

基於非遞迴式週期性離散小波轉換於滑動式視窗車牌辨識研究

蔡金豐

嘉南藥理科技大學應用空間資訊系助理教授

cftsai@mail.chna.edu.tw

摘要

有別於傳統的車牌辨識系統所使用之車牌定位、範圍選取、字元切割、字元辨識等複雜的處理流程，本計畫以一滑動式視窗對擷取影像進行掃描，並於掃描過程中同步執行小波轉換，透過一維非遞迴式離散週期性小波轉換取得所有階數之小波轉換係數，此係數經由三值化處理後作為類神經網路輸入之特徵值，經過倒傳遞類神經網路的學習訓練將輸出結果與資料庫之車牌內容比對以達到自動化車牌辨識。為降低雜訊干擾影響與加速辨識效率，在此僅選擇最後三階之小波轉換係數做為車牌辨識之特徵值，並將掃描線以間隔方式擷取，以減少計算時間但保有其辨識能力，資料庫內有 100 輛車牌資料，每輛都以六種不同的距離拍攝以模擬車輛行進中之動作。在類神經網路訓練與測試過程採用 Leave-One-Out 方法，初步實驗統計結果，車牌成功辨識率可達 97%，驗證本系統具有高辨識率與高容錯 (fault-tolerance) 等特性。

關鍵詞：滑動式視窗，非遞迴式離散週期性小波轉換，類神經網路

Abstract

Despite the complex process of the identification system used by the conventional license-plates, such as license-plate location, range selection, character segmentation and character identification, this project utilizes sliding window to capture the image and scan. Moreover, wavelet transform is processed simultaneously during the scanning process. The 1-dimension non recursive discrete periodic wavelet transform (1-D NRDPWT) is utilized to convert coefficients and all levels of wavelet coefficients are obtained.

The coefficients are under the process of tri-values and used as the character value of the artificial neural network input. The Back-Propagation Artificial Neural Network outputs results and database for license-plates comparison in order to achieve the automation of license-plate identification. In order to reduce noise interference and accelerate the efficiency of identification, only the last three levels of wavelet transform coefficients are selected as the identification value for the identification of license-plates. Furthermore, the scanning line is captured in an interval way in order to reduce the computing time and at the same time maintain the identification ability. The database contains information of 100 vehicles and each has been shot from six different distances while the model vehicles are on the move. In the training of the artificial neural network training and testing process utilize the Leave-One-Out method. The preliminary experiment results show the rate of 93% on the successful identification of the license-plates and this testifies the characteristics of the high identification rate and high fault tolerance rate.

Keywords: sliding window, 1-dimension non recursive discrete periodic wavelet transform (1-D NRDPWT), neural network

1. 前言

車牌辨識系統對於社區門禁安全管控、特定車輛路徑追蹤、失竊車輛協尋、車輛超速違規自動回報系統、高速公路自動收費系統、停車場自動收費管理等方面有其重要應用，此應用不僅大幅縮減人力負擔，對於需長時間以人工方式比對與尋找亦大幅降低人為疏失與處理時間，相對的也提升整體效能，因此應用上具有重要意義。

2. 研究目的

如何研發一具高效率、高辨識率的車牌自動辨識系統為此計畫之構想，有別於傳統車牌辨識系統(License-Plate Recognition, LPR)所使用之車牌定位、範圍選取、字元切割、字元辨識等過程所需之高度影像處理與複雜運算之過程，本研究擬以滑動視窗概念以取代傳統車牌辨識系統所需之影像前處理、車牌定位、車牌擷取、字元切割與字元辨識等較繁複且耗時之處理過程，運用一滑動式掃描視窗於車牌影像掃描過程中同步執行一維非遞迴式離散週期性小波轉換(One-Dimensional Non-Recursive Discrete Periodized Wavelet Transform, 1-D NRDPWT) [1]，並結合倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network, BPN)之技術建立一個車牌辨識系統架構，經過類神經網路訓練學習最佳參數，將待辨識之影像輸入此調適後之系統透過小波轉換係數比對方式達到車牌自動辨識之目的。

3. 文獻探討

近年來有許多關於車牌辨識的相關文獻，在傳統車牌辨識[2]的過程中包含了車牌搜尋與定位、車牌範圍選取、字元切割與字元辨識等過程，而在車牌定位這個程序往往耗費最多時間，且最浪費系統資源的，如何設計一種車牌定位演算法，能在光線不良或不均勻的環境下達到精準、快速的尋找出其車牌位置即是此段落所探討的方向。

