

中華民國第 53 屆中小學科學展覽會
作品說明書

高中組 生活與應用科學科

第三名

040808

機器學習－即時車輛影像辨識

學校名稱：國立臺灣師範大學附屬高級中學

作者： 高二 張雅量	指導老師： 李啟龍
---------------	--------------

關鍵詞：即時車輛辨識、機器學習、交通系統

作品名稱： 機器學習——即時車輛影像辨識

摘要：

本研究使用 OpenCV 作為影像處理之基礎，主要以 OpenCV 之影像辨識、機器學習方法，嘗試辨識道路上所有的車輛影像。

由於不同方向車輛的特徵不同，本研究將車輛分成八個方向，分別蒐集樣本，並嚴格篩選、限制樣本特徵，進行 Haar 特徵檢測的訓練。以訓練所得的分類器，寫出能即時辨識車輛的程式，並用新的計算方法進行分類器測試，可達 95% 車輛整體辨出率，84% 平均正確率及 2.4% 誤判率。

雖然訓練過程費時，但 Haar 特徵檢測之測試結果有平均正確率高等優點，顯示其適合做即時的車輛辨識。未來將優化辨識，並以此為基礎，建立一能協助交通的系統，如紅綠燈秒數調控、車輛追蹤、自動化駕駛、交通指揮系統等等。

壹、研究動機

每天早上經過學校旁邊的路口，都會看到教官、義交辛苦的指揮交通。所謂指揮交通其實只是擋住車輛讓學生通過，或者擋住學生讓車輛通過。這樣不斷重複的工作，無趣又危險。為了協助維持車流順暢及行車安全，開發一套協助交通的自動化系統，第一步必須了解即時的交通狀況，也就是即時的車流狀況。

目前對於即時影像辨識，OpenCV 已訓練出全套的行人辨識分類器，亦有公司開發出車牌辨識的程式，不過僅用於停車場入口的近距離拍照，尚無可完整車輛辨識的分類器。於是本研究便從即時車輛辨識著手，希望能辨識出任何人眼能判斷的車輛，進而應用在交通系統上。

貳、研究目的

本研究以訓練機器辨識在一般路況人眼能判斷的車輛為主要目的，希望能在輸入影像後立即辨識出所有的車輛，進一步應用在交通系統方面。研究以機器學習之方法訓練生成之分類器為主，撰寫能即時辨識車輛之程式，並以各種道路上的車輛影片測試，評斷分類器的訓練結果，探討影響其測試結果之因素，作為優化分類器之依據。

參、研究器材及設備

一、個人電腦

(一)硬體

1、CPU：Intel(R) Core(TM) i3-2100 CPU @ 3.10GHz

2、RAM：8.00GB

(二)軟體

1、Python2.7

2、Numpy1.6.2

3、OpenCV2.0/2.4.3

二、具錄影功能的數位相機

肆、研究方法或過程

一、研究流程

(一)機器學習方法尋找、測試

本研究先以特徵簡單、樣本易收集的綠豆作為測試物體，選擇機器學習方法。

(二)Haar 分類器訓練

- 照片(即正、負樣本)收集
- 車輛圖片(正樣本)裁切
- 樣本篩選、整理
- 程式讀入正負樣本訓練
- 分類器完成

(三)即時車輛辨識程式運作流程

- 讀入影片
- 擷取單一影像
- OpenCV 函數圈出物體位置
- 分類器判斷車輛
- 框出車輛位置、顯示車輛總數
- (記錄、統計辨識結果)

二、機器學習

機器學習是近 20 多年興起的一門多領域交叉學科，涉及概率論、統計學、逼近論、凸分析、算法複雜度理論等多門學科。機器學習理論主要是設計和分析一些讓計算機可以自動「學習」的算法，並可以從一類從數據中自動分析獲得規律，利用規律對未知數據進行預測。

機器學習已經有了十分廣泛的應用，例如：數據挖掘、計算機視覺、自然語言處理、生物特徵識別、搜索引擎、醫學診斷、檢測信用卡欺詐、證券市場分析、DNA 序列測序、語音和手寫識別、戰略遊戲和機器人運用。

(一)定義

機器學習有幾種定義，如「機器學習是一門人工智能的科學，該領域的主要研究對象是人工智能，特別是如何在經驗學習中改善具體算法的性能」一種較常引用的英文定義是：A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E.

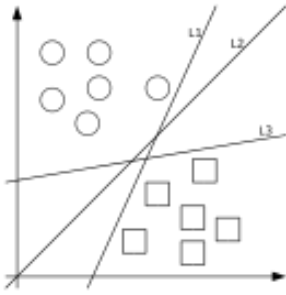
(二)分類

機器學習主要可以分為兩種：**監督式學習**從給定的訓練數據集中學習出一個函數，當新的數據到來時，可以根據這個函數預測結果。監督學習的訓練集要求是包括輸入和輸出，也可以說是特徵和目標。訓練集中的目標是由人標註的。**無監督式學習**與監督學習相比，訓練集沒有人為標註的結果。

三、libSVM

支持向量機(Support Vector Machine)，一般簡稱 **SVM**，是一種監督式學習的方法，它廣泛的應用於統計分類以及回歸分析中。

支持向量機屬於一般化線性分類器。特點是他們能夠同時最小化經驗誤差與最大化幾何邊緣區。因此支持向量機也被稱為最大邊緣區分類器。



↑ 有很多個分類器(超平面) 可以把數據分開，但是只有一個能夠達到最大分割。

libSVM 則是一個整合支持向量分類(support vector classification, C-SVC, nu-SVC)、回歸分析(regression, epsilon-SVR, nu-SVR)和樣品分佈與估計(distribution estimation, one-class SVM)的軟體。支援多種分類(multi-class classification)。

四、OpenCV

OpenCV(Open Source Computer Vision Library)是一個跨平台的計算機視覺庫。OpenCV 是由英特爾公司發起並參與開發，以 BSD 許可證授權發行，可以在商業和研究領域中免費使用。OpenCV 可用於開發即時的圖像處理、計算機視覺以及模式識別程序。

