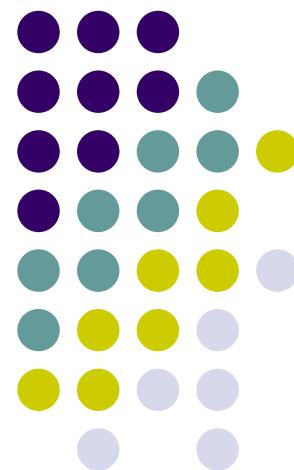


Image Processing System for Vehicle CCD

行車安全用CCD影像處理技術

成功大學資訊工程學系
孫永年教授





大綱

- 背景
- 動機
- 相關研究
- 原理與方法
- 實驗結果
- 結論與未來發展
- Demo





背景

- 百分之九十五以上的交通事故是人為因素造成的，由機械故障所造成的事故則相對很低。
- 如何提高駕駛人對交通安全的重視，應是降低交通事故最重要的關鍵。
- 為了降低由駕駛人的疏忽造成的意外，近年來各研究單位在智慧型傳輸系統的發展及興趣上有顯著的增長，希望藉由機器來監控行車狀況並偵測危險狀況。





動機

- 智慧型汽車的研究領域的發展，對於駕駛安全以及操作的便利性，都提供了顯著的加強、改進，並顯示出其發展的潛力。
- 透過如攝影機等裝置，輔以適當的演算法，智慧型汽車能夠立即地了解周遭環境的情形，並提供給駕駛建議、警告，甚至於提供自動駕駛的功能。
- 相較於利用雷達偵測的方式，利用CCD Camera的取像方式，不管在價格或者是材料取得的便利性上，都佔有較大的優勢。





動機

- 在電腦視覺以及影像處理的研究上，都已經發展出許多演算法可供利用。因此，以CCD Camera配合上影像處理的演算法，可說是極具發展潛力。
- 利用CCD Camera取像的方式可取得較多的資訊，對於車道的偵測以及車輛、障礙物監控功能，都能夠提供較佳的分析。
- 基於車上配置運算單元的能力限制，以及所有的功能必須要能夠提供即時的反應，因此在演算上也必須同時兼顧效率與正確性。





相關研究

目前在於智慧型汽車的發展上，大致上可分為三大類：

- (1) 對駕駛人提供建議或警告(碰撞警告)
- (2) 提供半自動控制，可在穩定狀況提供行車輔助，或在緊急狀況介入並避免碰撞
- (3) 提供全自動駕駛





相關研究

在目前各國的研究中，所使用的技術大致上有下列幾種：

電腦視覺 - 由於在影像處理上多樣的演算法，以及CCD Camera在價格、材料上所佔的優勢，在各項應用的發展上極具潛力。利用電腦視覺的技巧可提供車道的偵測以及車輛、障礙物監測等各項功能。

雷達 - 利用雷達偵測的方式，在近年來快速成長，其藉由感測器偵測前方物體，同時配合上演算法可區分同一車道之前方車輛以及非相同車道之物體，並判斷碰撞的可能性。





相關研究

磁性參考 - 利用磁力的方式可提供全天候並且準確的車道參考，但是由於磁性裝置必須裝置在道路上，因此較不適用於一般的道路上。

精密電子地圖與GPS - 利用高精密度的電子地圖不僅提供一般的道路資訊，同時也可提供車道的位置資訊，配合高準確度的GPS系統提供車輛位置定位，用以提供行車資訊。

綜合各項考量，我們可發現利用電腦視覺的技術對即時的影像進行分析，不僅符合經濟效益，同時也能提供大部分的行車資訊，並且較不受外在環境影響，因此在研究上極具發展潛力。





原理與方法

- 車道偵測
- 車道追蹤
- 在不同的環境下(白天及雨天、黃昏和晚上)，對於車輛或障礙物進行偵測
- 車輛與車種辨識，對障礙物或是車輛加以區隔
- 追蹤前方車輛
- 計算與前方車輛的距離及前方車輛的高度
- 評估駕駛者本身的行進方向
- 後視車道偵測與追蹤





車道偵測

車道在影像的位置(如下圖)會隨著攝影器材的俯角、視角及旋轉角等因素所影像，導致在影像的位置不固定，以及透視投影的成像原理，將應該是筆直的兩條車道線在影像上卻是交於遠方的兩條斜線。

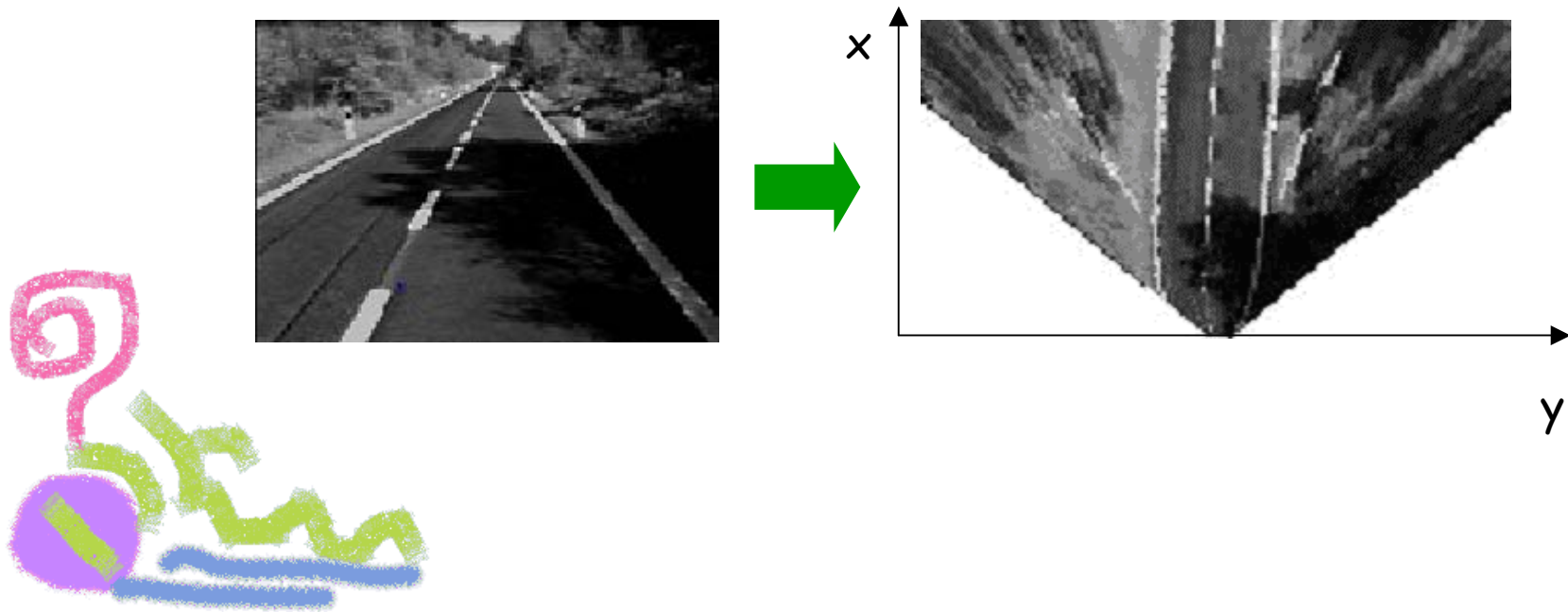
因此直接在**CCD**影像偵測車道並不容易



反向透視投影對應IPM (Inverse Perspective Mapping)



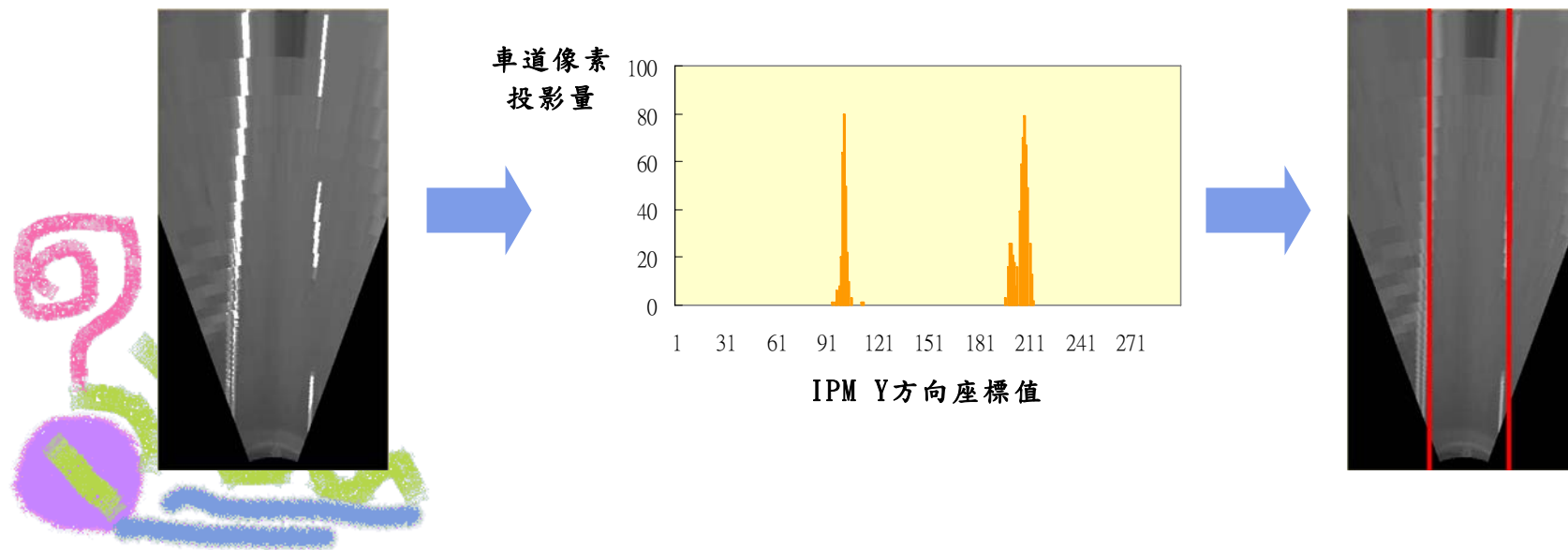
利用此一方法將由CCD擷取的影像重新對應到地表平面，其目的是為了消除將原本平行的直線因透視投影的關係而產生在遠方交會的現象。





