

基於影像清晰度分析的之動態影像去模糊系統

李朱慧

朝陽科技大學資訊管理系

chlee@cyut.edu.tw

邱智勇

朝陽科技大學資訊管理系

s10214614@cyut.edu.tw

摘要

現今多媒體影像處理技術的快速發展下，已有許多新穎的影像處理技術萌生而出，在過去學者所提出的技術中已無法相比，且已發展出許多的多媒體影像設備，例如行車紀錄器、智慧型手機、運動攝影機、單眼相機...等等。雖然這些多媒體影像設備中影像技術已有一定的水準，但仍存在著一些有關於影像分析上潛在地問題，例如在高速移動的物體上，嘗試拍攝動態影像，容易造成影像中的主體模糊。這些潛在地挑戰都值得我們來加以研究及改善。在本研究中，我們將探討運動攝影機中影響動態模糊影像的原因，以及嘗試將動態模糊的影像進行去模糊處理。我們將建立一個自動去模糊機制，在本論文中我們比較維納濾波與迭代盲目解褶積兩種去模糊機制，以便選出較好的方式，然而在去模糊的過程中，參數選取是不適性(ill-posed)問題，我們利用影像清晰度分析協助選取較佳的參數，我們實驗比較三種清晰度分析，LoG、Amplitude、Tenengrad 其中實驗結果顯示，以 LoG 選出的參數，與肉眼顯示的最相近。

關鍵詞：動態模糊、影像去模糊、點擴散函數、影像邊緣檢測

Abstract

Under the rapid development of multimedia image processing technology, many new image processing technologies have been emerged nowadays. Many multimedia devices, such as driving recorder, smart phones, sports cameras, monocular cameras and so on have developed, which is more advance than ever. Although imaging technology recaches a certain level in these multimedia imaging devices, there are some potential problems with image analysis. Such as moving objects at high speed tends to cause subject blurring in images. These potential challenges are worthy of our research and improvement. In this study, we will explore the reasons of blur image captured by motion camera and try to detected an efficient parameters for deblur the image. In this paper, we compare wiener filtering and iterative blind deconvolution in order to select a better way. However, the parameters for the deblur process is an ill-posed problem. We use the image clarity analysis to assist in

the selection of better parameters. There are three different clarity analysis to be compared: LoG, Amplitude, and Tenengrad. The experimental results show that the parameters evaluated by LoG is most closed with naked eye observation.

Keywords: dynamic blur, image deblurring, point spread function, image edge detection.

1. 前言

近年來在我們所生活的時代，科技的進步與創新已經日新月異，在多媒體影像相關的技術已有一定的水準，已經不是之前的技術所能比擬的，但有些之前就存在的影像分析上的問題，仍然是值得我們去探討與改善的。當今，一些多媒體影像設備也普遍開始被大眾廣泛使用，人們也開始有較多機會接觸多媒體影像設備，相對之前，只有少數的人可以掌握到多媒體影像的技術與知識。在現今網路資訊的傳遞、傳播下，以及社交服務網站的廣泛，吸引了人們對於拍照分享這件事情，同時也帶動了多媒體影像設備的許多商機，例如新穎的拍攝方式、便利性的功能、不同主題的場景等等吸引人們購買；在極限運動所使用的運動攝影機，在享受極限運動的快感中，也能捕捉到每次特別的時刻。但儘管影像處理技術的不斷進步與改善，仍然有一些舊有的問題還未被完全處理妥當。例如：在高速移動的場景或目標中拍攝影像，容易造成影像的模糊，而這種模糊被稱為動態模糊[1][5]。許多學者在於這方面的問題，各自提出了改善方法，而大部分的核心概念是嘗試找到模糊的核心[2]，並使用有效的模糊還原方法來將模糊的區域改善。這些都是多媒體影像設備中的軟、硬體技術所需突破的地方，為了使人們能夠拍出貼近心中所希望呈現的影像，以及高解析度的清晰影像，許多學者正持續的關注與努力這些問題，使之獲得改善。

藉由上述之影像模糊的問題，本研究主要是針對影像在拍攝時，常常會因為主體移動速度過快或高速移動下拍攝的情況下，因為速度的影響因子，所造成的動態影像中主體的模糊問題，提出有效的影像還原方法。由於現今多媒體影像處理技術的快速發展，而那些早已存在的問題至今還沒有很好的被解決，故學者們持續的關注與研究這方面的問題，同時也紛紛提出屬於自己的研究方法，而本研究最終目的是將動態模糊的影像依照不同的速度的影響因子，使用影像邊緣檢測方法來建立有效地

