

第二章 文獻探討

2-1 基本影像處理原理

數位影像處理 (Digital Image Processing) 技術的發展已有數十年，因此發展出許多不錯的研究方法，在此探討本論文所使用之文獻的基本原理。

2-1-1 摺合演算法

摺合演算法 (Convolution) 在影像處理中使用得非常普遍，它可以用來執行多種區域處理。其作法如下圖 2.1 所示。

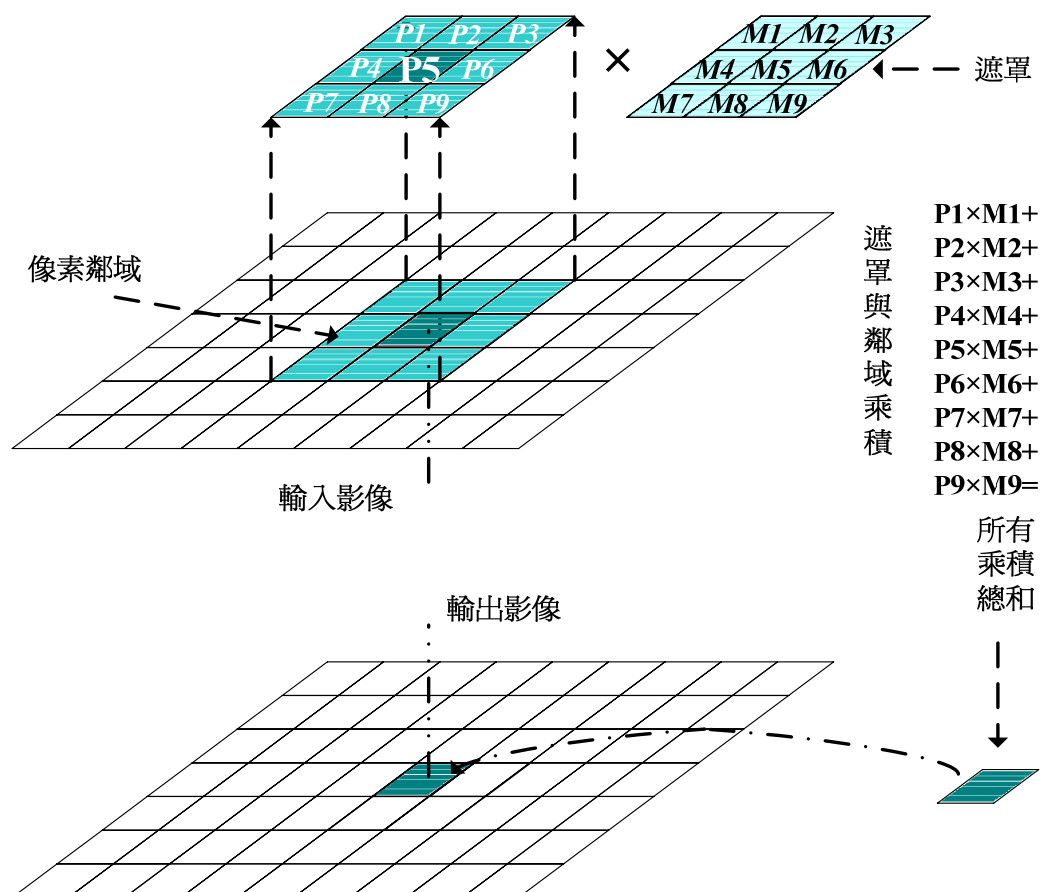


圖 2.1 摺合演算法示意圖

摺合法的方法就是將其想成一個「權重累加」處理 (weight summation)。鄰域中的每一個像素 (如圖 P1~P9)，都與一個相同維數的遮罩 (mask) (如圖 M1~M9) 相乘，相乘後累加的結果會取代原始點像素值 (如圖 P5 位置)。遮罩中的每一個元素都是一個權重係數 (weight factor)，權重係數大小和排列決定了資料轉換的方式，也就是說會影響原始點像素的結果值。

本文的後所用到的遮罩原理即是由此應用而來。如 Hight Boost Filter 中所用到一個 3×3 低通濾波器，其遮罩內每一個權重係數都為 -1。

2-1-2 High Boost Filter

一個高通濾波影像可以由原始影像的像素減去原始影像的模糊化影像 (或稱低通影像) 的像素所得。高增幅濾波器 (High Boost Filter) [11] 的原理即建構在此基礎的上，其原理示意圖如圖 2.2 所示，可明顯看出經過高增幅濾波後，其處理後的邊緣特徵較為明顯。

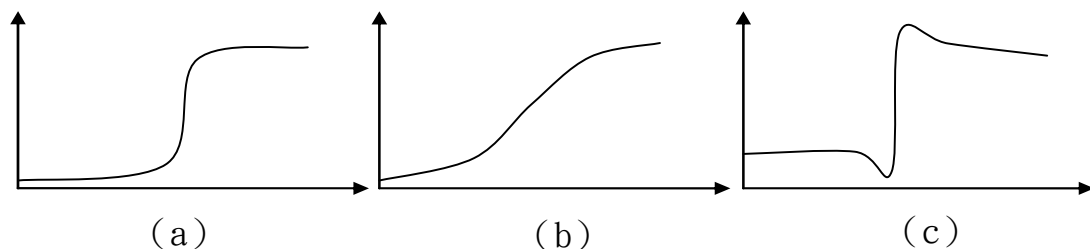


圖 2.2 High Boost Filter 原理示意圖 (a) 原始影像，(b) 模糊化影像，(c) 增強後影像

圖 2.2 (a) 為原始影像的邊緣，圖 2.2 (b) 為原始影像經過低通濾波後，其影像邊緣較為平滑，圖 2.2 (c) 為經過原始影像乘上高增幅係數後，再減去經過低通濾波後之影像，即為高增幅濾波的影像，其影像邊緣較原影像的邊緣更為明顯。

高增幅濾波器的定義如下：

$$\begin{aligned}
 \text{高增幅影像} &= \alpha \times (\text{原始影像}) - \text{低通影像} & (2-1) \\
 &= (\alpha - 1) \times (\text{原始影像}) + (\text{原始影像} - \text{低通影像}) \\
 &= (\alpha - 1) \times (\text{原始影像}) + \text{高通影像}
 \end{aligned}$$

其中 α 為高增幅係數，當 $\alpha=1$ 時即為我們平常所用的高通濾波器 (High Pass Filter)。

2-1-3 BBHE 演算法

為了增強影像的對比度及亮度，因此，經許多次實驗後發現以 BBHE (Brightness preserving Bi-Histogram Equalization) [32] 演算法最為適合用在提高一定程度的亮度與對比度，又不破壞整體影像的亮度對比。BBHE 是以 HE (Histogram Equalization) [11] 為主架構進行二分亮度均化，此演算法為先統計亮度長條圖後，再以平均亮度為閾值，將長條圖分為兩個區域，並對兩區域個別進行 HE。

