

對已知形狀之物體去除移動模糊

Remove Motion Blur for Objects with Known Shape

林建廷

Jian-Ting Lin

國立臺北大學 通訊工程所

Email: s79469108@webmail.ntpu.edu.tw

呂嘉毅

Jia-Guu Leu

國立臺北大學 資訊工程系

Email: leu@mail.ntpu.edu.tw

摘要

本論文所探討的問題為，在相機為靜止的情形下，如何去除物體因移動而產生的模糊。多數方法是針對整張影像進行去模糊。雖然運動物體本身因而變得清楚，但原本清楚的背景卻反而變得模糊。又因在運動物體的邊緣處混入了背景，故去模糊的效果在物體的邊緣處將不會很好。要能夠將混入物體的背景去除乾淨，我們在此需要假定物體在靜態時的輪廓為已知。在本方法中，我們使用中間值濾波法，從影像序列中擷取出不含物體的純背景。再藉著比較含運動物體之影像與純背景，在顏色與梯度上的差異，找出運動物體的大致輪廓。而物體在影像中的位移量，可經由交疊運動物體之輪廓與靜態物體之輪廓估計出來。另外，造成模糊的 PSF(point spread function)可從單獨的實驗中推出。再來利用位移量及找出之 PSF，對分離出的運動物體去除混入的背景，如此即可得到不含背景的运动物體。接著使用 Wiener Filtering 來還原物體。最後，將還原後的物體影像貼到背景影像上，就可得到物體與背景皆清楚的還原影像。

關鍵詞：deblurring、motion estimation、PSF、Wiener Filtering。

一、緒論

在相機為靜止的情形下，物體因移動發生的移動模糊可分為兩種：(1)物體在相機拍攝期間(快門打開期間)與相機之間的相對運動造成物體本身的移動模糊；(2)影像中的背景也隨著物體的經過，時而遮蔽，時而露出，於是在物體與背景的邊緣(edge)就會產生一個交疊的現象，導致物體的邊緣混入了背景成份。由圖 1

橢圓框處可看出黑白相間的棋盤格從運動物體的後方透出，實為背景混入運動物體邊緣的結果，方框處則單純為物體本身移動產生的移動模糊。

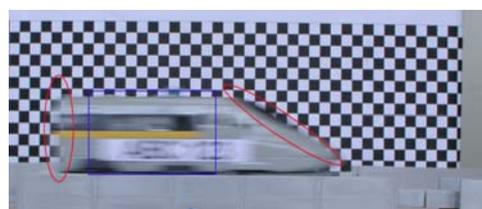


圖 1：移動模糊

目前大部份影像去模糊的方法都是針對全影像去做，而非局部性的針對運動物體，以致於運動物體經由還原而清楚，但物體的邊緣因背景混入造成去模糊效果不佳，同時原本清楚的背景反而變成模糊。圖 2 針對全影像進行去模糊，由圖中可發現物體上的字變為清楚，而物體的邊緣與背景則為模糊的。因此，我們需先將運動物體從影像中分離出來，接著去除混入物體邊緣的背景成份，再對運動物體本身(無混入背景成份)進行去模糊。

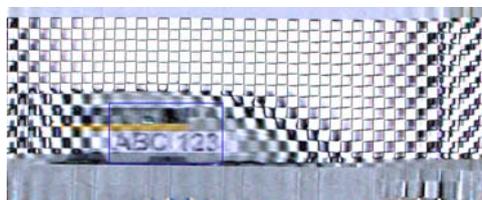


圖 2：全影像去模糊

移動偵測主要是找出影像中模糊移動物體的範圍，以便對模糊移動物體進行去模糊的動作。change detection 為最直觀的方法[1]，當兩影像相對位置上之像素值的差大於給定的臨界值則判定該位置為有變化。而 Yang[2]提出以形態運算 open-closing reconstruction 來降低雜訊，因 open-closing 運算可有效移除亮暗的特徵

[3]，再使用 Vincent watershed labeling algorithm 作標記[4]，找出移動物體輪廓。小的物體或移動緩慢的物體因其像素值變化較小，使用 change detection 有可能偵測不出來，為了解決此問題便出現了累積差值法[5]，此法的構想為比較影像序列中的影像在同一像素位置上的變化，並將其紀錄下來(有記憶功能)。

移動估計是推估移動物體的行進方向、位移量等相關運動參數，藉由這些運動參數來建構 PSF。block-matching 的方法[6]為在搜尋視窗 (search windows)內根據參考畫面的 MB(macro block)，找出與目前畫面匹配的 MB 來估計動作向量(motion vector)。以建立相機模型的方式來估計運動參數[7]，優點是方便簡單，缺點是具有假設條件，只適用於某種環境下，無法成為通解。Gong 等人[8]運用物體的結構特性來估計運動參數，他們發現若物體在空間域中是具有對稱性(symmetry)，則其在頻率域亦為對稱，且在空間域對稱軸的方向與頻率域一致，因此可從頻率域分析中找出對稱軸的方向，有了對稱軸的位置便知物體所在，進而用來估計運動參數。

去除移動模糊則是運用建構出的 PSF 將模糊的影像還原成清晰影像。直接反濾波(inverse filtering)為最簡單的影像還原方法[5] 但當退化函數含有零點或是非常小的值，則雜訊將被放大，造成還原影像因雜訊太多而效果不彰。Wiener filter 其概念[5]為找出與原圖有最小均方誤差的影像為還原影像，優點是可解決反濾波法的零點問題，但在不知雜訊對訊號功率比(noise-to-signal power ratio)的情況下，就需以嘗試錯誤法來調整雜訊對訊號功率比之值，期望能得到較佳的去模糊效果，缺點是相當耗時。Lucy-Richardson 去模糊法[5]，與其他濾波法的差別在於其為非線性還原並且使用疊代的方法，疊代的好處是可比較去模糊前後的影像，進而降低雜訊的影響，增加去模糊效果，此法在廣泛的應用中優於線性的影像還原法如反濾波、Wiener 等，但缺點為運算量大且不知何時才停止。Fu[9] 與 Wu[10]皆運用類神經網路此特點來提升去模糊的效果，他們利用 Tikhonov-Miller regularization 方法來還原影像，因求解過程運算量大不適合以數值方法求