車道偵測 (Lane Detection)

透過消除透視投影，將車道重新拉直後，將偵測車道的問題簡化，我們在此利用車道高亮度且為直線的特性，應用影像處理的技術，找出影像中較亮的點，做垂直方向的投影，用投影量統計出亮點集中的位置，即是車道線。





車道偵測

- 為了讓車道能夠更穩定的被偵測，我們加入了車道寬度的資訊：
 - 初始前20張影像所偵測到的車道寬度先記錄起來，再求出車道的平均寬度。
 - 若偵測出的車道寬度與平均車寬相距甚遠，會以記錄中的車道位置代替目前偵測的車道位置。
 - 若偵測出的車道寬度與平均寬度相似，則判斷為目前偵測的車道位置。





車道強化—黃昏

黃昏的天氣下，因不像白天如此明亮，所以在追蹤車道前先將影像強化，影像強化的方式如下式：

$$s = 9 \times r^{0.6}$$

s : 強化後影像

r : 原始影像



強化
前



強化
後





車道強化—晚上

晚上與黃昏的條件相似，但比起黃昏而言，晚上的視線更差，車道更加不明顯，所以用在黃昏環境的影像強化法並不適用於晚上的環境，因此在晚上必須用另一種影像強化法來將本來幾乎看不見的車道找出。影像強化方法的式子如下：

$$s = 40 \times \log(1 + r)$$

s : 強化後影像

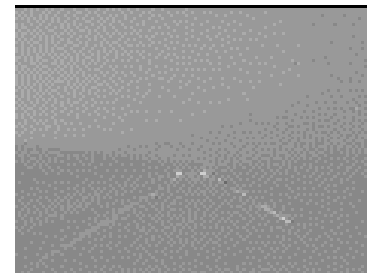
r : 原始影像



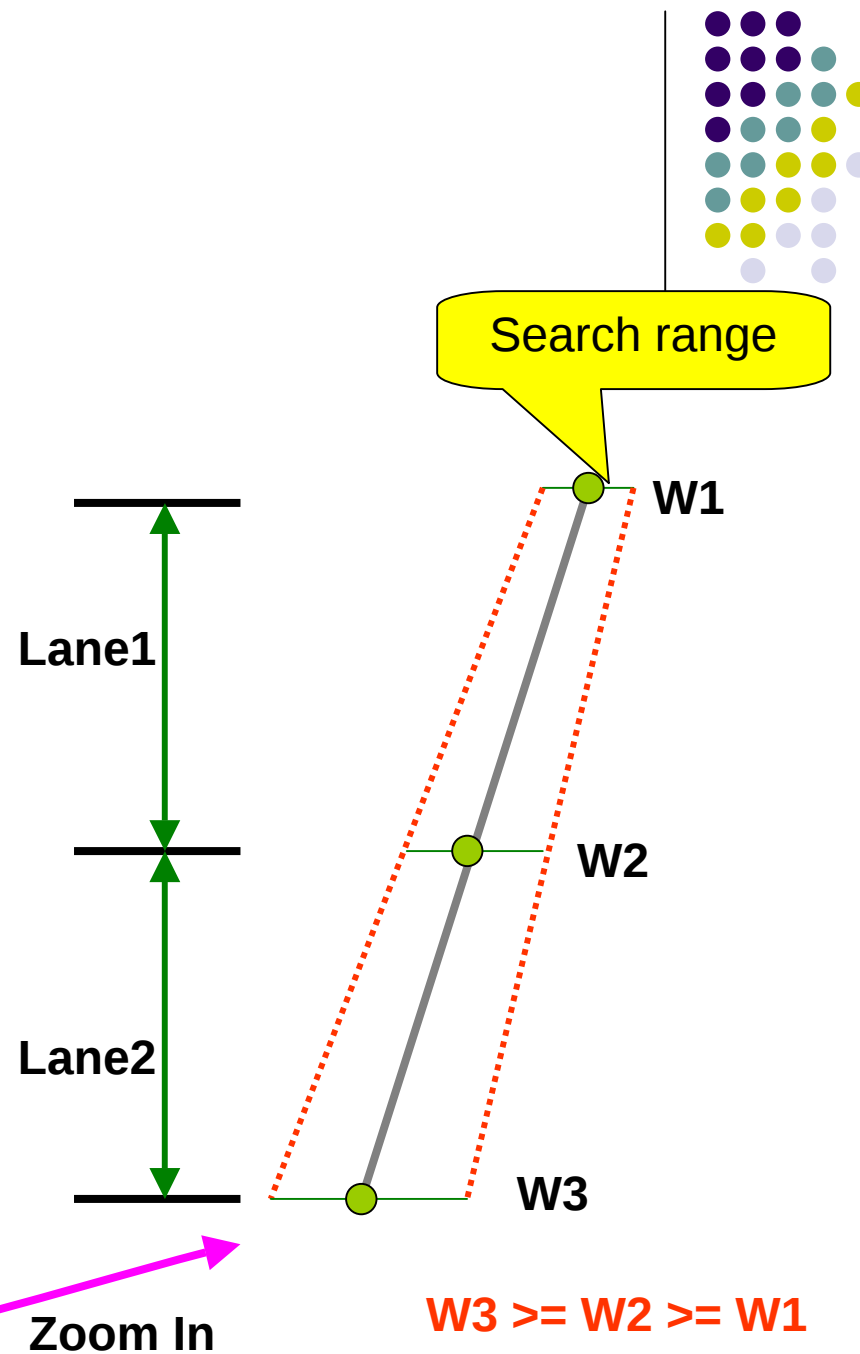
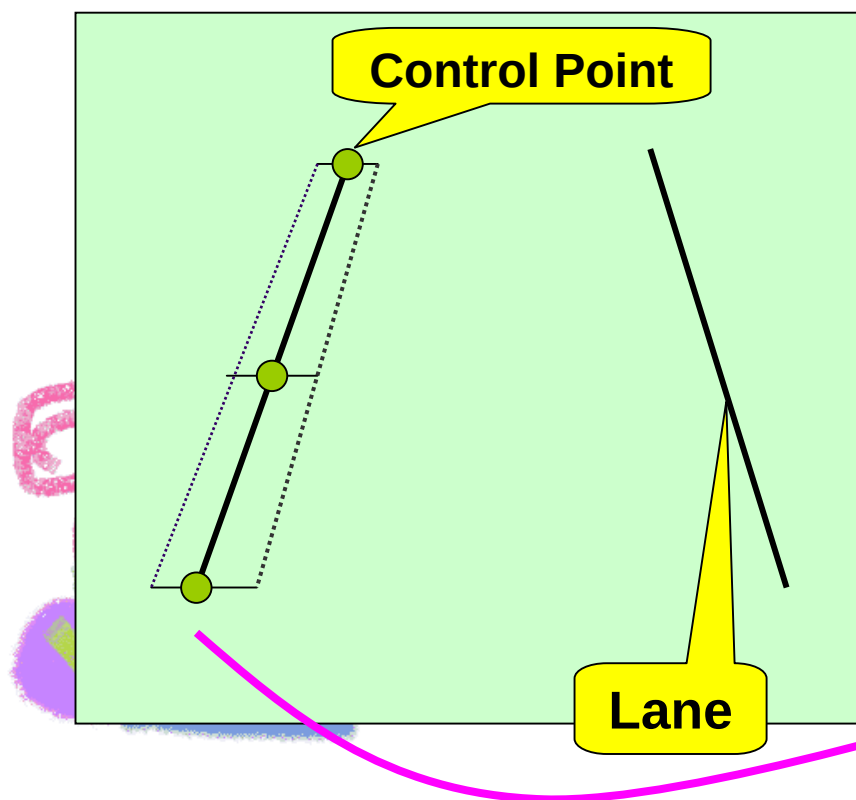
強
化
前



強
化
後



車道追従





車道追蹤

- 為了使車道較彎之處也能夠正確搜尋，因此將車道切成二部份，各自進行車道追蹤。
- 利用車道偵測的結果，在左右兩條車道線的前端、中點和後端三點當車道追蹤的控制點。
- 搜尋範圍定義為梯形的原因為，若是離我們愈遠的車道，其所見的區域愈窄，當然變化量也愈小，所以將其搜尋範圍縮小。
- 在搜尋範圍中，可以得到控制點與控制點之間像素灰階值累加值最大的直線，由此結果當作此張影像中的車道線。
- 加入前張影像尋找的結果與此張的結果比對，若兩張的位置相差在閾值內，即決定此結果為正確的車道，否則繼續用上一張的位置當作此張車道的位置。



