

智慧型交通視訊影像分析

賴彥汝 劉柏毅 梁昕蕙 張世佳 林婉儀 *鄭旭詠

國立中央大學資訊工程學系

e-mail : *chengsy@csie.ncu.edu.tw

摘要

本論文擷取固定式攝影機所拍攝的道路視訊影片作為資料來源，以智慧型交通影像分析技術達成包含日間及夜間的高速公路之行車狀況分類與車流量計算。本系統之特色在於可適性演算法之選擇與調整，亦即可根據不同之光線與車況選擇合適的演算法進行車道偵測、追蹤以及交通參數估計。系統中，高速公路的車況被區分為：壅塞及順暢兩類。當車況為順暢時，此系統根據各車道之行車追蹤結果計算交通參數。若車況為壅塞之情形，系統則依據影像偵測區內的前景累計變化量進行車流量估算。

關鍵詞：智慧型交通分析、行車狀況、車流量。

Abstract

This paper proposes an intelligent traffic analysis system for both daytime and nighttime traffic surveillance videos. The main feature of this system is applying adaptive and adjustable algorithms. Suitable algorithms for lane detection, vehicle tracking, and traffic parameter estimation are selected according to different lighting and traffic conditions. Traffic conditions are classified into congested and smooth. Under smooth conditions, traffic parameters are obtained from the tracking results for each lane. Under congestion conditions, traffic flow is estimated by detecting the changes of the accumulated foreground information.

Keywords: Intelligent traffic analysis, traffic condition, traffic flow.

1. 簡介

道路上之交通系統資料可經由不同種類的感應器取得，例如：線圈偵測器(Loop

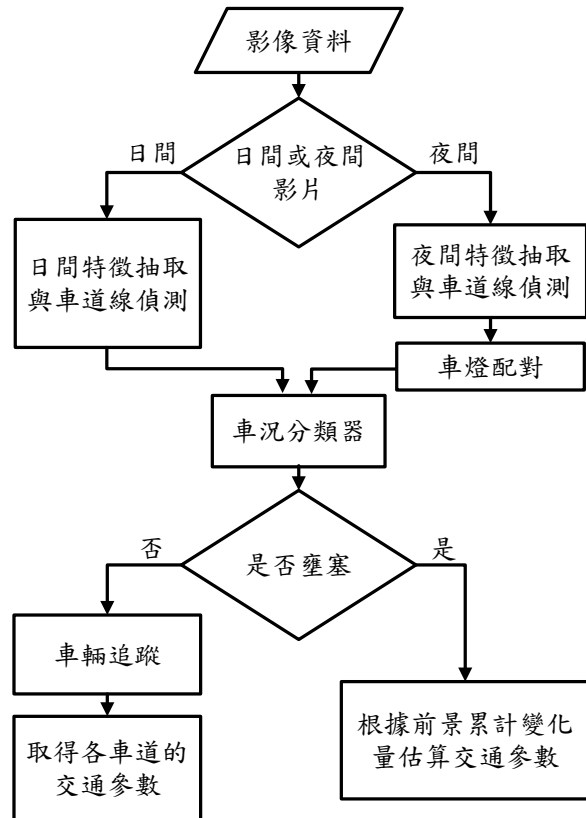


圖 1. 交通視訊影像分析流程圖。

Detectors)、氣壓式感應器(Pneumatic Sensors)，或是攝影機[1]。其中線圈偵測器與氣壓式感應器皆屬於點偵測器(Spot Sensors)，此類的感應器所記錄的交通資料只侷限於單位時間內的車輛數目與平均車速，並且安裝此埋藏於道路下方的設備時需封閉道路與挖掘路面而安裝後則有被車輛壓損毀壞的疑慮。相較於點偵測的裝置，攝影機則可以擷取多樣的交通資訊並可節省挖掘路面的成本，以及設備使用壽命較長等優點。除此之外，攝影機所擷取的視訊影片透過智慧型交通影像分析技術可以獲取即時交通參數，如車況、車流量和車速等，提供駕駛者做為行車路線的參考；亦可以區別異常駕駛行為[2]，如任意變換車道、隨意行駛路肩或是車禍事故；更進一步還可能達到事故預測[3]，提醒駕駛人及早防範車禍發生。