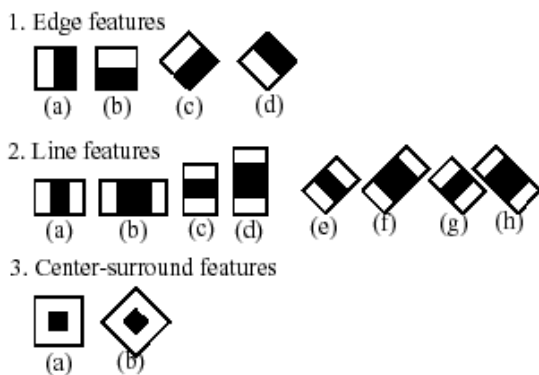
五、Haar 特徵檢測

Haar 特徵檢測是 OpenCV 開發中的程式，其方法大致為，以機器學習的方法找出正負樣本中 Haar 特徵的規律，用以辨識未知的圖片。

OpenCV 的 HaarTraining 算法以 Friedman, J. H 等人的「Additive Logistic Regression: a Statistical View of Boosting」為基礎，實現其中 2 類分類問題的四種 Boost 算法：Discrete AdaBoost、Real AdaBoost、LogitBoost 和 Gentle AdaBoost。

Friedman, J. H 等人只描述了如何訓練一個強分類器，對於訓練級聯的強分類器(Cascade of Classifiers)，OpenCV 採用的是 Paul Viola 等人的「Robust Real-Time Face Detection」中所述方法。

常見的 Haar 特徵(Haar-like feature)即如下圖所示：



利用 Haar 特徵檢測，以正負樣本訓練，生成的分類器，可即時地偵測影像裡的目標。

六、LBP(Local Binary Patterns)檢測

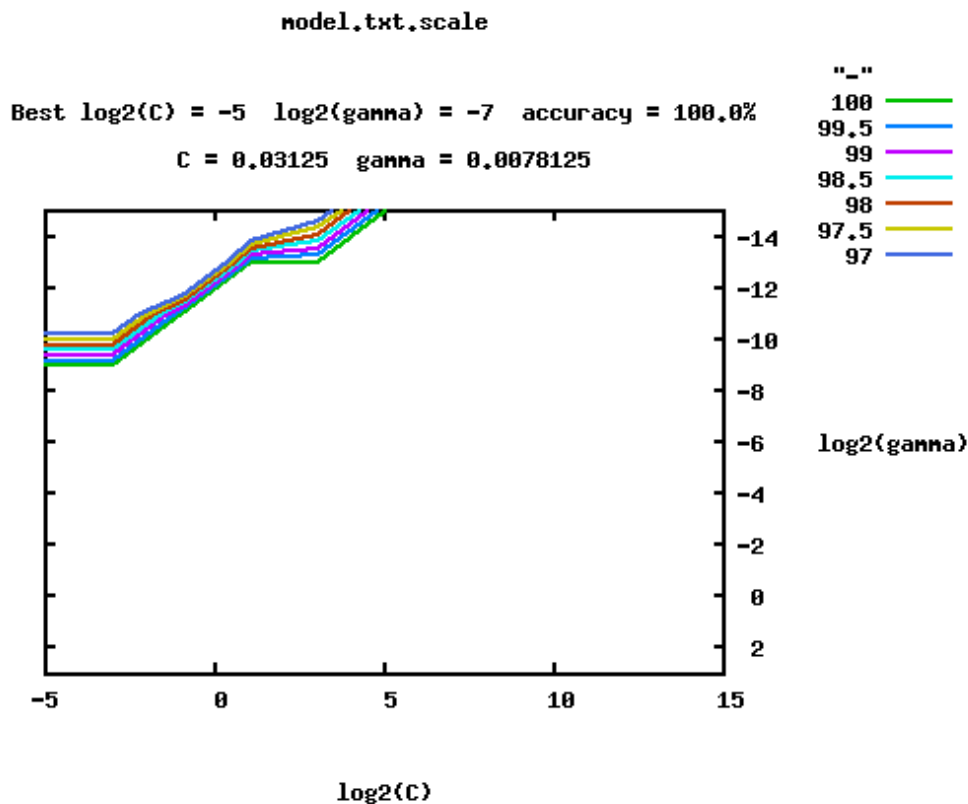
由於使用 Haar 特徵檢測的訓練時間過長(正、負樣本各 2000 約需一周)，OpenCV 開發了新的特徵檢測：LBP。

LBP(Local Binary Patterns)是一種用來做計算機視覺分類的特徵。可以有效的運用在結構分類(texture classification)上，如果結合方向梯度直方圖 (Histogram of oriented gradients, HOG) 特徵分類效果更佳。LBP 的訓練速度是使用 Haar 的三倍以上，雖然效果略差於 Haar，但只要透過適當的樣本、參數調控，可以達到和 Haar 差不多的辨識率。

伍、研究結果

一、libSVM

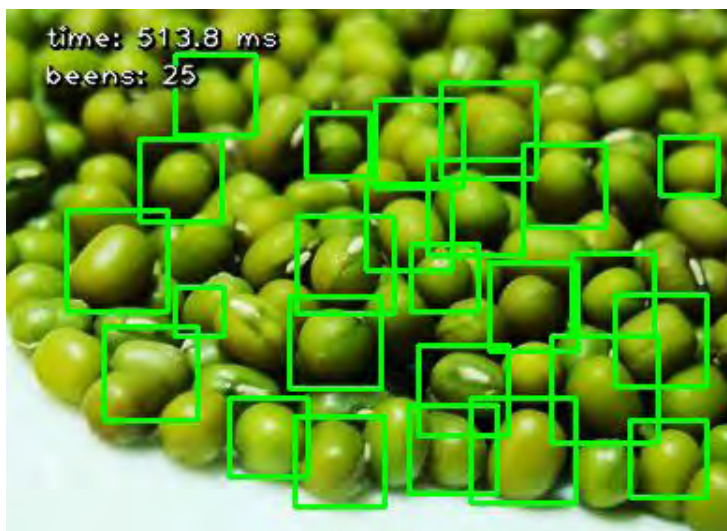
讀取 100x100 綠豆圖片每一像素的資料，約三十張正負樣本，進行 libSVM 的訓練，發現測試結果正確率可達 90%以上，但是需要另以數學程式 gnuplot 執行，速度緩慢，辨識一張圖片需要 5 秒以上，不適用於即時的車輛檢測。