車輛與障礙物偵測 (Vehicle/Obstacle Detection)



直接在反向投影圖中的車道偵測車輛可避免環境中其他物體的干擾，因此我們在反向投影圖中的左右車道線之間，由近到遠，尋找因障礙物進入車道產生的陰影，並找出物體的底邊。

而根據外在環境的不同，我們對於白天及雨天、黃昏，晚上而採取不同的偵測方式。





車輛與障礙物偵測—白天

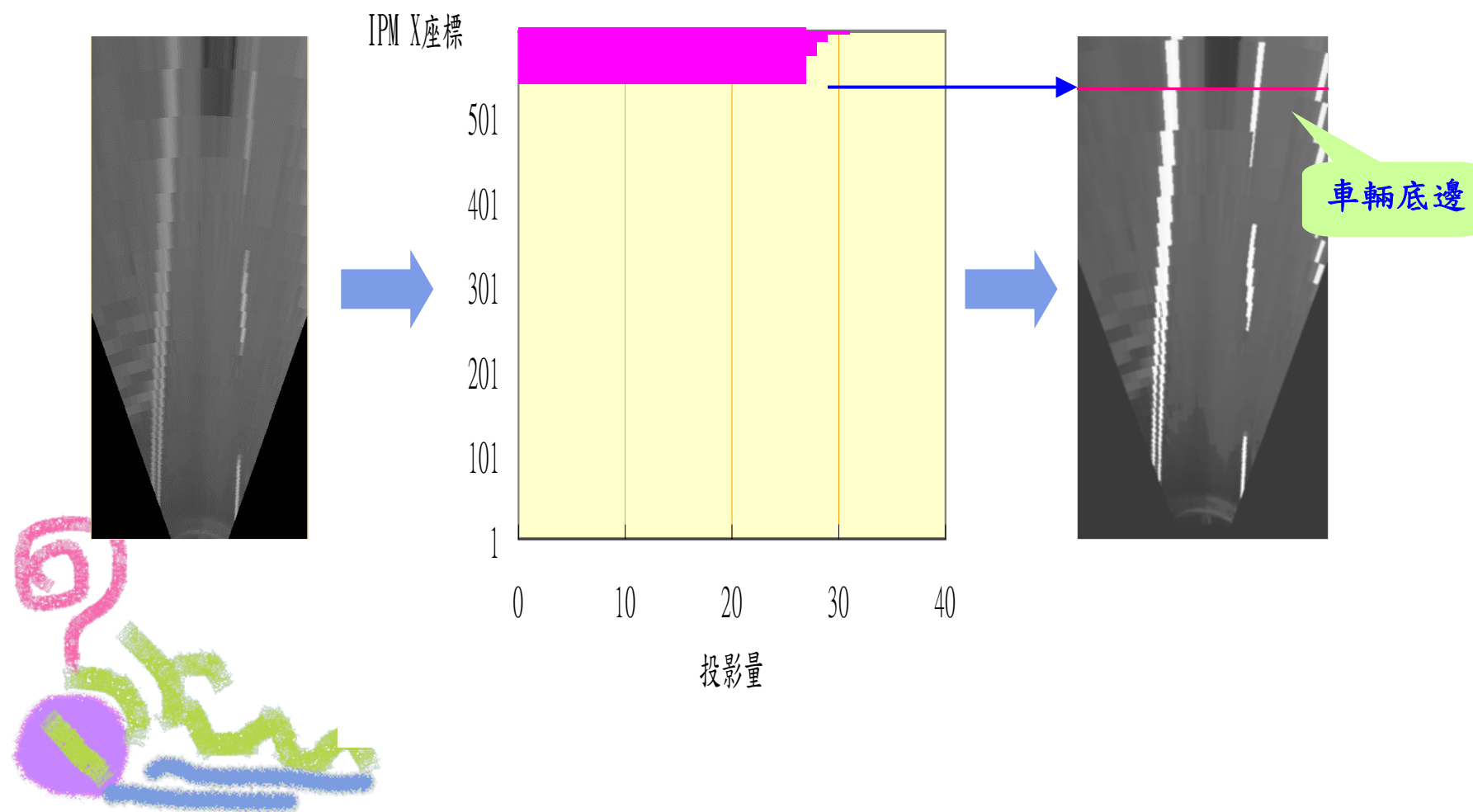
首先，我們假設車道線的內的像素的亮度值成高斯分佈，因此我們可以統計出平均值與標準差，進而訂出一個閾值($\text{mean}-2*\text{SD}$)，判斷可能是屬於障礙物的陰影。

以及利用Sobel（邊緣檢測的影像處理方法）做X方向（縱向的影像梯度值，對Y軸投影（水平方向），統計出投影量，計算平均值以及標準差，找出變異程度大的地方（大於平均+1個標準差），即為障礙物的底邊





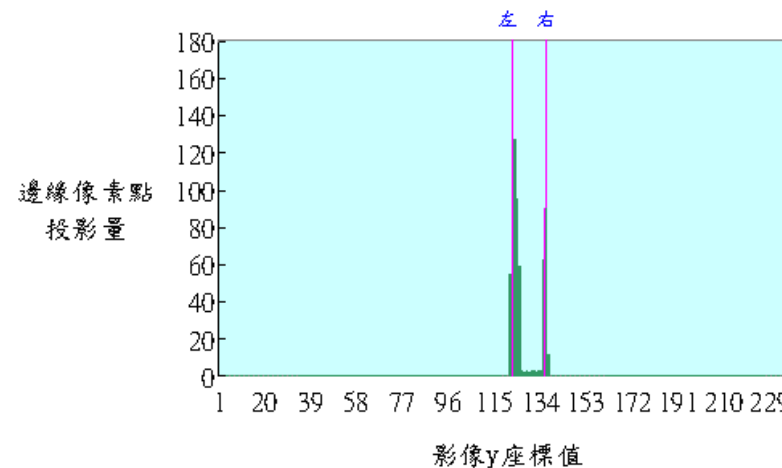
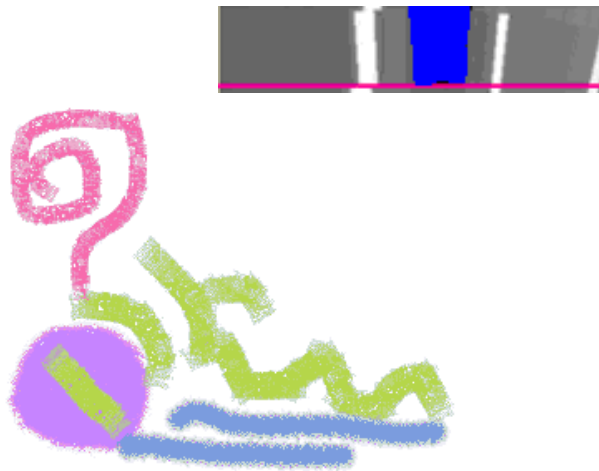
車輛與障礙物偵測—白天





車輛與障礙物偵測—白天

我們將搜尋範圍縮小到車底到IPM影像的上邊，對此一範圍作Y方向(橫向)梯度運算的動作，找出高於閾值的像素，並藉由車道偵測得知的車道線位置，由左邊車道線的位置往右找出變異程度較大($>\text{mean}+1.0*\text{SD}$)的地方，即為車子的左邊；同樣地由右邊車道線的位置往左找出變異程度較大($>\text{mean}+1.0*\text{SD}$)的地方，即為車子的右邊。





車輛與障礙物偵測—白天

因此我們已得知車子的底邊與左右邊的位置，而車頂的部分我們僅需搜尋在實際影像中車子底邊和實際影像最上邊與車子左右邊的範圍，同樣採用X方向(縱向)梯度運算的動作，對X軸投影，累加梯度運算後高於一個低閾值的像素個數，以 $h(X)$ 表示，統計出平均值(mean value)與標準差(standard deviation)，由上至車底找出變異程度較高的位置($>\text{mean}+1*\text{SD}$)，即為車頂。



