

# 以線散函數衍生特徵評估影像模糊度—應用於 UAV 影像篩選

張智安<sup>1\*</sup> 溫張雲晟<sup>2</sup>

## 摘要

無人飛行載具(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)影像具備高解析及高重疊率等優勢，但輕巧的 UAV 載具容易受強風與紊流影響，載具的不穩定可能導致模糊影像的問題。傳統上影像品質指標可使用大型地面人工標計算點散函數(Point Spread Function, PSF)而得，本技術短文透過影像中人工構造物的線型特徵自動化評估線散函數(Line Spread Function, LSF)，首先使用直線段偵測(Line Segment Detector, LSD)演算法偵測影像中所有的直線段，其中階梯線(Step Edge)存在影像品質退化的趨勢，可應用於線散函數之評估。研究中以灰度值差條件篩選合格線，利用其邊緣散函數(Edge Spread Function, ESF)求得線散函數。最後藉由線散函數衍生特徵，由合格段之線散函數特徵擬合特徵橢圓，其特徵橢圓大小及長短軸比例可反映影像品質。研究資料為 UAV 影像及手持式 GoPro Hero4 序列影像，使用線散函數衍生特徵進行模糊影像分類實驗。本研究提出自動化評估影像品質的方法，並可進一步分類模糊影像，UAV 影像及手持式影像之整體分類精度分別達 88.9%及 90%，驗證由線型特徵評估影像品質之可行性。

**關鍵詞：**無人飛行載具、線散函數、線型特徵

## 1. 前言

### 1.1 研究背景

無人飛行載具具有高機動性、低成本、資料獲取快速及提升高空間解析度影像等特性，隨著電腦視覺應用領域的發展，空拍 UAV(Unmanned Aerial Vehicle)影像可使用自動化匹配方法提升資料處理效率，從 UAV 影像產製密集三維點雲。相較於傳統航空攝影測量，通常 UAV 所搭載的相機多為小像幅相機，故 UAV 作業需要拍攝大量的影像以涵蓋地面範圍，因此，從大量 UAV 影像中自動化評估影像品質為一重要的研究工作。

在攝影測量中，影像品質是影響產品精度的原因之一。比較 UAV 及傳統航空攝影測量，傳統的航空攝影測量由於載具穩定度高，且在拍攝影像時常配有前移補償(Forward Motion Compensation,

FMC)裝置，該裝置補償快門開啟及飛機移動所造成的移動模糊(Motion Blur)。UAV 由於載具輕巧，容易受側風、亂流等外部環境因素影響，導致載具穩定度低，並造成影像動態模糊，且因為載具酬載限制，無法安裝前移補償裝置，旋翼型 UAV 通常以穩定器(Stabilizer)或雲台(Gimbal)等輔助工具，或相機內建的防手震功能，降低震動造成的模糊效應，但在實務作仍有機會造成模糊影像的問題，Sieberth *et al.*, (2014)指出 UAV 影像品質為攝影測量作業的重要因子，若採用模糊影像作為攝影測量的輸入影像，其產品精度將會降低，因此偵測及排除影像品質不佳的 UAV 影像，有助提升 UAV 攝影測量之產品精度。

### 1.2 研究動機

調制轉換函數(Modulation Transfer Function, MTF)為目前泛用的影像解析力評估指標，常用於

<sup>1</sup> 國立交通大學土木工程學系 教授

<sup>2</sup> 國立交通大學土木工程學系 碩士

\* 通訊作者, E-mail: tateo@mail.nctu.edu.tw

收到日期：民國 107 年 06 月 04 日

修改日期：民國 107 年 06 月 13 日

接受日期：民國 107 年 06 月 15 日

相機鏡頭空間解析力品質評估，該函數描述成像系統重現訊號的能力，調制轉換函數與黑白線對的疏密程度相關，可視為不同空間頻率中黑白變化之成像辨識能力，評估時多以線對的空間頻率與 MTF 值關係圖呈現，一般而言，當空間頻率越高時，黑白線對越顯模糊，辨識黑白線對的能力則相對下降，調制轉換函數亦相對降低。調制轉換函數的評估方式有兩種(Yang *et al.*, 2015)，第一種方式是直接估計，透過拍攝特定測試標，以測試標之黑白條紋成像結果進行計算；第二種方式是間接估計，藉由影像中黑白條紋間的邊緣線進行銳利度分析，間接計算而得，直接及間接估計均可應用於 MTF 影像估計作業。

第一種方式為直接估計調制轉換函數，假設光源為一正弦波形， $I_{max}$  為影像中的最大光強，而  $I_{min}$  則為其最小光強，而調制(Modulation)可被定義為：

$$M = \frac{I_{max}-I_{min}}{I_{max}+I_{min}} \dots\dots\dots (1)$$

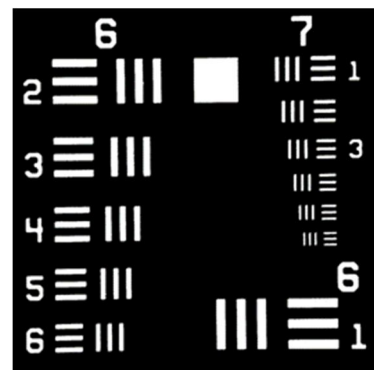
調制轉換函數之定義則為，經過成像系統調制  $M_i$ ，與未經成像系統調制  $M_o$  兩者之比值大小：

$$MTF = \frac{M_i}{M_o} \dots\dots\dots (2)$$

藉由不同空間頻率的黑白條紋影像，可利用上述公式計算不同空間頻率中的調制轉換函數，其值域為 0 到 1，隨著空間頻率提升而下降，當調制轉換函數下降為 0 時，其對應之頻率為系統截止頻率，若成像系統拍攝高於截止頻率之黑白條紋時，則無法在成像結果中被辨識出來，該頻率即為此成像系統之極限。

