

具視覺伺服架構之多軸飛行器於管道追蹤之研究

謝銘原、黃品翰

南臺科技大學電機工程系

myshieh@stust.edu.tw

摘要

本文以管道自動化檢測為目的，將單一網路攝影機裝載於 Arduino 架構之多軸飛行器上，利用影像處理對管道進行識別，並控制飛行器達到自動追蹤功能。管道影像透過高斯模糊、直方圖均衡化、二值化及邊緣檢測等預處理提高影像邊緣強度後，利用霍夫變換(Hough transform)提取邊緣特徵訊息，配合卡爾曼濾波器(Kalman filter)過濾特徵影像回饋給飛行器進行管道追蹤。最後，本文將使用真實管道進行實驗證明提出方法之高強健性與有效性。

關鍵詞：自動化檢測、多軸飛行器、管道追蹤、霍夫變換，卡爾曼濾波器

Development of a Visual Servo Multirotor for Pipeline Tracking

Ming-Yuan Shieh, Ping-Han Hwang

Department of Electrical Engineering, Southern Taiwan University of Science and Technology

Abstract

In the process of pipeline inspection, the most critical is to achieve the automatic tracking of pipelines. Based on a monocular webcam, the detection and tracking system for an Arduino multirotor is proposed to realize autonomous cruise of pipelines. Firstly, according to the imaging characteristics of pipe images, every image of pipeline is processed by image binarization and canny edge detection algorithm to collect the boundary information of object. Secondly, shape characteristics of pipeline are obtained by Hough transform. The tracking of pipelines meanwhile are carried out according to the feature of pipeline by Kalman filter. Finally, some experiments are executed under different scenes whose results illustrate the effectiveness of the proposed pipeline tracking system. The study demonstrates that the proposed pipeline tracking algorithm has good robustness and real-time performance.

Keywords: Automatic Inspection, Multirotor, Pipeline Tracking, Hough Transform, Kalman Filter

壹、前言

管道系統仍是現今運送液體、氣體、以及其他包括石油、天然氣等物質的主要運輸手段，被廣泛運用在許多建築大樓及工廠。為了維持使用上的安全，定期的檢查及維護是不可或缺的一環。因應各行各業的不同需求，許多管道檢測系統應用於核電廠[1]、管線老化[2]、氣體[3]、或水[4]等運輸系統。管道檢測方法可分成管內及管外兩種，在環境的不確定性下，由於管內檢測具有不易受外在環境干擾，且沒有輪緣(flange)及支撐架(pipeline - support)等障礙物存在等優點，過去大部分自動檢測系統均是採用管內檢測。然而，為了提高檢測的準確性，管內檢測通常需要切割管道或為了檢察需另建一額外入口，而且具有被管道內材料污染之風險。跟管內檢查相比，管外檢查擁有安裝簡單及非破壞性等優點，因此，在安裝簡單及低污染的優點下，管外檢查隨著自動化科技的進步逐漸被重視。使用管道檢查機器人是常見的解決方式之一，例如用來檢查管線寬度及腐蝕情形，特別是用於核電廠等被高度要求非破壞性檢測的環境。為了在管道檢測的過程中保持效率，基於管外機器人的檢測系統不斷被改良及開發[5-8]。隨著自動化技術迅速擴展至各行各業取代了高危險、單調性、高頻率的人力行為，除了提高作業效率之外，更改善了作業的質量，準確度和精度。

此外，由於許多管線均固定在建築物或工廠的牆上，許多場域並不適合用移動式機器人來進行檢測。因此，利用多軸飛行器結合自動管道追蹤系統來進行外管道檢測，除了可取代人力執行多重任務外，重要的是具有高安全性、經濟性好、功能強大等特性。

自動化技術與控制、資訊、系統工程等領域都有著十分密切的關係，囊括的範圍非常廣泛，除了能夠使製造工業的效率提升、效能進步外，也直接影響了人們的生活，如今我們得以享用便利的交通運輸，或是能夠隨時隨地接收來自世界各地的訊息，都與自動化技術的進步息息相關。自動化技術目的在於節省勞動力及時間、降低人為錯誤的機率，或是減少人員暴露在危險的環境中，並提升作業品質、準確度和精度。在總體的發展趨勢之下，自動化技術更廣泛地與各地現代化技術相結合，其中自動追蹤系統是自動化技術應用的一個重要方向，觀察移動中的人員或物體並提供位置數據，大幅縮短作業時間，更重要的是，執行過程或程序可以在無人工協助的狀況下進行，且能同時執行多項任務。