二、Haar 特徵檢測

(一)測試

以 200 張正樣本和 100 張負樣本進行綠豆辨識的訓練，對於綠豆的照片正確率約有 60%以上 (目測)。雖然辨識率不如 libSVM，但能即時辨識，就本研究而言，Haar 特徵檢測應可作為主要的辨識工具。

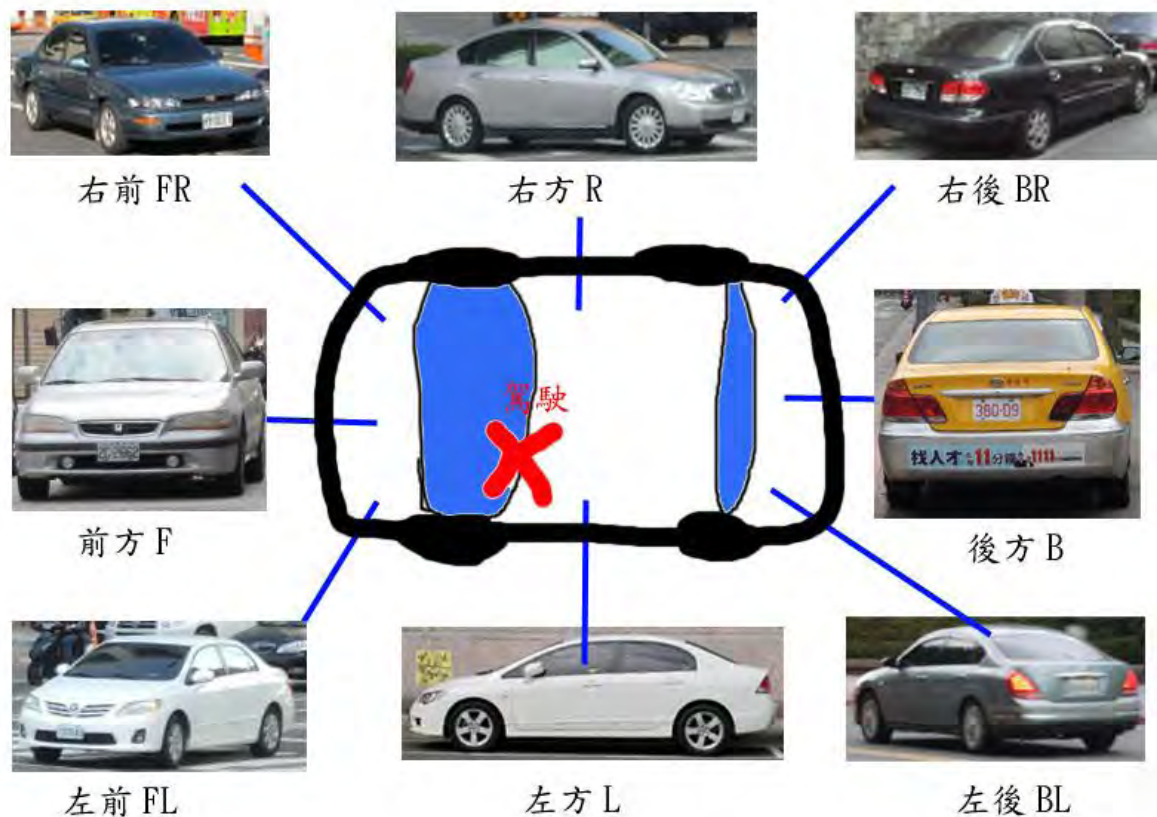


(二)車輛方向分割

隨後開始車輛圖片的蒐集，考量 Haar 特徵檢測的特性(左右顛倒的物體特徵完全不同)，本研究將水平角度看到的車輛以 45 度為單位，分為 8 個方向，如下圖所示。

每個方向約包含偏左、偏右 25 度，會有部分角度重疊，而由於訓練時圖片的長寬比例必須相近，重疊時便以長寬比為主要判斷基礎。如正面偏左 20 度，雖然看起來略偏側面，但裁切時長寬比接近 1:1，仍屬於 F 方向。

從車輛上方觀看的垂直角度，考量實用性與樣本取得不易，本研究暫且不提。



↑ 分割方向示意圖及各方向正樣本範例

(三)正負樣本製作

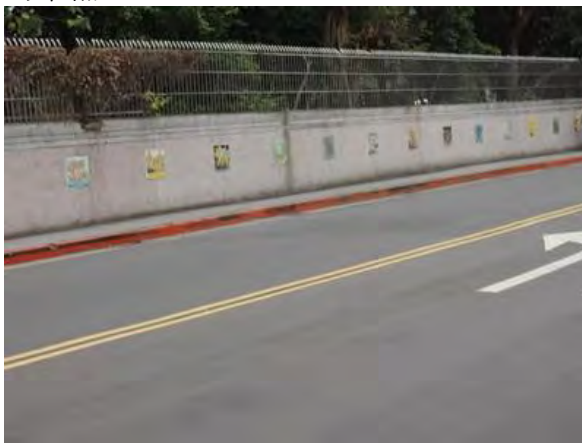
正樣本即含有該方向車輛的圖片，製作時將照片切齊車身，如下圖所示。正樣本的大小不拘，但為減少資料量，寬度不大於 250 像素。所有正樣本的長寬比必須相近，因為生成的分類器長寬比是固定的。