模糊核參數，並使用特定的還原方法來還原模糊影像，而我們所提出的方法，在未來可以應用在視覺檢測系統上，有利於多媒體影像設備自動化生產時，針對動態模糊的測試上影像品質的提升。

本研究架構如下，第二章節主要針對本研究將會使用到的相關理論之背景，與其技術進行詳細的說明與介紹；第三章為本研究所提出的方法，詳述如何進行模糊還原的處理與分析；第四章呈現本研究實驗結果；第五章為本研究的結論與未來研究方向。

2. 相關研究探討

影像模糊可能來自運動模糊、大氣湍流模糊、失焦模糊和電子雜訊[17]。在過去，已經有許多研究嘗試解決模糊影像的問題，其中包括通過使用多張影像融合來去除模糊[1][8]，或者通過單張影像使用不同還原方法來去除模糊[5]。在這些模糊理論中，大部分研究顯示，模糊核心（Blur kernel）是空間均勻的，雖然有些資訊是未知的，但大部分的資訊是能夠從多數影像中來估計。Levin 學者等人[2]認為解決未知資訊的部份，理想的方法是先估計模糊核心，然後使用該模糊核心來恢復模糊影像。在此模糊核心也被稱為點擴散函數（Point spread function）。

以往模糊還原處理是無法正確預測出模糊核，只能透過盲目的方式去猜測再套用最佳的模糊核來進行模糊還原處理。因此觀察模糊影像 $g(x, y)$ 與模糊核心或點擴散函數（PSF） H 使用影像解褶積來估計原始影像 $f(x, y)$ 的問題，一直以來是備受關注的不適定性問題（ill-posed problem），因為模糊影像 $g(x, y)$ 是由於原始影像 $f(x, y)$ 受到影像退化所導致[5][17]，且影像退化是由於模糊可以被局部地模擬成褶積[18]。而影像退化處理如圖 1 所示。

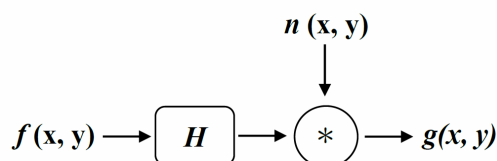


圖 1 影像退化處理， $f(x, y)$ 是原始影像， H 是點擴散函數 PSF， $n(x, y)$ 是附加的雜訊， $g(x, y)$ 是模糊影像。

Wen 和 Lee[3]同時使用逆濾波器（Inverse filter）和維納濾波（Wiener filter），以恢復動態模糊和失焦模糊影像。在本研究中，我們主要使用維納濾波來進行影像模糊還原。另外本研究也使用迭代盲目解褶積的還原方法與維納濾波進行還原效果的比較。為了得到較佳的影像視覺品質，本研究在

影像清晰度的檢測上，使用影像邊緣檢測的方法，來計算還原影像的清晰度值，利用此方法能有效地找到較佳的模糊核心參數。而 Cheng 和 Mao[6]在他們的研究中探討普遍常用的清晰度方法。

3. 研究方法

本研究使用運動攝影機 GoPro 架設於移動軌道上，依照不同的移動速度情況下，拍攝動態模糊影像，且分別估計近似於動態模糊的點擴散函數，為了找到最佳有效性的點擴散函數的參數，我們使用影像邊緣檢測的方法來估計最佳的點擴散函數參數，而所拍攝的動態模糊影像利用此估計的點擴散函數，使用本研究建議的模糊還原方法，最後所獲得的影像將近似於原始影像，我們也嘗試使用不同的還原方法與影像清晰度值進行性能比較，而本研究實驗架構流程如圖 2 所示。

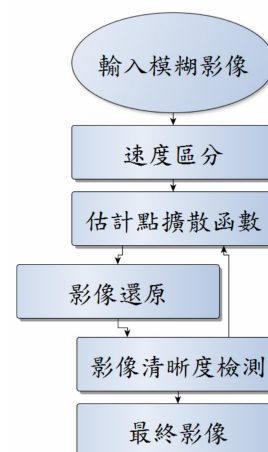


圖 2 實驗架構流程圖

3.1 估計點擴散函數(PSF)

