

## 基於 SURF 之雷射光斑影像次像素定位與加速技術

黃炳森<sup>1</sup> 葉正聖<sup>2</sup> 陳秉彥<sup>1</sup> 林益巨<sup>3</sup> 黃宜裕<sup>4</sup> 廖志明<sup>5</sup>

<sup>1</sup> 銘傳大學電子工程系 Email: pshuang@mail.mcu.edu.tw

<sup>2</sup> 銘傳大學資訊傳播工程系 Email: jsyeh@mail.mcu.edu.tw

<sup>3</sup> 銘傳大學資訊工程系 Email: steven16526@hotmail.com

<sup>4</sup> 中山科學研究院材料暨光電研究所 Email: yiyuh.hwang@msa.hinet.net

<sup>5</sup> 中山科學研究院資訊通信研究所 Email: liaochihming@gmail.com

### 摘要

本論文利用影像處理及統計演算法針對移動的雷射光斑影像(laser speckle patterns)進行次像素級的定位分析。由於光斑影像具有獨特的重複與相關性，其移動資訊可以應用於機械精密定位問題上，但必須符合次像素級的精度要求。為了定位速度的考量，在此我們利用特徵比對常用的 SURF 演算法來萃取穩定的特徵點，並為光斑影像設計了次像素級的統計比對法則，以去除錯誤的特徵配對點方式來提高定位正確性。實驗結果顯示，利用我們改良的 SURF 演算法及所提出的定位方法，可以計算出精確的次像素(sub-pixel)級光斑影像移動方向及位移資訊，同時在定位速度上也有不錯的效能。因此，本論文所提出的次像素比對方法在未來應該可以應用於機械精密定位的相關問題。

**關鍵詞：**次像素定位、關鍵點、尺度不變特徵轉換(SIFT)、加速強健特徵(SURF)

### 1. 前言

雷射(Laser)是具有高同調性的一種光源，當雷射光入射到一個較粗糙的表面時，便會產生高同調性光的散射(Scatter)現象，接著當兩束散射光碰在一起時，就會產生光的干涉效應[1]。而干涉效應可分為建設性與破壞性干涉，建設性干涉會產生亮的結果，而破壞性干涉則為暗的反應，因此干涉效應的結果往往是呈現明暗排列的圖形，而這些高同調性的散射光互相干涉的結果便會形成許多亮點及暗點的影像，這種影像即為雷射光斑(Laser Speckle Patterns, LSPs)。透過光學干涉作用，雷射光可以產生細微之光斑，而光斑在尚未發現與位移有關時，通常被視為影響影像品質之雜訊，但是，自從有人發現位移與光斑具有相關性時，光斑之分析便成為了一種量測技術。

相較於傳統 LED 光源在照射物體表面時所產生之明暗陰影，由於雷射是一種高指向性的同調光源，所以產生之細微雷射光斑能夠直接表現出物體表面的紋理特徵，因此，利用雷射做為光源照射在物體表面所產生之光斑影像擁有更好的解析度。由於雷射光斑是來自於被照射物面散射光之干涉效應

所產生之不規則斑點圖形，所以雷射光斑能夠反應出物面的三維資訊。在相同的雷射光學機構下，光斑影像的形成與識別物件之材質及表面細微紋理相關，即使在相同的材質表面上，不同位置的細微紋理也不會相同，因此每一個物件表面之光斑影像均可視為是獨一無二的，當光斑影像越大且涵蓋之物面範圍越大時，光斑影像之獨特性便越高，而物面之紋理又難以複製，因此對於特定之物面，雷射光斑具有唯一又難以複製之特性[2]。因此藉由雷射光斑影像的高解析度特性，我們可利用影像比對方式來進行機械精密定位的工作。