• 正樣本裁切、篩選



- 長寬比符合 (FL 為 1 : 1.6~2.3)
- 50 像素 < 寬 < 200 像素
- 切齊車身
- 車輛完整、未被遮蔽










負樣本即沒有車輛的圖片，如下圖。大小不拘。有註明者，負樣本可包含其他方向的車輛。



↑ 負樣本範例

(四)各分類器訓練資料

方向	分類器編號	正樣本數 (張)	負樣本數 (張)	負樣本加入其他方向車輛	長寬 (像素)	訓練約略耗費時間
	FL01	168	102	無	34*20	1 天
	FL02	417	532	R、BR、B 各 100	32*20	7 天
	FL03	628	404	R、B 各 100	38*20	1.5 天

F 	F01	127	80	無	24*24	8 小時
	F02	397	232	無	24*24	2 天
	F03	611	500	R、BR、L 各 100	24*20	1 天
FR 	FR01	197	102	無	28*20	1 天
	FR02	401	232	無	34*20	9 天
	FR03	664	323	無	34*20	3.5 天
R 	R01	112	80	無	40*20	1 小時
	R02	311	483	F、BL 各 100	46*20	5.5 天
BR 	BR01	158	107	無	32*20	1 小時
	BR02	330	533	F、FL、L 各 100	34*20	4 天
B 	B01	142	80	無	22*20	1 小時
	B02	389	400	R、L 各 100	24*20	15 小時
BL 	BL01	134	100	無	32*20	1 小時
	BL02	323	300	F 100	38*20	1 天
L 	L01	135	80	無	40*20	6 小時
	L02	354	549	FR、R、BR 各 100	40*20	6 天
FB 	FB04	1095	604	R150、L150、BR50、BL50)	24*20	8 小時
T_LR 	T_LR02	600	200	無	20*20	2.5 天

(三)訓練器測試方式與用詞說明

1、計算方法

測試影片格式為 640*480，fps=30 的.MOV 檔案。分類器在讀入影片後，會針對每張圖片進行辨識，並框出已辨識出的車輛(亦即每秒程式會辨識 30 張圖片)，為計算分類器辨識的各項數據，每秒只取出 5 張圖片，再手動計算各項數據。

2、判斷標準及特殊狀況說明

對於每個分類器，僅有該方向的車輛列入計算。不符合訓練時正樣本格式的車輛，如模糊、受遮蔽等等，不列入圖片總車輛數、總測試正樣本數；但若程式有偵測出，則等同於符合正樣本格式，列入各項數據。

對於影片中取出的每張圖片，會先計算出現的車輛數、成功辨識的車輛數(程式框出)及誤判的車輛數(程式框出不是車輛的東西，沒有被框出來的車輛不算誤判)，最後再進行加總。