解，因而使用類神經網路，將估計得到的運動參數(位移量與角度)送入類神經網路，來尋求最佳解(即還原影像)。

二、影像去模糊方法

本研究有以下三個基本假設：

- 1.相機為靜止不動，只有物體在移動(背景不動)；
- 2.物體的形狀為已知，大小可為未知；
- 3.物體是固定朝著其形狀的某個方向作平移(例如車子就是朝車頭方向前進)。

2.1 運動物體粗略輪廓的確立

要將模糊物體從原圖中擷取出來我們先取得純背景圖，在多張含有模糊車影像的序列中，模糊車以不同的位置出現於圖中，如圖 3 所示，背景只有在模糊車出現的位置被遮住，至於在其他位置背景則是完全露出的，因此可善用此現象來取得背景。



圖 3：含有模糊車的連續序列

我們的做法是對序列中每張影像上相同位置的 RGB 三個分量之強度值分別進行排序，接著個別取出其排序後之中間值，當一張影像中的每一個位置都排序完並取出中間值，就可得到純背景圖，如圖 4 所示。因為當模糊車剛好出現在背景前時，該位置的 RGB 強度值或高或低，因此當有多張影像時，在相同位置取其排序後的中間值正好將或高或低的非背景剔除，自然而然得到所要的純背景圖。圖 5 為擷取出的背景圖。

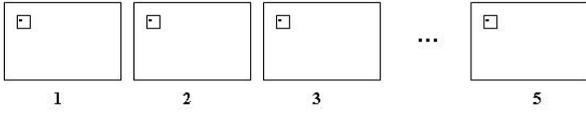


圖 4：序列中每張影像上的相同位置



圖 5：背景圖

將含有模糊車的原圖與純背景圖進行預處理(pre-processing)，在此使用高斯低通濾波器(Gaussian lowpass filter)來進行濾波，藉此降低雜訊(noise)所造成的干擾。

0.0751	0.1238	0.0751
0.1238	0.2042	0.1238
0.0751	0.1238	0.0751

圖 6：3×3 Gaussian 遮罩(σ=1)

取得純背景圖後即可進行區域分割的工作，利用原圖與純背景圖之彩色影像(color image)上 RGB 分量的強度差值(intensity difference)來找出兩圖不一樣的地方，但在有改變的區域(changed region)特別是在模糊車的輪廓部份，因為有單一方向的運動，梯度也會有所不同，因此分別對原圖與純背景圖求其強度與梯度上的變化，以 Sobel 遮罩(Sobel mask)來找出梯度。當強度或梯度變化大於設定的臨界值(threshold)，我們就認定此為有改變的區域(即模糊車之所在)。式(1)代表 RGB 各分量的強度變化

其中 $R_o(x, y)$ 表示原圖的 R 分量強度大小， $R_b(x, y)$ 表示背景的背景 R 分量強度大小，以此類推。

$$\begin{aligned} \Delta R_v &= R_o(x, y) - R_b(x, y) \\ \Delta G_v &= G_o(x, y) - G_b(x, y) \\ \Delta B_v &= B_o(x, y) - B_b(x, y) \end{aligned} \quad (1)$$

式(2)為原圖中 RGB 的梯度大小 (gradient magnitude)。

$$\begin{aligned} \|\nabla R_o\| &= \sqrt{\left(\frac{\partial R_o(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial R_o(x, y)}{\partial y}\right)^2} \\ \|\nabla G_o\| &= \sqrt{\left(\frac{\partial G_o(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial G_o(x, y)}{\partial y}\right)^2} \\ \|\nabla B_o\| &= \sqrt{\left(\frac{\partial B_o(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial B_o(x, y)}{\partial y}\right)^2} \end{aligned} \quad (2)$$

式(3)分別表示原圖與純背景圖兩者之間的梯度大小的差值。

$$\begin{aligned} \Delta(\nabla R_v) &= \|\nabla R_o\| - \|\nabla R_b\| \\ \Delta(\nabla G_v) &= \|\nabla G_o\| - \|\nabla G_b\| \\ \Delta(\nabla B_v) &= \|\nabla B_o\| - \|\nabla B_b\| \end{aligned} \quad (3)$$

式(4)或(5)中任一式成立，我們就認定此區域為有改變的區域。

$$\sqrt{(\Delta R_v)^2 + (\Delta G_v)^2 + (\Delta B_v)^2} > \text{threshold 1} \quad (4)$$

$$\sqrt{(\Delta(\nabla R_v))^2 + (\Delta(\nabla G_v))^2 + (\Delta(\nabla B_v))^2} > \text{threshold 2} \quad (5)$$

原則上粗略輪廓的大小我們希望能儘量與真實的模糊車一樣。因為太小的粗略輪廓所估計出的位移量會有很大的誤差，而降低臨界值所得到的粗略輪廓會比較完整，但要付出的代價就是雜點會增加，此時便需利用形態學(Morphology)的斷開(opening)與閉合(closing)運算。圖 7(a)中未經處理的輪廓圖中可發現含有許多雜點與細窄的連線，且在模糊車輪廓中能看到有少許的小洞存在，圖 7(b)顯示經由斷開運算後可發現原本雜亂的輪廓圖立刻化分為幾個區域，但模糊車輪廓中的小洞仍然存在，如圖 7(c)所示，經過閉合運算後輪廓中的小洞明顯被消除，至此，要將粗略輪廓取出已非難事，參考圖 7(c)只需運用 blob-coloring 作標記並求出面積最大的區域即能求得粗略輪廓。