晴天

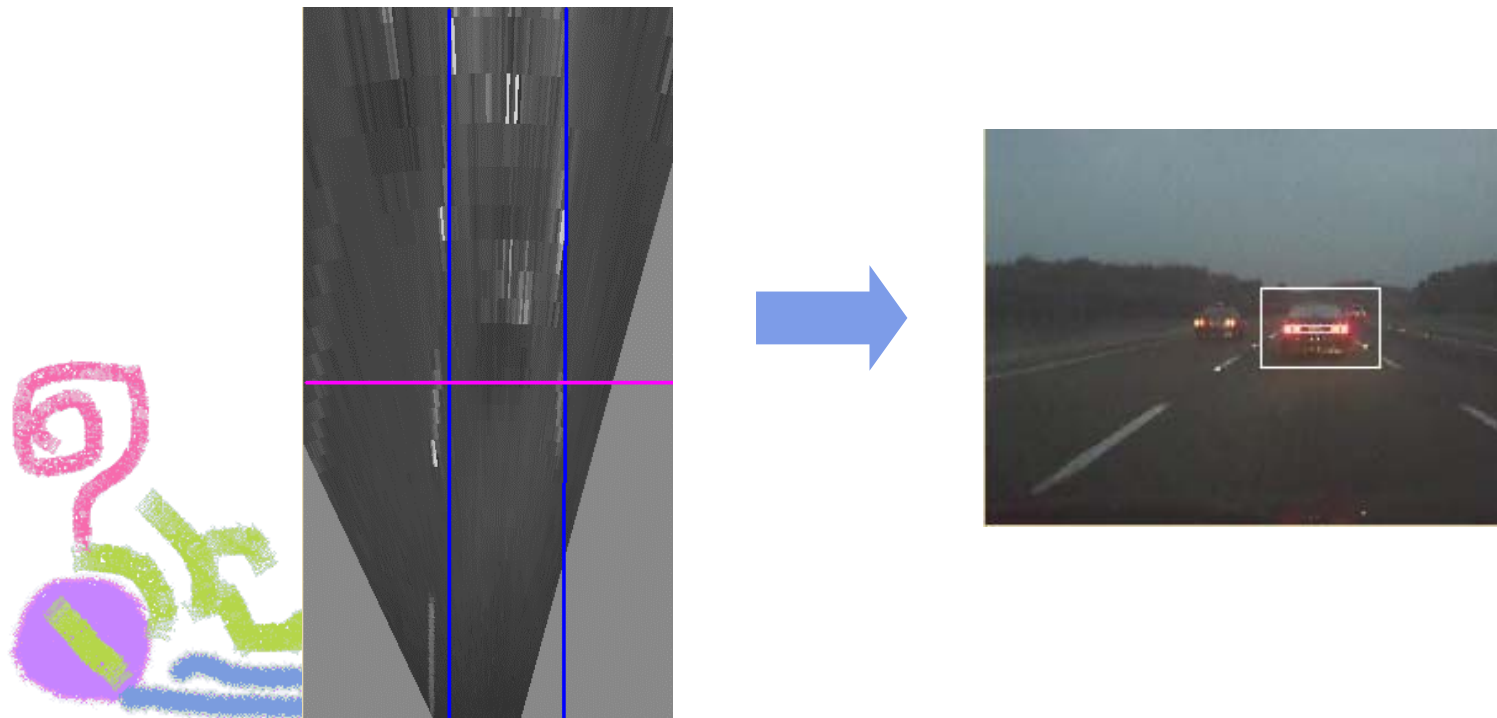


雨天



車輛與障礙物偵測—黃昏

同樣統計車道內的像素分佈，以及用梯度值找出車底的位置後，用車道線與車底位置在CCD影像中，訂出ROI (Region of Interest)，在ROI中搜尋車子後車燈的亮點。





車輛與障礙物偵測—晚上

由於晚上已不易在IPM上找到車底，因此我們直接在IPM影像上搜尋因車後燈所造成的亮點，用車道線與車底位置在CCD影像中，訂出ROI (Region of Interest)，在ROI中搜尋車子後車燈的亮點。





車輛與車種辨識(Vehicle Recognition)

第一步：

先就比例來辨識，由於一般車輛的長寬比有一定的範圍，因此我們可藉由此項特點進行第一步的偵測。在此我們定義的比例是寬/高介於0.7到1.65之間。

第二步：

事先先將各車種分別經由PCA找出主成分，因此我們可得知每個車種屬於自己的Car Space。

辨識部分：將bounding box內的影像利用座標轉換，換到每個車種的Car Space，投影的主成分後算出距離，與何種車種距離最短，即是屬於該車種的車輛，但若是最短距離大於閾值，表示不是屬於車輛。





車輛與車種辨識(Vehicle Recognition)

- 車種資料庫

小客車(淺色系)



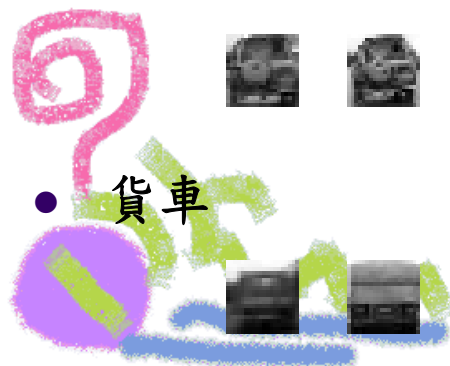
- 小客車(深色系)



- 休旅車



- 貨車



車種與車輛辨識結果



File Info
Frame Index : 29
Total Frames : 1700

Front Car Information
Ratio : 1.222
Height : 154.591309 cm
Distance : 14.62000 m
Vehicle Type : 小客車(深)

Driver's Direction
Direction : 往左5到25度之間

Time
☒ DayTime ☐ NightFall ☐ NightTime

Weather Condition
☒ Sunny ☐ Rainy

OpenFile Set Camera Parameters

Train Vehicle Class

☐ Display Spatio Temporal Patterns

File Info
Frame Index : 29
Total Frames : 800

Front Car Information
Ratio : 1.172
Height : 142.694168 cm
Distance : 12.53000 m
Vehicle Type : 小客車(淺)

Driver's Direction
Direction : 往右5到25度之間

Time
☒ DayTime ☐ NightFall ☐ NightTime

Weather Condition
☒ Sunny ☐ Rainy

OpenFile Set Camera Parameters

Train Vehicle Class

☐ Display Spatio Temporal Patterns

File Info
Frame Index : 129
Total Frames : 375

Front Car Information
Ratio : 1.000
Height : 286.781525 cm
Distance : 24.43000 m
Vehicle Type : 大貨車

Driver's Direction
Direction : 往右5到25度之間

Time
☒ DayTime ☐ NightFall ☐ NightTime

Weather Condition
☒ Sunny ☐ Rainy

OpenFile Set Camera Parameters

Train Vehicle Class

☐ Display Spatio Temporal Patterns

File Info
Frame Index : 129
Total Frames : 167

Front Car Information
Ratio : 0.864
Height : 212.017059 cm
Distance : 24.67000 m
Vehicle Type : 休旅車

Driver's Direction
Direction : 往右5到25度之間

Time
☒ DayTime ☐ NightFall ☐ NightTime

Weather Condition
☐ Sunny ☒ Rainy

OpenFile Set Camera Parameters

Train Vehicle Class

☐ Display Spatio Temporal Patterns



車輛追蹤(Vehicle Tracking)

在找到前方車輛的位置後，在下一個時間點新的影像進來後，若重新偵測障礙物、辨識…等步驟，的確是浪費時間，因此我們僅需要透過追蹤的方式，根據已知目前車輛的位置，找出在下一個時間點新影像車輛的位置。

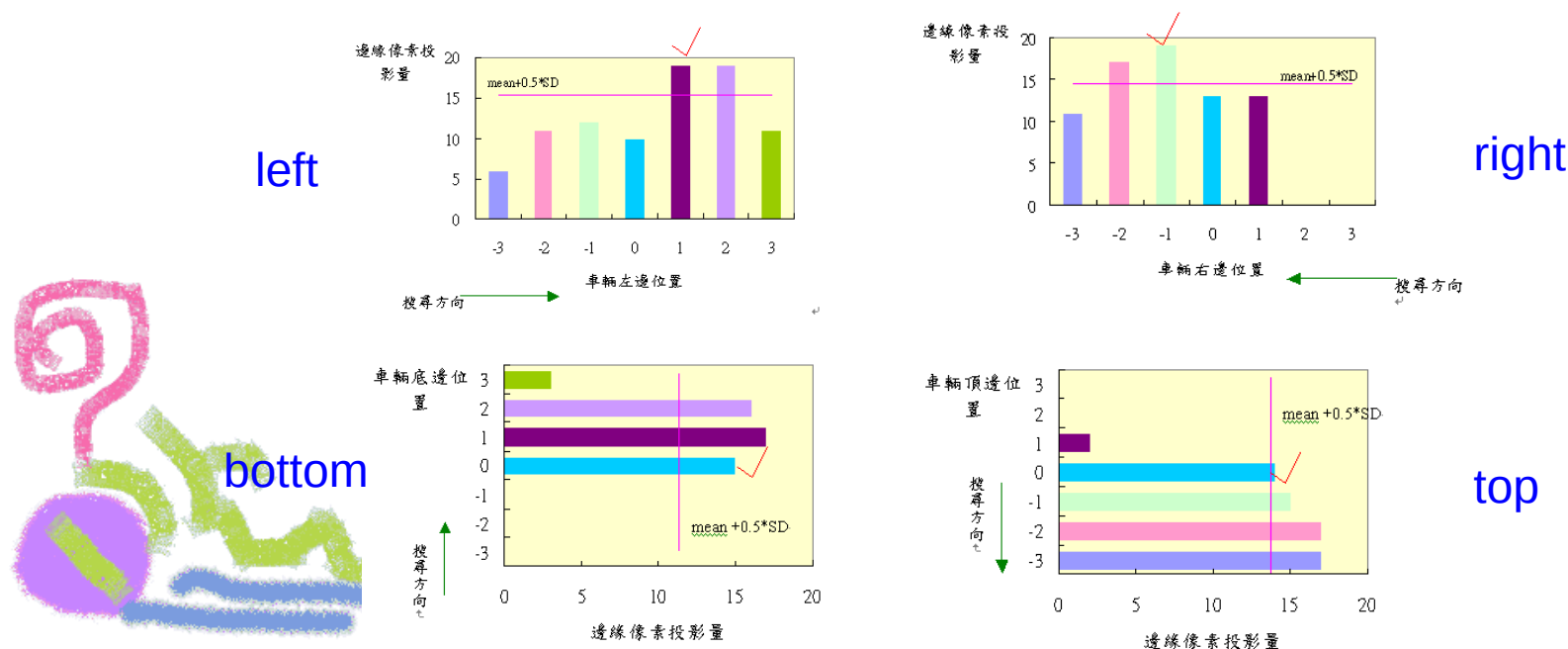
用車子的邊緣來做追蹤是由於車子的邊緣的一個強烈的特徵，透過運算快速的梯度運算子即可擷取出此特徵，符合我們及時系統的要求。