上述提及之黑白條紋，多來自特定分辨率測試標，以航測影像品質評估為例，將測試標放大輸出，以滿足航測尺度需求，布設於地面上，並利用相機直接拍攝該測試標進行後續評估，測試標的種類繁多，例如 United States Air Force (USAF) 1952 三柵

標(Osterberg, 1962)、ISO12233 (ISO, 2000)及西門子之星(Siemens star) (Honkavaara *et al.*, 2008；USGS, 2008)等，如圖 1。直接估計方法為傳統的航測影像品質評估方式，雖然單純直接，但在實行上有其困難性，一個能夠滿足航測尺度的測試標，其面積極大，在布設測試標時常受環境空間限制，除此之外，其平坦度也有一定的要求，維護上需要耗費許多成本。



(a) United States Air Force (USAF) 1952 三柵標 (Osterberg, 1962)



(b) 西門子之星(Sieberth *et al.*, 2014)

圖 1 分辨率測試標

第二種方式為間接估計調制轉換函數(Wang *et al.*, 2009)，將黑白條紋邊緣之邊緣散函數(Edge Spread Function, ESF)進行微分，其梯度值即為線散函數(Line Spread Function, LSF)，如式(3)。

$$LSF(x) = \frac{\partial ESF(x)}{\partial x} \dots\dots\dots (3)$$

在調制轉換函數與線散函數均為高斯鐘形函

數(Gaussian-shaped function)的假設下,此二函數具可互換性,可藉由傅利葉轉換(Fourier Transform)將空間域轉換為頻率域,即線散函數轉換為調制轉換函數,如式(4)。

$$MTF = F[LSF(x)] \dots\dots\dots (4)$$

光學成像品質取決於成像系統的二維點散函數,其代表點物件之成像結果,但真實世界中,鮮少存在單一地物點源,故多使用一維線散函數替代。

### 1.3 研究目的

本研究目的是使用線散函數衍生特徵自動化估計影像品質,探討以線散函數為基礎,考量模糊強度及方向性兩大面向,評估影像品質,進而偵測模糊影像及分類影像,並應用於錄像(Video)遙測任務中。本方法受限於線散函數理論,在模糊強度及方向性的評估均有其限制條件:強度方面,必須在影像中富含直線特徵的前提下,方可進行評估;方向性方面,則必須假設該影像中的線型特徵,在影像中分布於各個方向。

## 2. 研究方法

研究方法分為三個主要步驟:特徵萃取、模糊指標計算及影像分類。特徵萃取偵測直線段,並加以篩選適合的線段計算其線散函數,再以主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)評估整體分布特徵;模糊指標計算則利用特徵值、特徵向量擬合橢圓,其面積及均向性即為評估指標,分別描述模糊強度及方向性;影像分類即利用強度指標及方向指標,進行 K-means 分群法(K-means clustering),將同組影像分類為模糊影像或清晰影像,最後以分類結果及參考資料進行比對,建立誤差矩陣(Error matrix),計算分類之整體精度、Kappa 值、誤授率、漏授率以評估分類成果。

### 2.1 直線偵測

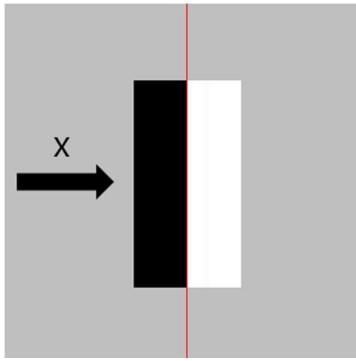
首先偵測影像中所有直線特徵,以直線段的明銳程度做為考量影像品質之依據。本研究使用 von Gioi *et al.*, (2012)提出的線段偵測器(Line Segment Detector, LSD),其演算法為對照驗證法(Contrario Validation Approach),該演算法先計算每一個像元的梯度值及梯度方向,給定一個  $\rho$  值作為梯度的門檻值,排除梯度較小的點後,向周圍八個像元進行區域成長,對邊界進行連線,產生線段輔助區域(Line Support Regions),接著將線段輔助區域擬合成矩形,若矩形區域內像元的梯度方向符合整體主軸方向,且其數量大於一定值,則視為矩形,最後每一個矩形區域則可以決定一條線段,完成直線段偵測。

### 2.2 合格線段篩選

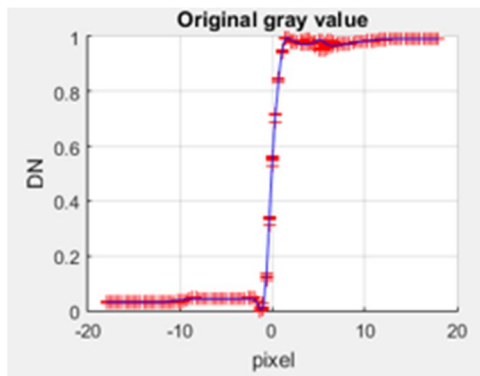
階梯線(Step Edge)是指線段兩側有明顯的黑白顏色差異之線段,影像階梯特徵可反映影像成像品質,可應用於影像模糊化分析。本研究從直線段偵測結果進一步篩選合格的階梯線,自動化合格階梯線的篩選依據如下(Wang *et al.*, 2009)。以圖 2(a)理想階梯線(Idea Step Edge)為例,階梯線沿圖中 x 軸方向剖面之灰度值函數稱為邊緣散函數(Edge Spread Function, ESF),正規化後如圖 2(b),同時符合兩條件者即為合格線,未同時滿足兩條件的線段會被刪去,以降低後續運算之影響。本研究僅使用合格線進行後續評估,理想階梯線之邊緣散函數,其邊緣對應灰度值躍遷曲線會近似垂直(斜率較大),該趨勢為評估合格線模糊程度的關鍵區域。