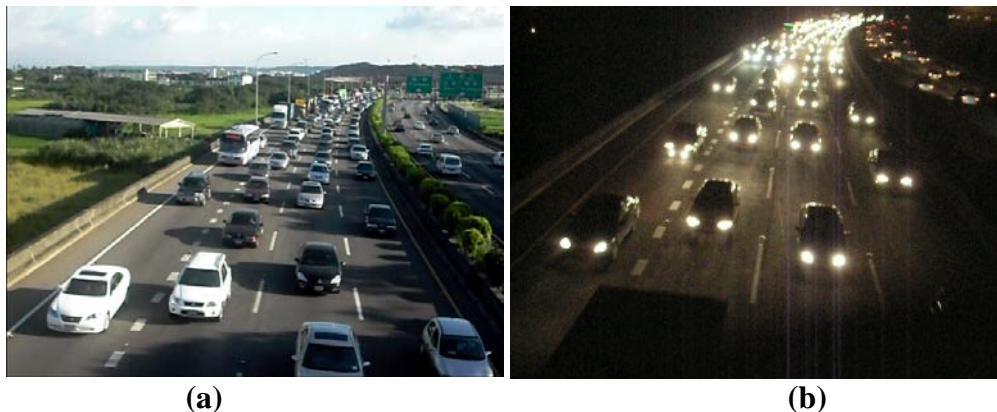


圖 2. (a)日間及(b)夜間交通視訊影像。

交通視訊影像因環境光度變化大而有不同的視訊品質，R. Cucchiara 等人針對市區十字路口之交通視訊影像提出一套影像分析方法可適用於全天候 24 小時不同的照明狀況 (Luminance Condition)[1]。其根據日間或夜間影像之不同特徵(如車輛邊緣與車燈)分別使用合適的模組進行車輛追蹤。

依據 R. Cucchiara 等人提出的日夜間影像分析模組的概念，本論文進行高速公路交通監視影像分析並對各車道分別進行車偵測。另外亦考慮到當車況為非常壅塞之情形時，車體彼此間相互遮蔽嚴重，將導致無法有效執行車輛追蹤，因此於車輛追蹤前將車況先行分類，符合追蹤條件的車流影片才選擇進行車輛追蹤。圖 1 為本論文所提出的交通視訊影像分析系統流程，首先將擷取獲得之日夜間高速公路交通監視影像資料進行日夜間特徵抽取與車道偵測，將行駛中的車輛從影片中抽取出來。接下來，智慧型車況決策分類器根據車輛於日夜間之各種特徵密度 (Feature density) 判斷道路之行車狀況是否為壅塞亦或順暢。若車況為順暢，本系統將進行車輛追蹤；若車況為壅塞，系統則於各車道上選定影像偵測區，依據影像偵測區內的前景累計變化量來估算車輛數目。最後由車輛追蹤及車輛估算的結果計算車流量此一交通參數。

2. 影像分析系統設計

取得高速公路之交通視訊影像畫面後，首先辨別影像內容為日間或夜間畫面。接著進行車輛特徵抽取，將車輛資訊分別從日夜間影片中擷取出來。

2.1 特徵抽取

日夜間影像因為環境光度明暗不同，造成車體所顯現的特徵差異很大，如圖 2 所示，因此將分別抽取不同特徵進行影像分析。

2.1.1 日間特徵抽取模組

若要在連串的視訊影像中偵測出行駛中的車輛，則可運用車輛為移動中的目標前景物之特徵。傳統上偵測移動點的演算法大致區分為下列三種：背景差值法 (Background Differencing)[4]、訊框差值法 (Frame-Differencing)[5][6][7] 與光流演算法 (Optical-Flow Algorithms)[8]。其中背景差值法適用於固定背景的畫面。此方法缺點為容易受環境光度變化的影響，若偵測影像與背景畫面有不同環境亮度，會造成前景畫面的雜訊而無法正確分離出移動物體。訊框差值法則是採取連續或相間隔的影像畫面的相減而判斷出移動的物體，如此可有效避免因畫面環境光度變化而造成的雜訊，但缺點是當目標物的移動速度緩慢時，連續的影像相減則會取得破碎不完整的前景。光流演算法可精確地計算出各影像點的移動量及移動方向所形成的光流場且不需預先取得背景影像，但卻需要長時間的計算各個影像點的位移向量，因此無法達到即時的需求。