假設 $X = \{X(i, j) | \forall X(i, j) \in l\{X_o, X_1, \dots, X_l\}\}$ 為原始影像的亮度值，其中 X_l 為整張影像最高的亮度值，我們知道亮度值是介於 0~255 的間，這時我們將 X 依平均亮度 X_E 分成 X_L 和 X_R 左右兩部份，所以 $X = X_L \cup X_R$ ，其中

$$X_L = \{X(i, j) | X(i, j) \leq X_E, \forall X(i, j) \in X\} \quad (2-2)$$

$$X_R = \{X(i, j) | X(i, j) > X_E, \forall X(i, j) \in X\} \quad (2-3)$$

這時可看到 X_L 是由亮度 $\{X_o, X_1, \dots, X_{E-1}\}$ 所組成的， X_R 是由亮度

$\{X_E, X_{E+1}, \dots, X_I\}$ 所組成的。因此 X 的機率值 P 也將因 X_L 和 X_R 分成兩部份 P_L 和 P_R ， $P_L = \{P_0, P_1, \dots, P_{E-1}\}$ ， $P_R = \{P_E, P_{E+1}, \dots, P_I\}$ 。假設 P_N 為 P_L 所加起來的值：

$$P_N = \sum_{i=0}^{E-1} P_i \quad (2-4)$$

對 P_L 和 P_R 做正規化處理：

$$P_L = \frac{P_i}{P_N}, \quad i = 0, 1, \dots, E-1 \quad (2-5)$$

$$P_R = \frac{P_i}{1 - P_N}, \quad i = E, E+1, \dots, I \quad (2-6)$$

接下來計算 X_L 和 X_R 的累積機率值 C_L 和 C_R ：

$$C_L(X_k) = \frac{1}{P_N} \sum_{i=0}^k P_i, \quad k = 0, 1, \dots, E-1 \quad (2-7)$$

$$C_R(X_k) = \frac{1}{1 - P_N} \sum_{i=E}^k P_i, \quad k = E, E+1, \dots, I \quad (2-8)$$

有了以上的算式，我們可以得到其轉換公式 F_L 和 F_R ：

$$F_L(X_k) = X_0 + (X_{E-1} - X_0)C_L(X_k), \quad k = 0, 1, \dots, E-1 \quad (2-9)$$

$$F_R(X_k) = X_E + (X_I - X_E)C_R(X_k), \quad k = E, E+1, \dots, I \quad (2-10)$$

最後把 F_L 和 F_R 合併，假設 Y 為合併後的影像，則

$$Y = \{Y(i, j)\} = F_L(X_L) \cup F_R(X_R) \quad (2-11)$$

2-1-4 數學形態學

數學形態學 (Mathematical Morphology) [11]，簡稱形態學 (Morphology)，是影像處理中的一環，專門用來處理和分析影像中區域形狀的工具，如邊界、輪廓等。

形態學的基本運算的方式有四種應用，其概略用法簡述如下：

膨脹 (dilation)：對欲處理的像素的外形均勻加粗。

侵蝕 (erosion)：對欲處理的像素的外形均勻縮小。

開運算 (opening)：去除影像孤立點、截斷區塊與區塊間細小的相連處。

閉運算 (closing)：連接影像中區塊與區塊的斷裂處。

其定義原理如下， A 代表原始影像， B 代表結構元素，結構元素外觀由 m 及 n 決定，可為任意形狀。

$$\text{膨脹 (dilation): } A + B_{m \times n} \quad (2-12)$$

$$\text{侵蝕 (erosion): } A - B_{m \times n} \quad (2-13)$$

$$\text{開運算 (opening): } A \circ B_{m \times n} = (A - B_{m \times n}) + B_{m \times n} \quad (2-14)$$

$$\text{閉運算 (closing): } A \bullet B_{m \times n} = (A + B_{m \times n}) - B_{m \times n} \quad (2-15)$$