條件一:線段兩側同一區域皆為均調區,同側之灰度值相近,正規化後其標準差小於 0.01,代表以線段分隔的兩側,同一區域一致性必須高。

條件二:線段兩側區域對比明顯,異側之灰度值差異極大,正規化後其差值大於 0.7。



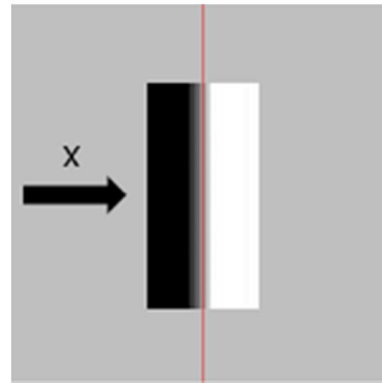
(a) 理想階梯線



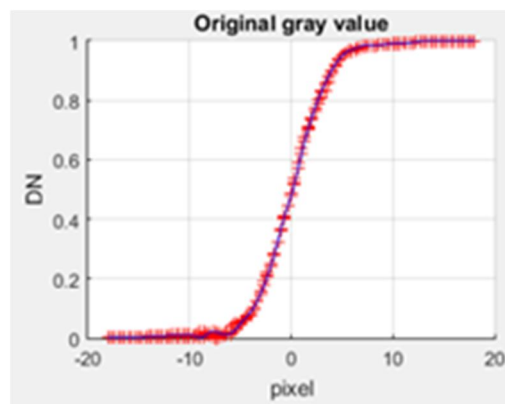
(b) 邊緣散函數(ESF)

圖 2 理想階梯線

$$p(n) = y(n) - y(n - 1) \dots\dots\dots (6)$$



(a) 真實階梯線影像



(b) 真實邊緣散函數(ESF)

圖 3 真實階梯線

### 2.3 線散函數計算

理想階梯線在真實成像系統拍攝下，受到各種外部因素影響而導致影像模糊化。模糊化之階梯線相較於理想階梯線，視覺上則顯現漸進式的趨勢(圖 3(a))，其邊緣散函數(圖 3(b))相較理想邊緣散函數(圖 2(b))，亦有退化的情形。

在成像系統是線性且穩定的假設下，點散函數可視為高斯鐘形函數，以邊緣特徵成像為例，在無雜訊的假設下， $y(n)$ 為真實邊緣散函數， $l(n)$ 為理想邊緣散函數， $f$ 為點散函數， $*$ 為褶積符號，其關係定義為：

$$y(n) = l(n) * f = \sum_{k \leq n} l(k) \dots\dots\dots (5)$$

線散函數為邊緣散函數之梯度，故可藉由真實邊緣散函數微分，求得階梯線之線散函數(圖 4)， $p(n)$ 為真實線散函數， $y(n)$ 為真實邊緣散函數，其關係定義為：

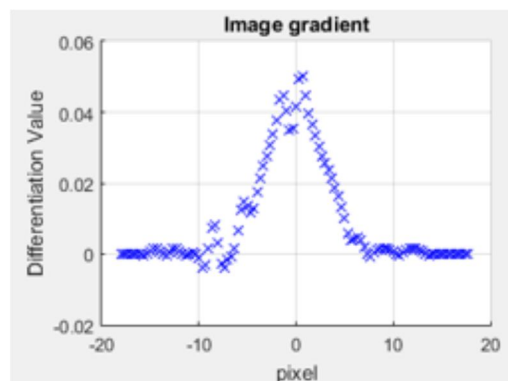


圖 4 真實線散函數(LSF)

### 2.4 影像品質評估

線散函數之離散程度可作為成像品質的評估依據，本研究使用標準偏差(Standard Deviation)量化線散函數之離散程度(式(7))，計算函數偏離中間位置之函數值響應量，對應的函數值之權重為

其與中心距離之平方  $(x - \bar{x})^2$ ，函數離散程度的估計，以評估函數的離散趨勢。

$$\sigma_{LSF}^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^2 \cdot p(x) \cdot dx \dots\dots\dots (7)$$

單一合格線計算而得的線散函數標準差 ( $\sigma_{LSF}$ )，僅代表其邊緣正交方向之成像品質，為了有效地進行整體評估，必須同時考慮模糊強度與模糊方向性兩大要素。強度方面，在線散函數及調制轉換函數均為高斯鐘形函數的假設下，線散函數及調制轉換函數之標準差呈反比，即  $(1/\sigma_{LSF})$ ；方向性方面，使用前述線段偵測結果，透過各直線段之起點及終點影像坐標，以合格線方位角 ( $\varphi$ ) 計算線段的垂直方向向量，做為方向性參數。合併強度及方向性，可使用式 (8) 定義為  $\mu_{LSF}(x, y)$  向量，並將此向量以二維點坐標表示，因此單一合格階線將衍生為兩組相互對稱的  $\mu_{LSF}(x, y)$  及  $-\mu_{LSF}(x, y)$ ，將所有合格線的成果繪製在二維直角座標系統 (圖 5)，其分散程度可反應影像整體品質 (Luxen & Förstner, 2002)。

$$\mu_{LSF}(x, y) = \left( \frac{1}{\sigma_{LSF}} \cos\varphi, \frac{1}{\sigma_{LSF}} \sin\varphi \right) \dots\dots\dots (8)$$