由於光流演算法的計算量龐大，以及系統若能達到即時性，則在交通監控上所發揮的效益將會更大，因此本系統排除使用光流演算法而選擇採用背景差值法搭配訊框差值法進行移動車輛的偵測，以彌補這兩種方法其各別的缺失。

日間影片由於光線充足，除了可以利用偵測移動點的演算法找出影片中的車輛外，亦可抽取到車體強韌之邊緣(Edge)與角落(Corner)資訊，但同時也須克服日照所形成的強烈陰影的影響，如圖 2(a)。

2.1.2 夜間特徵抽取模組

夜間影片由於光線不足，移動前景物不易從背景中分離出來，因此不適用偵測移動點的演算法擷取車輛，並且車體本身的邊緣資訊也可能非常微弱。夜間車輛特徵抽取模組可以取得之重要特徵資訊為影片中的車燈與車體反光等亮點(Light)[1]，如圖 2(b)，但須注意路面亦可能有反光所造成的亮點。若要使每輛車之車燈於夜間亮點之中分離出來，則要將車頭燈進行兩兩配對(Pairing)。

2.2 車道線偵測

將車道線從影像中分離出來，使系統達成自動判斷車道線位置的能力，以便本系統對於各車道分別進行資料統計。

2.2.1 日間車道線偵測

具有明顯邊緣特徵的日間影片中，車道線的亮度亦偏高，因此將多張畫面(frames)進行邊緣與亮度的累加，而水平方向的邊緣通常為車輛邊緣且會造成車道線偵測受干擾，故排除水平方向的邊緣而將垂直方向的邊緣累計到一定數量後車道線特徵即可明顯地從影像中分離出來。再透過霍氏轉換(Hough transform)進行直線偵測並找出直線相交於地平線上的交點(Vanishing point)，以及去除重疊抓取的直線，即可以於影片中標記出車道線位置。

2.2.2 夜間車道線偵測

不同於日間影片，車道線於夜間影片中之邊緣與亮度較不明顯。夜間車道線的偵測方式則是先將影像二值化，以影像中灰階變化最少的一點當作二值化的臨界值(threshold)。二值化後的影像可能有相當多雜訊，因此還需經過一道去除雜訊的手續，斷開(opening)。斷開即是將亮點侵蝕(erosion)後再膨脹(dilation)，如此一來屬於雜訊的小亮點就會被消除掉。再以索貝運算子(Sobel Operator)擷取影像中的垂直邊緣(Edge)，同樣透過霍氏轉換畫出車道線位置並

將影像依據車道線位置分區。

2.3 車況分類器

本系統中，在進行車況分類時需要運用智慧型的決策能力。智慧型決策分類器須經過機器學習的過程，因此事前要收集訓練資料樣本(Training Data)提供機器做訓練學習，使其擁有決策能力可以替資料決定適合的模型類別。決策分類器的種類非常多，本系統將採用以下兩種分類器。(1)K 個最鄰近點分類器 KNN(K-Nearest Neighbor):標準的 KNN 演算法[10]的步驟為先將每一筆資料在空間中定義出位置，對於新進的資料則根據其所在位置，找相距最鄰近的 K 個點，依據這 K 個點的屬性而歸類。此分類器的優點為建置容易，但每次一筆新資料引進都要計算他與其他點的距離而找出最近的 K 個點，因此需花大量的時間做運算。(2)貝式分類器(Bayesian Classifier):透過機率統計的分析，判斷新的樣本點屬於機率較大的那個類別，並且機率的計算可隨已知樣本的增加而逐次調整。本論文中，K 個最鄰近點分類器將運用於日間影片，貝式分類器將採用於夜間影片。

本系統將建立車況分類器來判斷影片中的行車狀況(Traffic condition)是否壅塞。首先必須事前收集不同車況的影片分析其影像數據，例如：角落、邊緣與亮點等特徵密度(feature density)，根據日夜間影像所取得之不同特徵密度資料中訓練車況分類器進行分類，將道路車況區分為：壅塞及順暢兩類。其中須設定車況壅塞的臨界值，若影像特徵抽取的結果沒有超過這個臨界值，車況為順暢，即是以車輛追蹤的方式進行車輛數目計算；若超過臨界值，則判斷為壅塞，改採用估計的方式取得車輛數。