邊緣特徵在影像中是一項常用且很重要的特徵[3]，所以邊緣偵測在影像處理領域中是一項基本但重要課題[4]。而在各種邊緣偵測法中利用運算元遮罩(operator mask)是一種最簡單方便的方式。傳統的偵測方式為單一尺度(single-scale)演算法，無法符合各種影像之特性，如果能使用多重尺度(multi-scale)運算元遮罩來偵測邊緣，並將其各尺度產生的邊緣加以組合後而合成一較佳的圖像，並取得真正的邊緣，多重尺度的方法，除了可以偵測到各種不同灰階梯度的邊緣外，並具有高抗雜訊的優勢。

在車牌定位研究中，Gao[5]利用車牌區域與背景具有高度的對比特性，先將候選區域標示物件然後再用 Morphological Opening 去除零星雜訊，然後依區域大小、長寬比、變化密度、區域與邊界之距離等四項參數與對應權值運算後，選出最大權值作為車牌區域，他們以 119 張車牌為樣本，實驗結果顯示定位率達

80.7%。在 Kim 的研究中[6]，將車牌定位區分成全域搜尋與局部搜尋，在全域搜尋中，利用梯度變化與密度變化當作特徵值，再以類神經網路運算合併特徵值找出車牌區域的大約位置，之後利用邊緣偵測方法找出車牌邊緣，然後再透過 Hough 轉換來修正車牌傾斜問題，他們以 1000 張車牌為樣本，結果定位率可達 90%。

在字元切割研究中，通常使用方法為連通法[7-8]，將車牌範圍內字元以像素連通方法尋找，此方法可不受車牌傾斜影響，但抗雜訊力較低，比較容易受到雜訊干擾而無法將字元適當切割。在字元辨識處理上，溫福助的研究中[9]提出固定大小的車牌樣本很容易受到雜訊、位移與旋轉等因素干擾，因此他以兩組類神經網路方式來辨識，其中一組為辨識英文字母與數字，另一組單純只辨識數字，以 236 張樣本進行測試，正確辨識率為 94.91%。

4. 研究方法與步驟

為了滿足智慧型社區停車場管理環境之及時辨識需求，我們提出一種新的車牌辨識系統。此系統架構是基於一維非遞迴式離散週期性小波轉換，藉由小波轉換所產生之小波轉換係數於辨識特定標的影像上，可大幅簡化辨識流程以達到即時辨識要求。車輛在進出自動停車場過程中會進入管制匝道等待放行，由於每輛車等待位置不一，所擷取車牌大小也不一樣，因此車牌取樣距離設定在 145 公分至 180 公分，在預設辨識距離內所擷取之車牌大小可符合 128x45 像素之大小，藉由相同尺寸的視窗進行全區域掃描以取代車牌定位的問題。視窗之掃描速率與攝影機之取像速率同步；即 1/30 秒掃描全區域影像，對每一掃描結果以一維非遞迴式離散週期性小波轉換可分解得到七組頻帶之小波轉換係數，去除最低階之直流值，僅選用第零階、第一階、第二階之小波轉換係數，由於此三階之小波轉換係數具高鑑別率及抗雜訊特性[10]，因此將此係數作為類神經網路輸入之特徵值。

在特徵值擷取實驗中，為降低掃描次數以提升效能，將所擷取的影像視窗分別以間隔 1、2、3 條掃描線掃描，經過小波轉換可得到簡化的低階小波轉換係數作為特徵值，將此轉換係數以 1、0、-1 三值化分類，此三態數值可形成一組二維車牌特徵值用來代表一車牌，此特徵值經由類神經網路訓練學習，經由隱藏層的層數與隱藏層節點數量之模擬分析發現若