通常結構元素是一個內部元素為 1 的對稱矩形遮罩，形態梯度所用的遮

罩就不具有對稱性，用來強化邊緣特徵，如下圖 2.3 所示。

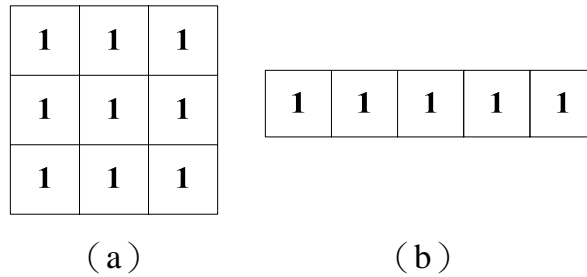


圖 2.3 形態學遮罩示意圖 (a) 為 3×3 遮罩，(b) 為 1×5 遮罩

以下為基本常用的形態學結構元件 3×3 遮罩對原圖做膨脹及侵蝕的示意圖，如圖 2.4 所示：

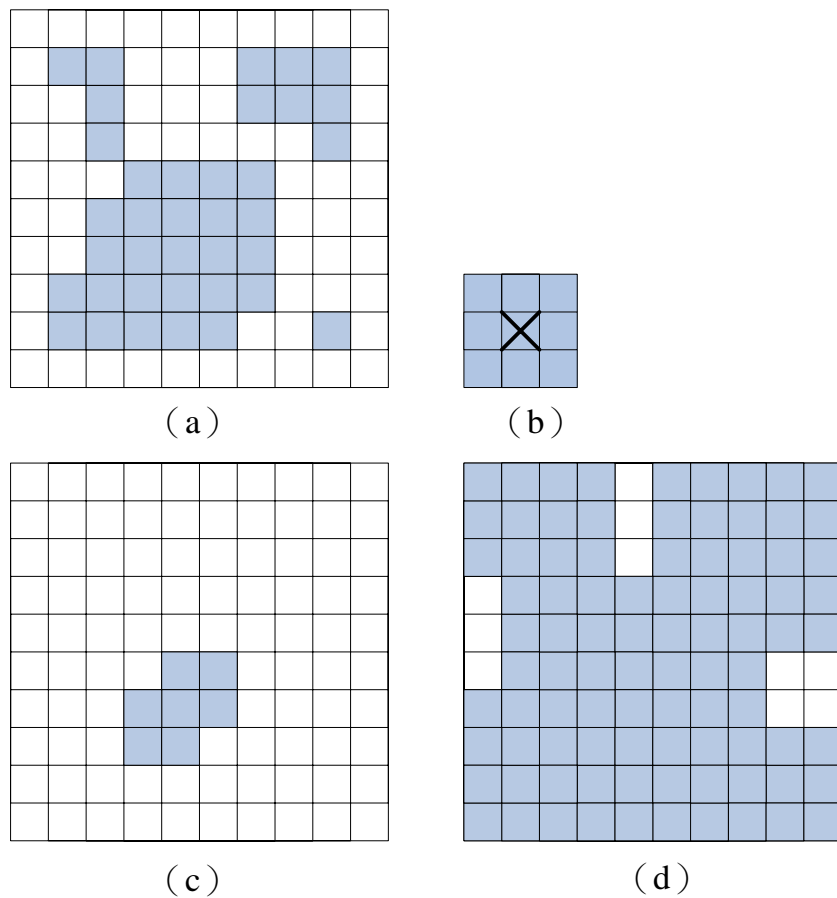


圖 2.4 形態學膨脹及侵蝕示意圖 (a) 範例影像二值化之示意圖，(b) 3×3 遮罩，(c) 侵蝕後的影像，(d) 膨脹後的影像

其中，圖 2.4 (a) 範例影像的二值化之示意圖，圖 2.4 (b) 為 3×3 運算遮罩。因程式運作以由上而下、由左而右的方式進行形態學運算，我們利用在圖 2.4 (a) 左上方的一個區域來進行說明，模擬其運作方式如圖 2.5 所示。

1	2	3
4	5	6
7	8	9

圖 2.5 形態學運作模擬圖

在圖 2.5 所示，位置 5、6、9 的值為 1，其餘位置的值為 0，在經過圖 2.4 (b) 的遮罩運算，以位置 5 的值為 1 當中心點，若進行膨脹運算，則不管附近位置 1、2、3、4、6、7、8、9 的值為多少，皆將位置 1、2、3、4、5、6、7、8、9 的值都設定為 1。若進行侵蝕運算，則必須位置 1、2、3、4、6、7、8、9 的值都是為 1，位置 5 的值才會為 1。

因此經過侵蝕運算後的示意圖如圖 2.4 (c) 所示，為圖 2.4 (a) 經侵蝕運算後的影像。經過膨脹運算後的示意圖如圖 2.4 (d) 所示，為圖 2.4 (a) 經膨脹運算後的影像。

2-1-5 Otsu 演算法

在本文中，要比較文獻中使用 Otsu 演算法來進行二值化，故在此介紹 Otsu 的演算方法。為了進行全域的影像二值化，因此必須使用一個臨界值 (Threshold，或稱門檻值，閾值) 來決定二值化的判別，在影像處理中的最佳全域臨界值以 Otsu 法[34]最為有名。Otsu 在 1979 年時提出這個最佳臨界值的判別方法，這個臨界值會使得各群集的變異數 (Variance) 的加權總和

最小化。這裡的群集指的是大於及小於門檻值灰階度所形成的兩個群集，加權值是指各群集的機率，演算法詳述如下：

假設我們的影像中有 L 個灰階度 (Gray level)，也就是灰階度是從 $1 \sim L$ ，我們令第 i 個灰階度在影像中的點數為 n_i ，則影像總點數 $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$ 。

於是各灰階度的機率 P_i 為：

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad (2-16)$$

二元化的目的是要將影像分成兩個群集 C_0 及 C_1 (前景與背景)，所以 C_0 代表灰階度 $1 \sim t$ 的群集， C_1 則代表灰階度 $t+1 \sim L$ 的群集，各群集產生的機率為 ω_0 與 ω_1 ：

$$\omega_0 = \sum_{i=1}^t P_i = \omega(t) \quad (2-17)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=t+1}^L P_i = 1 - \omega(t) \quad (2-18)$$

各群集的平均值 (mean) 為：

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^t \frac{iP_i}{\omega_0} = \frac{\mu(t)}{\omega(t)} \quad (2-19)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=t+1}^L \frac{iP_i}{\omega_1} = \frac{\mu_T - \mu(t)}{1 - \omega(t)} \quad (2-20)$$

其中

$$\omega(t) = \sum_{i=1}^t P_i \quad (2-21)$$

$$\mu(t) = \sum_{i=1}^t iP_i \quad (2-22)$$

$$\mu_T = \mu(L) = \sum_{i=1}^L iP_i \quad (2-23)$$

各群集變異數為：

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^t (i - \mu_0)^2 \frac{P_i}{\omega_0} \quad (2-24)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=t+1}^L (i - \mu_1)^2 \frac{P_i}{\omega_1} \quad (2-25)$$

群集變異的加權總和為：

$$\sigma_w^2(t) = \omega_0 \sigma_0^2(t) + \omega_1 \sigma_1^2(t) \quad (2-26)$$

Otsu 演算法的目的就是要找到可以令群集變異數的加權總和最小時的 t 值， t 值就是我們要的臨界值。

2-2 車牌定位方法

車牌辨識系統在辨識車牌號碼時，其辨識結果的好壞，完全取決於先前的車牌定位，因此車牌定位是辨識車牌成功與否的重要關鍵。然而，車牌定位面臨到許多先天上的限制與困難，例如外在光源的變化、天候的影響等多樣化的環境狀況，車輛和車牌的相關位置，照明狀況等等，都會對待辨識影像造成某種程度上的雜訊，以上所述影響狀況的發生均難以預測，更增加了影像處理上的困難。

歷年來的國內外相關文獻中對車牌定位與車牌辨識研究相當多，其對於車牌定位方面有很多不錯效果的作法，以下的簡單概要的說明幾種比較具有特色的車牌定位的方法。

2-2-1 先備知識

利用我們對於車牌的基本認識總結出的一些知識，將這些車牌特徵歸納出定位的法則，如利用車牌的幾何特徵、長寬邊框比例，車輛的寬高比例，車牌中的字元位於矩形框中且有間隔的特徵，藉此來判別車牌區域[1][2]。

2-2-2 梯度法

梯度法為利用梯度運算子對車牌的影像進行處理，其優點在於可以將影像的灰階分佈區分的更加銳利，使得車牌特徵更加清楚，易於辨識的一個方法。類似的演算法有 Sobel、Prewitt、Roberts 以及 Laplace 等，其中 Sobel 因其簡單且處理速度較快的特性，較常被多數學者加以引用。透過梯度法的運用，許多因天氣的劇烈變化、車牌附近的干擾貼紙、日夜變化的照明改變等外在因素，都能夠被有效的壓抑，使得正確車牌位置較容易從許多雜訊干擾的車牌後選區中被正確的圈選出來[3][4]。