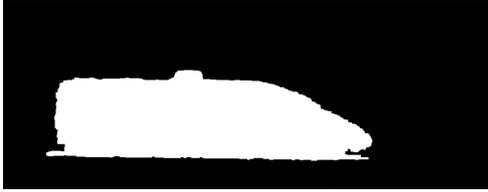
(a) 未經處理的輪廓圖



(b) 執行斷開運算



(c) 執行閉合運算



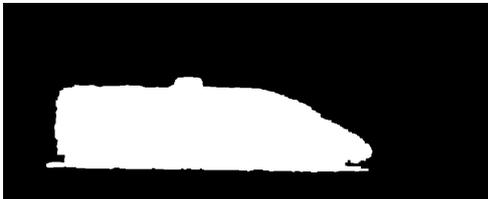
(d) blob-coloring 找出最大區域

圖 7：找出粗略輪廓

而臨界值的決定往往是粗略輪廓是否正確的關鍵。將目前設定之臨界值所找出的粗略輪廓套回原圖並且在原圖上著色，藉此檢驗我們找出的粗略輪廓是否合適，如果正確無誤，便可進行下一步，位移量的估計，如果粗略輪廓太大或太小則須修正臨界值直到接近真實模糊車的範圍。圖 8(a)為小火車於風景背景前運動，而圖 8(b)則為我們利用式(4)和(5)以及使用形態演算所得到的粗略輪廓，圖 8(c)為粗略輪廓套回原圖並著色後的結果，可看出紅色的部份相當接近真實的模糊車範圍，因此可判斷臨界值的選擇是正確的，因此所得到的粗略輪廓亦能反映出真實的模糊車範圍。



(a) 原圖



(b) 粗略輪廓



(c) 粗略輪廓套回原圖

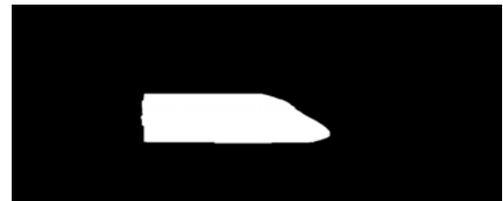
圖 8：檢驗臨界值是否恰當

2.2 估計位移量

粗略輪廓一旦確立，便可將其與靜態車形作比較進而估計出位移量，在掌握靜態車形的前提下，將靜態車進行二值化 (Thresholding) 處理，因為移動模糊的發生只會出現在與運動方向呈水平的位置，而在與運動方向垂直的地方不會發生模糊(亦即靜態車的高度與粗略輪廓的高度一致)，所以須先將靜態車形依模糊車的高度(即粗略輪廓的高度)作等比例的放大或縮小，接著將放大或縮小過後的靜態車形置於粗略輪廓的中心位置，所謂的中心位置是指在模糊車運動方向上最長軸區域的中心點，然後將靜態車向前後移動若干像素(pixel)，利用靜態車形在粗略輪廓內被涵蓋的面積比例(面積比值法)做出面積涵蓋曲線。式(6)為面積涵蓋曲線表示式， $F_{still}(x, y)$ 為靜態車形， $F_{rough}(x, y)$ 為粗略輪廓， X_d 為平移量，當 F_{still} 移到 F_{rough} 的中心位置時， A_{curve} 值為最大，大概為 1，直到 F_{still} 移出 F_{rough} 範圍甚多， A_{curve} 值開始驟降，而 A_{curve} 驟降值 (F_{still} 向後移) 到 A_{curve} 驟降值 (F_{still} 向前移) 的範圍即位移量。

$$A_{curve} = \frac{Area(F_{still}(x + X_d, y) \cap F_{rough}(x, y))}{Area(F_{still}(x, y))} \quad X_d = -m \dots m \quad (6)$$

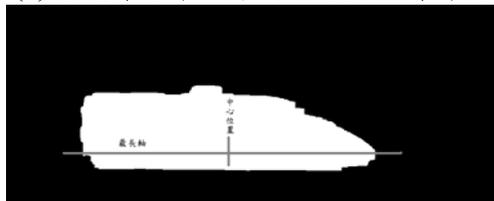
圖 9(a)為我們已知的靜態車形圖，符合任意大小且已知靜態形狀的假設前提，於是我們將靜態車形等比例放大至與模糊車等高，如圖 9(b)所示，再將靜態車形置於模糊車之中心位置，接著每向前移動一像素(pixel)立即算出被涵蓋的面積比值，向後移動時亦同，直到向前後移完設定的平移量為止，而平移量的設定通常遠大於位移量，完整的流程顯示於圖 9(a)~(e)。