2.4 車輛追蹤

若在一般車流順暢的情況下，可使用多物體追蹤演算法(Multiple Object Tracking)執行計數行駛車輛之個數。

2.4.1 日間車輛追蹤

平均值移動法(Mean Shift Algorithm)[11]為進行影像追蹤的一種方法，其統計移動區域內之目標前景物的特徵(如色彩與亮度)，透過特徵模型辨認影像中相似的區域以達成目標物的追蹤。日間影像將採用平均值移動法，根據

背景差值法與訊框差值法所偵測到的前景車輛，判定車體的初始顏色資訊並建立特徵模型，接下來的影像畫面則依據此顏色特徵模型進行車體比對以達成追蹤。

2.4.2 夜間車輛追蹤

追蹤動態系統傳統常用的另一個方法為卡曼濾波器(Kalman Filtering)。1960年 Kalman[12]提出最優化遞迴數據處理演算法的概念，可估計動態系統的狀態。卡曼濾波器的操作流程包含預測(Predict)與校正(Correct)兩階段。在預測階段，濾波器根據前一時刻的預測值來估計目前狀態的預測值；在校正階段，濾波器則根據此時的測量值來對目前狀態的預測值做更新，以獲得最優化的預測值。接著不斷以遞迴的方式估算並校正動態系統的狀態。

在大部分的卡曼濾波器之應用中，狀態轉換矩陣皆設為定值，如此侷限了對狀態預測的準確度。以二維影像中的一點之系統狀態向量(state vector) $\vec{x} = (x, y, \dot{x}, \dot{y})$ 為例， (x, y) 為該點的位置， (\dot{x}, \dot{y}) 代表速度。其狀態轉換矩陣通常不隨時間改變並設為

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由於在本系統中車輛的行進方向在畫面中是由遠到近(如圖 2)，當車輛越接近攝影機時，於影片中觀察到之車速較遠處車輛之車速快，因此將狀態轉換矩陣修改為時變矩陣[13]

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & (1-\gamma)^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (1-\gamma)^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 γ 為介於 0 到 1 的時變函數，其定義如下

$$\begin{cases} \dot{x}_t = \left(1 - \frac{\dot{y}_{t-1}}{y_v - y_{t-1}}\right)^2 \dot{x}_{t-1} = (1-\gamma)^2 \dot{x}_{t-1} \\ \dot{y}_t = \left(1 - \frac{\dot{y}_{t-1}}{y_v - y_{t-1}}\right)^2 \dot{y}_{t-1} = (1-\gamma)^2 \dot{y}_{t-1} \end{cases} \quad (3)$$

其中下標 t 代表時刻為 t ，而 y_v 為車道線相交於地平線上的交點(Vanishing point)之 y 軸位置。

除了狀態轉換矩陣會影響狀態預測值，若測量值產生誤差亦會嚴重影響下一時刻的預測值的正確性，因此卡曼濾波器相當依賴前景偵測所獲得的測量值。若是前景物偵測錯誤而造成錯誤之測量值，對卡曼濾波器而言是非常不利的因素。

夜間影片將針對車頭燈此一明顯特徵利用卡曼濾波器進行追蹤，但追蹤前須先將車燈從偵測到的夜間亮點中分離出來並做配對，以排除車體反光、路面反光與路燈等非車燈所造成的亮點。

2.5 交通參數估算

當車況為順暢的情形之下執行車輛追蹤時，若於單位時間內將影片中所追蹤偵測到的車輛數目記錄下來，即可換算得到車流量 Q 此一交通參數，

$$Q = \frac{N_{total}}{T_{Duration}} \quad (4)$$

其中 N_{Total} 表示在時間 $T_{Duration}$ 內經過偵測區的行車總數。若壅塞情形嚴重時，車體彼此間遮蔽的問題將導致無法有效進行多物體之追蹤，則考慮依據影片偵測區內之前景累計變化量，分別對於各車道進行車輛數目的估計並計算出車流量大小。

