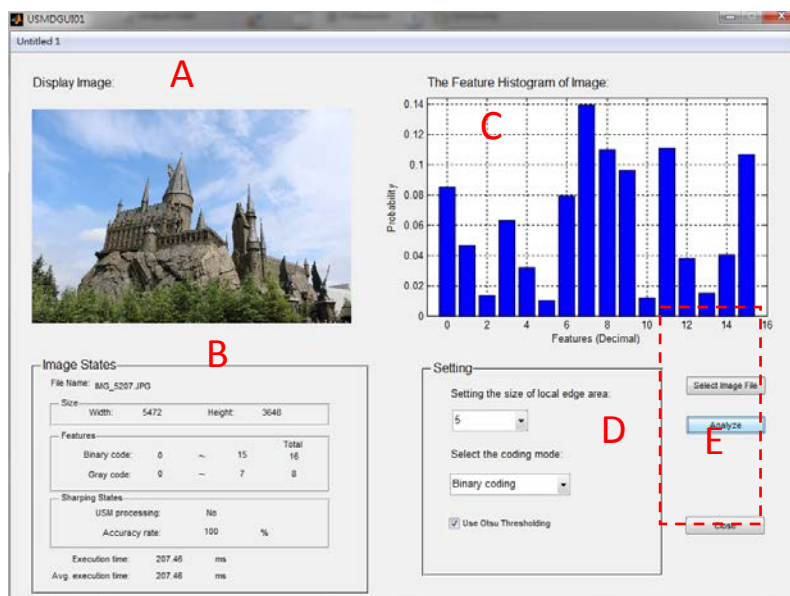


圖 15 USM 偵測程式使用情況

陸、結論與未來展望

由於 USM 的特性在於加強邊緣附近的對比，達到銳化的效果，本研究由 Otsu 門檻化方法計算門檻值，提供給 Canny 邊緣偵測使用，這樣的組合使得邊緣偵測可以保留具有明顯對比的邊緣點，使得原始影像與 USM 影像在特徵直方圖的表現上，會有很明顯的差異，經由實驗數據及 ROC 曲線表明，結合使用 Otsu 門檻化方法確實可以提升辨識率，方法 3 和 4 的 ROC 曲線比方法 1 和 2 的曲線表現要來的好，而在 BMP 格式下， $N=11$ 且使用 Otsu 門檻化方法的辨識率方法 3(二進位編碼)可達 95.37%與方法 4(格雷編碼方法)可達 95.03%，而未使用 Otsu 門檻化方法的方法 1(二進位編碼)與方法 2(格雷編碼)之辨識率，分別為 92.73%與 91.8%。

而在編碼方法的部分，本研究採用格雷編碼方法，目的是為了減少二進位編碼方法的特徵類別數量，希望達到加快統計特徵的計算達到減少系統偵測的執行時間，以執行時間降低的百分比(PRT)方式，來評估格雷編碼方法在執行時間上的改善，例如表 3 其 BMP 格式的 $N=11$ 觀察可知，在系統執行時間的比較，方法 4(本研究之 EPGC)可以降低方法 1(EPBC)的時間可達 36.59%。

雖然格雷編碼方法可以加快偵測系統的執行，但是效能與準確性往往是無法兼得的，我們犧牲了特徵類別的數量換取效能的提升，卻也使得辨識率的表現上略差於二進位編碼方法。在未來的研究方向上，可以針對特徵的選擇或編碼方式改良，發展效率更好的編碼方式或找到更能分辨原始影像與 USM 影像的特徵，另外也可以針對 JPEG 格式的方塊效應造成邊緣附近不連續的雜訊干擾現象，提出消除雜訊干擾的方法，並提升 JPEG 格式的辨識率。

參考文獻

- [1] 沈盈吟、顏瑄、林素珠與鄭仁富 (2014)。2014 臺灣消費者行動裝置暨 APP 使用行為研究調查報告。取自：http://www.find.org.tw/market_info.aspx?n_ID=8303
- [2] H. Farid. (2008). Digital image forensics, *Scientific American*, 298(6), 66-71.

- [3] A. Piva. (2013). An overview on image forensics, in *ISRN Signal Process*, 2013, 1-22(Article ID 496701).
- [4] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. (2007). *Digital image processing*, 3rd ed. London: Pearson Education Ltd.
- [5] H. Farid. (2009). Image forgery detection, in *IEEE Signal Processing Magazine*, 26(2), 16-25.
- [6] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, and A. C. Kot. (2011). Detection of image sharpening based on histogram aberration and ringing artifacts, in *Proc. IEEE International Conference Multimedia and Expo (ICME)*, 1026-1029.
- [7] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, and A. C. Kot. (2011). Unsharp masking sharpening detection via overshoot artifacts analysis, in *IEEE Signal Processing Letters*, 18(10), 603-606.
- [8] F. Ding, G. Zhu, and Y. Q. Shi. (2014). A novel method for detecting image sharpening based on local binary pattern, in *International Workshop on Digital Watermarking(IWDW)*, 8389, 180-191.
- [9] F. Ding, G. Zhu, J. Yang, J. Xie and Y. Q. Shi. (2015). Edge perpendicular binary coding for USM sharpening detection, in *IEEE Signal Processing Letters*, 22(3), 327-331.
- [10] Otsu N. (1979). A threshold selection method from Gray-level histograms, in *IEEE Trans. System, Man and Cybernetics*, 9(1), 62-66.
- [11] J. F. Canny. (1986). A computational approach to edge detection, in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6), 679-698.
- [12] 林宗勳(2000)。Support Vector Machines 簡介。
- [13] 林弘德 (2003)。LIBSVM 入門網站。取自：<http://www.csie.ntu.edu.tw/~piaip/docs/svm/#>
- [14] NRCS Photo Gallery (n. d.). Retrieved from：<http://photogallery.nrcs.usda.gov/res/sites/PhotoGallery/index.html>
- [15] UCID 影像圖(n. d.)。取自：<http://video.minelab.tw/DETS/>
- [16] ROC 曲線。取自：<https://zh.wikipedia.org/wiki/ROC%E6%9B%B2%E7%BA%BF>
- [17] C. L. Lin, and C. Y. Su. (2016). Modified unsharp masking detection using Otsu thresholding and Gray code, in *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, 787-791.
- [18] Y. L. Lee, H. C. Kim, and H. W. Park. (1998). Blocking Effect Reduction of JPEG Images by Signal Adaptive Filter, in *IEEE Trans. on Image Processing*, 7(2), 229-234.