管道追蹤系統也是近年來廣受矚目的研究課題，根據各行各業的需求，許多管道追蹤的方法被提出，Andrey 等人提出聲納的水下電纜和管道跟踪系統[9]；Dong 等人實現了地面行走機器人，藉由偵測磁場判斷管線位置[10]。在影像處理的管道追蹤系統方面，Liwei Shi 等人使用網路攝影機提取特徵進行水下管道追蹤，並應用於兩棲機器人[11]；S. Bazeille 等人利用霍夫變換提取彎管特徵[12-13]。本文提出一個基於網路攝影機的管道追蹤系統，與以往的研究不同的是，系統將應用於四軸飛行器上，主要透過霍夫變換提取管道直線特徵後，利用卡爾曼濾波器進行追蹤。

在追蹤系統中，特徵檢測結果將影響著物件判別的準確性。本文使用霍夫變換對管道的形狀進行特徵檢測，霍夫變換(Hough transform)在 1959 年被提出，並在 1962 年由 Paul Hough 申請為專利[14]，傳統的霍夫變換存在計算量多、內存大等問題，但在這個硬體設備迅速發展的時代，這些問題逐漸被改善，許多霍夫變換的應用也被提出來，成為幾何圖形辨識的熱門演算法 [15]。霍夫變換提取特定物件之形狀資訊後，在參數空間(parameter space)中執行投票來決定物體的形狀，而由累加空間(accumulator space)裡的局部最大值(local maximum)來決定該形狀是否符合特徵條件。直線霍夫變換(linear Hough transform) [16] 為最常用的演算法之一，類似的方法還有二維的雷登變換[17]。

但是，環境中可能存在與目標物相同特徵的物件，或是在特徵檢測的過程中受到背景雜訊的干擾，使得特徵檢測的結果出現誤差或是誤判的情況發生。卡爾曼濾波是一種利用線性系統狀態方法，通過系統輸入輸出觀測數據，對系統狀態進行最優估計的算法。由於觀測數據中包括系統中的雜訊和干擾的影響，所以最優估計也可看作是濾波過程，常被使用在物件追蹤或軌跡最佳化。卡爾曼濾波器的目標跟踪是基於線性最小方差估計算法的動態系統狀態序列，其特點是抗雜訊能力強[18-19]，應用的範圍非常廣，包括經濟學、能源發展[20-21]、信號處理[22-23]、導航與控制[24]等領域。

貳、系統架構

本系統的流程圖如圖 1 所示，從影像擷取到實現管道追蹤可以分為共三個部分，分別是四軸飛行器、影像辨識與管道追蹤。使用的四軸飛行器上面除了有控制模組外，還有與電腦連接的數據傳輸模組。電腦是使用 Windows 筆記型電腦做影像接收並進行處理，並傳輸影像處理結果回饋給飛行器進行運動控制。影像處理過程中，為了儘可能達成自動化且適應不同環境下的辨識，處理過程中之各參數皆為系統自動產生及自我調整。