以單一隱藏層之架構，其收斂時間平均約 45 個訓練週期(epoch)即可收斂，若以雙層隱藏層之架構，其平均辨識率略高於單一隱藏層約 0.8%，但是平均收斂時間約 280 個訓練週期(epoch)才趨於穩定，因此單一隱藏層之架構具有快速收斂之特性。其次就隱藏層節點數量而言，因取前三階之小波轉換係數，所以輸入層之節點數量為 7 個，輸出層數量為 10 個，在此隱藏層節點數以兩者之平均值而設為 8 個節點，以此架構進行類神經網路模擬學習。車牌定位與取樣視窗有密切關係，為有效且快速鎖定車牌可能出現位置，我們將攝影機安排於車道柵欄左後方 30 公分處，一般駕駛通常於柵欄前方 20 公分至 100 公分位置來停車等待柵欄開啟，為降低辨識時間與增加辨識取樣影像，因此我們設計於柵欄前 150 公分攝影機開始擷取車牌影像，一般車牌皆懸掛於車輛前方保險桿位置，當車牌接近於柵欄前 125 公分處時，此時所擷取之車牌影像大小近乎於 128x45 像素，由於掃描路徑與會直接影響辨識速率，為有效提升掃描辨識效率，掃描視窗路徑規劃將以影像中央方位置以順時針向外擴散方式掃描，如圖 1 所示。此滑動視窗將擷取之車牌影像此一維非遞迴式離散小波轉換係數取代傳統以字元符號表示車牌的方式可省略影像前處理、車牌定位、字元切割與辨識等費時步驟。基於 1-D NRDPWT 之即時處理能力，本系統結合掃描視窗路徑規劃、同步掃描視窗、1-D NRDPWT、轉換係數三值化及類神經網路，構成一管線處理流程以實現即時車牌辨識。

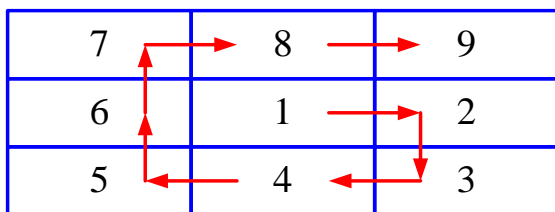


圖 1. 滑動視窗掃描路徑

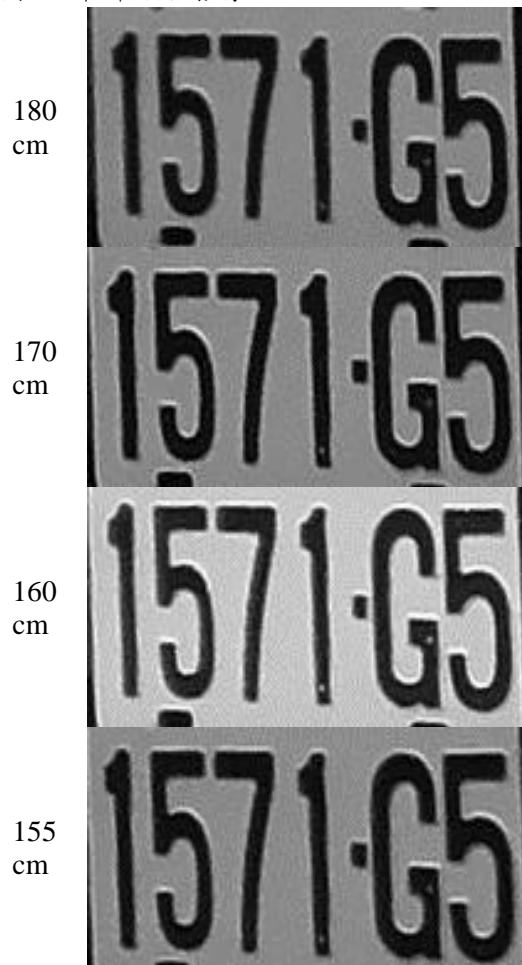
以一樣本車牌為例，傳統處理流程先將車牌定位，定位完成後將車牌影像擷取，如圖 2 所示，由於車牌在預設距離範圍內取像，所以相同車牌在相同大小的取樣視窗，從 145 公分至 180 公分定義六種不同取樣距離，如圖 4 所示，視窗大小皆為 128x45 像素。此車牌影像經一維非遞迴式離散週期性小波轉換後，由於低階小波係數值，具有高鑑別度，所以利用車牌轉換後之第零階、第一階、第二階小波轉換係數，分別有 45、90、180 個。