總車輛數：影片中出現的車輛總數，一輛車子只算一次。

車輛成功辨識數：出現的車輛中，被程式辨識出的數量。一輛車子只算一次。

總測試正樣本數：從影片中取出的每張圖片，出現的車輛數加總。一輛車子可能在不同時間點出現，重複出現會重複計算。

正樣本成功辨識數：從影片中取出的每張圖片，成功辨識出的車輛數加總。一輛車子可能在不同時間點被辨識出，將重複計算。

誤判：程式框出不是車輛的東西(如馬路、天空)，沒有被框出來的車輛不算誤判。

誤判數：從影片中取出的每張圖片，誤判的數量加總。

3、數據計算公式說明

整體辨出率 = 車輛成功辨識數 / 總車輛數 * 100%

整體辨出率的意義即是否成功辨識每輛車，一輛車只計算一次

平均正確率 = 正樣本成功辨識數 / 總測試正樣本數 * 100%

平均正確率則代表分類器的穩定度，是否在每個時間點、每個角度都能辨識出車輛，重複出現的車輛重複計算。

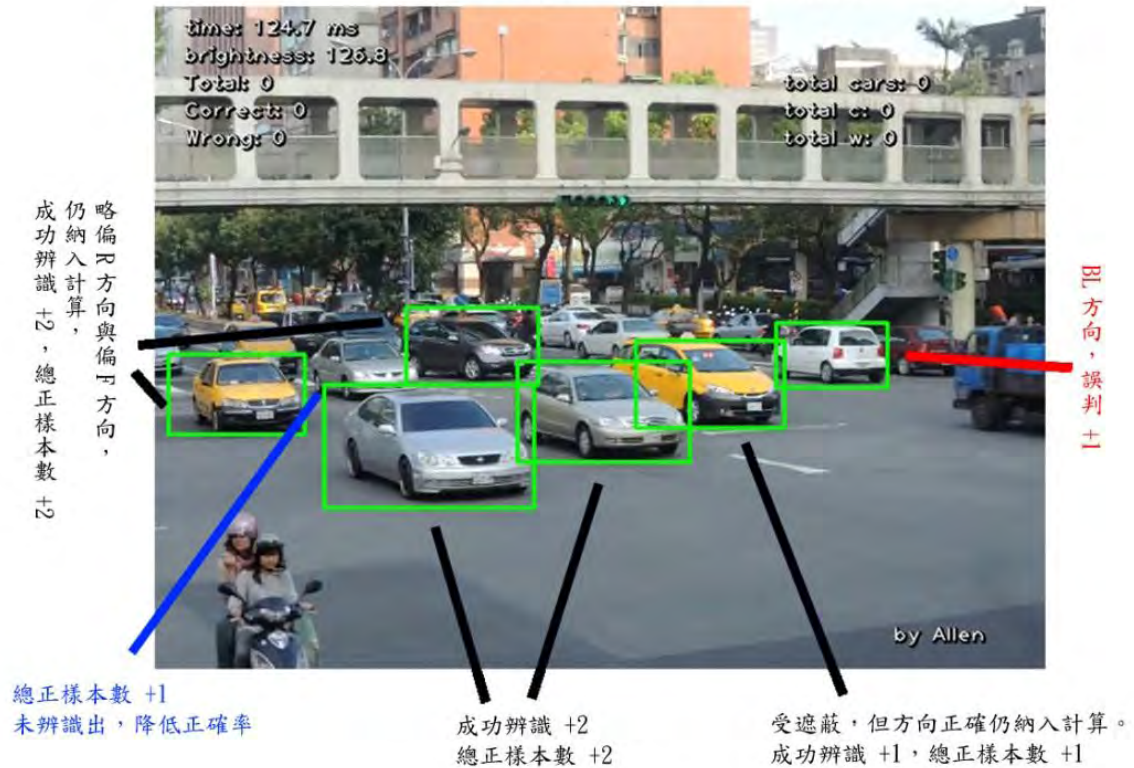
誤判率 = 誤判數 / (誤判數 + 正樣本成功辨識數) * 100%

誤判率意謂分類器的可信度，表示辨識出的影像中有多少比例不是車輛。

	車輛成功辨識數 / 總車輛數 = 整體辨出率	正樣本成功辨識數 / 總正樣本數 = 平均正確率	誤判數 / (誤判數 + 總正樣本數) = 誤判率
	0/1 = 0.000%	0/1 = 0.000%	無意義
	1/1 = 100.000%	1/2 = 50.000%	0/1 = 0.000%
	1/1 = 100.000%	2/3 = 66.667%	1/3 = 33.333%
	1/1 = 100.000%	3/4 = 75.000%	1/4 = 25.000%
	1/1 = 100.000%	3/5 = 60.000%	1/4 = 25.000%

4、範例

若為FR方向分類器測試，則總正樣本數 = 6，成功辨識 = 5，誤判 = 1。
 對此圖片**正確率** = $5/6 = 83.333\%$ ，**誤判率** = $1/(5+1) = 16.667\%$ 。



↑ 分類器測試示意圖

(五)現階段各方向分類器測試結果

方向	分類器編號	正樣本數 (張)	負樣本數 (張)	整體辨出率	平均正確率	誤判率
FL	FL01 (*註 1)	168	102	缺 (*註 2)	78.743%	12.741%
	FL02	417	532	缺	77.204%	5.837%
	FL03	628	404	86.614%	84.257%	10.272%
F	F01	127	80	缺	67.189%	6.140%
	F02	397	232	缺	73.792%	6.320%
	F03	611	500	95.238%	78.609%	3.250%
FR	FR01	197	102	82.067%	74.087%	9.924%

	FR02	401	232	94.048%	81.292%	3.326%
	FR03	664	323	95.367%	83.034%	2.429%
R	R01	112	80	缺	46.454%	14.400%
	R02	311	483	92.727%	70.648%	20.798%
BR	BR01	158	107	缺	46.518%	10.215%
	BR02	330	533	89.855%	74.138%	2.642%
B	B01	142	80	缺	24.573%	6.504%
	B02	389	400	88.136%	71.037%	17.687%
BL	BL01	134	100	缺	38.378%	12.346%
	BL02	323	300	94.231%	80.723%	18.886%
L	L01	135	80	缺	33.015%	4.420%
	L02	354	549	68.919% (*註 3)	54.480%	3.185%
FB (*註 4)	FB04	1095	604	93.750%	69.642%	1.947%
T_LR (*註 5)	T_LR02	600	200	82.822%	52.698%	0.000%

*註 1：分類器編號代表訓練的階段，原則上蒐集到的正樣本數達 100 張時，會進行第一階段訓練，第二階段 300 張，第三階段 600 張，第四階段 1000 張。此階段純歸因於應樣本蒐集速度與分類器訓練速度制定，無特殊意義。