### 2. 文獻探討

目前最常用的機械定位方式約有 20 種，每一種皆有其應用的場合，學校最普遍使用的定位方式則為伺服馬達或步進馬達驅動定位，定位精度可高達 0.1  $\mu\text{m}$ ，對於自動化工作者，則應熟悉這 20 種定位方法並靈活運用於自動化設備中。此外，在產業界則普遍使用微奈米定位技術，此技術可定位到 0.1  $\mu\text{m}$  精度以上，通常應用於植球機、拉線機等場合。若將精密機械與微奈米定位技術結合，則可進行各種加工或檢測，例如精密加工齒輪或微細零件等。在奈米定位技術方面，近年來由於半導體加工產業及生化科技的迅速發展，次微米生產設備逐漸成為目前市場之主流。隨著各種產品尺寸的微小化，加工精度的要求也跟著提升至數十個奈米的精度等級。對於超精密加工及相關的精密測量與微元件檢測技術而言，發展一個實用且具精密定位與追蹤功能之工作平台是非常重要的。在奈米定位控制的技術中，由於定位精度的要求，以至於對工作平台的結構、致動器、感測器及裝配方式等皆較於傳統平台有著更嚴謹的要求。為了達到真正精密定位的目的，首先要使用高解析度的影像感測器，但此時的定位精度只能達到像素(pixel)等級，如要進一步提升精密定位解析度，就必須突破影像像素的尺寸限制，所以，次像素比對技術便成為不可或缺的方法。

次像素技術在影像處理領域是一項重要的技術，通常可應用於電腦視覺(computer vision)[3]、遙測影像(remote sensing)[4]、醫學影像(medical imaging)[5]與機械精密定位(precise positioning)[6]

等應用。為了解決傳統影像放大處理時所造成的物體邊緣有鋸齒狀及模糊的失真問題，內插(interpolation)法則是普遍使用的一種次像素技術[7]。常用的內插法大致可分為三種：最近鄰居內插法(Nearest-neighborhood interpolation)、雙線性內插法(Bilinear interpolation)與雙立方內插法(Bicubic interpolation)。在完成內插法的運算後，為了提高放大後的影像解析度，通常會針對邊緣再做進一步的處理。雷射光斑影像不同於一般影像及遙測影像，不需經過影像放大的內插法處理再進行次像素的比對。

由於光斑影像具有不變形的獨特性，本論文擬利用中山科學研究院所開發之「不變形光斑取像裝置」[8]作為取像平台(如圖 1 所示)，並結合影像比對識別法則，開發一種新的次像素級的比對方法。此裝置已先後分別成功地應用於電腦滑鼠[9]與手指導覽系統[10]之應用。同時，對於像素級的精密量測與定位問題，利用樣板比對方法及從不同材質平面所擷取之光斑影像，也已得到不錯之成果[11]。

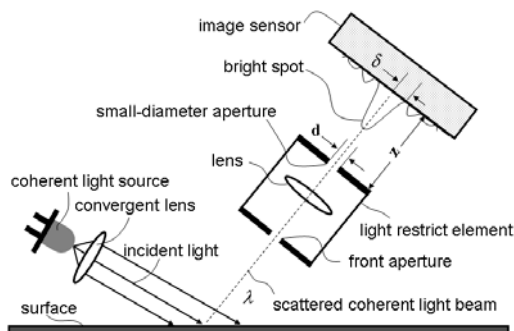


圖 1: 雷射光斑取像裝置[8]

在利用光斑影像進行特徵比對之前，首先我們必須能從影像中找出穩定之特徵點。一個好的特徵點必須具備以下幾個條件：第一，特徵點要有高的識別性，也就是找到的特徵點要具有相當的特色與獨特性；第二，必須要有容易的匹配性，也就是要有高的匹配正確率；第三，特徵點必須對於不同的影像破壞處理具有不變性。一般而言，一個完整的特徵點演算法可以分為兩個部份，一為特徵點擷取，一為特徵點描述。在本論文中，我們首先會針對許多常用的特徵運算子(feature interest operator)進行分析，接著提出一種精確且快速的次像素(sub-pixel)影像比對演算法。分析的運算子包括常用的 SIFT[12]與 SURF[13]兩種運算子及 SURF 的修正版，目的是先用來進行特徵點偵測(feature detection)，每一個特徵點對應到一個像素，此時可達到的比對精確度(matching accuracy)為像素級。接著，我們將這些偵測到的特徵點當作計算平均中心點的集合。最後，利用分別由參考影像與目標影像特徵點集合所得到的兩個中心點位置，計算其位移量。此時，得到之位移量精確度已可達到次像素等級。針對速度快但精確度較 SIFT 差的 SURF 演算法，我們在進行計算平均中心點之前另外加上了使