經由車流量 Q 亦可計算影片中經過偵測區域之車輛的平均車速(mean speed) \bar{V} [14]

$$\bar{V} = \frac{Q(L+d)}{occupancy} \quad (5)$$

其中 L 為平均車輛長度， d 為偵測區長度，車輛佔據率 $occupancy$ 為車輛位於偵測區內的時間比例。



圖 3. (a)原始影像(b)高斯混合模型所建立之背景。

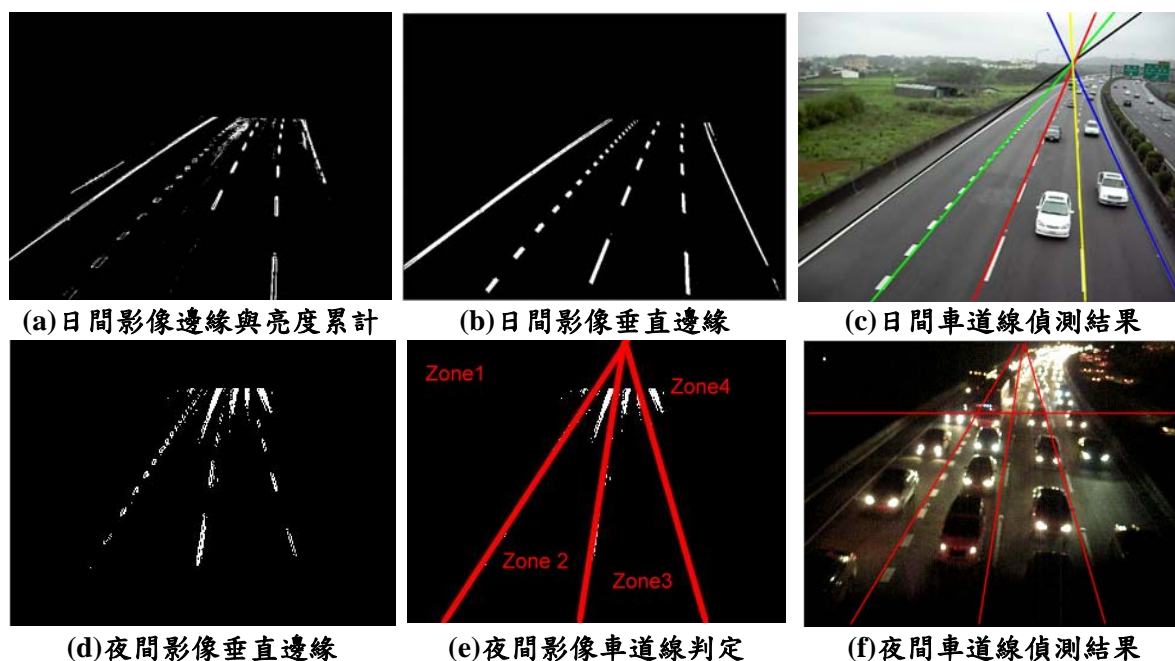


圖 4. 車道線偵測。

3. 實驗結果

本系統採用架設於國道 1 號中壢路段之固定式攝影機所拍攝的道路監控影像進行實作，包含日間以及夜間的兩種交通視訊影片。取得影片後，經由平均亮度(Gray level)分析判斷其為日間或是夜間影像。

若為日間影片則採用背景差值法搭配訊框差值法，找出移動中的前景車輛。其中背景差值法須要先建立出影片背景，因為在任一畫素(pixel)中，背景顏色出現次數會比前景頻繁，因此將多張畫面(frames)中的每一個畫素進行顏色統計。背景顏色特徵可能不會只局限於顏色空間中的某一個區域，通常其分佈包含兩個

以上的區域，因此使用高斯混合模型 GMM(Gaussian Mixture Model)來描述每一個像素的背景顏色分佈，再取出各畫素的顏色之平均值(mean)，根據此平均值描繪出一個不含前景的背景圖像，如圖 3。夜間影像則因環境亮度過暗而不適合建立背景。

車道線的偵測方式則是先將影像二值化，在以索貝運算子(Sobel Operator)擷取影像中的邊緣，而水平方向的邊緣通常為車輛邊緣且會造成車道線偵測受干擾，如圖 4(a)；故排除水平方向的邊緣而將垂直方向的邊緣累計到一定數量後車道線特徵即可明顯地從影像中分離出來如圖 4(b)。再透過霍氏轉換(Hough transform)進行直線偵測並去除重疊抓取的直