*註 2：研究一開始並無整體辨出率之概念，故較早訓練之分類器資料從缺。

*註 3：L 方向測試結果較 R 方向差，可能歸因於長寬比之設定不當，又或 L 方向樣本多取自路旁

靜止車輛，與行進車輛有異。

*註 4：FB 方向即車輛正面(F)加上背面(B)。

*註 5：T_LR 方向為側面觀看車輪辨識，作為車輛辨識輔助之用。

圖 1：車輛分割方向示意圖及測試結果

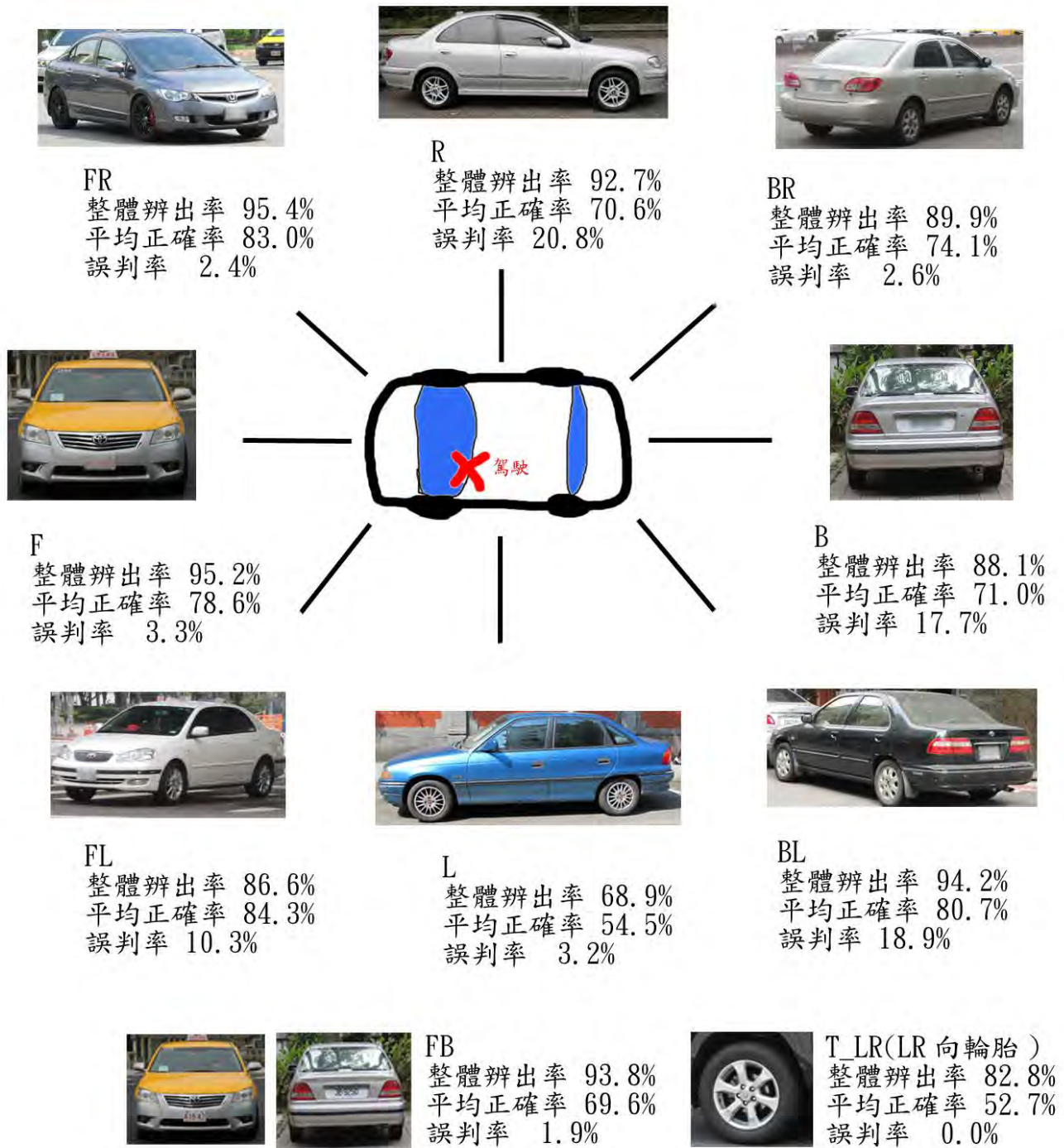


圖2：即時車輛影像辨識的測試結果

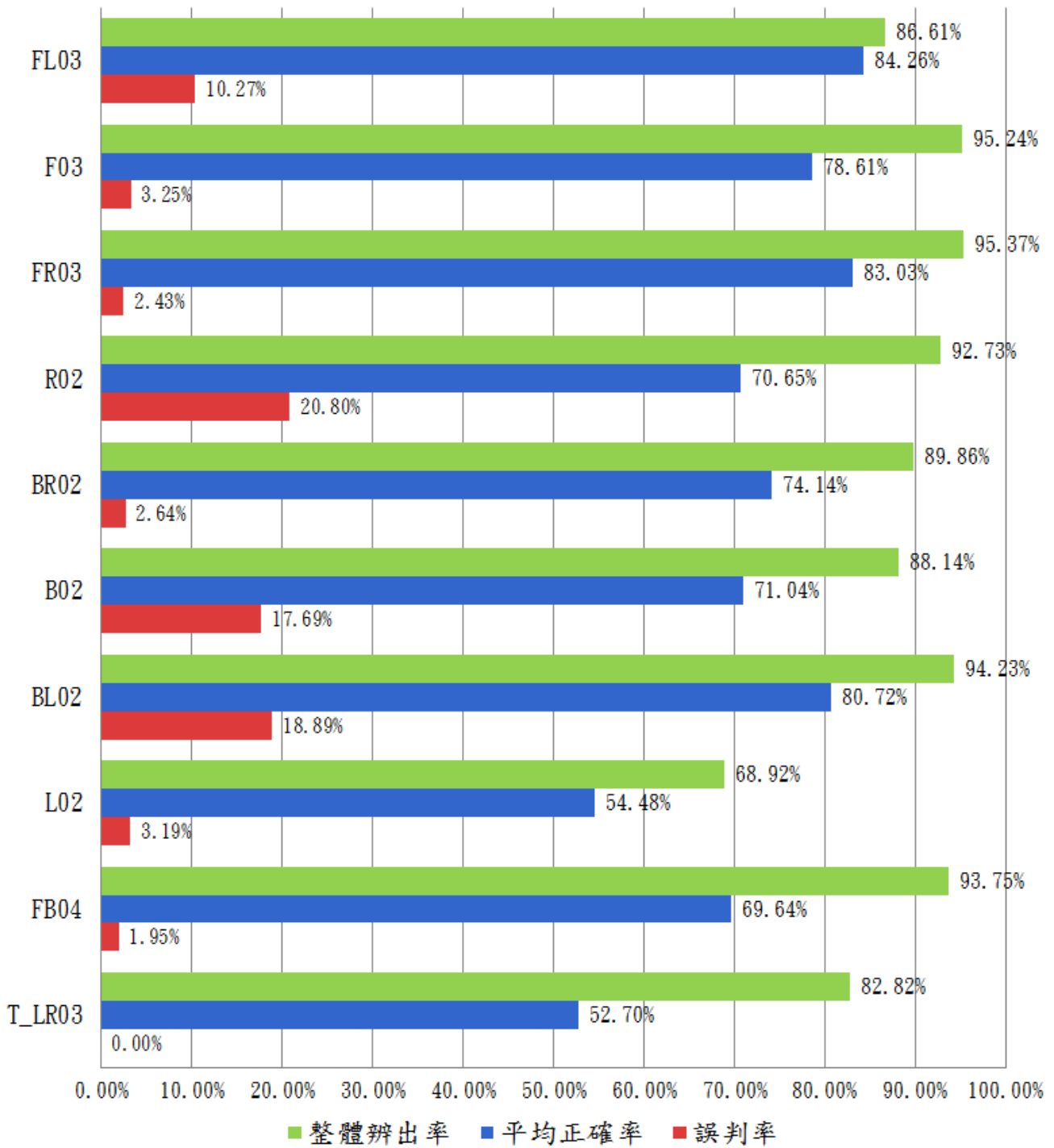


圖3：總測試樣本數與平均正確率準確度的關係

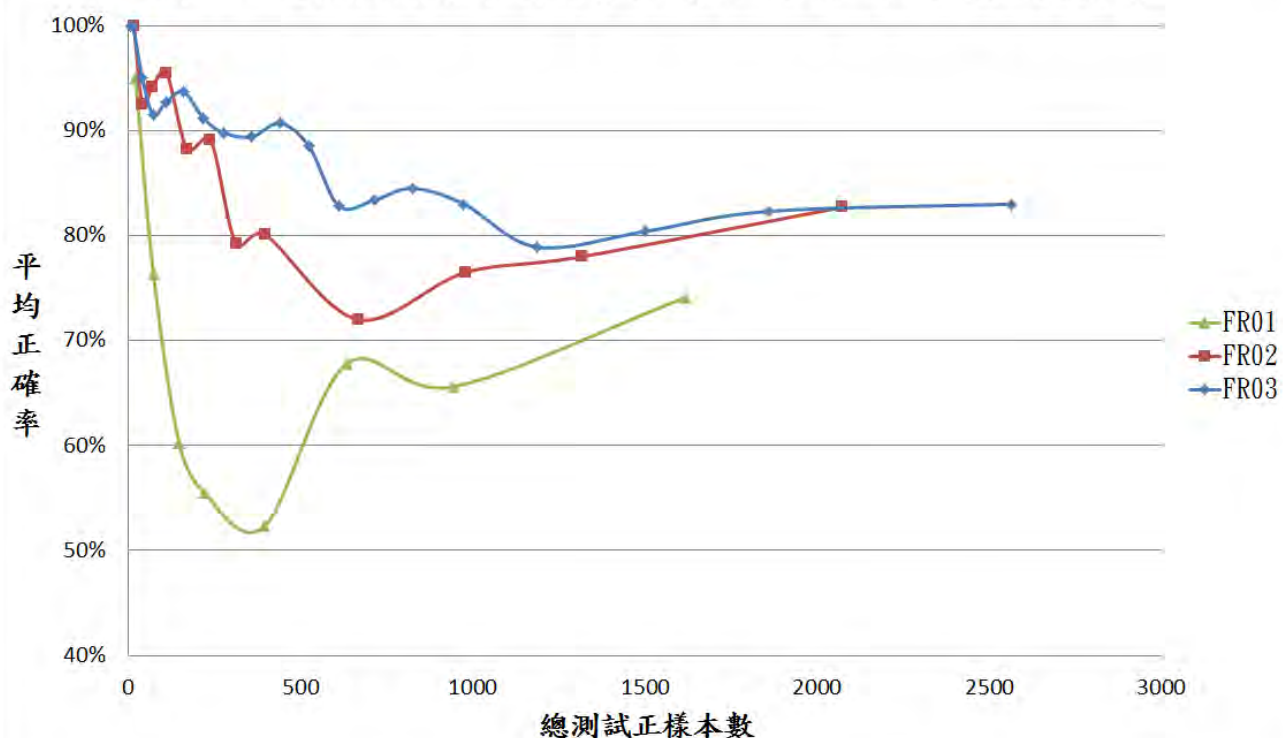
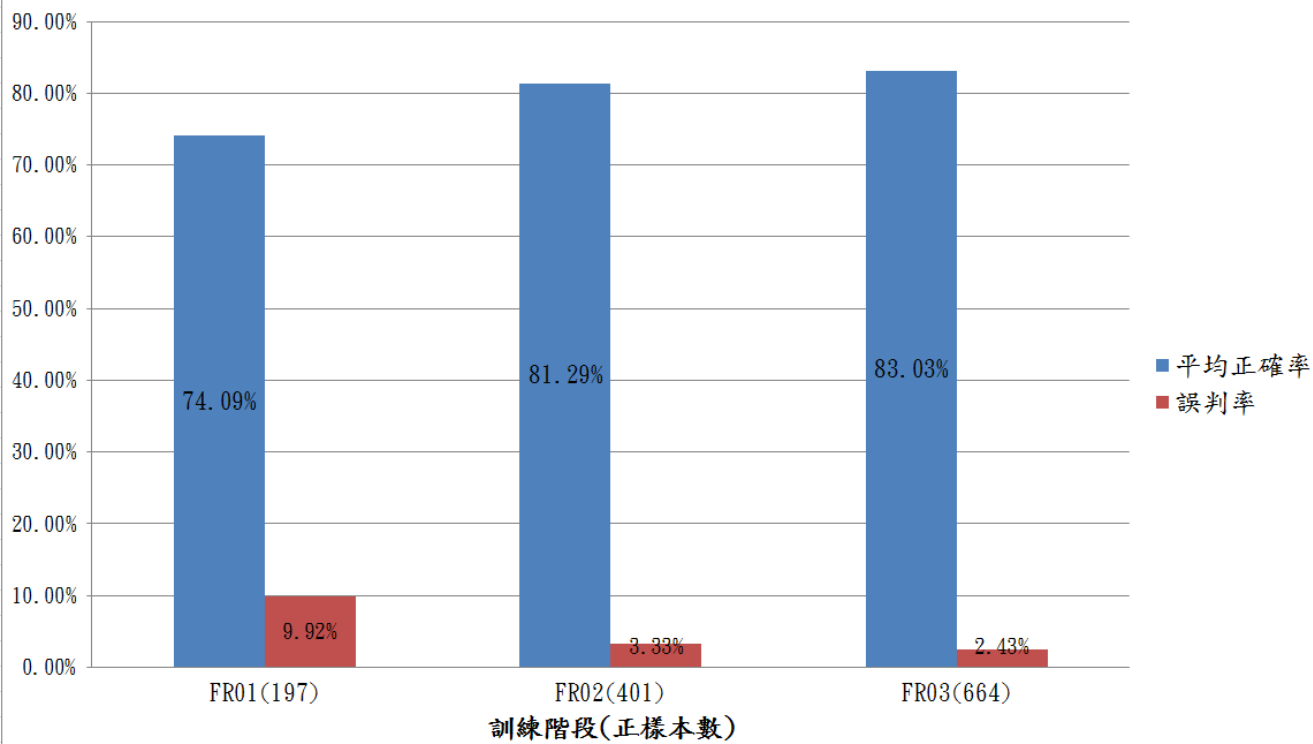