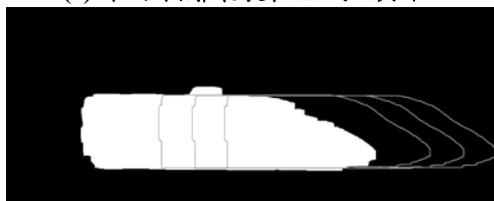
(a) 已知的靜態車形圖



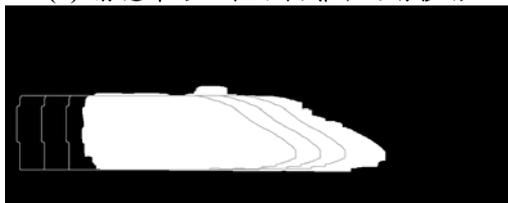
(b) 靜態車形等比例放大至與模糊車等高



(c) 粗略輪廓最長軸區域及其中心



(d) 靜態車形於粗略輪廓中向前移動



(e) 靜態車形於粗略輪廓中向後移動

圖 9：面積比值法

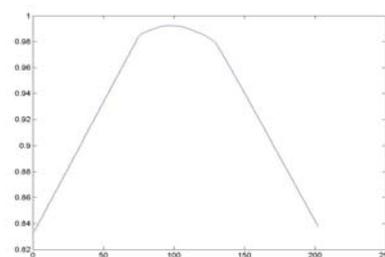
使用面積比值法所作出的面積涵蓋曲線，在面積涵蓋曲線的大小維持將近 100% 的範圍即為位移量，因為靜態車形尚未移出粗略輪廓的範圍，所以靜態車形與粗略輪廓取交集面積最大，因此面積涵蓋曲線的大小接近 1，但當靜態車形逐漸移出粗略輪廓之範圍，兩者取交集面積比開始驟降，因此可在面積涵蓋曲線上找到兩端點，在此兩端點範圍內的面積比維持將近 100%，但要如何求出此兩端點呢？將面積涵蓋曲線使用式(7)的差分式進行一、二階微分。

$$A_c'(x) = \frac{1}{12} \cdot [A_c(x+3) + A_c(x+2) + A_c(x+1) - A_c(x-1) - A_c(x-2) - A_c(x-3)]$$

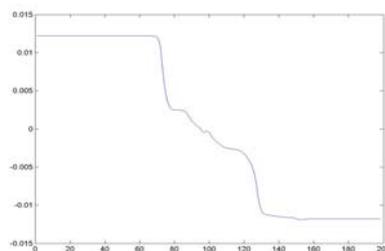
$$A_c''(x) = \frac{1}{2} \cdot [A_c'(x+1) - A_c'(x-1)] \quad (7)$$

$A_c'(x)$ 為面積涵蓋曲線的一階微分， $A_c''(x)$ 為面積涵蓋曲線的二階微分，參考圖 10(a)，在曲線為斜坡處，經由一階微分後為一定值(因其斜率固定)，在曲線為弧形處，因弧形處並非完全平坦

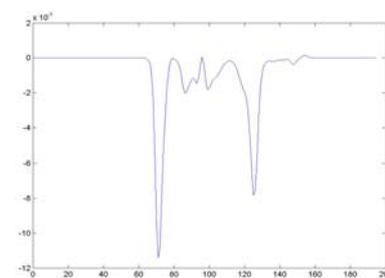
所以經由微分後其值接近 0 一帶且包括 0(弧形之頂點)，而當曲線由斜坡轉到弧形處或由弧形轉到斜坡處時，因弧形處並非完全平坦，斜率並非瞬間改變，因此如圖 10(b)所示，為一接近垂直的弧線，而我們所要推估的位移量即為接近 0 一帶的範圍，於是將曲線作二階微分，會在斜坡轉弧形處與弧形轉斜坡處得到兩極大點，顯示於圖 10(c)，兩極大點將整個曲線化為三個區域，在兩極大點之間即為曲線維持接近 100% 的範圍，而兩極大點分別為曲線上的最小值與次小值，此兩點的距離也就是位移量。因此將曲線做二階微分並求其最小值與次小值，兩者之間的距離即為位移量。



(a) 面積涵蓋曲線



(b) 曲線一階微分



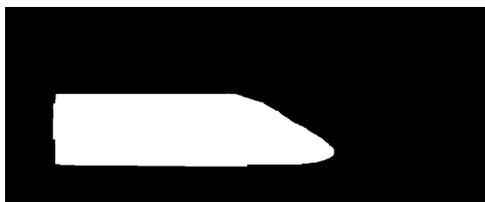
(c) 曲線二階微分

圖 10：推估位移量

2.3 去除背景

粗略輪廓雖然能提供位移量估計的參考，但粗略輪廓的前後緣不如靜態車形平整，當粗略輪廓在去除背景時會因前後緣的不平整而導致背景無法去除乾淨，因此我們利用平整的靜

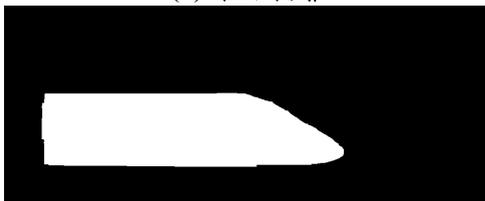
態車形來取代粗略輪廓，將靜態車形朝其運動方向擴大，以估計出的位移量大小當作擴大的寬度，將擴大後的靜態車形與粗略輪廓再次使用面積比值法求出最大值位置(即交集範圍最大)以擴大後的靜態車形取代粗略輪廓(即精確輪廓)，將精確輪廓套回原圖便能得到模糊車部份。比較圖 11(a)和(b)可明顯看出粗略輪廓的前後緣遠不如靜態車形平整，導致在去除背景時會有減不乾淨的情形，因此將擴大後的靜態車形圖和粗略輪廓圖作面積涵蓋曲線，算出最大值並取而代之如圖 11(c)，最後，套回原圖便可得到模糊車部份，顯示於圖 11(d)。