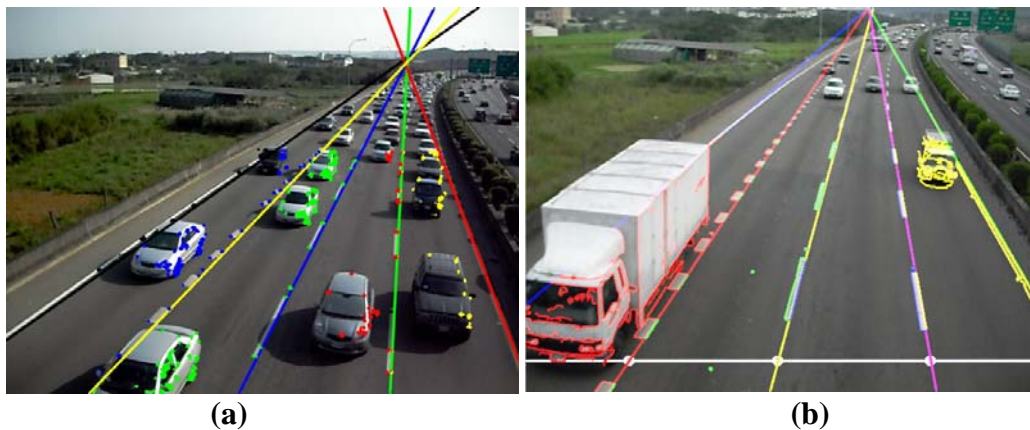


圖 5. 日間影像(a)角落與(b)邊緣偵測。

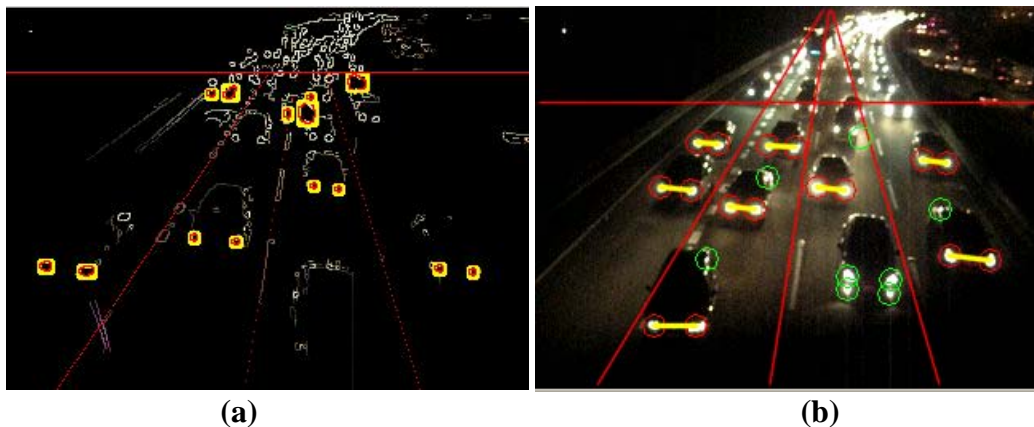


圖 6. 夜間影像(a)亮點偵測與(b)車燈配對。

線，則可以於影片中標記出車道線位置如圖 4(c)。夜間車道線偵測如圖 4(d)(e)(f)所示，同樣於影片中明確地畫出車道線位置。得知車道線資訊後，本系統將可針對各車道單獨進行車輛數據之統計。

車輛偵測是根據日夜間不同特徵模組分別進行。日間特徵抽取模組抽取到較強韌之角落與邊緣資訊，偵測結果如圖 5；夜間特徵抽取

模組取得之重要特徵為畫面中的亮點，偵測結果如圖 6(a)。

在一般車流順暢的情況下，取得日夜間車輛特徵資訊後，便根據特徵模組進行車輛追蹤。日間影像採用平均值移動法進行行車追蹤，先依據首張畫面之前景車輛的顏色資訊將其組合成目標車輛的特徵模型，在接續的畫面中一一找出與目標車輛模型最相似的區域進

表 1. 車輛追蹤結果

影片 (Video)	日夜間車況	召回率 (Recall rate)				精確率 (Precision rate)				平均召回率	平均精確率
		車道 1	車道 2	車道 3	車道 4	車道 1	車道 2	車道 3	車道 4		
1	日間順暢	97.56%	96.00%	98.04%	97.17%	85.11%	93.51%	92.59%	94.50%	97.22%	92.38%
2	夜間順暢	86.11%	86.36%	71.43%	91.67%	88.57%	90.48%	93.75%	97.78%	84.12%	92.86%
3	夜間順暢	66.67%	96.30%	84.38%	93.48%	100%	96.30%	93.10%	97.73%	90.74%	96.08%