用了中央極限定理[14]來剔除錯誤的配對集合。實驗結果顯示，如此可以讓 SURF 演算法無論在速度或精確度皆能超越 SIFT 演算法。以下我們即針對研究方法與實驗結果等進行詳細的說明。

### 3. 研究方法

本論文之研究目的在利用不變形光斑影像進行次像素(sub-pixel)精密定位，因為在定位時需比對即時光斑影像與參考座標光斑影像之相對位移，此位移是以二維感測器本身之感測像素長度為量測單位，因此，位移精度會受限於感測像素長度。如何開發新的光斑影像比對定位技術，突破感測像素長度限制，以有效提高光斑影像定位精度就成為相當重要的課題。另外，如何在定位精度提升時，同時也能加快定位速度，讓定位技術更精確、快速，滿足市場需求，也是需要解決的問題。本論文所設計的光斑次像素定位流程如圖 2 所示。在進行特徵比對之前必須先完成特徵點的萃取，特徵萃取的方法是先後利用 SIFT[12]與 SURF[13]演算法，分別從參考(reference)與目標(target)光斑影像偵測出兩組關鍵點(keypoints)。接著從這兩組關鍵點找出配對成功的集合，最後再進行次像素定位的計算。因本論文主要是修改 SURF 演算法及使用於次像素定位問題上，所以接下來我們先說明 SURF 演算法的原理，接著解釋比對的方法與次像素定位點的計算方式。

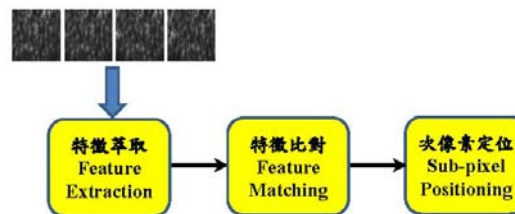


圖 2: 光斑次像素定位流程圖

#### 3.1 SURF

SURF 演算法以 SIFT 演算法之概念為出發點，於 2006 年由 Bay 等人提出，首先用 Fast-hessian 及方框濾波檢測積分影像中之特徵點，接著以 Haar 小波運算計算出特徵點及特徵向量，最後利用特徵向量做特徵點之比對進行影像辨識。特徵點檢測部分，首先建立不同尺度的積分影像金字塔，影像的  $x$  區域積分影像  $I_{\Sigma}(x)$  可由公式(1)得到。

$$I_{\Sigma}(x) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j) \quad (1)$$

其中  $I(i, j)$  為座標  $(i, j)$  的像素值。針對  $x$  區域藉由  $A - B - C + D$  可計算出灰階值的總和，如圖 3 所示，這個運算只需要三次加法及四次記憶體存取即可得到。藉此得到積分影像並利用不同大小之海森(Hessian)矩陣遮罩建立尺度空間金字塔及進行特徵點偵測，圖 4 為 SIFT 與 SURF 尺度空間金

字塔對照圖。SIFT 是使用固定的高斯函數遮罩與影像進行多次運算建立不同尺度的積分影像，而 SURF 則是使用不同大小的海森矩陣遮罩與影像進行運算，利用不同大小的海森矩陣可以得到不同尺度的積分影像。