在許多研究中描述了點擴散函數（PSF）為 $h(x, y)$ ，這是經由退化處理在沒有附加雜訊中從一個光源點產生的二維脈衝響應。雖然已有許多方法來估計 PSF，但是在實際的影像復原中，PSF 仍然是不容易確切地被取得參數[3]。線性動態模糊效果是從整個影像沿著一個方向的線性移動，由於相機的水平移動而沒有平面旋轉也沒有對焦變化，因此整個影像經由動態水平移動被均等地影響，從而產生空間不變的模糊[11]。

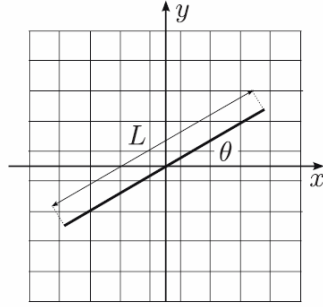


圖 3 線性動態模糊核

線性動態模糊 PSF 函數的角度 θ 取決於移動方向（如圖 3），這種模式相當於考慮一個亮點沿著以原點為中心的直線段移動[11][14]。對於水平移動目標的動態模糊核心 $h(x, y)$ 可以被模擬成以下方程式：

$$h(x, y) = \begin{cases} \theta(y)/2L & \text{for } |x| \leq L \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

3.2 影像退化模型

通過前章節中影像退化的介紹，圖 1 所描述的影像退化處理流程，可以得到影像退化的數學式如下：

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \quad (2)$$

其中“*”是褶積運算符號， $n(x, y)$ 是附加上去的雜訊項目， x 和 y 是影像上的座標點位置。將方程式（2）使用傅立葉轉換，在頻率域中可以導出：

$$G(u, v) = H(u, v) * F(u, v) + N(u, v) \quad (3)$$

其中 $G(u, v)$ ， $H(u, v)$ ， $F(u, v)$ 和 $N(u, v)$ ，分別是 $g(x, y)$ ， $h(x, y)$ ， $f(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 中的傅立葉轉換。而影像還原技術的目標是從 $G(u, v)$ 與 $H(u, v)$ 來估計原始影像 $F(u, v)$ [9]。

3.3 維納濾波還原處理

影像解褶積的復原過程是減少或去除雜訊，而且主要涉及到雜訊放大。維納濾波器是一種線性空間不變濾波器，它使用影像和雜訊的功率頻譜來防止過度的雜訊放大[10]。而一種在頻域中的偽逆解褶積（Pseudo-inverse deconvolution），被表示為[3][13][18]

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \frac{1}{SNR}} \right] G(u, v) \quad (4)$$

其中 SNR 表示訊號雜訊比，有助於抑制逆濾波器的高頻域部分。 $H^*(u, v)$ 在高頻域中是 $H(u, v)$ 的共軛複數。

$$|H(u, v)|^2 = H^*(u, v)H(u, v) \quad (5)$$

因此我們可以經由方程式(4)改寫成方程式(6)，而當 SNR 是未知的資訊時候，我們假設它為 K 。

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{H^2(u, v)}{|H(u, v)|^2 + K} \right] \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \quad (6)$$

其中 K 是雜訊功率譜與原始影像功率譜的比例，被考慮作為一個常數。

維納濾波是逆濾波的更高級的正規化，該濾波器比偽逆解褶積的穩定性更好，因此甚至非常適合於處理適度的雜訊量[15][16]。

3.4 迭代盲目解褶積還原處理

迭代盲目解褶積的方法被 Ayers 與 Dainty 學者所提出，該方法的要求為 PSF 必須是非負值與已知道的有限支持[7]。這種方法在傅立葉和空間域之間迭代，在每一步驟中實行某些約束條件來改善解決方案，而這些約束條件是基於可用且有關影像和 PSF 的訊息，方程式如下所示[4]

$$\hat{H}_k(u, v) = \left[\frac{G(u, v)F_{k-1}^*(u, v)}{|F_{k-1}(u, v)|^2 + \alpha |H_{k-1}(u, v)|^2} \right] \quad (7)$$

$$\hat{F}_k(u, v) = \left[\frac{G(u, v)H_{k-1}^*(u, v)}{|H_{k-1}(u, v)|^2 + \alpha |F_{k-1}(u, v)|^2} \right] \quad (8)$$

其中 $H_{k-1}^*(u, v)$ 與 $F_{k-1}^*(u, v)$ 是 $H(u, v)$ 與 $F(u, v)$ 的共軛複數。實際常數 α 表示附加雜訊的能量藉由雜訊程度的事先知道而被確定。