車輛追蹤(Vehicle Tracking)

階段一 (spatio tracking)

搜尋目前影像的車子邊緣的方法為：目前時間 t 影像的車輛的邊緣是根據時間 $t-1$ 找到的車輛的邊緣，分別做梯度運算，找出高於閾值的像素，投影之後，用 histogram 記錄出有較高梯度值的像素個數，之後統計 histogram，算出平均值與標準差，找出變異度較大的地方 ($> \text{mean} + 0.5 * \text{標準差}$) 的位置，即為在時間 t 的影像中車子的邊緣。





車輛追蹤(Vehicle Tracking)

階段二(spatio-temporal tracking)

收集足夠的車輛行進軌跡後，我們即可預測車輛在目前時間點最有可能所在的位置。

車輛隨著時間會有不動或靠近(放大)或遠離(縮小)以及左移或右移的可能，我們可以利用先前收集的車輛在過去時間行進的軌跡，預測出車輛在目前時間點可能各種的狀態，再利用影像加以評估出何種狀態最有可能。

$$p(X_t | Z_{1:t}) \propto \boxed{p(Z_t | X_t)} \boxed{p(X_t | Z_{1:t-1})}$$

update

predict





Spatio-temporal Vehicle Tracking

update

predict

$$p(X_t | Z_{1:t}) \propto p(Z_t | X_t) p(X_t | Z_{1:t-1})$$

預測出目前時間點車輛變化的狀態：

$$p(X_t | Z_{1:t-1}) \propto \exp \left[-\frac{1}{2} (X_t - \tilde{X}_t) Q^{-1} (X_t - \tilde{X}_t) \right]$$

在目前的影像評估可能性：

$$p(Z_t | X_t) = p * ColorSimilarity + (1 - p) ShapeSimilarity$$



Spatio-temporal Vehicle Tracking



車輛的狀態為一個2維的向量，包含size變化的比例和位移

$\tilde{X}_t$: 根據車輛過去的行進軌跡所預測出的目前時間點最有可能的狀態

X_t : 目前時間點車輛有可能的狀態

$$\tilde{X}_t - \delta \leq X_t \leq \tilde{X}_t + \delta, \delta: [Sc, Sh], Sc = 0.1, Sh = 2$$





如何預測出的目前時間點最有可能的狀態

首先，利用駕駛者行車狀況方法所求得的駕駛者行進方向，消除駕駛者本身行進的因素，我們即可找出前方車輛相對於駕駛者的行進軌跡。

left or right side

$$SideEdge_m[i] = SideEdge_m[i] + (recordsize - i) * CameraMotion, m = 1, 2$$

$$0 \leq i < recordsize, recordsize = 10$$



$SideEdge_1$: left edge

$SideEdge_3$: bottom edge

$SideEdge_2$: right edge

$SideEdge_4$: top edge

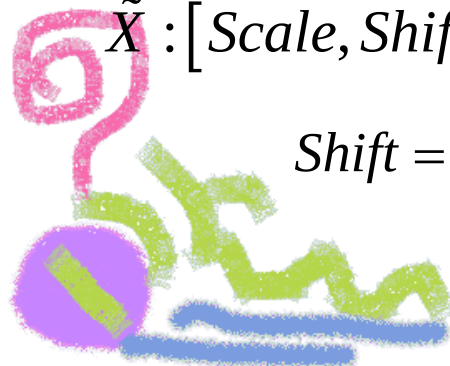


如何預測出的目前時間點最有可能的狀態

消除駕駛者本身的運動後，所得的資訊即為前方車輛本身在世界座標系的移動軌跡，利用線性預測，估計出車輛在目前時間點最有可能所在的位置。

$$PredictedEdge_m = LeastSquire(SideEdge_m), m = 1, \dots, 4$$

進而訂出，最有可能的size變化大小以及位移


$$\tilde{X} : [Scale, Shift] \quad Scale = Size(PredictedEdge) / Size(OriginalEdge)$$

$$Shift = Position_y(PredictedEdge) - Position_y(OriginalEdge)$$



Color Similarity

$$\text{ColorSimilarity}(Y_t | X_t) \propto \exp \left\{ -r_c D^2 \left[q^*, q(X_t) \right] \right\}$$

q^* template histogram distribution

$q(X_t)$ X_t histogram distribution

$$D[q^*, q(X_t)] = \left[\sqrt{\sum_{n=1}^N (q^*(n) - q^{X_t}(n))^2} \right]^{1/2}$$

N: color element





Shape Similarity

$$\text{Gradient}(Y_t | X_t) \propto \exp(-r_g E_g(X_t))$$

$$E_g(X_t) = -G(I, X_t)$$

$$G(I, X_t) = \frac{1}{LI_{G\max}} \int_{a \in P(X_t)} |I_G(a) \cdot O_{P(X_t)}| da$$

$P(X_t)$ is the perimeter of the bounding box specified by state X_t

$L = \int_{a \in P(a)} da$ is the length of the perimeter of the hypothesized boundary

$I_{G\max} = \max_{a \in P(X_t)} |I_G(a)|$ is the maximum gradient magnitude along the boundary



$O_{P(X_t)}(a)$ is the unit normal vector to perimeter $P(X_t)$ at location a .



調整車子的邊緣位置

經由前面方法找出來的 bounding box 位置也許會與真實的車輛邊緣有些微的差距，我們可以用Markov Random Field 在bounding box 的邊緣進行微調，使bounding box 位置更精準。

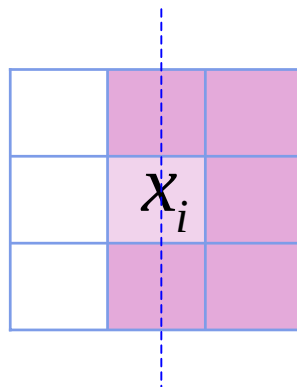




Markov Random Field

車子的邊緣一側是屬於車輛，而另一側是屬於背景，因此我們可以藉由先前車輛的資訊得知車子的顏色，進而找出車子邊緣的位置。

$$p(x_i | x_{S-\{i\}}) = p(x_i | x_{N_i})$$



x_{N_i} is the neighborhood of x_i



車輛高度與距離估計 (The Height and Distance of Vehicle Estimation)

在我們確定了前方障礙物的確是車輛後，接著可從車輛在影像的位置，配合相機參數推估車輛實際的高度與距離，求出有關前方車輛的相關資訊。

量測距離：

利用公式可以從影像座標對應到地表平面座標，因此可得知車底在地表平面座標的位置，即是前方車輛與駕駛者的距離。以下為轉換公式中所需的相機參數：

view point - 攝影機位置為 $C=(l, d, h) \in W$,

view direction - 視線軸 σ ，由下列角度 γ 、 θ 求得，

aperture - 攝影機視角為 2α ，

resolution - 攝影機解析度為 $n \times n$ 。





量測前方車輛距離：

$W = \{(x, y, z)\} \in E^3$ ，代表三維世界座標空間

$I = \{(u, v)\} \in E^2$ ，代表二維影像座標空間

$S = \{(x, y, 0)\} \in W$ ，為重新對應之地面影像空間

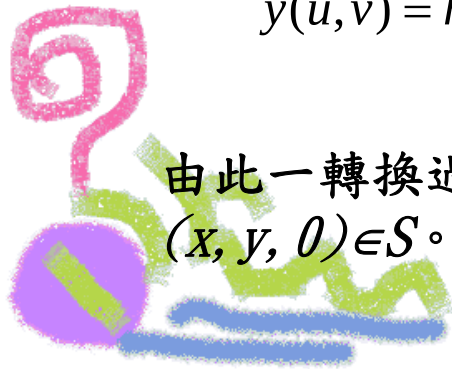
(路面所在為XY平面)

透過一些代數與幾何的運算，我們可以得到如下的轉換 f ：
 $I \rightarrow S$ 為：

$$x(u, v) = h \times \cot \left[(\theta - \alpha) + u \frac{2\alpha}{n-1} \right] \times \cos \left[(\gamma - \alpha) + v \frac{2\alpha}{n-1} \right] + l$$

$$y(u, v) = h \times \cot \left[(\theta - \alpha) + u \frac{2\alpha}{n-1} \right] \times \sin \left[(\gamma - \alpha) + v \frac{2\alpha}{n-1} \right] + d$$