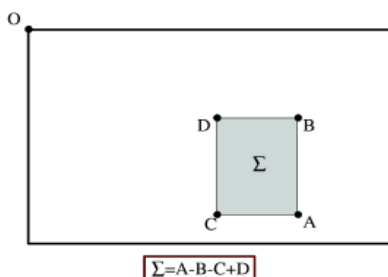


圖 3: 針對積分影像計算某區域之灰階值總和示意圖

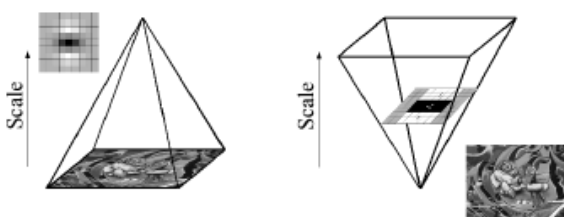


圖 4: SIFT(左圖)與 SURF(右圖)尺度空間金字塔對照圖

在得到積分影像的尺度空間金字塔後，SURF 利用海森矩陣進行特徵點的偵測，海森矩陣公式如公式(2)所示，公式  $H(x, \sigma)$  中的  $x$  表示像素點座標， $\sigma$  為尺度因子， $L_{xx}(x, \sigma)$ ， $L_{xy}(x, \sigma)$  和  $L_{yy}(x, \sigma)$  則為影像與高斯二階導數計算之結果。

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

為加速計算速度，SURF 使用 Fast-Hessian 的方法，以方框濾波取代 SIFT 的二階高斯濾波，並簡化海森矩陣遮罩的方法，將海森矩陣取其近似值。如圖 5 所示為高斯(Gaussian)二階偏微導數，簡化方式為將灰色部分設定為 0 以加快計算速度。圖中左半部分分別為 SIFT 之  $y$  方向及  $xy$  方向遮罩示意圖，右半部分分別為簡化後之  $y$  方向及  $xy$  方向遮罩示意圖。

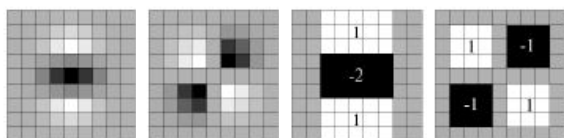


圖 5: SIFT(左半部)及 SURF(右半部)特徵點偵測遮罩示意圖

在取得特徵點座標之後，SURF 以特徵點為中心， $6\sigma$  為半徑，每 60 度為一區預計算  $dx$  和  $dy$  之總和，以最大值之區域做為特徵點之主方向。接

著再以特徵點為中心，取  $20\sigma$  之區域，每  $5\sigma$  為一個單位分成  $4*4$  個子區域，每個子區域進行 Haar 小波運算分別計算出  $\Sigma dx$ 、 $\Sigma dy$ 、 $\Sigma |dx|$  和  $\Sigma |dy|$  四個總和向量為特徵點之特徵向量， $4*4$  子區域共有 64 個值，意即一個特徵點有 64 維的特徵向量。這個特徵向量比 SIFT 的 128 維向量少了一半，自然 SURF 在比對特徵向量時速度較快，但因採取了許多簡化運算，精確度會比 SIFT 差。

無論 SIFT 或是 SURF 演算法，在進行影像辨識時，皆會將參考光斑影像以及目標光斑影像先進行特徵點的尋找並且針對每一個特徵點給予特徵向量。在進行兩張影像比對時，是將兩張影像所有的特徵點之特徵向量進行歐氏距離的運算，並將運算結果距離最近的兩個特徵點視為相同的特徵，如此即為配對成功。若是配對成功的特徵點數越多則能代表兩影像的相似性越高甚至包含有相同之物件。

SURF 不僅在特徵點偵測上能夠保留旋轉及尺度不變性，在計算上的簡化也能夠提升計算速度。在影像匹配階段，由於 SIFT 與 SURF 特徵向量長度各為 128 維與 64 維，所以 SURF 在特徵點比對時也能大幅提升計算速度，並且能夠在計算速度與影像比對效能上取得良好的平衡點，因此成為本研究所使用之方法。為了瞭解 SURF 與 SIFT 的詳細差異，接下來我們說明 SURF 特徵點擷取與描述演算法的三個步驟：(一)特徵點的偵測；(二)特徵點描述子的生成；(三)特徵點的匹配。