3.5 影像邊緣檢測

拉普拉斯（Laplacian）是一種邊緣檢測的計算方法，該方法是通過影像求得影像的二階倒數的零交叉點來實現邊緣檢測[12]，而 Laplacian 影像 $L(x, y)$ 含有像素強度值 $I(x, y)$

$$L(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (9)$$

由於 Laplacian 是通過對影像進行微分處理實現邊緣檢測的方法，所以對離散點和噪訊比較敏感。因此，首先對影像進行高斯卷積濾波降噪處理，再採用 Laplacian 運算式進行邊緣檢測，這種濾波組合被稱為高斯濾波的拉普拉斯，而方程式如下所示[12]

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

其中 σ 是標準差。

3.6 影像清晰度方法

本研究所提出的清晰度計算方法，將與其他學者所提出的清晰度計算方法進行比較。目前普遍使用的清晰度演算法有影像差異值法和影像梯度值法，以下介紹常用的清晰度演算法[6]。

3.6.1 影像差異值法

Amplitude： I 為 $N \times N$ 的影像， u 為整張影像的平均值，經由整張影像每個點的影像值與 u 相減取絕對值，取得相鄰像素間其差異值，最後平均求得 Amplitude 清晰度值。

$$F_{Amp} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N |I(x, y) - u| \quad (11)$$

3.6.2 影像梯度值法

Tenengrad：利用 Sobel 運算元對影像每個影像值做垂直和水平卷積運算，所得到的影像梯度值做為清晰度數值，值愈大表示影像愈清晰。

$$I_{i-x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad I_{i-y} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$F_{Tenengrad} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N |i_x * I_{i-x}(x, y)| + |i_y * I_{i-y}(x, y)| \quad (12)$$

4. 實驗與結果

本研究所要進行的影像還原實驗，將透過本研究所建議的方法，還包括了過去學者所提出的還原方法。我們將 GoPro 架設於移動軌道上來拍攝，經由不同移動速度下所拍攝的模糊影像，各自影像中的目標物與背景皆相同，唯有不同的地方是不同移動速度下所產生的模糊程度，也就是模糊程度較大的影像清晰度較低，反觀模糊程度較小的影像清晰度較高，分別會使用前文所提到的影像還原技術來進行實驗的運算，而本研究在進行實驗時，會將來源影像進行灰階的轉換，且根據不同的移動速度分別估計近似於動態模糊的點擴散函數，由於移動的方向是水平移動，所以我們設定 PSF 的角度 $\theta = 0$ ，藉由估計出的點擴散函數，我們使用維納濾波進行還原處理。最後所獲得的最終影像進行細節與清晰度的效果比較，觀察使用哪組參數進行的還原與所建議的方法較為良好。而實驗結果顯示於圖 4-9。

4.1 使用不同模糊核長度進行影像還原

本研究使用維納濾波在不同模糊核長度上進行還原處理，如圖 4 中先以廣泛的盲目猜測模糊核

長度，接著以人眼進行觀察，而所觀察到的圖 4(d) 的模糊核長度 $L=20$ 還原結果，在細節上優於其他模糊核長度。由此實驗，我們可知還原參數的設定在去模糊機制中是很重要的因子，同樣的機制，設定的參數不同，效果不同。

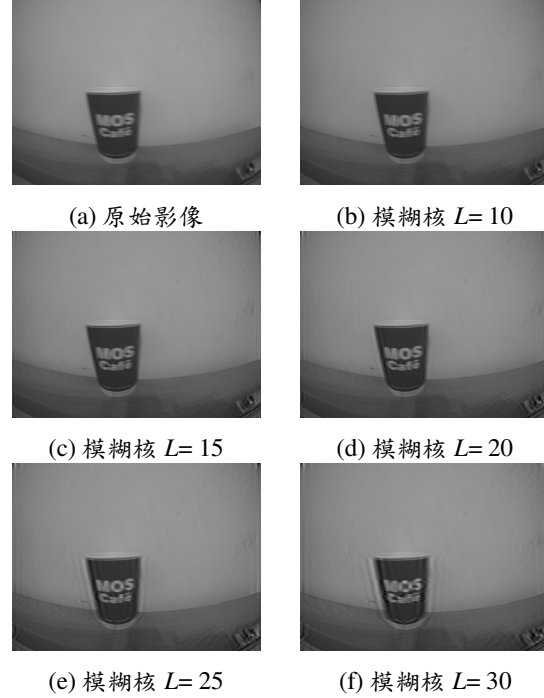
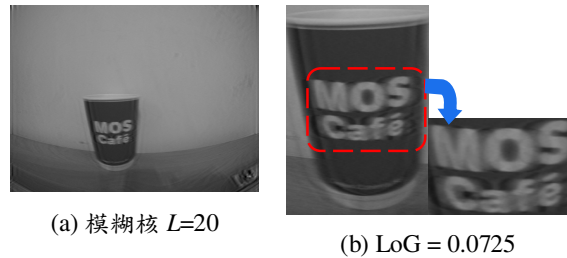