(a) 擴大後的靜態車形圖



(b) 粗略輪廓



(c) 精確輪廓



(d) 模糊車部份

圖 11：找出模糊車範圍

去除背景依照背景未被運動物體遮住的時間比例來做等比例去除，也就是所謂的依線性比例去除背景，而依線性比例去除背景需有兩個假設前提：

- 1.快門在打開期間感光量維持不變。
- 2.快門的開閉在瞬間完成。

圖 12 中的模糊車部份為圖 11(d)的示意圖，斜線區域代表模糊車的前後緣，棋盤格區域為在快門打開期間內從頭到尾完全被運動物體遮住的區域，因為只有單純物體本身移動所造成的模糊，而沒有混入背景成份，所以在此範圍內是不減背景的，至於完全沒被運動物體遮住的區域(背景完全露出)，如灰色區域則須減去 100% 的背景，而部份時間被遮住與部份時間露出的區域(模糊車的前後緣)則依照線性比例減去背景。

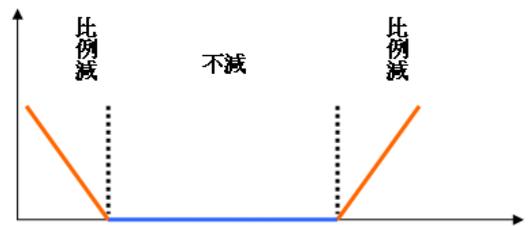
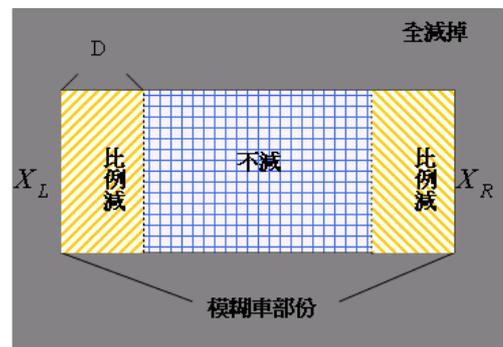


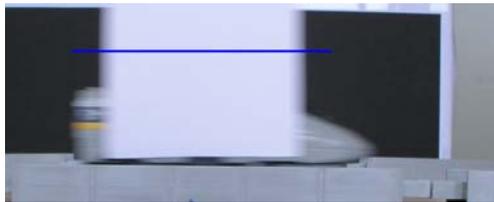
圖 12：去除背景示意圖

式(8)為車尾部份(模糊車後緣)須減去的背景比例(線性比例)，參考圖 12，其中 D 為位移量，當 X 座標代入車尾部份之邊界座標 X_L 時， P_L 值為 1，表示須減去百分之百的背景。當 X 代入 $X_L + D$ 時， P_L 值為 0，表示不減背景。而 X 代入 $X_L \sim X_L + D$ 時則依照線性比例減去背景，同理，式(9)為車頭部份(模糊車前緣)須減去的背景比例(線性比例)，當 X 代入車頭部份之邊界座標 X_R 時， P_R 值為 1，表示須減去百分之百的背景。當 X 代入 $X_R - D$ 時， P_R 值為 0，表示不減背景。而當 P_R 代入 $X_R \sim X_R - D$ 時則依照線性比例減去背景。

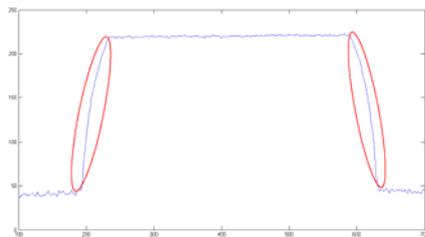
$$P_L = \frac{(X_L + D) - X}{D} \quad (8)$$

$$P_R = \frac{X - (X_R - D)}{D} \quad (9)$$

依線性比例去除背景看起來合理，但忽略了快門特性對模糊影像所造成的影響，事實上快門的感光量會隨著時間而改變，而快門的開閉也並非在一瞬間完成，因此需要觀察快門特性來決定減去背景的比例。在此選用一純色(黑)背景來觀察，如圖 13(a)所示，因黑背景對運動物體造成的影響最小，因背景的強度值較低，但其值並非為 0，混入前後緣造成的影響較小，我們可利用模糊車上某個高度上的一條 scan line 之亮度變化作為參考，而此一 scan line 是選取亮度較均勻沒有太大起伏的位置以方便我們觀察快門特性。由圖 13(b)可發現在橢圓圈起處的亮度變化並非是斜直線，而是一條弧線，因此倘若使用線性比例去除背景則與實際情況有所落差，因此須修正減背景的比例以符合實際情況。



(a) 從模糊車上取一條 scan line



(b) scan line 的亮度變化

圖 13：觀察快門特性

將圖 13 左邊橢圓圈起處的特性曲線放大來看，曲線雖有起伏但基本上接近 2 次曲線，因此將曲線以 2 次多項式擬合 (polynomial fitting)，由圖 14 可看出擬合的誤差甚小，我們便以式(10)來描述特性曲線。

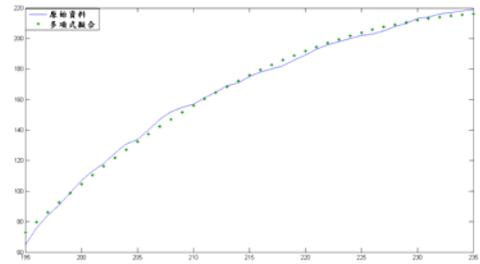
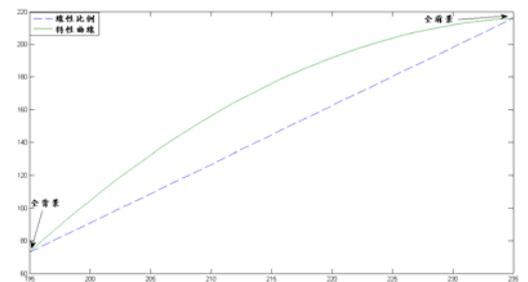