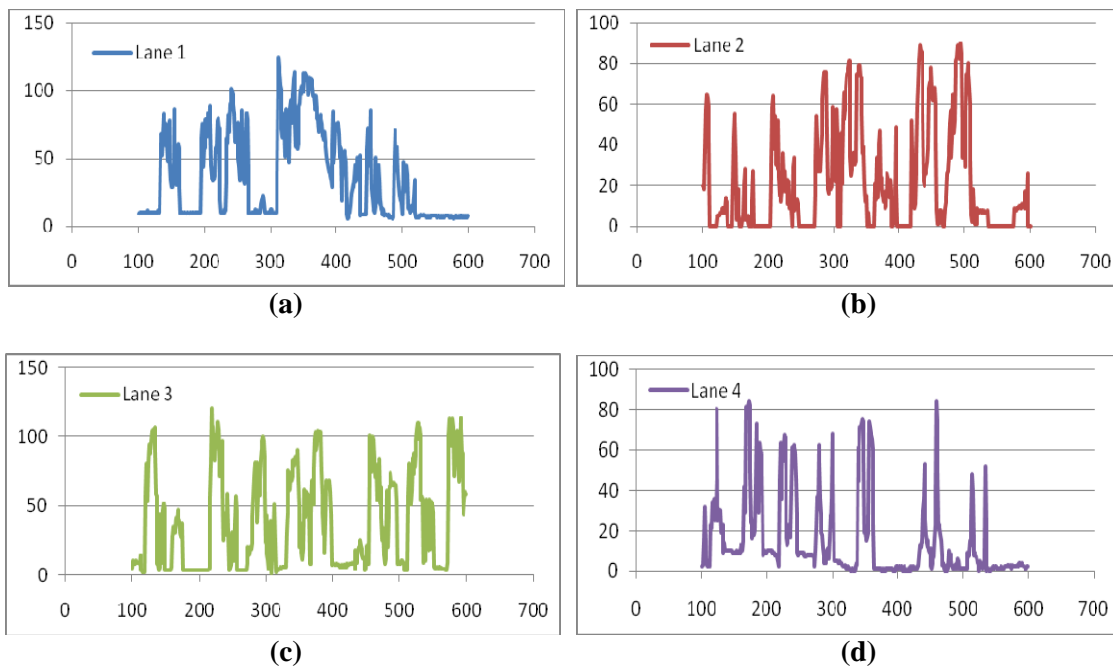


圖 7. 前景變化量分佈:橫軸為畫面(frame)個數,縱軸為單一車道的前景變化量。由累計前景變化量所估算出的車輛數(a)車道 1 為 3 輛;(b)車道 2 為 10 輛;(c)車道 3 為 9 輛與(d)車道 4 為 11 輛。

行車輛追蹤。夜間影片運用卡曼濾波器執行車燈追蹤,於追蹤前必須先將車燈從偵測到的亮點中分離出來並做配對(Pairing),以便排除車體反光、路面反光與路燈等非車燈所造成的亮點。車燈配對方式是在影片中找出各個亮點之最鄰近亮點並且將其兩兩連線在一起。再依據車燈的型態,排除非水平方向的連線,剩餘水平方向的亮點連線則被辨認為是成對的車燈,如圖 6(b)所示,多輛車之車燈已完成兩個亮點的配對連線。

日間利用平均值移動法和夜間使用卡曼濾波器追蹤車輛的實驗結果列於表 1。其中日

間追蹤的誤差來源可能為偵測到破碎的前景,而夜間追蹤的誤差來源則可能是車燈被前車遮蔽以及大型客運之車頭上方的顯示字幕會被誤判成車燈。達成車輛追蹤後,即可經由車輛追蹤結果所偵測到的車輛數目計算車流量大小 Q , 並且與實際車流量 Q_R 做比較,如表 2 所示。由系統所計算出的平均車速估計值 \bar{V} 亦列於表 2。

若車況為壅塞時,車體及車燈容易被前車遮蔽,因此經由車輛追蹤結果計算交通參數並不合適。故本系統針對每一個車道分別記錄下前景變化量的分佈,如圖 7 為某一影片第 101