2-2-3 模版比對法

模版比對法是一種影像辨識常用的一種方式，其優點在於辨識準確性高，但缺點即是花費的時間較長，而且容易受到外在環境的影響造成失誤。有鑑於此，許多學者也致力於加入強健的演算法來降低模版比對的辨識時間，以及盡力提高辨識影像的信號雜訊比等。其中心方法為先建立一些車牌形狀的標準模版，再將輸入影像中類似車牌形狀的區域與標準模版進行比對，比較其相似度與關連性，透過相關的演算法來比對輸入影像中類似車牌，進而判斷是否為車牌區域的一種方式[5][6]。

2-2-4 邊緣萃取

為了便於人眼的視覺觀察，以及車牌影像辨識的成功率及便利性，許多國家在設計車牌時，都有作過一些考量。例如將車牌的底色與字元顏色作強烈的對比，白底黑字、紅字，或是綠底白字等。抑或是將車牌的長寬比例、英數字元與車牌大小的比例、字元間隔與字元大小的比例固定等等。因此，利用車牌如此的特殊設計，透過數學演算法使用遮罩去對輸入影像含有車牌區域的影像做處理，將使得車牌中字元與背景的差異特性所產生的邊緣效果被強調，以此定義車牌的候選區域。如此，在此條件下，我們將可設定對應的閾值去判斷，保留較高邊緣影像，則車牌區域常落於此區域。然而，此方法的缺點常在於因外在環境的影響或影像的解析度不夠，使得影像的邊緣特徵不甚明顯，因此發生辨識失效或候選車牌選擇失敗的情況[7]-[10]。

2-2-5 線偵測的 Hough 轉換

Hough 轉換用在二值化影像的形狀偵測（shape detection），主要原理是利用影像中分散的點位置找出特定形狀（例如直線或圓）的參數值，每一個點藉由一對多的映射（由影像空間映射到參數空間）產生參數的所有可能

值，再累計全部點所產生的參數值，最後在得以在參數空間決定表現最明顯的形狀參數。較常用的為直線偵測（Straight Lines）的 Hough 轉換，其原理為對於二值化影像上的任一點 (x, y) ，通過這一點的直線方程式可以表示為 $f(x, y) = y - ax - b = 0$ ， a 和 b 分別是直線的斜率和截距。

我們可以把上式視為相互限制條件（Mutual constraint）的映射關係，由影像點 (x, y) 映射至多重的參數 (a, b) ，或由參數 (a, b) 映射至多重的影像點 (x, y) 。也就是說，影像空間上的一個點 (x, y) ，可以定義參數空間 (a, b) 上一條直線的多重（理論上無限多）點；同樣情形，參數空間的一點 (a, b) ，也可以定義出影像空間上一條直線的眾多點 (x, y) 。由於 Hough transform 把每一個影像點 (x, y) 映射至多重的參數點 (a, b) ，我們使用一個累增器來紀錄每一組 (a, b) 出現的次數，出現頻率最高的一組 (a, b) ，就是影像空間上最具代表性的一條直線。將此理論應用在車牌辨識上，則是利用車牌區域的灰度分佈特徵，穿過車牌的水平直線其灰度呈現連續的峰、谷、峰的分佈，其反差現象比較高，設一定閾值去判別，即可判斷影像是否含有車牌區域[11]-[13]。

2-2-6 直方圖統計法

用於車牌辨識的輸入影像，其直方圖通常都不是均勻的，利用統計方法對輸入影像做均勻化的分佈，將能使該影像的灰階拉寬，並且將影像亮度提高。這樣的動作，將能使原來隱藏在較黑畫面裡的資訊被顯明出來，提高影像的灰階動態範圍並且提高對比度，改善了影像的視覺效果。然而，其缺點在於使用直方圖將影像灰階拉寬的同時，雖然提高了車牌影像的對比度，同時也增強了影像周圍雜訊的對比，使得在做車牌區域候選時，選出過多不必要的雜訊位置[14][15]。

2-2-7 數學形態學

在車牌辨識上常會利用到形態學中的平滑處理、梯度運算子、紋理分割，以及粗糙度等等。透過對輸入影像做過濾的作用，再利用其他車牌定位的方法來做判定。或是先經過垂直邊界偵測後，再對此影像作開運算及閉運算多次，就可以獲得車牌候選區[16]-[19]。

2-2-8 基因演算法

遺傳基因演算法（Genetic Algorithm, GA）是最佳化工程計算常用的一種演算工具，基因演算法源自於自然界中「物競天擇，適者生存」的特性，模擬生物間的競爭，倖存者得以繁衍下一代的觀念，應用於最佳化工程的計算時，以隨機方式同時產生多組解，較佳的解將被留下運算，如此多次疊代即可求出最佳解。過去有相關學者將此理論應用在車牌辨識上，首先計算整張影像的平均亮度，接著透過基因演算法找出影像亮度與最有可能車牌色彩值的閾值關係去估計閾值方程式[22]。

2-2-9 色彩學

在現實生活中的車牌是具有特別顏色的設計，利用色彩特徵來對車牌影像做處理，理論上應能得到較多的車牌資訊，更正確的找出車牌位置。多數國家的車牌設計，車牌字元的顏色與背景具有對比較高的特點，部分學者就利用此點來做為車牌定位識別的一個方式。其中，學者平常所使用的灰階影像，即為利用 HSV 色彩空間的 V 值或 YCbCr 色彩空間的 Y 值來獲得灰階影像。搭配模糊集合理論與色彩理論，結合車牌色彩與邊緣兩類特徵，用來偵測影像中的車牌。或是結合形態學的方式，以色彩作為參數設定閾值等方法，均為研究常用的方法[23][24]。

2-2-10 類神經網路法

類神經網路法最大的優點，就如同人類的神經細胞一樣，當人類的感官受到外界刺激經由神經細胞傳遞訊號到大腦，大腦便會下達命令傳遞至相關的受動器做出反應。這樣的動作需要經過許多次的訓練，才能成為自然的反應，類神經網路的運作便源於此，藉由不同的演算法訓練類神經網路，使得神經網路的輸出能達到我們所要求的結果。然而，這也是類神經網路的一個缺點，由於需要經過大量學習才能夠有較佳的效果，因此需要花費較長的時間來進行學習，而且過程中需要大量的學習樣本。萬一在實際應用時出現沒有學習到的狀況，將會得到錯誤的結果。近年來，許多學者也致力於改良此演算法，並應用在車牌辨識上。學者曾使用類神經網路當作濾波器，以車牌的色彩跟紋理屬性進行學習，並判斷可能的車牌區域[25]-[27]。