圖 2a. 原始車牌影像



圖 2b. 車牌擷取影像



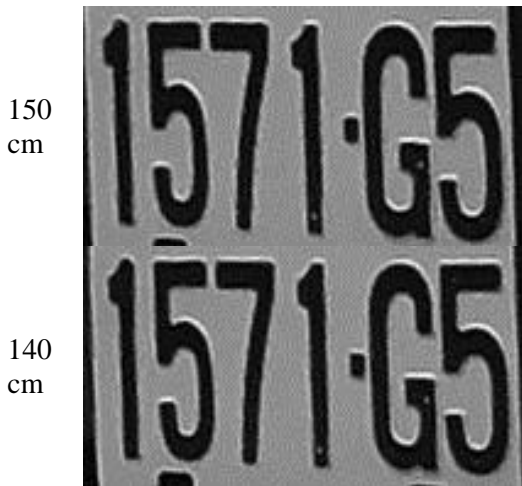


圖 3. 相同車牌與相同視窗大小，不同距離所擷取之車牌影像

為了將小波轉換係數分類成三態值，因此需定義上、下閾值，步驟如下所述：將轉換係數利用統計次數分配法，找到上、下閾值，依據閾值定義可將轉換係數分為三段以進行三值化的動作：

- i. 係數值大於上閾值：則將此係數轉態為 1
- ii. 係數值介於上閾值與下閾值之間：係數轉態為 0
- iii. 係數值小於下閾值：係數轉態為 -1

所有轉換後之係數按照此方法可分成3種型態分別為1、0、-1，經過此程序後，若以間隔2條掃描線為例，此張車牌一共會得到105個特徵值如表1所示。

表 1. 小波轉換係數三值化(車牌之特徵)

| 掃描線 | 第零階 | 第一階 | | 第二階 | | | |
|------|-----|-----|----|-----|----|----|----|
| | | | | | | | |
| 第1條 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 第4條 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 第7條 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 第10條 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 第13條 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 第16條 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | -1 | -1 |
| 第19條 | 0 | 1 | 0 | 0 | -1 | -1 | -1 |
| 第22條 | 0 | 1 | 1 | 0 | -1 | 0 | -1 |
| 第25條 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | -1 |
| 第28條 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 第31條 | 1 | 0 | -1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 第34條 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 第37條 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 第40條 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |

| | | | | | | | |
|------|---|---|----|---|---|----|----|
| 第43條 | 0 | 0 | -1 | 1 | 0 | -1 | -1 |
|------|---|---|----|---|---|----|----|

小波轉換係數三值化後可取得15條掃描係數、105個係數，稱為此車牌之特徵係數，由於大多數掃描視窗範圍只涵蓋局部車牌，因此車牌定位上，視窗左右滑動同樣以位移3個像素為滑動跳躍距離，每滑動一次所產生15條掃描係數皆與資料庫當中車牌特徵值比對，若發現與某一車牌特徵值符合則記錄該掃描線位置，並上下調整視窗位置以完成車牌定位問題。例如某一車牌位置位於區塊1、2、8、9之間，如圖4所示，當視窗滑動到紅色框線時發現第一條視窗掃描線與車牌第13條車牌特徵相吻合，此時視窗將向上位移12條掃描線，也就是36像素，之後再將掃描係數輸入類神經網路進行辨識。在倒傳遞類神經網路架構中，掃描視窗有45條掃描線，為提升辨識速度，因此掃描線輸入分別以1、2、3間隔取樣輸入，每一掃描線有三階係數共七個值，因此輸入之特徵值分別有161、105、84個，輸出假設可辨識車牌數量為1024輛，因此輸出有10個位元，隱藏層數量以輸入及輸出個數的平均值。訓練過程中，除距離為155公分所擷取之車牌影像將當作outside testing 樣本外，其餘五種不同距離所產生的車牌特徵值將輸入類神經網路進行訓練與學習以提升辨識能力。以一範例車牌經過類神經網路學習輸出之車牌特徵值，其結果如表2所示：

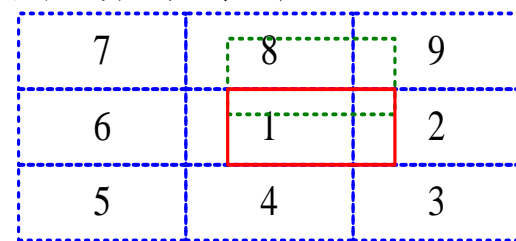


圖 4. 車牌滑動掃描比對

表 2. 車牌特徵

| 分解階數 | 車牌特徵 | 預期類神經輸出值 |
|------|--|------------|
| 第零階 | 00111000 0110010 | 0000000001 |
| 第一階 | 00000111 0000000 00111101 11-1000-1 | |

| | | |
|---------|------------|--|
| 第二 階 | 00000000 | |
| | 00001111 | |
| | 000000-1 | |
| | -10001000 | |
| | 00000-1-1 | |
| | 0011110-1 | |
| | 000-1-1-1 | |
| | -1-1-10000 | |
| | 0-1 | |