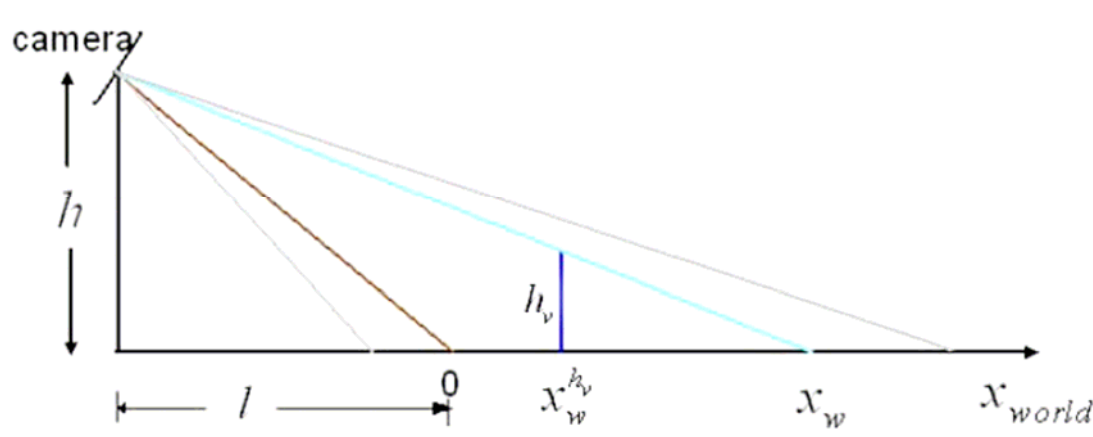
由此一轉換過程，我們可以計算影像上一點座標 $(u, v) \in I$ 對應到 $(x, y, 0) \in S$ 。



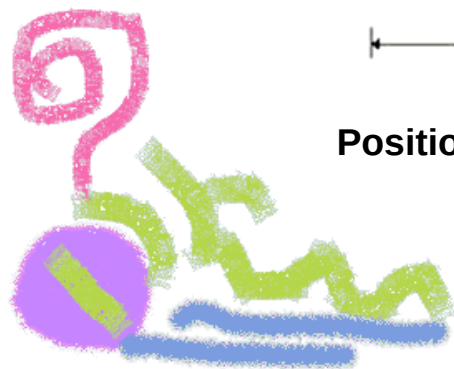


量測前方車輛高度：

在我們已經知道在實際影像中車頂與車底的位置，同樣地，我們可藉由消除透視投影的方法，找出在地表平面座標中車頂與車底的距離，再加上相機的高度的資訊，我們可以由影像物體的高度反推到實際的高度值。



Positional deviation due to height h above the ground plane.



$$h_v = h * \frac{x_w - x_w^{h_v}}{x_w + l} .$$

駕駛者行車狀況判斷(The Situation Of The Driver Estimation)



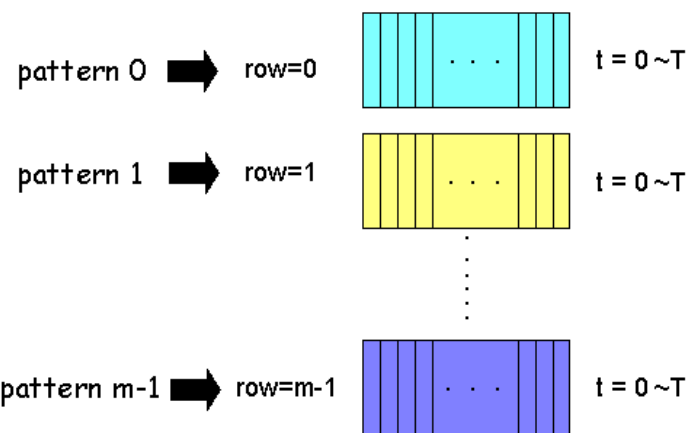
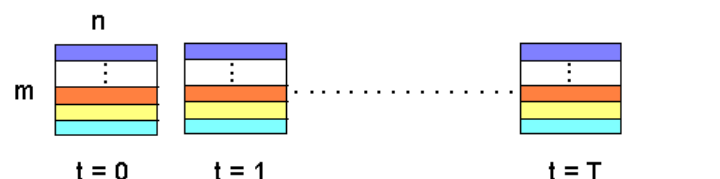
- 有了先前的資訊後，未來我們可建立一套規則來判別駕駛的行車狀況，即是利用車輛本身的方向燈資訊，若駕駛者有打方向燈，且車道屬於穩定偏移情況，我們可判定車輛本身是屬於正常的偏移。反之，若駕駛者沒有打方向燈，且過去一定時間內，車輛呈現不穩定的行車狀況，則我們可判定駕駛者可能在打瞌睡或是蛇行，系統即可判定車輛目前為危險駕駛狀況，並適時予以警告。
- 除了提供警示之外，此一車輛偏移的情況亦可紀錄下來，當事故發生時，可根據駕駛行車狀況，作為責任判定的依據之一。



駕駛者行車狀況判斷(The Situation Of The Driver Estimation)

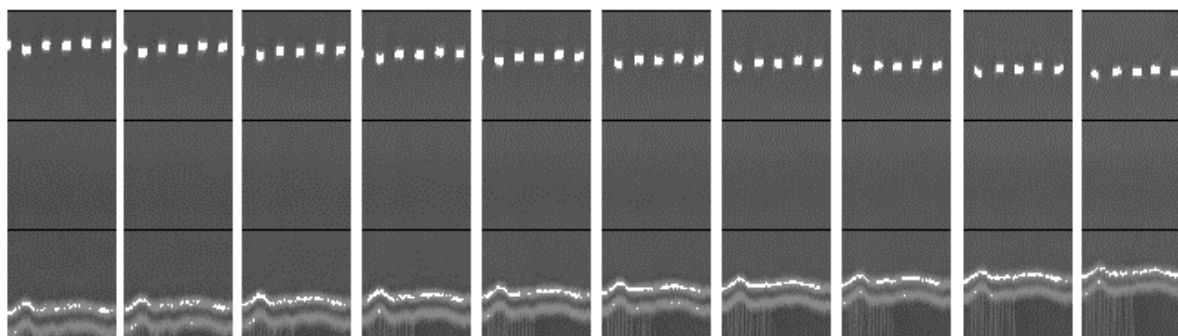


駕駛者的行車狀況我們可藉由收集過去的影像(Spatio-Temporal Patterns)，以便得知在過去的一段時間中駕駛者移動的軌跡，加以分析便能得知駕駛者的移動方向為何。



Spatio-Temporal Patterns

駕駛者行車狀況判斷(The Situation Of The Driver Estimation)



我們會將每一張pattern分割成3個區塊，每一個區塊為60*60，因此我們共有30個區塊，用最小平方法統計這些區塊內的亮點，逼近一條直線方程式 $y=mx+b$ ，由這些pattern所統計出直線方程式的斜率估計出運動方向，出現頻率最高的運動方向區間，即是駕駛者的行進狀況。



駕駛者行車狀況判斷(The Situation Of The Driver Estimation)



行進方向 索引值	m 值的區間	實際代表的行進方向
0	$-\tan(90^\circ) \leq m < -\tan(70^\circ)$	向右移動，方向在 70 到 90 度之間
1	$-\tan(70^\circ) \leq m < -\tan(45^\circ)$	向右移動，方向在 45 到 70 度之間
2	$-\tan(45^\circ) \leq m < -\tan(25^\circ)$	向右移動，方向在 25 到 45 度之間
3	$-\tan(25^\circ) \leq m < -\tan(5^\circ)$	向右移動，方向在 5 到 25 度之間
4	$-\tan(5^\circ) \leq m < \tan(5^\circ)$	沒有顯著移動，方向在向右到向左各 5 度之間
5	$\tan(5^\circ) \leq m < \tan(25^\circ)$	向左移動，方向在 5 到 25 度之間
6	$\tan(25^\circ) \leq m < \tan(45^\circ)$	向左移動，方向在 25 到 45 度之間
7	$\tan(45^\circ) \leq m < \tan(70^\circ)$	向左移動，方向在 45 到 70 度之間
8	$\tan(70^\circ) \leq m < \tan(90^\circ)$	向左移動，方向在 70 到 90 度之間



後視車道偵測與追蹤(Rear View Lane Detection and Tracking)



- 現今有很多款式的車為了讓駕駛者在倒車、迴轉方向可以看得更清楚後方是否有來車，都會在車後加裝後視的CCD，可以清楚看到後方來車，避免在倒車時發生意外。
- 所以我們在系統也增加了偵測以及追蹤後視車道的功能，可以藉由後視車道的偵測與追蹤判斷駕駛人是否偏離車道或是後車離駕駛者過近，即時提出警報。
- 本次後視車道偵測的實驗是用X-trail車の後視CCD取像所得的影像序列。