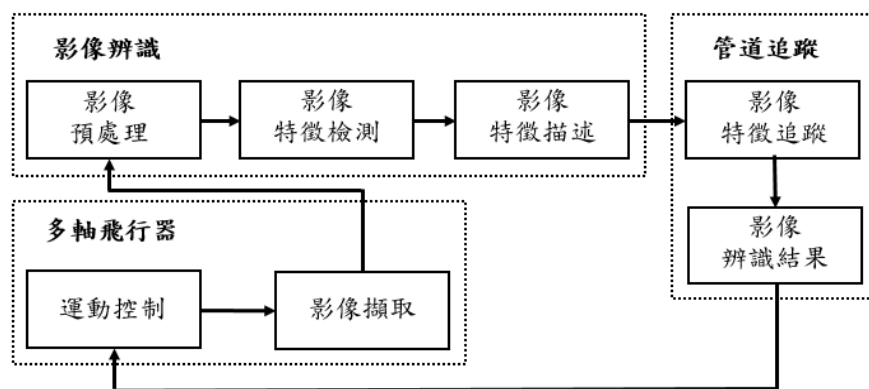
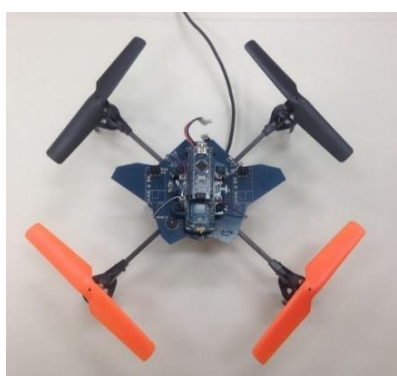


圖 1 追蹤系統流程圖

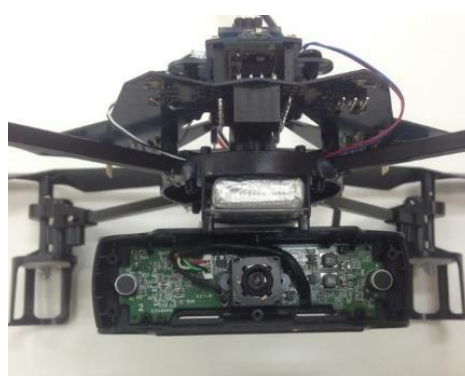
在結合了影像處理與四軸飛行器控制的管道追蹤系統中，透過裝設在四軸飛行器之網路攝影機來擷取管道影像後，用 USB 傳輸給 PC 進行影像處理。影像處理的流程包含了將雜訊去除、提高特徵辨識率的預處理，緊接著辨識管道邊緣特徵後，對特徵進行描述，紀錄當前管道特徵之位置及延伸方向。將辨識之結果以追蹤演算法推算最佳管道位置及方向以修正因辨識錯誤或雜訊所造成的誤差，最後將結果透過藍芽無線傳輸給多軸飛行器進行飛行運動控制，實現管道追蹤系統。

本文所使用之多旋翼飛行器為四軸 X 字的配置之 Arduino 飛行器，如圖 2(a)所示，機體尺寸 310*310*60mm，Arduino Nano 為主控制核心，馬達使用 820 空心杯馬達，主幹為 250 型動力四軸架，裝置軸距為 250mm 螺旋槳，上方搭載 PCB 轉板及飛行底板，其中包含陀螺儀、加速計、電源穩壓晶片、HC-06 藍芽接收器等等電子元件，配備 3.7V 650mha 25C 鋰聚合物電池，可滯空約 5 分鐘，掛載於下方的網路攝影機為 Logitech C920，負責拍攝與傳輸影像。透過控制各螺旋槳的轉速，利用四個旋翼的轉速控制即可產生不同方向的推進力，達到平移、翻滾、懸停及升降等動作。

圖 2(b)為裝置於飛行器上之攝影機(正面)。四軸架下方為電池插槽，用透明塑膠板固定電池避免滑動，下方為拆解後之羅技 C920。由於四軸飛行器在移動時機身會造成震盪，為了減緩此震盪對影像擷取造成影響，吾等利用吸震泡棉膠，將攝影機固定於機身上。



(a) 四軸飛行器



(b) 裝置於飛行器之攝影機

圖 2 管道追蹤之四軸飛行器

參、影像預處理

影像透過攝影機擷取時，可能會受到環境的影響，譬如：震動、現場光源、目標物本身變化…等等，在這些狀況下可能會導致所取得的影像品質有所差異，或是影像中有不需要的資訊，這時就必須透過一些方法對影像做合適的處理，達到去除雜訊以及加強影像特徵…等的效果，藉此改善影像的品質，將我們需要的資訊凸顯出來，使影像可以用於後續的影像分析，這個過程稱之為預處理。在本文中，預處理的流程包括灰階圖(gray scale)、高斯模糊(Gaussian blur)、直方圖均衡化(histogram equalization)、二值化(binanzied)和邊緣檢測(edge detection)。其中，轉換為灰階圖可以降低影像計算量；高斯模糊為去除雜訊的重要步驟；二值化可有效區分前景及背景物件；直方圖均衡化與邊緣檢測則是強化影像特徵訊息。完整的預處理流程如圖3。