圖4：分類器訓練階段與平均正確、誤判率的關係



三、LBP 檢測

由於 LBP 檢測係屬開發中之程式，在 windows7 上有執行的問題，本研究尚未解決。

陸、討論

一、優缺點

擁有高整體辨出率、平均正確率，可以即時辨視不延遲，且能直觀的框出車輛位置，是 Haar 特徵檢測顯著的優點。但需要較長的訓練時間，少則三、五天，多則動輒數週，且佔用 CPU 資源；還有辨識物體受到特徵的限制，若無光源、或者被嚴重遮蔽，就無法辨識，是 Haar 特徵檢測的不足之處，也是未來將改進的地方。

二、應用

車輛辨識雖不如人臉辨識應用之廣，不過在交通便捷的現在，必有不少可應用之處。

(一) 紅綠燈秒數調控

藉由計算車輛、行人數，適時調整路口的紅綠燈秒數，以維持交通順暢。

(二) 車流量統計、車輛追蹤

若能結合車牌辨識或特徵比對，避免重覆計算車輛數，便可記錄道路的車流量，並追蹤特定車牌的行蹤。

(三) 交通指揮系統

藉由計算車輛、行人數，並判斷路口狀況、人車的優先順序，搭配燈號、文字警示，加上緊急情況的應對，或許可以協助甚至取代交通指揮。

(四) 輔助自動化駕駛系統

藉由辨識周圍車輛，可輔助自動化駕駛系統。

另外亦可將此機器學習，一併其他車輛辨識、定位方法，間接應用在不同的層面。從可見圖片中直接自動辨識車輛是最直觀、符合人類行為模式的方法，配合影像相減、紅外線熱感測，或許能將此訓練方法應用在機器人上，增加機器人的視覺辨識能力與學習能力。

只要把訓練的程序寫成自動的，並在讀入影片時匯出所有判斷出的車輛，以人工斷定是否正確，再把這些偵測出的圖片置入正/負樣本自動訓練，久之便可以不斷提高平均正確率，且熟悉該處的車輛。同理也可以應用在其他的物體檢測上，雖然訓練要花不少時間，但一開始只要給予少量樣本，在檢測影片的同時增加樣本數再訓練，如此便能提高對於不同環境的適應度，更符合機器「學習」的真義。

三、未來展望

Haar 特徵檢測費時的缺點，未來計畫解決電腦不能執行 LBP 檢測的問題，以 LBP 訓練改善訓練速度，並配合車牌、車輪辨識，和其他方法，如紅外線、重量感測等定位車輛，以達到可以應用的水準。待各個方向的車輛辨識訓練已達到一定的平均正確率，將結合影像輸入、車輛及行人辨識、路口狀況控制、紅綠燈和轉彎燈號等，做出一以即時車輛辨識為基礎之系統。另外也計畫將訓練的流程自動化，讓電腦可以將判別出的影像，經過適當的篩選，再加入樣本訓練，以提高平均正確率及環境適應度。

柒、結論

- 一、本研究將車輛圖片分為八個方向，分別進行訓練，並直接以影片測試。可達到 95%的整體辨出率，84%的平均正確率，2.4%的誤判率，說明本研究所訓練的分類器，已可以穩定的辨識出車輛影像。
- 二、Haar 特徵檢測能即時辨視、整體辨出/平均正確率高，錯誤率低，適合做即時影像辨識。但有訓練時間長、受到特徵限制等缺點，是未來要改進的地方。
- 三、即時車輛辨識是得知交通現況的第一步，本研究已接近完成此目標，未來可以應用在各自動化交通系統上，如紅綠燈的時間調控、自動化駕駛等等，若能將此過程自動化，亦可用於機器視覺，讓機器自行學習，分辨輸入的影像，並適應不同的環境。

捌、參考資料及其他

- 一、機器學習相關網站
 - (一)LibSVM 官方網站
 - (二)維基百科：機器學習條目、SVM 條目
 - (三)Online courser：Machine Learning 相關課程
- 二、OpenCV 與 Haar/LBP 檢測相關網站
 - (一)維基百科：OpenCV 條目、Local binary patterns 條目
 - (二)OpenCV 官方網站
 - (三)周明才，OpenCV 之 HaarTraining 算法剖析，2008.10.08 第二版
 - (四)Naotoshi Seo：Rapid Object Detection With A Cascade of Boosted Classifiers Based on Haar-like Features
 - (五)Robotics@Cyborg：How to make your own haar trained ".xml" files
 - (六)Computer Vision Software：FAQ: OpenCV Haartraining
 - (七)Step by Step：OpenCV haartraining 的 xml 檔製作
 - (八)Stackoverflow.com：所有關於 OpenCV 之 HaarTraining 的問題、部分 OpenCV 語法問題(繁多不及備載)

【評語】 040808

本作品運用 OpenCV 影像處理及機器學習方法，製作完成車輛行進方向及車數之影像辨識系統。透過高度工程程序，由車輛樣本拍攝、裁切、分類、訓練、特徵擷取建檔、辨識法則設計、實作及測試統計，逐步完成一個完整可操作的軟體平台，作者已發展成一個優秀軟體系統專才，展現極佳的系統工程能力。