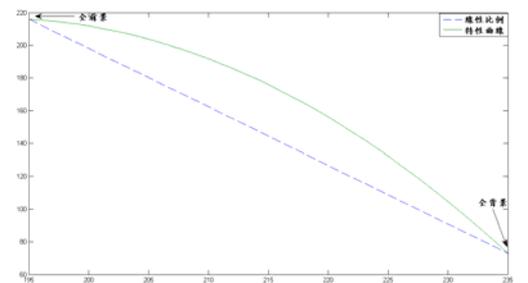
圖 14：以 2 次多項式擬合特性曲線

$$p(X) = a_2 \cdot X^2 + a_1 \cdot X + a_0 \quad (10)$$

圖 15 為特性曲線與線性比例兩者間的比較，特性曲線的部分由先前的 2 次多項式擬合而成，觀察圖 15(a)一開始特性曲線前景的比例會超過線性的比例，所以所要減掉的背景就要低於線性的比例。前景的比例 = 1 - 背景的比例。



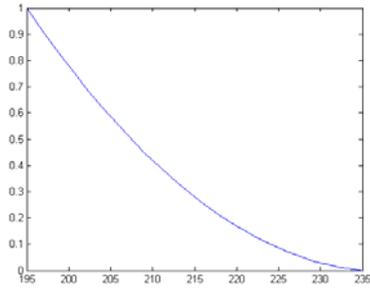
(a) 模糊車後緣(車尾部份)



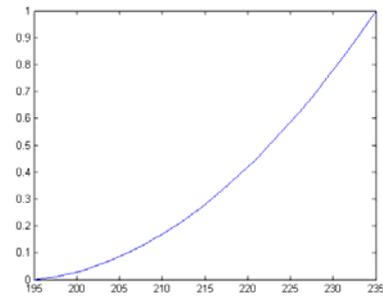
(b) 模糊車前緣(車頭部份)

圖 15：特性比例與線性比例

實際應減去的背景比例如圖十六所示，特性比例減背景的方法與線性比例雷同，車尾部份須減去的背景比例依照圖 16(a)中相對位置的比例去減即可，同理，車頭部份須減去的背景比例則依照圖 16(b)中相對位置。



(a) 模糊車後緣(車尾部份)



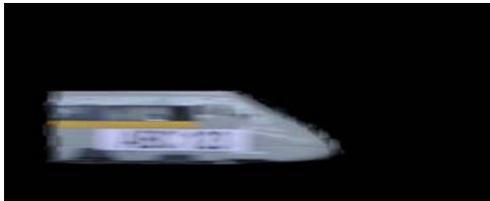
(b) 模糊車前緣(車頭部份)

圖 16：實際應減去的背景比例

圖 17 為不同比例去除背景的結果，可發現在圖 17(b)中模糊車前後緣位置棋盤格仍很明顯，顯示背景尚未去除乾淨。而在圖 17(c)中模糊車前後緣位置的棋盤格則快看不見，背景的去除效果比(b)好。



(a) 原圖



(b) 線性比例去除背景



(c) 特性比例去除背景

圖 17：不同比例去除背景的結果(棋盤格背景)

當物體移動時背景以線性比例的方式混入，其 PSF 為一定值如圖 18(a)，而 PSF 與背景混入比例存在一層關係，即 PSF 積分可得到背景混入比例，相反的背景混入比例微分得到 PSF，之前我們觀察到了快門的特性曲線並且擬合得到一 2 次多項式，只要從特性曲線推導即可得到特性 PSF，因此對式(10)微分便得到特性 PSF 方程式。

$$q(X) = b_1 \cdot X + b_0 \quad (11)$$

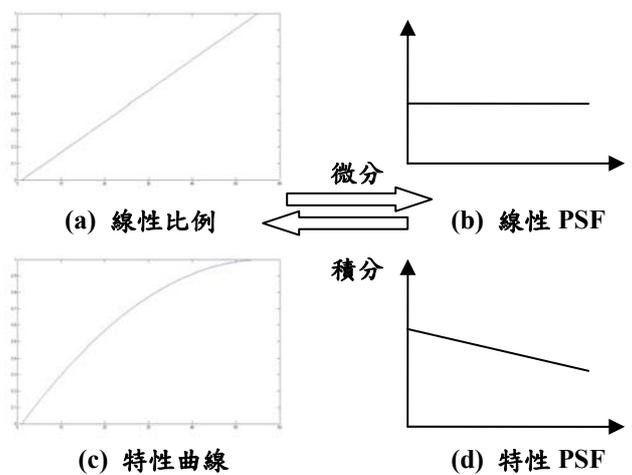


圖 18：特性曲線與 PSF 之間的關係

2.4 還原影像

$$g = f * h + \eta \quad (12)$$

$$G = F \cdot H + N \quad (13)$$

式(12)中 f 為原始影像， h 為 PSF， η 為雜訊，退化影像 g 是 f 與 h 於空間域中的迴旋積加上 η 的結果，而在空間域中迴旋積相當於頻率域(frequency domain)的相乘，因此可將式(13)視為在頻率域的等效表示式。影像還原的目的是使估測影像 $\hat{F}(u, v)$ 儘可能接近原始影像 $F(u, v)$ ，當掌握越多 $H(u, v)$ 與 $N(u, v)$ 的資訊便能使估測影像接近原始影像，而 $H(u, v)$ 代入特性 PSF，當特性 PSF 估算的準確，得到的估測影像 $\hat{F}(u, v)$ 便能透露出與原始影像 $F(u, v)$ 相同的資訊。

$$F(u, v) = \frac{G(u, v) - N(u, v)}{H(u, v)} \quad (14)$$

式(14)為反濾波(inverse filtering)的表示式，因為

我們無法掌握 $N(u, v)$ 的資訊，並且當 $H(u, v)$ 含有 0 或極小值時，雜訊的部份將主宰一切，造成 $F(u, v)$ 無法被還原回來。

$$\hat{F}(u, v) \approx \left[\frac{1}{H(u, v)} \cdot \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right] G(u, v) \quad (15)$$