(一) 特徵點的偵測

SURF 特徵點的偵測是進行 SURF 匹配的第一步，其目的是在尺度空間中尋找明顯的候選特徵點以參與後續的匹配。特徵點的偵測首先需要對原影像建立尺度空間，然後在不同的尺度空間上分別偵測出極值點，並對極值點進行精確的定位。

(二) 特徵點描述子的生成

SURF 演算法中首先會確定特徵點的主方向從而使其保持旋轉不變性，接著才對特徵點進行描述。

(三) 特徵點的匹配

在從參考光斑影像與目標光斑影像萃取出特徵點後，接下來就是進行兩影像之特徵點匹配的工作，匹配的步驟可分為：快速索引匹配、最鄰近點匹配與基於平行斜率的匹配演算法等三項。

無論採用何種特徵描述子和相似性判定度量，配對錯誤通常是難以避免的。所以特徵點匹配完畢的下一步主要做的就是去除候選匹配點中的錯誤配對。一般常用的去錯配點方法是 RANSAC[15]演算法，這個方法也用於 SIFT 剔除錯誤的關鍵點配對。因此，特徵點在進行完初始匹配後，可以先利用 RANSAC 針對可靠度較高的匹配點對進行約束矩陣的估計。當動態影像移動在高速的情況下時，考量 SURF 特徵點的提取速度，我們不可能對整幅圖像來進行特徵點萃取。因此，我



們只能選取目標影像中的某一區域進行 SURF 特徵點提取。而在影像較小時，由於影像中的匹配對過少，所以無法使用 RANSAC 演算法的估計模型，本論文要處理的光斑影像屬於小影像 (128x128)，所以並不適用 RANSAC 演算法。針對這種情況，我們提出了一種基於平行斜率的匹配方法。

由於相鄰兩張光斑影像的移動為線性關係，所有配對正確的集合應該是一組具有相同斜率的直線。我們可以利用這個性質，挑出斜率不同的配對予以剔除即可。換句話說，相較於參考影像，當目標影像發生線性位移時，若進行了正確的匹配，則集合當中特徵點與特徵點之間的連線應該是互相平行的。

### 3.2 光斑影像之次像素比對

在利用 SURF 演算法萃取出特徵關鍵點後，我們在進行配對時使用了中央極限定理[14]來剔除錯誤的配對集合。依據定理，樣本數量至少需大於三十筆資料，如此則可將這些樣本視為母體且當母體呈現高斯常態分布時，我們可以從平均數為  $\mu$ ，標準差為  $\sigma$  的母體中，隨機地抽取大小為  $n$  的獨立樣本  $X_1, X_2, \dots, X_n$ 。其機率密度函數可表示為

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

離群值由於樣本異常可能會發生統計估測錯誤問題，此時可藉由偵測離群值的方法加以剔除，在這裡我們使用高斯模型來偵測離群值，而離群值的測定範圍表示如下

$$X_n > \mu + 1.5\sigma \text{ or } X_n < \mu - 1.5\sigma \quad (4)$$

若樣本  $X_n$  落在此範圍內則可視為離群值。

在整組光斑影像以水平移動的實驗環境下，我們以穩定的水平方向變化量做為統計離群值的評估標準。令  $n$  為配對成功的數量， $X_i, i=1, \dots, n$  且  $X_i = P_i^b(x) - P_i^a(x)$  表示各個配對之特徵點差值。假設計算出來的差值平均值與標準差分別為  $\mu_x$  和  $\sigma_x$ ，而設計的離群值測定範圍為  $X_n > \mu_x + 1.5\sigma$  or  $X_n < \mu_x - 1.5\sigma$ 。依據此標準檢測資料的正確性時，我們將離群值從  $X_i$  當中剔除後再重新計算  $X_i$  之平均值，此即為具有準確性之影像位移量。