圖 4 使用不同模糊核長度進行維納濾波還原。

4.2 觀察模糊核最佳長度

為了自動找到最佳的模糊核心長度，利用圖 4 所觀察到的較佳結果 $L=20$ ，因此接下來的實驗，我們觀察 L 介於 16 到 24 之間的還原效果，本研究在使用影像清晰度 LoG 分析，以便自動選出最佳的參數，如圖 5 中，我們列出其中 $L=20$ 到 $L=24$ 之間的還原效果，可以觀察到圖 5(e)、(f) 當 $L=22$ 時，其影像清晰度最好。



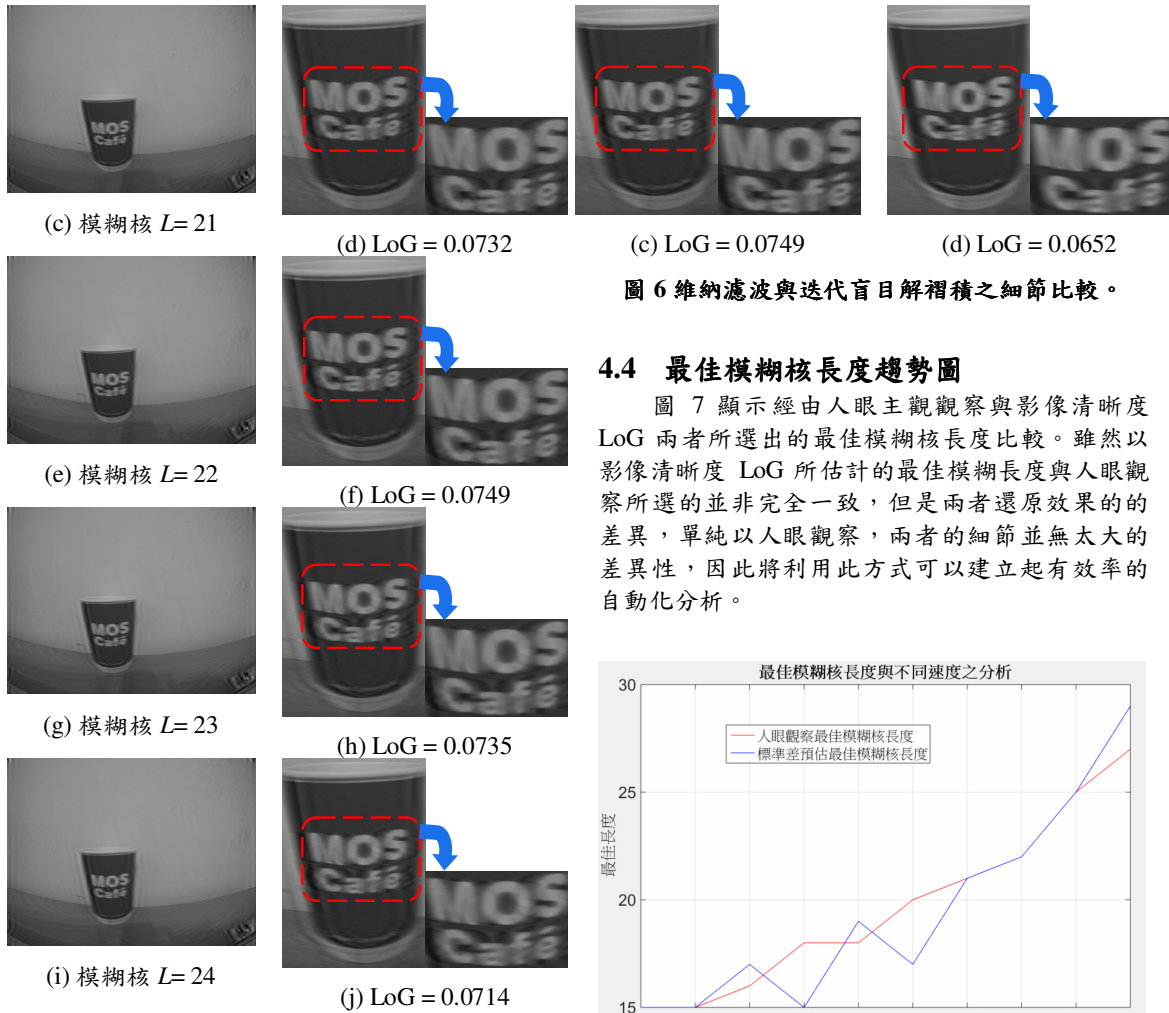


圖 5 最佳模糊核長度與 LoG 計算之細節比較。

4.3 還原效果比較

圖 6 顯示維納濾波與迭代盲目解褶積的細節比較，使用相同的最佳模糊核長度 $L=22$ 進行還原處理，從圖 6(c)、(d) 中影像邊緣的清晰度值及細節上的觀察，維納濾波的效果比迭代盲目解褶積還要有效性。因此我們的還原系統將採用維納濾波的方式。

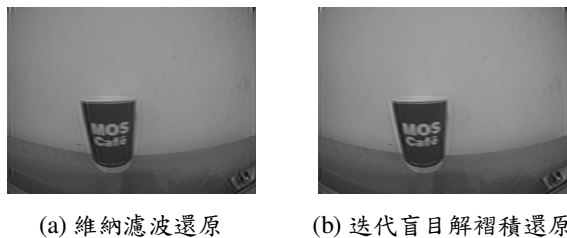


圖 6 維納濾波與迭代盲目解褶積之細節比較。

4.4 最佳模糊核長度趨勢圖

圖 7 顯示經由人眼主觀觀察與影像清晰度 LoG 兩者所選出的最佳模糊核長度比較。雖然以影像清晰度 LoG 所估計的最佳模糊核長度與人眼觀察所選的並非完全一致，但是兩者還原效果的差異，單純以人眼觀察，兩者的細節並無太大的差異性，因此將利用此方式可以建立起有效率的自動化分析。