表 2. 交通參數擷取結果

影片	日夜間車況	車流量 Q (輛/分)	實際車流量 Q_R (輛/分)	平均車速 \bar{V} (公里/小時)
1	日間順暢	105	99.18	95.41
2	夜間順暢	90.59	100.00	29.34
3	夜間順暢	81.60	86.40	83.38
4	日間壅塞	91.70	82.08	16.77
5	日間壅塞	53.77	55.32	8.29
6	日間壅塞	111.24	96.40	11.31

張至第 600 張畫面的前景變化量分佈。於前景變化量分佈圖中，出現峰值的地方通常代表有車輛通過而造成明顯的前景變化。經由統計所有車道之峰值的個數便可估計通過的總車輛數 N_{Total} ，將車輛數與經過時間 $T_{Duration}$ 相除即可獲得車流量之估計值 Q ，如表 2 中影片 4、5 與 6 的結果，亦可換算出平均車速 \bar{V} 。

4. 結論

本論文以影像分析技術根據不同之光線與車況選擇合適的演算法進行車道偵測、追蹤以及交通參數估計，達成包含日間及夜間高速公路之車況分類、車流量與車速計算。本系統架構之特色為將車道區分偵測，如此可對多線道之高速公路的交通狀況有更清晰的監控；並於追蹤車輛前先進行車況分類且排除不適用追蹤的情況，可有效避免因壅塞而造成不精確的追蹤數據導致車流量大小估計錯誤。

行車追蹤不只能提供簡單的交通參數，例如車況、車流量與平均車速等；依據本系統的架構，先取得各車道線位置及車道資訊，再配合行車追蹤數據，未來可進一步判斷任意變換車道、隨意行駛路肩等異常駕駛行為，甚至是檢測車禍事故的發生。

致謝

本論文接受經濟部技術處補助，計畫編號 98-EC-17-A-02-S2-0018。

參考文獻

- [1] R. Cucchiara, M. Piccardi, and P. Mello, "Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 1, No. 2, pp. 119–130, 2000.
- [2] J. Melo, A. Naftel, A. Bernardino, and J. Santos-Victor, "Detection and Classification of Highway Lanes Using Vehicle Motion Trajectories", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 7, No. 2, pp. 188–200, 2006.
- [3] W. Hu, X. Xiao, D. Xie, T. Tan, and S. Maybank, "Traffic Accident Prediction Using 3-D Model-Based Vehicle Tracking", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 53, No. 3, pp. 677–694, 2004.
- [4] K. W. Dickinson and R. C. Waterfall, "Image processing applied to traffic: A general review," *Traffic Eng. Contr.*, Vol. 1, pp. 6–13, 1984.
- [5] C. Tomasi and T. Kanade, "Detection and tracking of point features," Carnegie Mellon Univ., Pittsburgh, PA, Tech. Rep. CMU-CS-91-132, 1991.
- [6] T. Nakanishi and K. Ishii, "Automatic vehicle image extraction based on spatio-temporal image analysis", *Proc. 11th Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 500–504, 1992.
- [7] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati, "Statistical and knowledge-based moving object detection in traffic scene," *Proc. IEEE Int. Conf. Intelligent Transportation Systems*, pp. 27 – 32, 2000.
- [8] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artif. Intell.*, Vol. 17, pp. 185–203, 1981.
- [9] S. S. Beauchemin and J. L. Barron, "The computation of optical flow," *ACM Comput. Surv.*, Vol. 27, No. 3, pp. 433–466, 1995.
- [10] Sharaf, M. A.; Illman, D. L.; Kowalski, B. R. *Chemometrics*; Wiley: New York, 1986.
- [11] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 5, pp. 603–619, 2002.
- [12] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, Vol. 82, pp. 35-45, 1960.
- [13] 曾珮婷, "在特定車道行駛之大型車偵測與追蹤", 國立中央大學資訊工程研究所碩士論文, 2005。
- [14] W. L. Hsu, H. Y. Liao, B. S. Jeng, and K. C. Fan, "Real-time traffic parameter extraction using entropy," *Proc. Inst. Elect. Eng.—Vis. Image Signal Process.*, Vol. 151, No. 3, pp. 194–202, 2004.