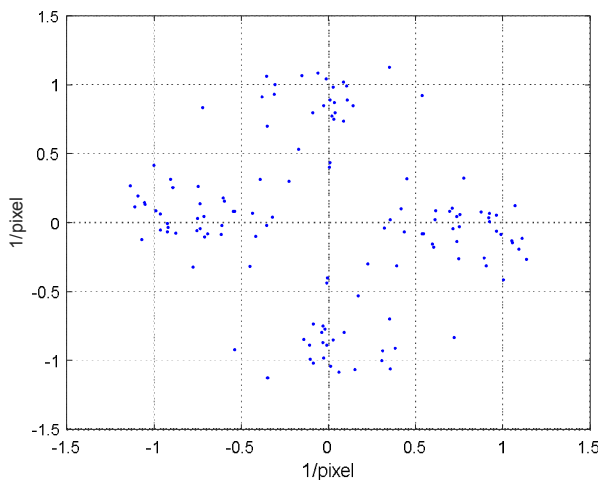


圖 5 線散函數衍生點位

所有合格線衍生之  $\mu_{LSF}(x, y)$  使用主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA) (Pauly *et al.*,

2002) 計算點群的特徵值及特徵向量，使用特徵向量及特徵值擬合橢圓 (圖 6)，定義該橢圓之圓心為點群均值坐標  $(\bar{x}, \bar{y})$ ，長軸  $\vec{v}_{max}$  方向為最大特徵值  $\lambda_{max}$ ，短軸  $\vec{v}_{min}$  為最小特徵值  $\lambda_{min}$ 。由於向量  $\mu_{LSF}$  均兩兩對稱於平面坐標原點 (0,0)，故不論輸入模糊影像或清晰影像，其衍生點群中心均為原點坐標。

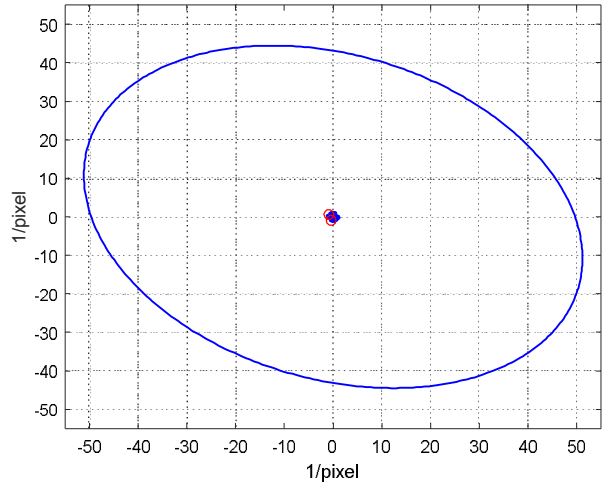


圖 6 線散函數特徵橢圓

若輸入影像為模糊的影像，則其合格邊緣之線散函數較為離散，其標準差較大，則倒數較小 (即  $\mu_{LSF}$  向量較小)，因此多數衍生點坐標將較為集中於平面坐標原點，特徵值之計算結果較小，故其特徵橢圓面積也相對較小；反之，清晰影像之橢圓面積則較大。故特徵橢圓面積與影像品質正相關，可用以評估影像品質；研究中定義橢圓均向性為橢圓短軸與長軸之比值，其物理意義為反映影像品質的均勻性，同樣與影像品質正相關。

為說明本研究使用的橢圓面積參數，本研究採用西門子之星影像模擬不同程度的模糊，分析以線散函數特徵橢圓進行影像品質評估的可行性。研究使用五組不同程度之模糊參數，模擬出一系列五張不同模糊程度之模糊影像，作為評估對象，驗證該方法之正確性，如圖 7 所示，計算結果符合預期，隨著模糊參數提升，其特徵橢圓面積逐漸遞減，忠實反映輸入影像品質。