2-2-11 小波轉換法

小波轉換可應用在影像壓縮、影像的邊緣偵測及去雜訊、影像融合等等，因此有部分學者將其特性應用在車牌辨識上。利用小波轉換在車牌定位上，可將原待測圖分別作高通和低通濾波，將得到的影像降階，高度不變，寬度變為原來的二分之一，再將做完高通和低通濾波的影像，再個別做一次高通和低通濾波，然後再做一次降階，高度也變為原來的二分之一。進一步將濾波後的待測圖，使用 LH 與 HL 的頻帶來尋找車牌，此可縮小原圖至四分之一大小，減少運算量及具有水平分量與垂直分量的效果[28]。

2-2-12 綜合討論

以下列出主要定位車牌區域常用的定位方法的優缺點：

1. 邊緣萃取通常是最快也是最簡單的，但容易受邊界影響，無法獨立使用。

- 2.梯度法在影像對比度不高或模糊時，車牌特徵並不明顯。
- 3.線偵測的 Hough 轉換用在影像裡有大形車牌區域，可採用車牌形狀來決定線，但需要大量記憶空間及需要大量的計算時間。
- 4.直方圖統計法當影像有雜訊太多及有傾斜車牌則不能正確運作的缺點。
- 5.數學形態學可以抗雜訊，但因處理速度太慢，所以很少用在即時系統。
- 6.色彩學在亮度不均的情況下，往往效果不如預期。

以上各種判定方法皆有其適用的領域與優缺點，才會發展如此多的定位方法，因考慮其演算法的運算速度與定位成果存在著反比的關係，所以想要定位速度快速，則往往降低了正確性，所以在考慮定位方法的時，必須使整體效能最佳化。

2-3 車牌定位方法分析

以下為車牌定位方法分析與本文相關概念的文獻探討：

2-3-1 定位方法與分析

P. Dubey[5]利用車牌具有字元與背景的強烈對比特性，使用垂直邊緣偵測法作前處理，再利用累積強度形態法（Accumulated Intensity Morphing, AIM）。強度必須大於閾值或相鄰畫素為非 0 做為起始畫素，強度大於閾值定義為結束畫素，當起始及結束畫素被定義後，往一方向拖移一預定距離，完成處理。

此演算法可往兩方向同時處理。利用兩方向的總長度做為條件設定閾值來判斷出車牌區域，即使攝影角度不同也有效。再來利用矩形外形特徵作為判斷車牌候選位置，並設定角度 ± 30 度避免影像扭曲造成車牌轉動。最後利用投影法判斷出車牌的正確位置。其示意圖如圖 2.6 所示：



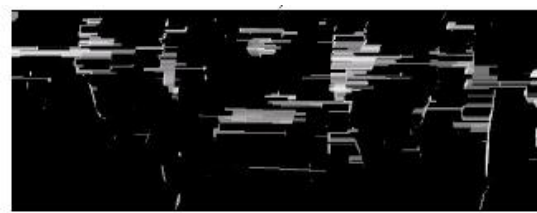
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

圖 2.6 利用 AIM 擷取車牌區域 (a) 原始影像，(b) 垂直邊緣檢測，(c) 垂直 AIM 演算法的結果，(d) 閉運算的結果，(e) 為最終結果

圖 2.6 (a) 為 RGB 色彩空間之原始影像，圖 2.6 (b) 為圖 2.6 (a) 轉換為灰階影像後進行垂直邊緣檢測的結果，圖 2.6 (c) 為對圖 2.6 (b) 進行垂直 AIM 演算法的結果，圖 2.6 (d) 為對圖 2.6 (c) 進行閉運算的結果，圖 2.6 (e) 為最終結果。最後利用車牌特徵的寬、高、寬高比、面積等將車牌可能區域框選出來。

此法的優點是車牌在傾斜一定角度內，一樣可以對車牌進行定位，但其缺點為因先經過邊緣偵測後，才利用 AIM 法則對車牌區域進行偵測，若車牌區域因強光或亮度不足時，其邊緣偵測效果不好。另外當車體與車牌背景顏色相近時，其邊緣特徵並不明顯，致使其整體偵測錯誤會提高。

S. Yoshimori[22]利用 10 張連續影像的差值取出大概車子位置，為了節省運算時間及考量車牌解析度大小，在影像上方之車牌其解析度太低，所以不處理上方的影像。故取影像水平中線只對於中線以下的影像做處理，再利用遺傳演算法找出車牌顏色的適當閾值，藉由適應函數 (Fitness function) 的應用，可提高辨識率並縮小閾值選取的範圍。其方法如下：a.利用影像的直方圖找出亮度和車子顏色的差異，b.利用遺傳演算法找出閾值的上下邊界，c.利用閾值函數計算影算的平均亮度及閾值，其示意圖如圖 2.7 所示：

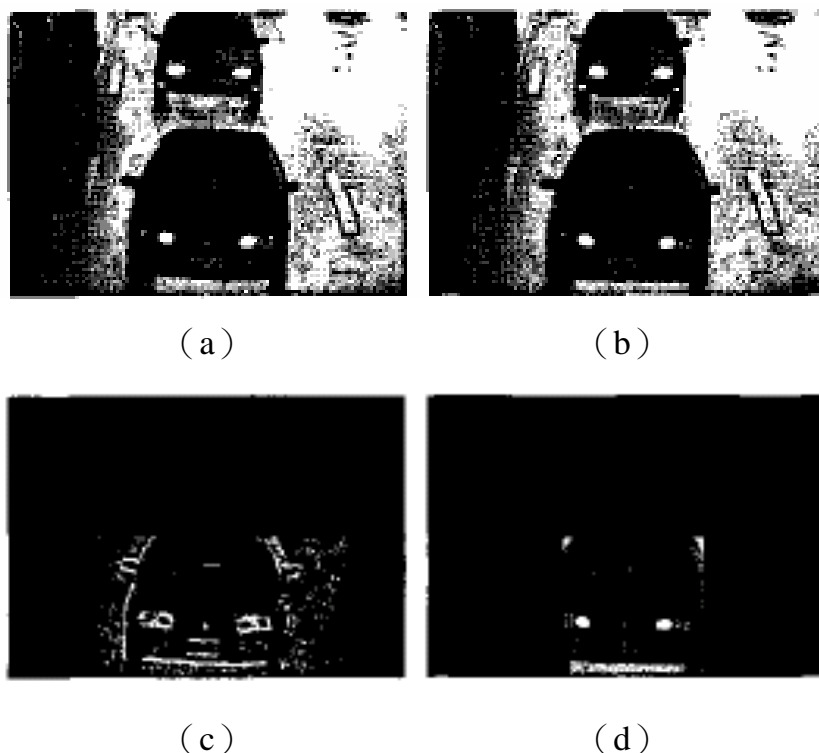


圖 2.7 利用影像差值與基因法則及色彩學擷取車牌區域(a)第一張影像，(b)第二張影像，(c) 影像差值後的影像，(d) 車牌區域影像

圖 2.7 (a) 為連續影像的第一張影像，圖 2.7 (b) 為連續影像的第二張影像，圖 2.7 (c) 為進行連續影像相減差值後的影像，圖 2.7 (d) 利用色彩特徵將車牌區域取出。