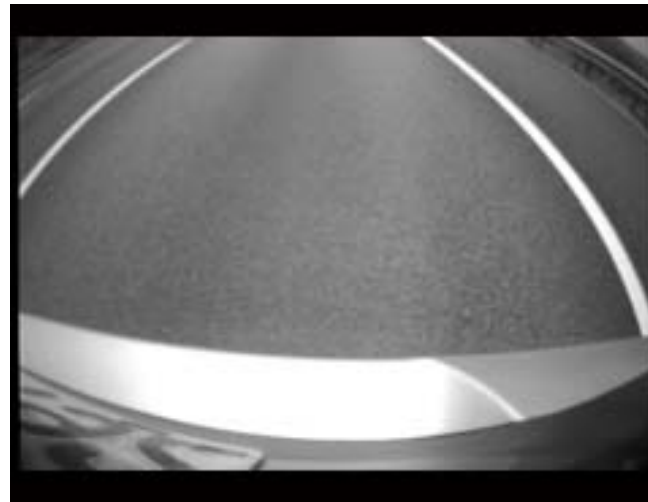




後視車道偵測與追蹤—影像校準

架設後視CCD的目的是為了讓駕駛者看清楚後方是否有障礙物或是來車，因此車商通常會以廣角鏡頭來擷取後視影像，廣角鏡頭可以讓駕駛人看得角度更廣，相對的會讓影像產生變形的效果。

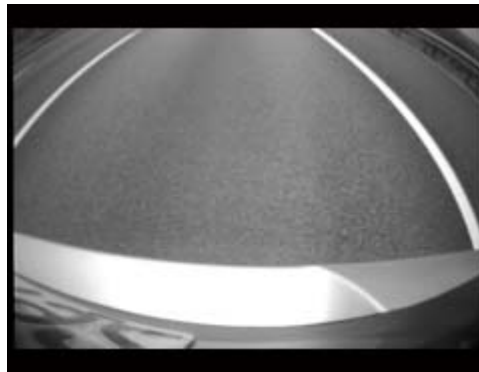
由於這樣扭曲的性質會使我們偵測車道產生問題，所以我們必須要消除影像的變形。





後視車道偵測與追蹤—影像校準

要消除影像變形的方法最為通用的就是校準(Calibration)的技術，利用已知長寬的格子板在後視CCD的正前方、右前方以及左前方各拍一張影像，之後將這三張影像用張氏校準法算出在空間中的對應關係，這個對應關係是以矩陣的型式表示，利用這個矩陣便可以找到變形的參數，再用這些參數反推回去真正影像坐標，便可把影像變形消除。





後視車道偵測與追蹤—影像校準

以下為消除影像變形的公式和步驟：

$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$: Normalized image coordinate

$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$: Undistorted image coordinate

$\begin{bmatrix} u' \\ v' \end{bmatrix}$: Distorted image coordinate

$(k_1, k_2, k_3, k_4, k_5)$: Distortion coefficient

$$r^2 = x^2 + y^2$$





後視車道偵測與追蹤—影像校準

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \dots\dots\dots (1)$$

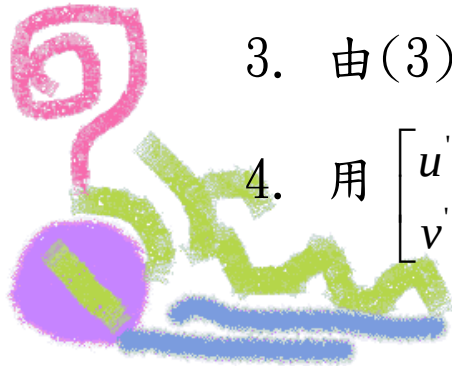
$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} (1+k_1r^2+k_2r^4+k_5r^6)x+2k_3xy+k_4(r^2+2x^2) \\ (1+k_1r^2+k_2r^4+k_5r^6)y+k_3(r^2+2y^2)+2k_4xy \end{bmatrix} \dots (2)$$

1. 建立一個空白 Image $I(u, v)$ ，對所有 $\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ 做以下動作

2. 由(1)得出 $\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = A^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3)$

3. 由(3)代入(2)，可得 $\begin{bmatrix} u' \\ v' \end{bmatrix}$

4. 用 $\begin{bmatrix} u' \\ v' \end{bmatrix}$ 相臨點之灰階值求出線性內插，可得 Image $I(u, v)$





後視車道偵測與追蹤—後視車道偵測

- 利用IPM影像的轉換，可以在IPM影像上找到2條擁有“高亮度”和“垂直”特性的直線。
- 因為影像的車道距離就非常短，甚至有時還會看不見車道，因此我們在偵測車道的部份加入了統計正確車道位置的資訊。
 - 初始前20張影像的車道位置去統計每個位置出現車道的次數有多少，以出現車道次數多的位置當作是車道大概會出現的地方。
 - 如果目前的車道偵測位置與統計出來的車道位置相差很遠，便以統計的車道位置當作目前的車道位置。
 - 如果兩者位置相似，則以偵測的結果當作目前的車道位置。

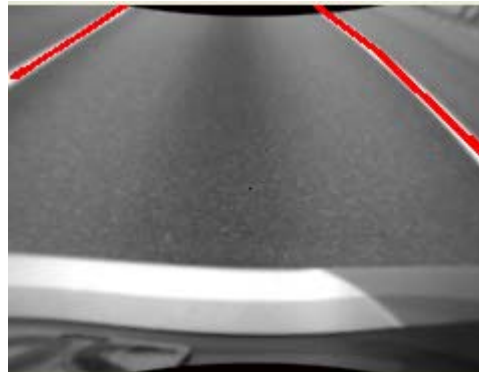




後視車道偵測與追蹤—後視車道追蹤

在後視車道追蹤的部份與之前提到的車道追蹤方法相似，也是將車道分成前後兩段，讓車道可以有彈性的追蹤車道，即使有彎曲也可以準確的追蹤車道，因為車道前後端移動量的不一致給予梯形的搜尋範圍，減少搜尋時間也能增加追蹤車道的穩定性，後視車道追蹤也與前視車道追蹤一樣加入車道角度的限制，讓車道追蹤不會受車輛陰影或是雜訊的影響，增加車道追蹤的準確性。

車道追蹤結果



實驗結果



白天



黃昏



晚上





實驗結果

- 我們收集的車況影像總共有15400張，其中白天的影像有9025張，黃昏和夜晚的影像有6375張。
- 偵測率
 - 白天和雨天：正確的影像有9013張，正確率為99.86%
 - 黃昏和夜晚：正確的影像有6295張，正確率為98.74%
- 我們使用的系統為PentiumIV 2.28GHz，每張影像處理時間為0.047秒，平均一秒可以處理21.15張影像。





未來目標

未來我們希望完成以下幾項目標：

- 增加彎道的偵測，增加本系統對其它車道的適用性。
- 偵測車輛中線以及車緣到車道的距離。
- 增加辨別車輛插入功能，警示駕駛人應與插入車量保持安全距離。
- 即時車道追蹤的功能和提高前車追蹤的穩定性。





彎道的偵測

- 在世界坐標上建立一個拋物線曲線當作車道模型
- 利用世界坐標與影像坐標的關係導出影像的車道方程式(Lane Curve Function)

$$x(y) = C + By + Ay^2/2$$



$$y_f = ax_f + b + \sqrt{cx_f^2 + dx_f + e}$$

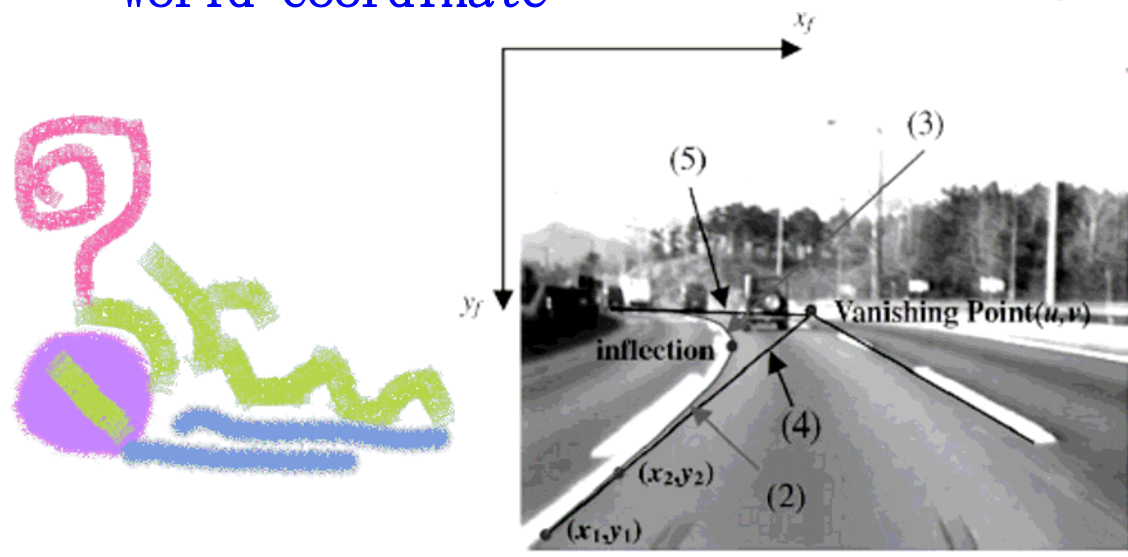
(2)

$$y_f = ax_f + b - \sqrt{cx_f^2 + dx_f + e}$$

(3)