式(15)為 Wiener filter 的表示式，從式中可看出反濾波法的缺點已被消除，並沒有 $H(u, v)$ 含有零點的問題，雜訊對濾波的影響降低許多，而式(15)中 K 值為一常數，我們可以使用嘗試錯誤法(trial and error)來調整 K 值以期能得到最佳的去模糊效果，但如果雜訊的變異數 σ^2 為已知，則可將 $K = 2\sigma^2$ 代入式中， K 值的選擇其實與雜訊息息相關，當 K 值逐漸變小雖然估計影像 $\hat{F}(u, v)$ 變得清晰，但雜訊卻也因此變得明顯，如何在兩者之間取得平衡攸關還原影像能否達到預期的效果。

經由 Weiner filtering 後得到的還原影像會有少許的能量損失而導致影像亮度偏暗，因此需要加強影像亮度直至與原圖相同，並且增強影像的對比，最後，將加強對比與亮度後的影像再貼回純背景圖。在此先將去模糊後影像的直方圖(histogram)繪出，當得到直方圖的資訊後要調整影像的對比就變得容易許多，只要對想增強對比的部份找出其影像強度值範圍，再擴展此一範圍，即可得到高對比的影像。

三、實驗結果

實驗結果分為兩部份：1. 模擬影像去模糊，其中模擬影像是利用已知的 PSF，藉由電腦模擬將模糊車與背景作結合之合成影像，再將此合成影像利用相同的 PSF 透過本文的研究方法加以還原。2. 真實影像去模糊，有別於測試影像，真實影像的 PSF 為未知，需由估計得到，而實驗結果為不同快門速度之模糊影像去模糊得到的結果，實驗中小火車採等速運動，背景皆使用風景背景，我們藉由調整相機的快門速度來改變移動物體的模糊程度，以 1/30 和 1/15 sec 兩種快門速度為主，由不同的快門速度來觀察影像去模糊的效果。

3.1 模擬影像去模糊實驗

圖 19(a)為電腦模擬的合成影像，採線性 PSF，位移量 42。圖 19(b)則為去模糊的結果，在已知 PSF 的理想狀況下，圖 19(b)如同靜態車一樣清晰。



(a) 原圖



(b) 線性比例去模糊

圖 19：模擬影像去模糊結果(1/30 sec)

圖 20(a)為電腦模擬的測試影像，採線性 PSF，位移量 84。圖 20(b)則為去模糊的結果，在已知 PSF 的理想狀況下，圖 20(b)仍相當清晰，但不如 1/30 sec 的結果。



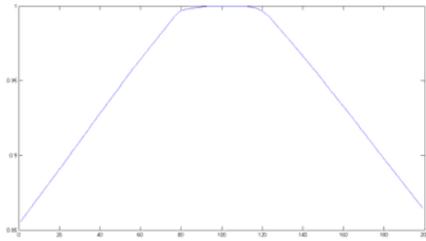
(a) 原圖



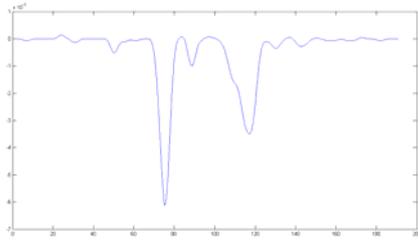
圖 20：模擬影像去模糊結果(1/15 sec)

3.1 真實影像去模糊實驗

圖 21(b)為在快門速度 1/30 sec 時所作出的面積涵蓋曲線二階微分圖，其最小值與次小值相差 42，因此估計得到的位移量為 42，以此位移量進行去除背景與去模糊的動作



(a) 面積涵蓋曲線



(b) 曲線二階微分

圖 21：估計位移量(1/30 sec)

圖 22(b)的背景與小火車前後緣皆為模糊，但文字(ABC 123)與窗格部份相當清楚，圖 22(c)的背景清楚但小火車前後緣模糊，其餘部份與(b)雷同，圖 22(d)和(e)的背景與小火車前後緣皆清晰，文字與窗格部份仍相當清楚，而圖 22(d)中小火車的車頭部份殘留背景輪廓，文字方面圖 22(e)比(d)稍好。在快門速度 1/30 sec 時，模糊所造成的影響已反映在還原影像上。



(c) 不減背景去模糊



(d) 線性比例去模糊



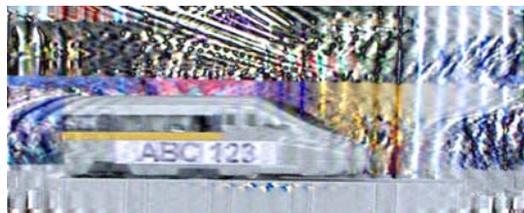
(e) 特性比例去模糊

圖 22：真實影像去模糊結果(1/30 sec)

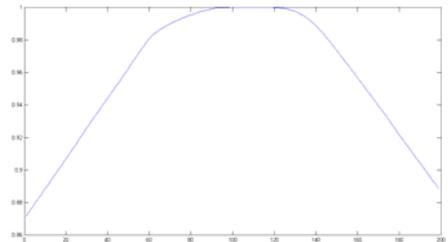
圖 23(b)為在快門速度 1/15 sec 時所作出的面積涵蓋曲線二階微分圖，其最小值與次小值相差 84，因此估計得到的位移量為 84，以此位移量進行去除背景與去模糊的動作。