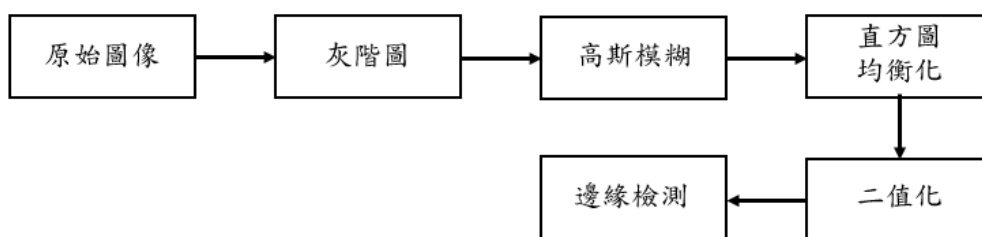


圖3 預處理流程

一、高斯模糊

從攝影機取得的影像為彩色影像，如直接以彩色影像處理運算會大幅增加計算量，雖然灰階圖像只包含亮度訊息，但不影響形狀的特徵強度。圖4(a)為原始圖像，首先將原始圖像轉換為灰階圖像，如圖4(b)。由於不論是影像背景還是環境因素的不確定性，取得的影像多半充斥著雜訊，在特徵辨識之前必須過濾雜訊，降低雜訊對辨識結果的影響。

高斯模糊又稱高斯平滑(Gaussian smoothing)，是一個常見的圖像模糊濾波器，被廣泛應用在影像處理的預先處理階段，以增強圖像在不同比例大小下的圖像效果。在二維圖像中，高斯模糊的定義為(1)式

$$G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(u^2+v^2)/(2\sigma^2)} \quad (1)$$

其中， σ 是常態分布的標準偏差。當標準偏差越高時，圖像會越模糊。

分布不為零的像素組成的卷積矩陣與原始圖像做變換。每個像素的值都是周圍相鄰像素值的加權平均。原始像素的值有最大的高斯分布值，所以有最大的權重，相鄰像素隨著距離原始像素越來越遠，其權重也越來越小。這樣進行模糊處理比其它的均衡模糊濾波器更高地保留了邊緣效果。管道辨識的高斯模糊結果如圖4(c)。

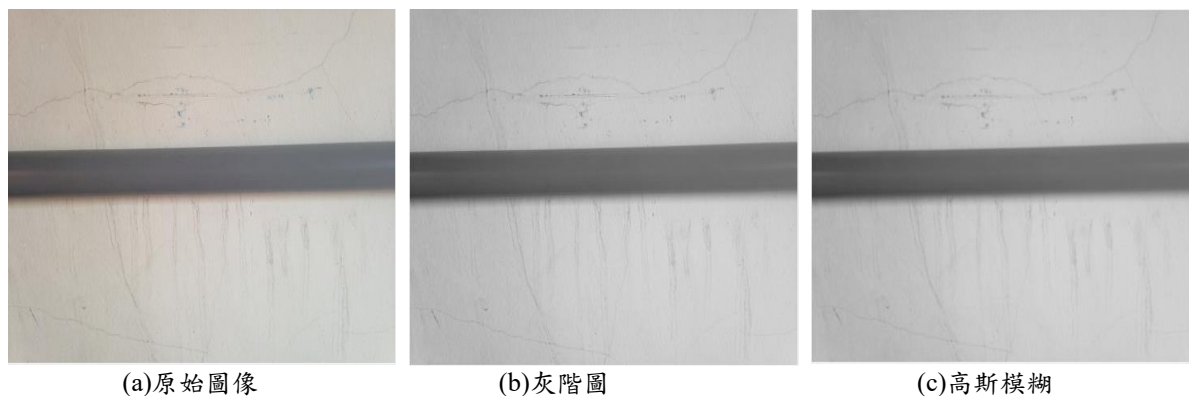


圖4 管道影像辨識過程

二、直方圖均衡化

直方圖均衡化是圖像處理領域中利用圖像直方圖對對比度進行調整的方法，對於背景和前景太亮或者太暗的圖像，通過調整可以使影像強度更好地分佈在直方圖上，對於較低局部對比度的區域來獲得較高的對比度。圖 5(a)顯示圖 4(c)灰階圖之灰階度分布圖，圖像的灰階強度集中在 100 與 200 附近，在通過直方圖均衡化後得到了改善。圖 5(b)及 5(c)表示處理後之結果與相應的灰階分布圖。