## 4. 實驗結果與分析

本實驗目的在於分析從 SURF 演算法萃取出來的特徵點，經過統計剔除離群值的方式後，是否真正能提升光斑影像進行次像素定位的準確度？同時驗證使用 SURF 演算法加上統計剔除離群值法後，次像素定位準確度趨近於 SIFT 演算法，而且

運算速度可以大幅提升。實驗所使用的影像資料庫由中山科學研究院材料暨光電研究所雷射物理組所提供。取像時間為 2013 年 3 月 28 日，取像方式首先在滾珠螺桿精密移動平台上架設光斑取像裝置，再以程式控制穩定地沿著由右向左的水平方向每次移動 0.1 個像素並取像，擷取的影像序列數量為 402 張，每張大小皆為 128x128 像素。

在分析實驗結果之前，我們先說明實驗進行的環境。論文所使用的硬體為個人電腦一台，配備有中央處理器(Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q9400 @ 2.66Hz)與主記憶體(4.0GB (3.87GB 可用) DRAM)。在軟體方面有作業系統(64 bit Windows 7)、程式平台(Visual Studio C++ 2010)及影像函式庫(OpenCV 2.4.6)。

為了驗證單獨使用 SURF 與 SIFT 方法及加上統計剔除離群值法後，在計算次像素移動量的效能比較結果，我們在這裡分別設計了六種實驗：

1. 單獨使用 SIFT 法分別尋找參考影像與目標影像之關鍵點，並利用關鍵點特性進行一對一對應，接著計算所有對應點集合之水平座標差值，最後計算所有差值之平均數即為影像位移量。
2. 單獨使用 SIFT 法分別尋找參考影像與目標影像之前十個強關鍵點，接下來的步驟與 1. 相同。
3. 單獨使用 SURF 法分別尋找參考影像與目標影像之關鍵點，接下來的步驟與 1. 相同。
4. 使用 SURF 法分別尋找參考影像與目標影像之關鍵點，並進行一對一對應及計算所有對應點集合之水平座標差值，接著取所有差值之平均數與標準差，運用離群值公式剔除誤差明顯之資料，再次計算平均值即為影像位移量。
5. 使用 OpenSURF 法並只計算垂直(Upright)方向與省略高斯(Gaussian)濾波功能，藉此尋找參考影像與目標影像之關鍵點，接下來的步驟與 1. 相同，以驗證加速效能。
6. 使用 OpenSURF 法並只計算垂直(Upright)方向與省略高斯(Gaussian)濾波功能，藉此尋找參考影像與目標影像之關鍵點，接下來的步驟與 4. 相同，以驗證加速效能。

由於篇幅限制，我們在本論文中僅將最重要的實驗 4 結果進行說明。在實驗 4 中，演算法首先使用 SURF 從相鄰兩張光斑影像分別萃取出所有特徵點，接著運用影像特徵點之特徵向量進行配對，再計算出每個特徵點之間的位移偏量(包含水平方向與垂直方向)。最後再將這些水平位移量及垂直位移量做進行統計分析並剔除離異較大的偏移量，再將剩下之位移量進行均值運算，即可得到相鄰兩張影像之相對位移量。圖 6(a)、(b)及(c) 分別代表 SURFS 演算法計算之水平位移量、垂直位移量及水平位移累積圖。由表 1 可以得到，實驗 4 雖然在比對時間比實驗 3 多花了 0.00006 秒，但是

標準差已成功地降低至 0.007699 像素，而且 FPS 仍然可以維持在 166.112。另外，SURFS 演算法的標準差介於實驗 1 與實驗 2 之間，同時具備了穩定性及即時性。