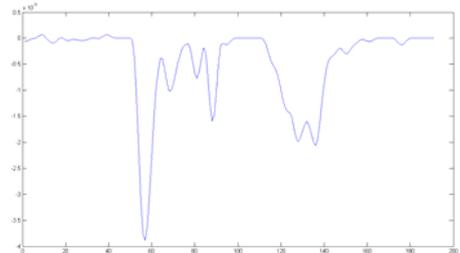
(a) 原圖



(b) 全影像去模糊



(a) 面積涵蓋曲線



(b) 曲線二階微分

圖 23：估計位移量(1/15 sec)

圖 24(b)的背景與小火車前後緣皆已模糊不

清，文字(ABC 123)與窗格部份勉強可辨，且車體已與背景融合甚至扭曲變形，圖 24(c)的前後緣完全模糊，依稀可看到車體的輪廓，文字與窗格則與(b)雷同，圖 24(d)和(e)的背景與小火車前後緣仍然清晰，文字與窗格部份為可辨，但雜訊與背景輪廓浮現於車體上，圖 24(e)車體有明顯的水波紋，而(d)中小火車的殘留背景輪廓變多，不如圖(e)之輪廓平滑，文字表現方面圖 24(d)和(e)差不多。在快門速度 1/15 sec 時，極度模糊的情況下，影像去模糊的效果也受到不小的影響。



(a) 原圖



(b) 全影像去模糊



(c) 不減背景去模糊



(d) 線性比例去模糊



(e) 特性比例去模糊

圖 24：真實影像去模糊結果(1/15 sec)

四、結論與未來研究

在不同的快門速度下，去模糊效果隨著快門的速度而改變，當模糊程度因快門調整而加劇，去模糊效果也隨之變差。實驗的結果映證了式(15)，在高度模糊的情況下，經由 Wiener filter 濾波，若要得到較清晰的結果(如清楚的文字)則必須降低 K 值。而 K 值的降低則無可避免得使雜訊變多，因此如何調整 K 值來兼顧還原影像的清晰度與降低雜訊影響，攸關最終結果的好壞。

本文主要的貢獻有三點：

1. 使用梯度來將移動物體從影像中分離出來；
2. 用覆蓋率求位移量；
3. 減除背景後再進行去模糊。

本研究尚有許多研究上的限制待解決。第一個限制是關於物體旋轉的問題，本文中的物體採平移方式移動，因此本研究並無考慮角度變化的問題。當物體行進時旋轉，隱含移動模式資訊的 PSF 也將與物體平移時不同，去背景的方法也要稍微修正。第二個限制是臨界值的判定，本文中產生粗略輪廓的臨界值是預先給定的，待輪廓結果出來後套回原圖，以人眼評估輪廓範圍是否符合真實的模糊車範圍，再決定是否修正臨界值，但畢竟以主觀的人眼來觀察仍會造成誤差，如何將其程式化或用更好的方法來取代，找出最合適的輪廓使去背景的效果最好。第三個限制是 PSF，本文的 PSF 是經由推導出的近似值，與真實的 PSF 仍有誤差，也將直接影響去模糊的效果。第四個限制是雜訊問題，實驗中的模糊影像受雜訊的影響程度不高，但當外在的雜訊增加或更複雜時，使用 Gauss 遮罩來降低雜訊顯然不夠，去模糊的效果能否達到預期？因此必須加入雜訊的估測，當雜訊估測得準，去模糊的效果才能大大提升。

未來的研究工作除了解決上述的問題之外，還包含影子問題。當物體經由光源照射產生影子，在物體移動時影子亦緊跟隨之，如何分辨影子不為模糊輪廓中的一部份？而對單張影像的單一物體進行去模糊，也能延伸至對單張影像中多個物體去模糊，而單張影像去模糊也可擴大至影像序列的去模糊，利用影像序列的動態資訊來加強去模糊效果，而以上的建議希望能提供相同或不同領域之研究者一些靈感與幫助。

五、參考文獻

- [1]R. Jain and R. Kasturi, "Machine Vision," McGraw-Hill, Inc, pp. 406-418, 1995.
- [2]W. Yang and W. Lu, "Object Extraction Combining Image Partition With Motion Detection," *IEEE Conf. Image Processing*, vol.3, pp. 337-340, 2007.
- [3]S. Mukhopadhyay and B. Chanda, "Multiscale morphological segmentation of gray-scale images," *IEEE Trans. Image Proc.*, Vol.12, no.5, pp. 533-549, 2003.
- [4]S. Y. Chien and Y. W. Huang, "Predictive watershed: a fast watershed algorithm for video segmentation," *IEEE Trans. Circuit Syst., Video Technol.*, vol.13, no.5, pp. 453-461, 2003.
- [5]R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, "Digital Image Processing second edition," Prentice-Hall, Inc, 2002.
- [6]A. M. Tekalp, "Digital Video Processing," Prentice-Hall, 1995.
- [7]H. Y. Lin, "Vehicle Speed Detection and Identification from a Single Motion Blurred Image," *IEEE Workshops. Computer Vision*, vol.1, pp. 461-467, 2005.
- [8]Y. Gong and C. Yang, "A Novel Symmetry Detection Method for Images and Its application for Motion Deblurring," *IEEE Conf. MultiMedia and Information Technology*, pp. 334-337, 2008.
- [9]S.Y. Fu and Y. C. Zhang, "Motion Based Image Deblur Using Recurrent Neural Network for Power Transmission Line Inspection Robot," *IEEE Conf. Neural Networks*, pp. 3854-3859, 2006.
- [10]Y. Wua and H. Zhang, "A Novel Image Restoration Algorithm Using Neural Network Based on Variational PDE Model," *proceedings of IEEE int'l Conf. on Circuits and System*, vol.1, pp. 433-436, 2006.