World Coordinate

Image Coordinate





彎道的偵測

- 利用Edge Distribution Function (EDF)來偵測近端車道
- 利用近端車道線方程式和消失點求出非彎曲的車道參數

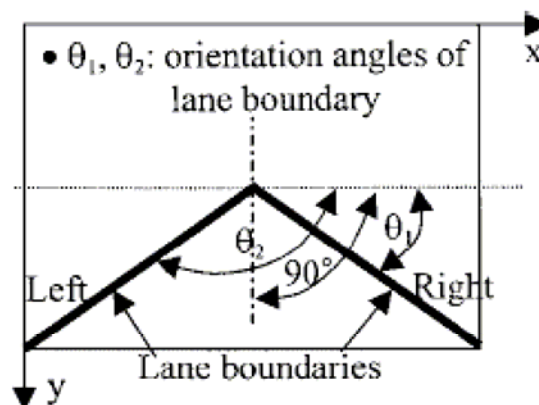
梯度： $\nabla f = [G_x \ G_y]^T = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \ \frac{\partial f}{\partial y} \right]^T$

EDF：

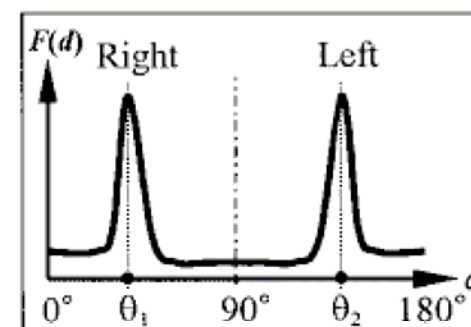
$$F(d) = \sum_{n(d)} \nabla f(x, y),$$

梯度強度： $\nabla f(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \approx |G_x| + |G_y|$

梯度角度： $\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$



(a)



(b)



彎道的偵測

- 定義各種彎度的LCF，每個假設的LCF都定義一個適當的ROI，利用ROI裡邊緣梯度的角度和LCF的斜率作比較，兩者最接近的LCF就當作是偵測的彎道方程式

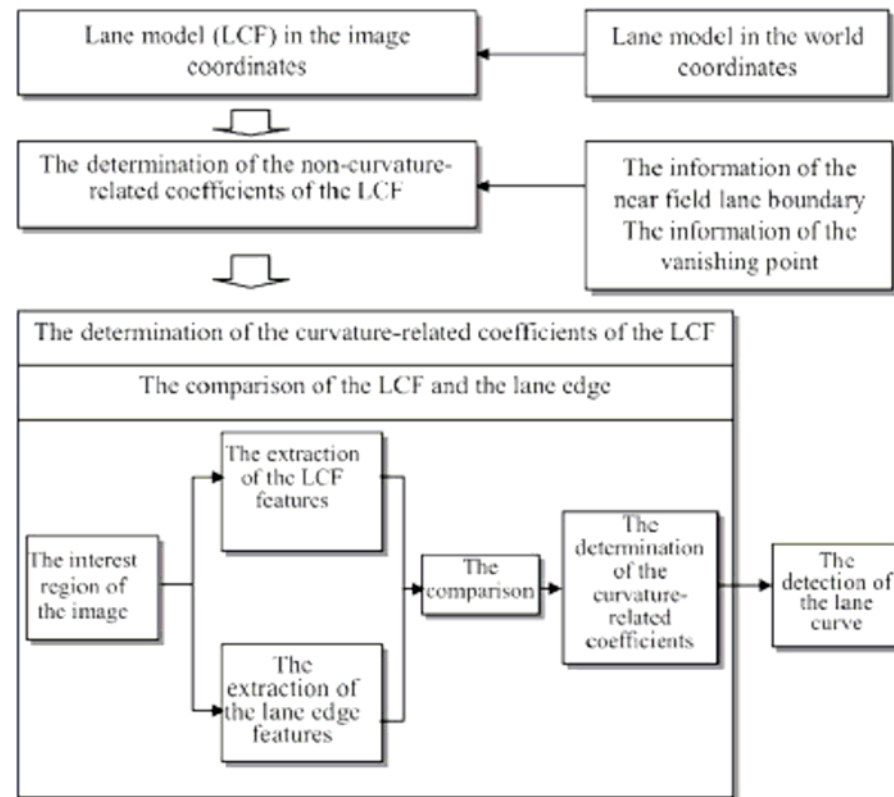


Fig. 1. Process overview.



行車偏移的偵測

- 建立Edge Distribution Function，利用對稱的性質找出對稱軸的所在角度，與車位於路中心的對稱角度相比，可以偵測出駕駛者行車方向偏離程度

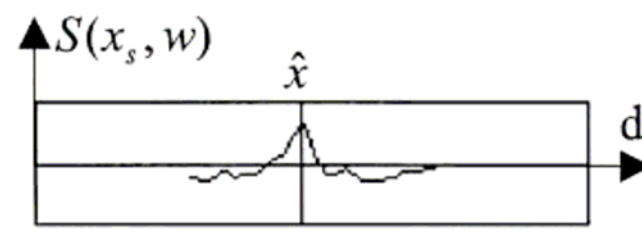
對稱程
度的量
測

$$S(x_s, w) = \frac{\int_0^{w/2} |F'_e(x_s + x)|^2 dx - \int_0^{w/2} |F_o(x_s + x)|^2 dx}{\int_0^{w/2} |F'_e(x_s + x)|^2 dx + \int_0^{w/2} |F_o(x_s + x)|^2 dx}, \quad -1 \leq S(x_s, w) \leq 1,$$

$$F'_e(x_s + x) = F_e(x_s + x) - \frac{2}{w} \int_0^{w/2} F_e(x_s + x) dx$$

偶函數： $F_e(x_s + x)$

奇函數： $F_o(x_s + x)$





行車偏移的偵測

- 利用以下偏移量測的方法，來量化偏移的程度，再適當的偏移臨界值發出警告提醒駕駛人已經偏離車道

Estimation of Lane Departure by the Symmetry Axis

$$\rho = |\hat{x} - x_c|,$$

Estimation of Lane Departure by the Local Maxima

$$\xi = \left| \frac{d_l^* - x_c}{x_c - d_r^*} \right|$$





辨別車輛插入

- 在EDF中左右車道各有一個高峰，計算出EDF左半邊和右半邊的平均值和標準差，定義出一個量值 $R = \frac{\mu}{\sigma}$ ，若量值大於閾值表示車道受到遮蔽
- 在追蹤車輛的過程中，加入PCA辨識，在穩定狀態下算出PCA量值的平均值和標準差，若PCA所計算的量值超過(mean+SD)或少於(mean-SD)或PCA辨識結果更換車種，表示前車已經被替換
- 如果上述兩者同時發生，系統將判斷有車插入或是前車轉換車道





提高前車追蹤的穩定

- 取代原先用最強烈的邊緣資訊當作shape特徵，以邊緣分佈相似度來當作shape特徵(水平、垂直和對角線)。
- 利用Color和Shape機率分佈的相似度來當作cost function，以個別feature算出來的位置乘以weight加總起來得到最後的位置。
- 可以在tracking過程中加入PCA辨識的判斷以確保追蹤的還是車子。





結論

利用智慧型裝置提醒或警告駕駛人可能的危險狀況，有助於減少成千由於駕駛人疏忽造成的交通死亡傷害事故。但是在現存許多的防撞警告系統中，如何降低假警報的發生率，並提高整個系統的準確性即可信賴度，則是仍需努力的方向。



Demo

白天：



File Info

Frame Index : 144

Total Frames : 1700

0.37124

34

Front Car Information

Ratio : 1.200

Height : 144.702820 cm

Distance : 14.76000 m

Vehicle Type : 小客車(深色系)
sedan with a deep color

Driver's Direction

Direction : 往左5到15度之間
move left, direction between 5 and 15 degree

Time

☒ DayTime ☐ Dusk ☐ NightTime

☐ Display Spatio Temporal Patterns

☒ Display Lane Detection Results

OpenFile

Pause

Terminate

Set Camera Parameters

Train Vehicle Class

Demo 傍晚 :



File Info

Frame Index : 1700

Total Frames : 1700

Front Car Information

Ratio : 1.087

Height : 133.166611 cm

Distance : 14.76000 m

Vehicle Type : 小客車(深色系)
sedan with a deep color

Driver's Direction

Direction : 往右5到15度之間
move right, direction between 5 and 15 degree

Time

☒ DayTime ☐ Dusk ☐ NightTime

☐ Display Spatio Temporal Patterns

☒ Display Lane Detection Results

Demo 晚上 :



File Info

Frame Index : 625

Total Frames : 625

Front Car Information

Ratio : 7.500(Light)

Height : 136.847931 cm

Distance : 31.87000 m

Vehicle Type :

Driver's Direction

Direction : 穩定，介於往右5度和往左5度之間
stable; direction between left 5 and right 5 degree

Time

☐ DayTime ☒ Dusk ☐ NightTime

☐ Display Spatio Temporal Patterns

☒ Display Lane Detection Results

Buttons: OpenFile, Pause, Terminate, Set Camera Parameters, Train Vehicle Class

A photograph of a garden area. In the foreground, a stone path leads towards a small pond. The pond is bordered by large, irregular stones. A small, curved stone bridge crosses the pond. To the right of the pond, there is a large, rounded bush. In the background, there is a building with a tiled roof, surrounded by trees and other plants. A black lamppost is visible on the left side of the path.

Thanks for your attention!
Your comments are welcomed!

Department Hall of CSIE, NCKU