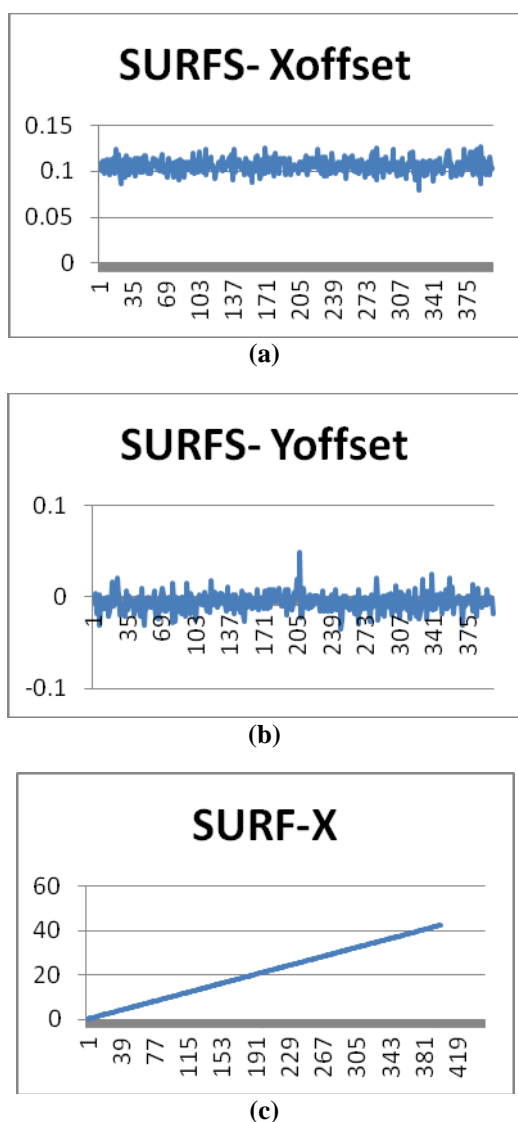


圖 6: SURFS 演算法比對結果

表 1 SURFS 影像比對分析對照表

	SURFS
尋找特徵點的時間	0.00586 秒
特徵點比對的時間	0.00016 秒
FPS	166.112 frame/second
標準差	0.007699 pixels

## 5. 結論與討論

本論文的目標係針對不變形相鄰光斑影像對，利用特徵比對演算法進行次像素(sub-pixel)精

度的位移定位。由於光斑影像對在執行即時比對時，參考座標光斑影像之相對位移是以二維感測器本身之感測像素長度為量測單位，所以，位移精度會受限於感測像素長度。因此，本論文目的在於開發新的光斑影像比對定位技術，突破感測像素長度限制，以有效提高光斑影像定位精度。本研究預期在定位精度提升時，同時也能加快定位速度，讓定位技術更精確與快速，以滿足市場需求。

為了滿足擷取出來的特徵點具有強健性(robustness)與不變性，以備在接下來的比對工作能準確與快速，我們在特徵擷取部分先後使用了 SIFT、SURF 與 OpenSURF 運算子來進行穩定特徵點的偵測。在次像素精度位移量的計算部分，我們首先使用了離群統計法將錯誤的配對移除。接著，分別對參考影像與目標影像剩下的配對集計算平均中心點。最後，利用這兩個中心點計算出參考影像與目標影像之間的次像素位移量。對於加速的處理，我們針對 OpenSURF 運算子增加了兩種選項：只計算垂直(Upright)方向與省略高斯(Gaussian)濾波運算。

實驗結果顯示，這三種特徵萃取運算子，不管在速度或精確度上的表現都各有所長，且能解決光斑影像對次像素位移之定位問題。SURF 運算子擷取特徵點的速度較 SIFT 運算子快，但 SIFT 運算子精確度較 SURF 運算子高。加上本論文所使用的離群統計法移除錯誤的配對後，可改進 SURF 精確度較差問題，讓 SURF 運算子在精確度上逼近且速度可以大幅超越 SIFT 運算子。OpenSURF 在選擇只計算垂直(Upright)方向或省略高斯(Gaussian)濾波運算時，執行速度的確可以比完整使用 OpenSURF 運算子時快，達到加速的要求。為了讓使用者能方便的根據個人需求來選擇三者之一的方法，我們同時在論文也設計了一個使用者介面，讓使用者能方便地來選擇適合的運算子及選項，進行精確且快速的光斑影像對次像素定位計算。