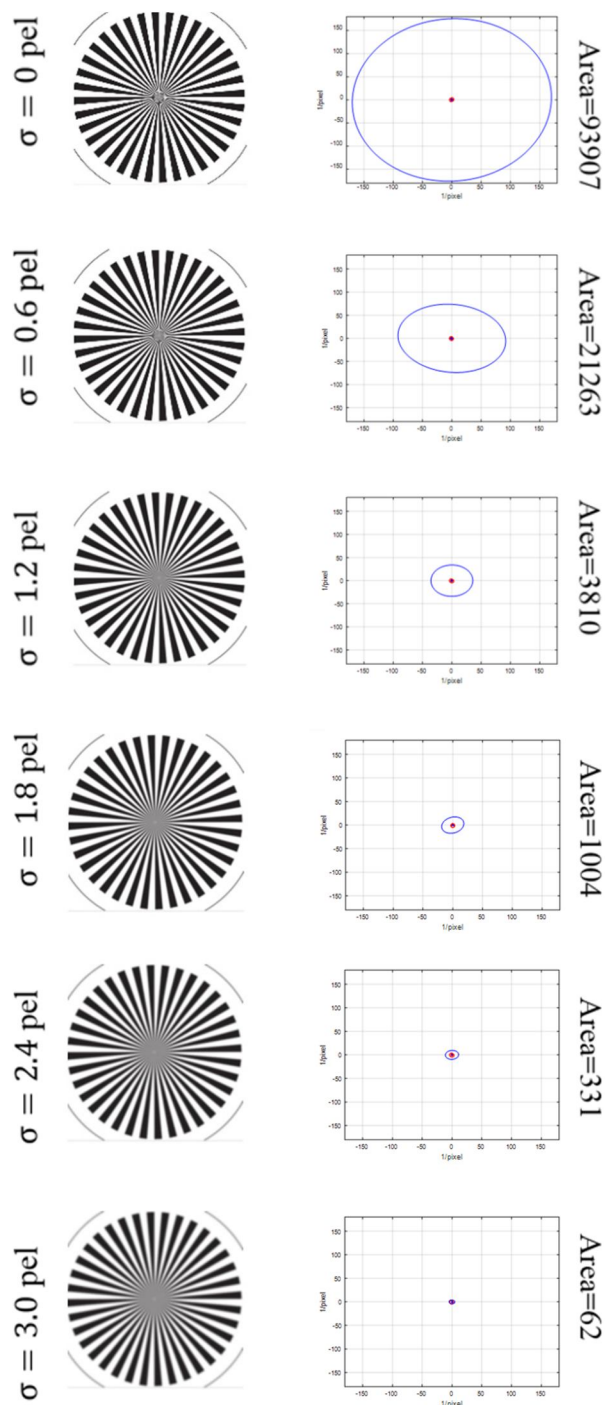


圖 7 合成資料驗證

### 3. 研究資料

#### 3.1 UAV 影像

由 DJI Spreading Wings S900 Hexacopter 旋翼型 UAV 進行拍攝，配備相機為 Sony A7 及鏡頭 Zeiss 35mm f2.8)，搭載雲台型號 Zenmuse

Z15-GH4。在資料拍攝時，並未刻意關閉雲台，在垂直上升及下降中拍攝，影像拍攝場景為室外測試區。拍攝日期為 2016 年 5 月 9 日，影像總數為 18 張，拍攝目標為西門子之星。旋翼型 UAV 作業時可隨時改變飛行高度及拍攝角度，本實驗採不同高度的垂直定點式攝影，人工辨識西門子之星之結果為 5 張清晰影像及 13 張模糊影像(圖 8)。人工辨識會有主觀因素的影響，因本研究主要探討移動模糊，其模糊行為較光學成像系統造成的模糊顯注，故主觀辨識的影響較低。

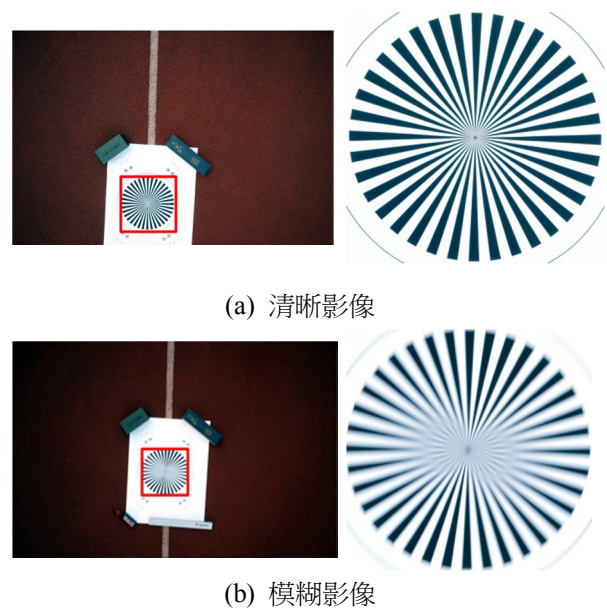


圖 8 UAV 影像範例

#### 3.2 手持式 GoPro 影像

UAV 亦可搭載運動型攝像機進行資料蒐集，過程中可能受移動模糊所影響，故第二組資料由 GoPro Hero4 運動型相機進行拍攝。與前述 UAV 影像蒐集方式不同，第二組資料影像擷取自錄像資料，拍攝日期為 2015 年 4 月 18 日，GoPro Hero4 之錄像幀率為 29.97fps(frame per second)，表示每秒可拍攝將近 30 張影像。本實驗以走動中的人作為載具進行拍攝，移動過程中進行錄影亦有可能產生模糊之影像，本實驗選定同一秒內拍攝的 30 張影像，人工辨識結果為 10 張清晰影像，20 張模糊影像(圖 9)。



(a) 清晰影像



(b) 模糊影像

圖 9 GoPro 影像範例

條以上合格階梯線，可作為後續評估之用。

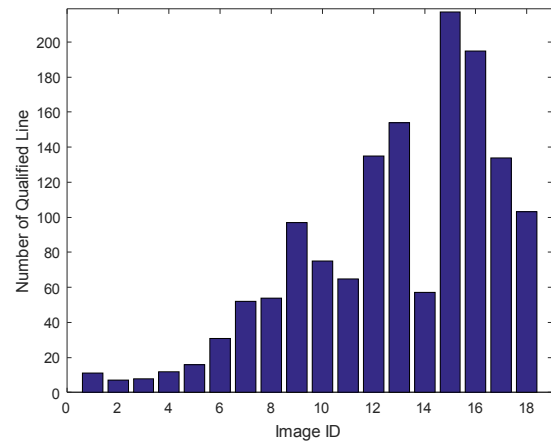


圖 10 UAV 影像合格線篩選

## 4. 研究成果與分析

### 4.1 UAV 影像成果分析

UAV 影像總數為 18 張，測試區中沒有太多的線型特徵，主要是以特殊測試標西門子之星作為目標，該測試標提供各個方向的直線特徵，供線散函數衍生特徵進行評估，首先進行合格線篩選，篩選結果如圖 10，橫軸為影像編號，縱軸為合格線數目，結果顯示每張影像至少可以偵測至少 7