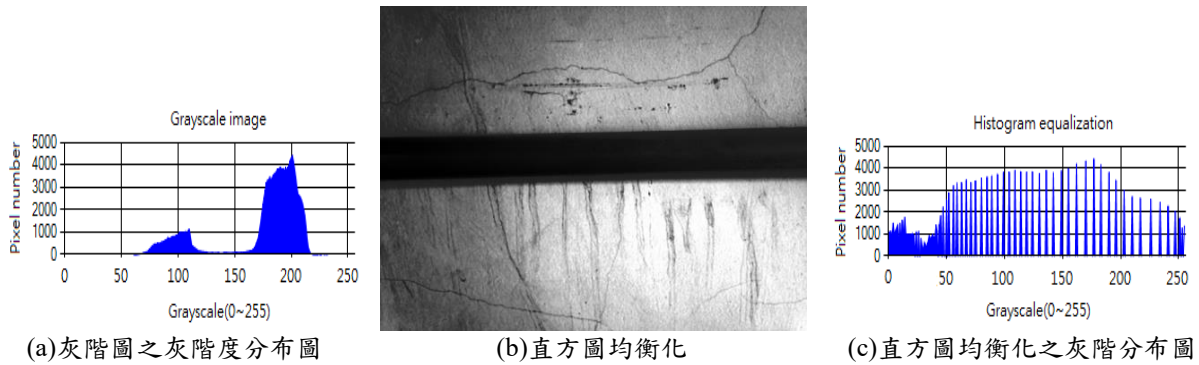


圖 5 直方圖均衡化之處理過程

三、二值化

為了更好辨識管道邊緣訊息，影像透過二值化區分背景及目標物，並強化管道特徵。二值化運算係將灰度圖像轉換成二值圖像，把大於某個臨界灰度值的像素灰度設為灰度極大值，把小於這個值的像素灰度設為灰度極小值，從而實現二值化。影像二值化結果的重要參數為閾值的選擇。由於辨識環境的不確定性，固定閾值的二值化結果，很難適用於不同雜訊的環境中，為了能夠達到自動調節閾值的功能，本文使用大津演算法來自動對基於聚類的圖像進行二值化。

大津二值化演算法(Otsu's method)，假定圖像存在前景和背景，根據雙模直方圖分布將計算能將兩類分開的最佳閾值，使得它們的類內變異數最小。假設灰階圖像被區分為 L 個階層的，那麼每個階層可表示為 $[0, 1, 2 \dots L-1]$ 。此外，整張圖像的像素數量可表示為 $N = n_1 + n_2 + \dots + n_{L-1}$ 。那麼第 k 個階層的像素數量的概率，可以表示為(2)式。

$$P_k = \frac{n_k}{N} \quad (2)$$

而且，當最佳閾值 t 將灰階分成兩類 C_0 及 C_1 時，兩類就分別代表 $[0, t]$ 和 $[t+1, L-1]$ 。兩類的概率 ω_0 及 ω_1 就分別可以表示為(3)及(4)式

$$\omega_0 = \sum_{k=0}^t P_k \quad (3)$$

$$\omega_1 = \sum_{k=t+1}^{L-1} P_k \quad (4)$$

C_0 及 C_1 兩類的平均灰度值 μ_0 及 μ_1 分別為(5)及(6)式

$$\mu_0 = \sum_{k=0}^t \frac{k P_k}{\omega_0} \quad (5)$$

$$\mu_1 = \sum_{k=t+1}^{L-1} \frac{k P_k}{\omega_1} \quad (6)$$

由於 $\omega_0 + \omega_1 = 0$ ，且整個影像的灰度平均值 $\mu = \mu_0 \omega_0 + \mu_1 \omega_1$ 。大津法的公式可以表示為(7)式