此方法在夜間亮度不均時，其影像亮度差異不會太大，所以利用遺傳演算法，仍可以找出車牌色彩的最佳值，但因本文使用後照影像，其亮度會急遽變化，而車牌色彩可能因此失去參考價值，因此，此方法使用於本文的環境中效果不好。

H. K. Xu[23]先進行灰階處理，並利用中值濾波器消除雜訊，同時保留並增強車牌紋理及色彩資訊，再逐條掃描圖片上每條線並記錄其灰階轉換點，當達到某種條件時就視為車牌候選區。當梯度運算子小於 100 則轉為

255，反的為 0。利用車牌字元反差特性，偵測轉換區域，車牌字元間隔約為 4-5 pixels，設定距離來近一步檢測出車牌的正確位置，再橫向掃描灰階轉換次數確定車牌位置，其示意圖如圖 2.8 所示：

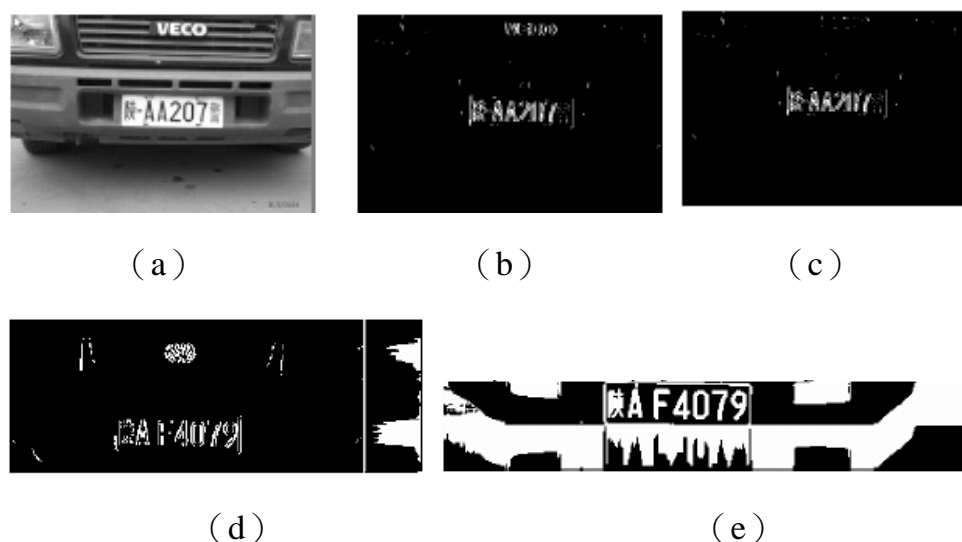


圖 2.8 利用字元反差與梯度特性擷取車牌區域 (a) 原始影像，(b) 梯度運算結果，(c) 濾掉雜訊，(d) 為水平投影影像，(e) 垂直投影影像

圖 2.8 (a) 為原始灰階影像，圖 2.8 (b) 為對圖 2.8 (a) 進行梯度運算的結果，再來利用為利用車牌字元寬度資訊濾掉雜訊，如圖 2.8 (c) 所示，最後，利用水平投影確認車牌高度位置，如圖 2.8 (d) 所示，圖 2.8 (e) 為垂直投影來確認車牌寬度的影像。

此方法在亮度不均時，其灰階轉換不明顯，其閾值難以定義，故無法使用於夜間影像。

Ching-Tang Hsieh[28]首先轉換至灰階影像、再經小波轉換後、藉由水平變化找出參考線（用 LH 次影像）、決定遮罩大小（在 HL 次影像計算垂直邊界的水平投影量）、藉由參考線找出車牌候選區（計算每個遮罩的總畫素數

值找出最大值)、確認候選位置(利用密度及長寬比)、找出車牌正確位置(逐行尋找若總畫素數值小於閾值,則視為非車牌)。其示意圖如圖 2.9 所示:



(a)

(b)



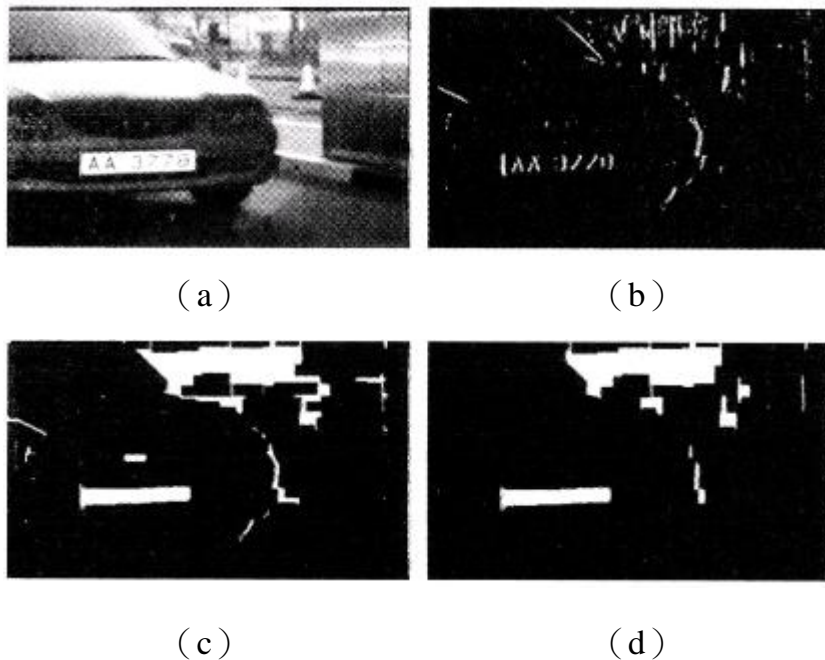
(c)

圖 2.9 利用小波與邊緣特徵擷取車牌區域 (a) 原始影像, (b) 小波轉換後的影像, (c) 水平投影的影像。

圖 2.9 (a) 為車輛 RGB 色彩空間的原始影像, 圖 2.9 (b) 為經過小波轉換後, 左上方小圖為原始灰階影像, 右上方小圖為垂直邊緣影像, 左下方為水平邊緣影像, 右下方為斜角邊緣影像 (差異特徵), 在此比較特別的是利用車輛的防撞桿最上方具有很長的水平邊緣特徵當作參考線, 圖 2.9 (c) 進行左上方小圖的水平投影, 而車牌位置即為參考線下方之位置。