使用各影像之合格邊緣線，計算其線散函數標準差，並分別擬合為線散函數特徵橢圓，該 18 個特徵橢圓面積及均向性將作為分類的依據，如表 1，接著將此二筆數據進行正規化，方能在同樣尺度進行綜合評比，在此為了不涉及人工判斷，故使用 K-means 分群法進行影像分類，如圖 11，紅點為模糊影像，藍點為清晰影像。

表 1 UAV 影像特徵橢圓面積及均向性

Image ID	Area	b/a	Image ID	Area	b/a	Image ID	Area	b/a
1	1215	0.568	7	28753	0.731	13	247647	0.846
2	645	0.964	8	35231	0.782	14	18886	0.865
3	856	0.876	9	101767	0.550	15	516061	0.958
4	1397	0.492	10	62900	0.837	16	372025	0.534
5	2744	0.545	11	41610	0.754	17	104883	0.693
6	9178	0.741	12	192471	0.706	18	103800	0.597

表 2 UAV 影像誤差矩陣

	Reference data			Accuracy		
	Sharp	Blur	Total	Overall accuracy (%)	88.9	
Classification data	Sharp	3	0	3	Kappa	0.68
	Blur	2	13	15	Omission error (%)	13.3
	Total	5	13	18	Commission error (%)	0

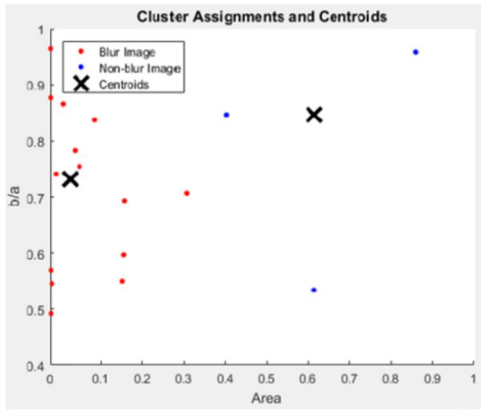


圖 11 UAV 影像 K-means 分類

最後將線散函數特徵指標分類結果，與人工判識結果進行比對，如表 2，該參考資料之判識依據為肉眼可辨識之影像模糊，由誤差矩陣可看出，其整體精度為 88.9%，Kappa 值為 0.68。本研究之目的為偵測模糊影像，故計算模糊影像之誤授與漏授，其中有 2 張影像為漏授，其他 13 張模糊影像可成功分類。針對漏授的兩張模糊影像，分別是編號 12 及編號 14 影像，觀察這 2 張影像的特徵橢圓面積及均向性，其數值相較一般模糊影像大，故導致這兩張影像被誤分為清晰影像。比較這兩張影像與清晰影像(圖 12)，發現這 2 張影像模糊的特徵太過細微，無法被本研究方法偵測，故無納入模糊評估中，故造成漏授的結果。

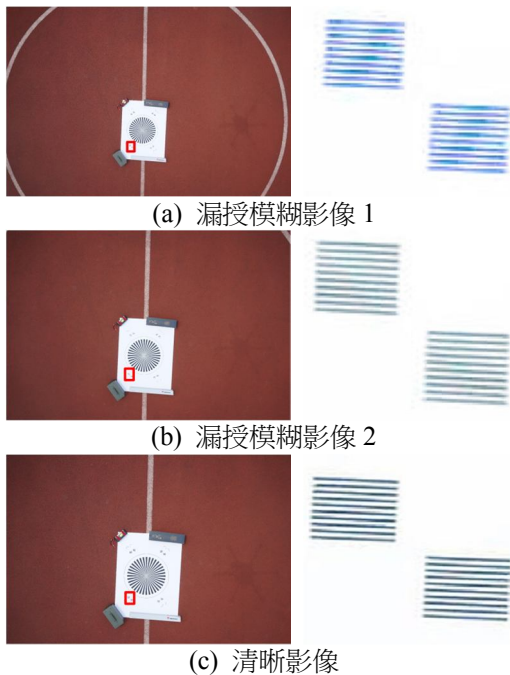


圖 12 UAV 影像模糊漏授比較

### 4.2 GoPro 影像成果分析

手持式 GoPro 影像總數為 30 張，測試區沒有佈設人工標，故採用人工構造物之線型特徵計算線散函數衍生特，由於此 30 張影像均拍攝自同一秒鐘，故其影像內涵相當，可能從中挑選出此場景相對清晰影像作為使用，並剔除模糊影像不予使用。首先進行合格線篩選，其篩選結果如圖 13，橫軸為影像編號，縱軸為合格線數目，張影像至少可以偵測 8 條合格階梯線，故適用該方法進行評估。

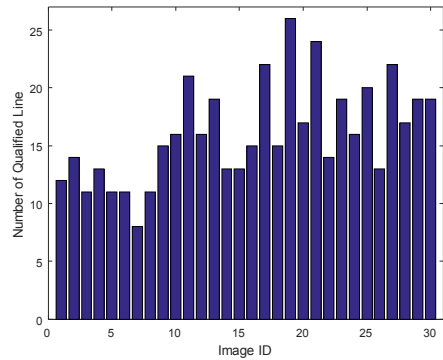


圖 13 運動型相機影像合格線篩選

同樣使用各影像之合格邊緣線，擬合線散函數特徵橢圓，其面積及均向性作為分類依據，如表 3，其中，編號 7 影像，其面積及均向性都是該組影像中最小的，勢必會被分類為模糊影像。最後，同樣使用非監督式的 K-means 分群法，如圖 14，分類結果為模糊影像 17 張(紅點)，清晰影像 13 張(藍點)。