$$\partial^2 = \omega(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (7)$$

其中， μ 代表整個影像的平均值。當 ∂^2 最大值時，相對應的 t 就是最佳閾值，二值化圖像的結果如圖 6(a)。

四、邊緣檢測

管道偵測是透過辨識管道邊緣來實現，邊緣檢測能夠大幅強化影像邊緣訊息，減少霍夫變換時的計算量和準確度。Canny 邊緣檢測算子是 1986 年由 John F. Canny 開發出來的一個多級邊緣檢測算法，一般邊緣檢測算法係以一個閾值來濾除噪聲或顏色變化引起的小的梯度值，而保留大的梯度值。Canny 算法則是應用了雙閾值(double threshold) 尋找圖像中的亮度梯度，從而得到更好的檢測結果。Canny 邊緣檢測算法分成五個步驟：

- (一) 使用高斯模糊降低雜訊。
- (二) 找出圖像中的強度梯度。
- (三) 使用非最大值抑制計算出最適當的結果。
- (四) 應用雙閾值檢測邊緣。
- (五) 通過抑制較弱的強度梯度，從未連續之邊緣中完成邊緣檢測。

圖像中可能存在不同方向、長度與大小的邊緣，Canny 算法使用 4 個濾鏡(filter)檢測水平、垂直以及對角線方向的邊緣。將圖像與每個濾鏡進行卷積，並記錄每一個點上的最大值以及邊緣的方向，進而得到圖像中每個點的強度梯度圖以及強度梯度方向。較高的強度梯度位置可能是圖像中的邊緣，如果知道水平方向 (G_x) 和垂直方向 (G_y) 的一階導數值，可以確定邊緣的梯度 G 和方向 θ ，如(8)及(9)式。

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (8)$$

$$\theta = \text{atan}^2(G_y, G_x) \quad (9)$$

雖然較強的梯度位置可能是邊緣，卻沒有明確的定義。在雙閾值中，高閾值和低閾值來區分邊緣像素；如果邊緣像素點梯度值大於高閾值，則被認為是強邊緣點。如果邊緣梯度值小於高閾值，大於低閾值，則標記為弱邊緣點；小於低閾值的點則被抑制掉。管道邊緣檢測的結果如圖 6(b)。

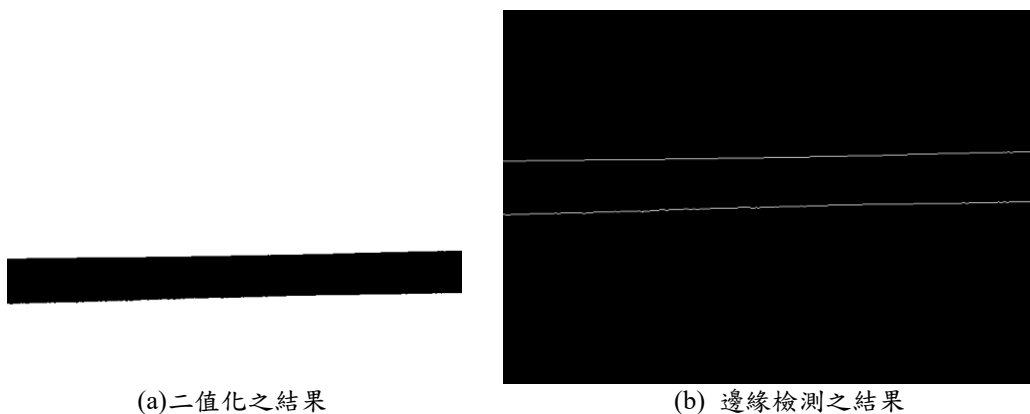


圖 6 影像前處理於邊緣檢測之過程

肆、特徵辨識與追蹤

本文將管道邊緣資訊當成特徵目標來進行辨識。在圖像經過預處理的流程後，會得到只存在邊緣訊息的邊緣檢測圖，但是由於特徵形狀的不完整或是邊緣偵測的缺陷導致由像素(pixel)所構成的點(point)無