5. 實驗結果與討論

在 PC 上以軟體離線 outside testing 模擬 100 輛車牌分別以 1、2、3 個間隔取樣，實驗的初步結果，如表 3 所示：

表 3. 不同的掃描間隔對辨識率的影響

| 掃描線數目 | 輸入層單元數目 | 辨識率 |
|-----------|---------|-----|
| 間隔 1 條掃描線 | 161 | 95% |
| 間隔 2 條掃描線 | 105 | 97% |
| 間隔 3 條掃描線 | 84 | 88% |

由表 3 得知，就間隔取樣上，兩個間隔取樣所得到之辨識效果最佳，其辨識率可達 97%。就模擬結果分析，以 1 條間隔取樣，由於類神經網路較 2 條隔取樣複雜許多，因此運算過程中權值收斂較不易，導致辨識率下降，且學習所花費時間也比 2 條間隔高出三倍左右，而 3 條間隔取樣，學習時間雖可略為縮短三成左右，但許多特徵於學習過程中因降低掃描線而未將重要特徵納入學習，例如字母 D 與數字 0，字母 B 與數字 8，字母 Z 與數字 2 都較容易出錯而導致辨識率下降。當實際與模擬環境之條件差異下，車牌影像於擷取過程中所遭受之環境因素與干擾所產生之偏移誤差，如距離因素所產生的字元大小，白天與夜晚的光線強弱等皆與擷取後所產生的轉換係數有關。

其次導致辨識能力下降亦包括人為刻意或不慎因素，例如車牌上有反光塗料於車牌上或車牌汗損等因素，也會使得車牌上的數字或字母於影像擷取後其字符特徵不明顯，導致再經過小波轉換亦難以萃取字符特徵。

此系統若於晚間測試，若開啟車大燈造成燈光強度反差較大時所擷取到之車牌影像品質不盡理想，亦導致其辨識效能下滑，如何更精準辨識少數字符間差異與抑制環境干擾是未來研究需面臨與克服之問題。

致謝

本論文為國科會補助之專題研究計畫，計畫編號 NSC 100-2221-E-041-018-謹此致謝。

參考文獻

- [1] Chin-Feng Tsai, Huan-Sheng Wang, King-Chu Hung, and Shih-Chang Hsia, "Non-Recursive Discrete Periodized Wavelet Transform using Segment Accumulation Algorithm and Reversible Round-off Approach," IEICE Trans. on Information and System, vol. E91-D, no.11, pp. 2666 - 2674, Nov. 2008.
- [2] 王振興，“多標的汽機車車牌辨識系統之研究”，私立元智大學，資訊管理研究所，碩士論文，民國 92 年。
- [3] 李麗妘，“在未設限環境下車牌的定位與辨識”，國立臺灣師範大學，資訊教育研究所，碩士論文，民國 89 年。
- [4] J. S. Lee, Y. N. Sun and C. H. Chen, "Multiscale corner detection by using wavelet transform," IEEE Trans. on Image Processing, vol.4, No.1, pp.100-104, Jan. 1995.
- [5] D. S. Gao, and J. Zhou, "Car License Plates Detection from Complex Scene," Tsinghua University, Dept. of Automation, P.R.China, 2000.
- [6] S. Kim, D. Kim, Y. Ryu, and G. Kim, "A Robust License-Plate Extraction Method under Complex Image Conditions," Sogang University, Dept. of Electronic Engineering, Korea, 2002.
- [7] 周俊男，“車輛牌照影像辨識系統”，國立中山大學，資訊工程研究所，碩士論文，民國 84 年。
- [8] 張銘豪，“利用分割辨識方法之英文數字辨識系統”，國立中山大學，資訊工程研究所，碩士論文，民國 85 年。
- [9] 溫福助，“類神經網路樣板比對於車牌字元辨識之研究”，國立台灣大學，電機工程研究所，碩士論文，民國 89 年。
- [10] 陳鴻文，“車輛辨識系統應用於車輛進出管制”，國立高雄第一科技大學，電腦與通訊工程研究所，碩士論文，民國 96 年。