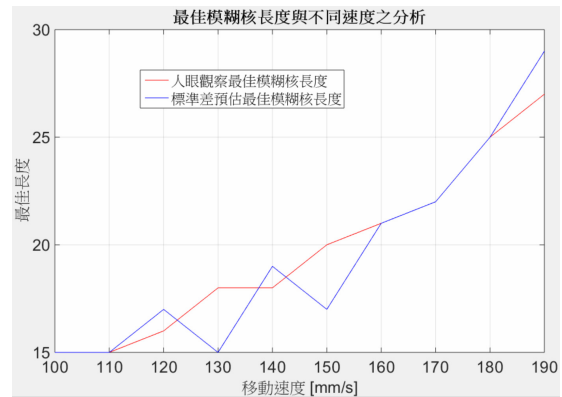


圖 7 人眼觀察與影像清晰度分析估計之最佳模糊核長度趨勢圖。

4.5 其他清晰度方法比較

本研究所提出的影像清晰度 LoG 計算之清晰度方法，將與影像差異值法 Amplitude 和影像梯度值法 Tenengrad 的清晰度方法進行實驗比較。我們利用還原後的結果影像，使用清晰度估計方法來找到最佳模糊核長度。實驗結果將利用圖表方式呈現與比較，如表 1 所示，本研究所提出的影像清晰度所得到的結果，在模糊核長度 $L=20$ 時從影像細節上人眼主觀的觀察為最佳的還原效果，而影像差異值法 Amplitude 和影像梯度值法 Tenengrad 所得到的結果，從人眼主觀的觀察上並不是較佳的還原結果。因此我們建議採用 LoG 影像清晰度分析。

表 1 不同清晰度方法之性能比較

估計值	LoG	Amplitude	Tenengrad
 L=10	0.0596	12.41	604
 L=15	0.0561	12.89	546
 L=20	0.0725	13.66	531
 L=25	0.0704	14.42	509
 L=30	0.0610	14.83	466