此方法利用車輛的防撞桿最上方具有很長的水平邊緣特徵來當作參考中線，只要對此參考中線下方進行搜尋，可以節省不少偵測時間，其應用於停車場系統，效果相當不錯。但用於多目標時，其判斷法則難以定義，而且若車牌不在參考中線下方時，例如公車、機車，此方法將無法偵測，所以無法用於本系統。

P. V. Suryanarayana[19]先對影像做垂直邊緣偵測，利用最大字元寬度當作結構元件來進行閉運算，再來設定最小字元高度當作結構元件大小，來進行開運算。再利用最大車牌高度當作結構元件來進行開運算，可得到較大垂直雜訊的影像，再與原圖相減，則可以去掉大形垂直雜訊。再使用最小車牌寬度進行開運算，去濾除過小雜訊，最後把處理後之影像位置重疊回原圖，則車牌位置就在其中的候選區域內，因車牌包含字元，故使用八連通找出正確車牌位置。其示意圖如圖 2.10 所示：



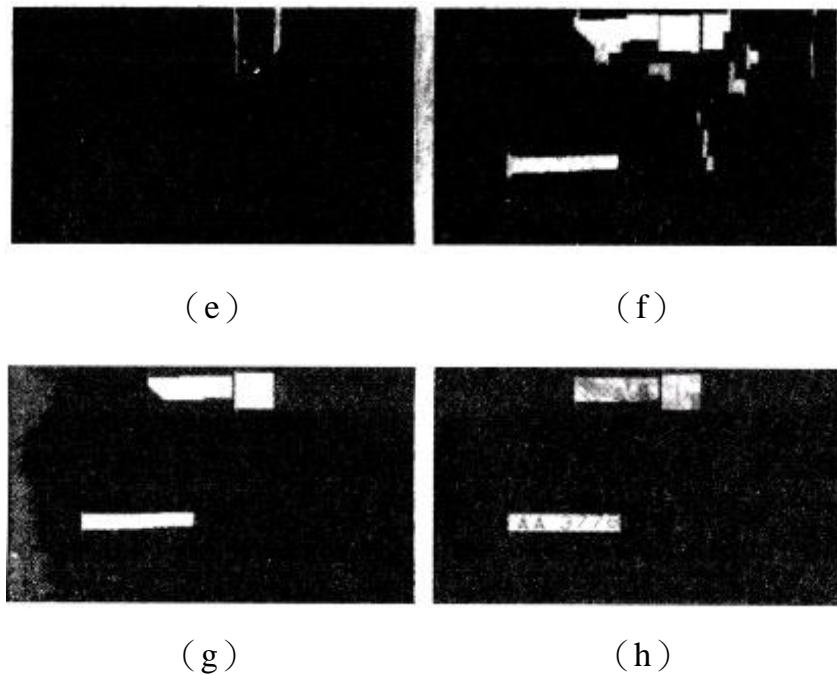


圖 2.10 利用字元與車牌寬高擷取車牌區域 (a) 原始影像，(b) 垂直邊緣偵測，(c) 進行閉運算，(d) 進行開運算，(e) 濾出雜訊，(h) 可能車牌區域。

圖 2.10 (a) 為原始影像，圖 2.10 (b) 為垂直邊緣偵測後的影像，圖 2.10 (c) 為利用最大字元寬度進行閉運算後的影像，圖 2.10 (d) 為利用最小字元高進行開運算後的影像，圖 2.10 (e) 利用最大車牌高度進行開運算來濾出大型垂直雜訊，圖 2.10 (f) 為圖 2.10 (d) 減去圖 2.10 (e) 後的影像，圖 2.10 (g) 利用最小車牌寬度進行開運算後的影像，圖 2.10 (h) 在原始影像顯示可能車牌區域。

此法使用形態學為主要架構，利用其字元高度、車牌寬高度進行車牌偵測，其效果應相當不錯，但其前處理使用邊緣偵測所以在亮度不均時或車輛本身為淺色時，其車牌兩側的垂直邊緣特徵並不明顯，應會產生不少錯誤。