綜合以上所述，本論文所提方法已可解決雷射光斑影像次像素級的比對問題，且可在精確度與速度效能上有雙重的改善。因此，本論文所提出的次像素比對方法在未來應該可以套用於機械精密定位的相關應用上。此外，未來的改良方式可以朝向利用繪圖處理器(GPU)等硬體加速方法讓執行速度可以再向上提升一個層次。

## 誌謝

本論文為中山科學研究院產學研科專計畫之相關成果，感謝中科院在研究經費上之支持，計畫編號為 103-EC-17-A-04-01-0310。

## 參考文獻

- [1] A. M. Hamed, H. El-Ghandour, F. El-Diasty, and M. Saady, "Analysis of Speckle Images to Assess Surface Roughness," Optics & Laser

- Technology, Vol. 36, pp. 249-253, 2004.
- [2] 廖志明, “雷射光斑影像分析及應用之研究,” 國防大學中正理工學院國防科學研究所博士論文, 2010.
- [3] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi, “A Sub-pixel correspondence Search Technique for Computer Vision Applications,” *IEICE Transactions Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 8, pp. 1913-1923, 13-15 August, 2004.
- [4] M. Debella-Gilo and A. Käab, “Sub-pixel precision image matching for measuring surface displacements on mass movements using normalized cross-correlation,” *Remote Sensing of Environment*, 115, pp. 130 - 142, 2011.
- [5] M. Balci, M. Alnasser, and H. Foroosh, “Subpixel Alignment of MRI Data Under Cartesian and Log-Polar Sampling,” in *Proceedings of IEEE Conference on Pattern Recognition*, Aug. 20-24, Hong Kong, China, Vol. 3, pp. 607-610, 2006.
- [6] 林志哲, 黃昱勳, “應用影像辨識於微步進平台之精密定位控制,” 2004 第四屆精密機械製造研討會, 臺灣, 台北, 2004/11/13.
- [7] 鄭文璋, “在次像素精準度下的邊緣偵測演算法及其應用,” 銘傳大學資訊傳播工程系碩士論文, 民國九十四年六月。
- [8] 黃宜裕等, “光斑取像裝置與方法”, 中華民國專利, 發明第 I275781 號。
- [9] Chih-Ming Liao, Ping S. Huang, Yi-Yuh Hwang, Ming Chen, Chung-Cheng Chiu, “Robust Technique of Analyzing and Locating Laser Speckle Patterns for Optical Computer Mice,” *Optics and Lasers in Engineering*, Vol. 47(7-8), pp. 875-883, July-August 2009.
- [10] Chih-Ming Liao, Ping S. Huang, Chung-Cheng Chiu, Yi-Yuh Hwang, Shin-I Ma, “Real-time Finger-Controlled Navigation System Using Laser Speckle Patterns,” *Optical Engineering* Vol. 49, No. 5, 054301, May 2010.
- [11] Chih-Ming Liao, Ping Sheng Huang, Ting-Wei Chiang, Chun-Hao Chen, Yi-Yuh Hwang, “Precision Measurement Using Template Matching for Laser Speckle Patterns from Different Materials,” *Advanced Materials Research*, Vol. 579, pp. 251-259, 2012.
- [12] D. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [13] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and Van Gool L., “Surf: Speeded up robust features,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 3, no. 110, pp. 346-359, 2008.
- [14] G. Casella and R. L. Berger, *Statistical Inference*, Brooks/Cole Publishing Company, Pacific Grove, California, pp. 624-629, 1990.
- [15] Y. Ke and R. Suthanakar, “PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors,” *Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 506-513, 2004.