5. 結論

在本研究主要目的是探討使用運動攝影機 GoPro 來拍攝動態影像所造成的動態模糊，我們建立一自動去模糊的機制，在本論文中我們比較維納濾波與迭代盲目解褶積兩種去模糊機制，以便選出較好的方式，然而在去模糊的過程中，參數的設定是很重要的一個因子，它是屬於不適性(ill-posed)的問題，因此我們透過影像清晰度分析，讓我們可以選出較佳的參數設定。實驗的過程中，我們將攝影設備架設在滑動軌道上，可拍攝不同移動速度的動態影像，在去模糊的過程中，我們利用 LoG、Amplitude、Tenengrad 三種不同影像清晰度來協助自動選擇較好的參數，實驗結果顯示以 LoG 的影像清晰度與肉眼的判斷最接近。在於未來研究方面，本研究所提出的動態攝影之模糊影像還原系統，對於影像線性模糊上的還原效果，已有良好的解決結果。但是在非線性模糊的影像上還需要進行更廣泛的探討與分析，並且嘗試使用不同的還原方法，使影像清晰度更加銳利。

致謝

本研究是科技部計畫所支持編號 MOST-104-2221-E-324-025-

參考文獻

- [1] A. Kubota, K. Aizawa, "Reconstructing arbitrarily focused images from two differently focused images using linear filters", IEEE Trans., Vol. 14, No. 11, 2005, pp. 1848–1859.
- [2] A. Levin, Y. Weiss, F. Durand, and W. T. Freeman, "Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms," In CVPR, 2009, pp. 1964–1971.
- [3] C.Y. Wen, C.H. Lee, "Point spread functions and their applications to forensic image restoration," Vol. 1, Forensic Sci. J., 2002, pp. 15–26.
- [4] D. Kundur, D. Hatzinakos, "Blind image deconvolution," IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 13, No. 3, 1996, pp. 43–64.
- [5] F. Couzinie-Devy, J. Sun, K. Alahari, J. Ponce, "Learning to estimate and remove non-uniform image blur", IEEE Conf., In CVPR, 2013, pp. 1075–1082.
- [6] F.H. Cheng, and H.W. Mao, "Research On Fast Image Based Auto Focus Technique," Journal of Information Technology and Applications Vol. 3, No. 1, 2008, pp. 67-76
- [7] G. R. Ayers and J. C. Dainty, "Iterative blind deconvolution method and its applications," Opt. Lett, 1988.
- [8] H. A. Eltoukhy and S. Kavusi, "A computationally efficient algorithm for multi-focus image reconstruction," In Proc. SPIE Electron. Imaging, Vol. 5017, 2003, pp. 332–341.
- [9] H.C. Lee, "Review of image-blur models in a photographic system using the principles of optics," Optical Engineering, Vol. 29, No. 5, 1990, pp. 405-421.
- [10] J. Biemond, R. Lagendijk, and R. Mersereau, "Iterative Methods for Image Deblurring," In Proc. IEEE, Vol 78, 1990, pp. 856–883.
- [11] J. Oliveira, M.A.T. Figueiredo, and J. Bioucas-Dias, "Parametric blur estimation for blind restoration of natural images: linear motion and out-of-focus," IEEE Trans. Image Process., Vol. 23, 2014, pp. 466–477.
- [12] J. Wan, X. He, and P. Shi, "An Iris Image Quality Assessment Method Based on Laplacian of Gaussian Operation," In Proceedings of the IAPR Conference on Machine Vision Applications, 2007, pp. 248–251.
- [13] L. Xu, X. Tao, and J. Jia, "Inverse kernels for fast spatial deconvolution," In ECCV, 2014.
- [14] M. Bertero and P. Boccacci, Introduction to Inverse Problems in Imaging. England, U.K.: IOP Publishing, 1998.
- [15] M. Welk, D. Theis, T. Brox, and J. Weickert, "PDE-based deconvolution with forward-backward diffusivities and diffusion tensors," In Proc. 5th Int. Conf. Scale Space and PDE Methods in Computer Vision, Vol. 3439, 2005, pp. 585–597.
- [16] N. Wiener, "Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series with Engineering Applications," Cambridge (Mass.), The MIT Press, 1949.
- [17] S. Dal, and Y. Wu, "Motion from blur," In Proc. CVPR, 2008, pp. 1–8.
- [18] Yosuke Bando, "Single-Shot Image Deblurring with Modified Camera Optics," PhD Thesis, The University of Tokyo, 2009.