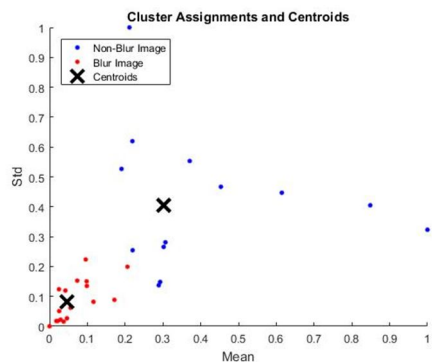


圖 14 運動型相機影像 K-means 分類

將線散函數特徵指標分類結果，與人工判識結果進行比對(表 4)，其整體精度達 90%，Kappa 值為 0.79，其中僅有三張模糊漏授。比較運動型



相機與 UAV 影像之分類結果，運動型相機模糊偵測在整體精度或是 Kappa 值都有比較好的表現。因本研究方法考量模糊均向性，運動型相機影像僅有單一方向的移動模糊(即水平移動)，運動型相機較有顯著的方向性移動模糊，而旋翼型 UAV 在拍攝時採用垂直移動，無明顯的水平移動趨勢，故在 UAV 分類成果上較差。

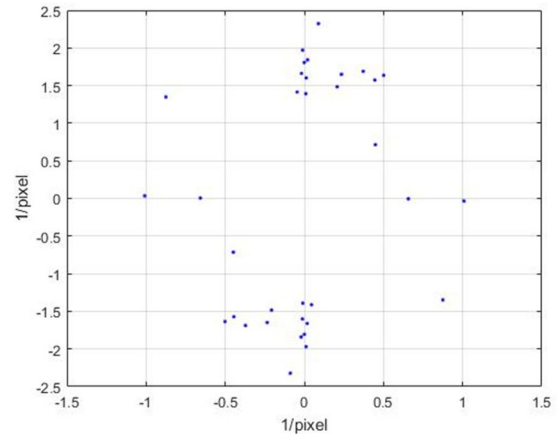
分類結果中同樣存在模糊影像漏授的問題(圖 15(a))，經人工判識檢查發現這些模糊漏授影像的確存在移動模糊現象，但其模糊程度相對不明顯。接著由其線散函數衍生點位分布發現(圖 15(b))，該漏授影像的合格線中，大多為水平合格線被納入評估，僅有少數垂直合格線，其原因同樣與移動模糊有關。水平移動模糊可依程度分為劇烈及平緩兩種，劇烈水平移動影像，由於其移動模糊太過劇烈，導致影像中所有方向的線型特徵均被模糊化，故在線散函數衍生特徵中，被分類為模糊影像；但平緩水平移動影像，由於該影像只有少量的移動模糊，故僅有垂直線特徵被模糊化，水平線特徵影響不大，仍保有較佳的成像品質，在經過合格線的篩選後，理當會有較多的水平線特徵會被納入評估，以及少量成像品質不差的垂直線特徵，導致模糊影像漏授。

本實驗資料為同一秒內拍攝的 30 張影像，主要是為了探討其應用面，錄像遙測任務相較於一

般拍攝任務，可在同樣時間內獲取最大量影像，但其中勢必包含模糊影像，由於這些影像都是同一秒內拍攝的，故其影像內涵相當，線特徵總數理應相去不遠，在線散函數衍生特徵的方法中，可以在相同基準中進行評估及比較。GoPro Hero4 之錄像幀率為 29.97 fps，相當於一秒鐘可拍攝 30 張影像，若能從中挑選出清晰影像，作為後續攝影測量作業之輸入影像，並剔除模糊影像，不予採用，便能提升一定程度的產品精度。



(a) 漏授模糊影像



(b) 漏授影像線散函數衍生點位

圖 15 運動型相機模糊漏授影像

表 3 運動型相機影像特徵橢圓面積及均向性

Image ID	Area	b/a	Image ID	Area	b/a	Image ID	Area	b/a
1	427	0.081	11	646	0.049	21	5147	0.158
2	244	0.019	12	557	0.073	22	1616	0.139
3	146	0.020	13	929	0.052	23	1545	0.079
4	184	0.035	14	542	0.113	24	1104	0.102
5	268	0.066	15	203	0.022	25	1592	0.132
6	164	0.020	16	554	0.080	26	1131	0.464
7	54	0.012	17	1174	0.127	27	2363	0.223
8	181	0.068	18	1024	0.250	28	1171	0.292
9	337	0.040	19	4376	0.195	29	3184	0.214
10	289	0.024	20	1526	0.074	30	1943	0.262

表 4 運動型相機影像誤差矩陣

Classification data	Reference data				Accuracy	
		Sharp	Blur	Total	Overall accuracy (%)	90
	Sharp	10	3	13	Kappa	0.79
	Blur	0	17	17	Omission error (%)	15
	Total	10	20	30	Commission error (%)	0

## 5. 結論

本研究提出以線散函數衍生特徵，考慮模糊強度與方向性，自動化估計影像品質。研究資料包含 UAV 影像及運動型相機影像，分類方法為非監督式分類，驗證藉由線型特徵，自動化評估影像品質之可行性，以下就實驗成果歸納出五點結論：