D.S. Gao[16]先利用 HE 增強影像對比，再計算區域平均梯度變動，依據梯度影像的變動區分平均梯度值，使用二值法找出車牌候選區，再使用開運

算降低雜訊。最後利用車牌的幾何特徵，包括面積、延長部分、密度、畫素鄰近值、總信心因子、合併規則找出正確車牌位置。其示意圖 2.11 如下所示：

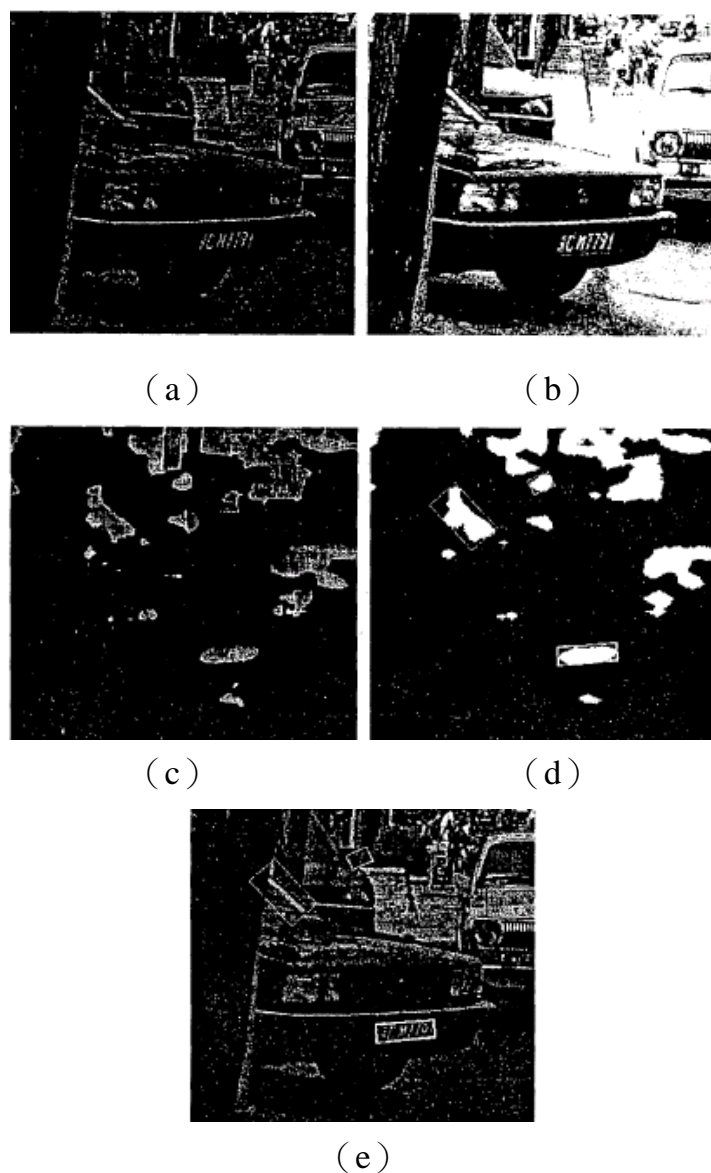


圖 2.11 利用梯度與形態學擷取車牌區域 (a) 原始影像，(b) 提高亮度，(c) 可能區域的二值影像，(d) 候選區域框選，(e) 實驗結果

圖 2.11 (a) 為低亮度下的原始灰階影像，圖 2.11 (b) 為經過提高亮度後之影像，圖 2.11 (c) 為經過梯度與形態學運算後，所獲得的車牌可能區

域的二值影像，圖 2.11 (d) 利用車牌特徵進行車牌候選區域框選，圖 2.11 (e) 框出車牌候選區域。

此方法與[17][20]極為類似，其特殊處為先提高整體亮度，增加影像對比後，再進行形態學處理來搜尋可能車牌區域，此為[17][20]所沒有的步驟，本文的架構也加進提高亮度的方法，增強原影像亮度不足之處。

J. W. Hsieh[17]先利用中值濾波器（Average Filter）濾除原影像的雜訊，在此使用 7×7 遮罩是考量原影像大小為 320×240 pixel，而車牌影像大小最大為接近 40×20 pixel，一個車牌字元大概 $5 \sim 7$ pixel 的寬度，所以取最大字元寬度來當遮罩大小。（因圖 2.12 所示為原作者之原圖，其開運算及閉運算為 7×1 的垂直遮罩，應是原圖有誤，應該為 1×7 的水平遮罩，在此註明。）再經過一個灰階梯度的開運算與閉運算相減，可得影像中變異最大的區域，再經過閉運算連結破碎區域，再利用 Otsu 取出最佳閾值進行二值化後，利用車牌外觀特徵進行連通成分分析，即可獲得車牌候選區。其流程圖如圖 2.12 所示：

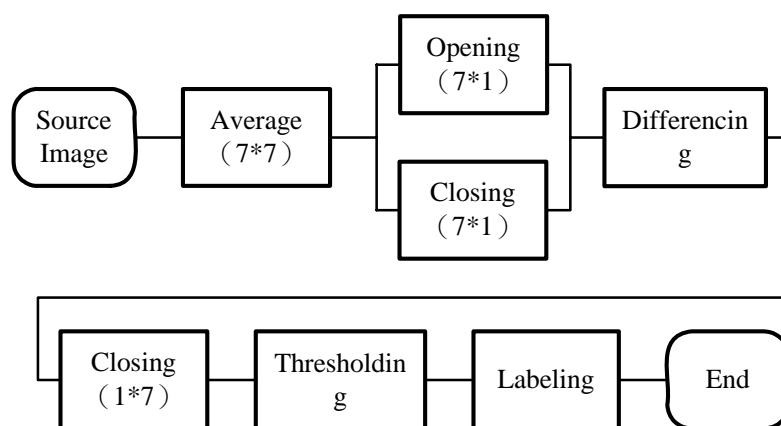


圖 2.12 利用中值濾波器與形態梯度擷取車牌區域

此系統在白天影像效果相當不錯，且比[20]的速度快。但當車牌本身污

損模糊時，利用中值濾波器反而會更加模糊，造成定位失敗。

Hsien-Huang P. Wu[20]的文獻與[17]極為類似，其先利用形態學的 BottomHat 的運算，來增強陰影處的對比，再經過一個灰階梯度的開運算與閉運算相減，可以得到影像中變異最大的區域，再經過閉運算連結破碎區域，再利用 Otsu 取出最佳閾值進行二值化後，利用車牌外觀特徵進行連通成分分析，即可獲得車牌候選區。其流程圖如圖 2.13 所示：

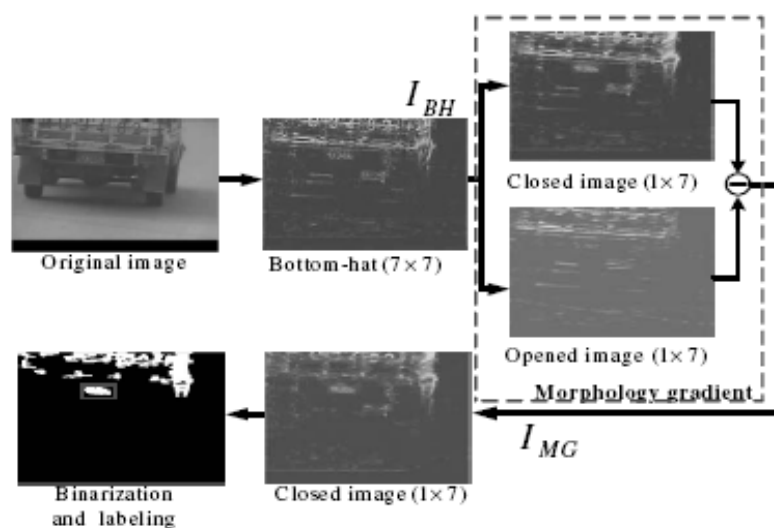


圖 2.13 利用 BottomHat 與形態梯度擷取車牌區域

此法的效果對於白天影像相當良好，但其運用多次形態學，致使其處理速度不夠快。在對夜間影像處理時，其系統在車牌區域夠亮時，仍能偵測出車牌位置，但在車牌區域較暗時，其系統無法對車牌區域進行偵測。

2-3-2 綜合討論

總結以上各篇，可以發現其方法都相當不錯，如[28]利用車輛防撞桿的特性來當作參考線，可以減少一半的運算量，[17]利用中值濾波器增強特徵後，加上形態學的抗雜訊處理，其處理速度與[20]相比相當快速且其定位成功率 98% 算相當優異。[20]的 BottomHat 取代了中值濾波器後，其增強陰暗處對比效果不錯。

綜合以上的共同點是：其前處理不好時，儘管後續的演算法再優良，也無法跑出較佳的結果，因此前處理相當重要。所以，本研究的前處理即為增強影像的對比，使可能車牌區域的對比提高。因[17][20]的方法使用形態學來偵測可能車牌位置，形態學具有抗雜訊、去除不必要的雜訊的優點，而現在的處理器運算速度夠快，對於形態學的高處理速度的要求尚可應付，故本研究以此為架構，在運算時間及影像處理效果考量下，將其演算法進行修改和加強。

另外，因為本研究考量含有機車的車牌影像，採用後照式影像，其在夜間有亮度變化極大的現象，所以在影像亮度增強方面，也找出其適合方法來提高影像整體亮度。