- (1) 以線散函數衍生特徵評估影像品質，在無人工判識介入的前提下，以 **K-Means** 進行非監督式分類，不論是在 UAV 影像或運動型相機影像，都能夠達到自動偵測模糊影像及清晰影像的目的，驗證線散函數衍生特徵與影像品質之相關性。
- (2) 在 UAV 影像實驗中，使用本研究方法進行影像分類，在肉眼可辨識的模糊偵測需求下，有一定水準的分類成效，其整體精度達 88.9%，Kappa 為 0.68，除此之外，亦發現本方法無法偵測過於細微的模糊特徵之限制。
- (3) 在運動型相機影像實驗中，在沒有任何特殊測試標的前提下，驗證僅依靠影像內涵的線型特徵，本研究方法同樣可以使用。由於該筆資料具備顯著的模糊方向性，較適用線散函數衍生特徵，能夠充分反映影像品質，與 UAV 影像分類成果相比，有更為理想的分類成效，其整體精度達 90%，Kappa 為 0.79。
- (4) 本研究方法除了能篩選模糊影像外，亦可應用於錄像遙測任務中，錄像即代表短時間內獲取最大量影像，可將其分解為最小單位時間的像幅影像(Frame Image)，由於這些影像之拍攝內涵極為相近，故可從中挑選一張品

質最佳的影像作代表，輸入攝影測量，提升一定程度的產品精度。

- (5) 本研究方法受限於線散函數理論，必須依靠影像內涵中的線型特徵，方能進行評估，故在森林區或其他缺乏線型特徵的測試區中，無法使用本方法進行評估。

## 致謝

本研究承蒙內政部計畫(107SU0217)支援得以順利完成，謹此致謝。

## 參考文獻

- Honkavaara, E., Peltoniemi, J., Ahokas, E., Kuittinen, R., Hyyppä, J., Jaakkola, J., Kaartinen, H., Markelin, L., Nurminen, K., and Suomalainen, J., 2008. A permanent test field for digital photogrammetric systems, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 74(1): 95-106.
- ISO, 2000. ISO 12233:2000, Photography -- electronic still-picture cameras -- resolution measurements, International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland, 42 pages.
- Luxen, M., and Förstner, W., 2002. Characterizing image quality: Blind estimation of the point spread function from a single image, *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and*

- Spatial Information Sciences, 34(3/A): 205-210.
- Osterberg, H., 1962. Evaluation phase optical tests, Military Standardization Handbook: Optical Design, Defense Supply Agency, 1-8.
- Pauly, M., Gross, M., and Kobbelt, L.P., 2002. Efficient simplification of point-sampled surfaces, IEEE Visualization 2002, Boston, MA, USA, 163-170.
- Sieberth, T., Wackrow, R., and Chandler, J.H., 2014. Motion blur disturbs—the influence of motion-blurred images in photogrammetry, The Photogrammetric Record, 29(148): 434-453.
- USGS, 2008. Digital aerial imagery calibration range requirements, EROS Remote Sensing Technology Project, Version 2, Available at: <http://calval.cr.usgs.gov/documents/InSituCalibrationRangeRequirementsV02.doc>, Accessed June 01, 2018.
- von Gioi, R.G., Jakubowicz, J., Morel, J.M., and Randall, G., 2012. LSD: A line segment detector, Image Processing On Line, 2(2012): 35-55.
- Wang, T., Li, S., and Li, X., 2009. An automatic MTF measurement method for remote sensing cameras, 2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, Beijing, China, 245-248.
- Yang, C.H., Wang, S.C., Shih, P.T., Lee, P.S., and Liu, J.L., 2015. An experimental comparison of directly and indirectly derived modulation transfer functions, The Photogrammetric Record, 30(149): 100-114.

## LSF-derived Feature for Image Quality Assessment – A Case Study on UAV Image Selection

Tee-Ann Teo<sup>1\*</sup> Yun-Cheng Wen-Chang<sup>2</sup>

### Abstract

Unmanned Aerial Vehicle (UAV) acquires high spatial resolution and highly overlapped images at low flying altitude. As the light-weight UAV is susceptible by strong winds and turbulence, the UAV instability will usually cause the blurred image and degrade the image quality. The image degradation function can be evaluated by point-spread function (PSF) and it is usually derived from the signalized target. This study presented an automatic LSF (line spread function)-derived feature to detect blurred image. It is based on the linear feature from the image itself. The linear features are detected by line segment detector (LSD) and the LSF is estimated by differentiating edge spread function (ESF). Only the step edges are preserved to calculate LSF-derived features such as size and azimuth of the ellipsoid. The test data includes UAV images and handheld images. We use the proposed LSF-derived features to separate the blur and non-blur images automatically. The overall accuracies reached 88.9% and 90% for UAV and handheld images, respectively. The experiments indicated that the proposed method is capable of detecting the blurred images automatically. Moreover, the blurred image can be excluded in photogrammetric processing to archive better accuracy.

**Keywords:** Unmanned Aerial Vehicle, Line Spread Function, Linear Feature

---

<sup>1</sup> Professor, Department of Civil Engineering, National Chiao Tung University

<sup>2</sup> Master, Department of Civil Engineering, National Chiao Tung University

\* Corresponding Author, E-mail: tateo@mail.nctu.edu.tw

Received Date: Jun. 04, 2018

Revised Date: Jun. 13, 2018

Accepted Date: Jun. 15, 2018