法形成一個固定的特徵圖形(feature shape)，或是雜訊的干擾使得邊緣檢測所得到的邊界與目標檢測的圖形有誤差，所以無法直接由檢測出來的邊緣訊息判斷物件形狀。霍夫變換能有效提取特定物件之形狀資訊，辨識出畫面中的幾何圖形，從只存少量像素之邊緣檢測圖中，判斷每個像素點是否「共線」，從而找到管道的邊緣特徵。

每一張被攝影機擷取的管道影像，都會經過霍夫變換進行直線的特徵辨識，被辨識出來的結果無論是否為管道特徵，或管道特徵被辨識出來的結果與實際結果有出入，都會丟給卡爾曼濾波進行處理，作為管道追蹤之依據。圖 7(a)為霍夫變化之特徵辨識結果，由結果顯示管道邊緣資訊被成功提取，被辨識出來的直線皆擁有霍夫變換之參數 (r, θ) ，表示此特徵在畫面中的「位置」及「角度」，這兩個特徵訊息將被系統紀錄下來，作為後續卡爾曼濾波處理的重要參數。

在飛行器移動的過程中可能會受到雜訊和干擾的影響，譬如：震動、現場光源、攝影機的對焦……等等，每一偵辨識所得到的原始圖像皆不盡相同，甚至會有因為失焦而特徵不明顯的狀況發生，再加上直線是環境相當常見的特徵之一，因此影響辨識結果的可信度。圖 7(b)為某一時刻下的特徵檢測結果，由於背景的紋路存在與管道邊緣相同特徵，因此也被檢測出來。此時的檢測結果存在雜訊，系統無法判別哪個才是真正的管道特徵，每個被檢測出來的直線特徵都具有各自的 (r, θ) 參數，如果將所有特徵都視為管道特徵，將無法平順進行管道追蹤，甚至會脫離追蹤的目標物。

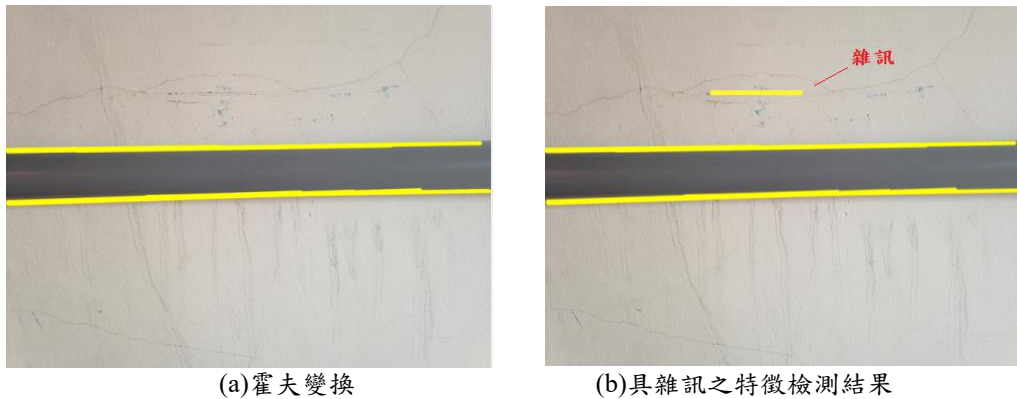


圖 7 應用霍夫變換之特徵檢測結果

為了使飛行器能夠不失去管道追蹤訊息，必須從現有的資訊中推測管道的實際狀態。卡爾曼濾波通過系統輸入輸出觀測數據，對系統狀態進行最優估計，可以從含有雜訊或是當前無法被辨識出的影像中，尋找最恰當的管道位置與方向。卡爾曼濾波器的執行過程包括兩個階段：預測與更新，在預測階段，濾波器使用上一狀態的估計結果，對當前狀態進行估計。在更新階段，濾波器利用對當前狀態的觀測值優化在預測階段獲得的預測值，以獲得一個更精確的新估計值。

卡爾曼濾波被用於追蹤檢測到的管道邊緣訊息，透過來自的狀態數據進行更新，配合前一時刻之時間點資訊和最新的測量結果，進而控制飛行器進行軌跡修正。在卡爾曼濾波器中，描述系統的狀態方程式如(10)式。

$$x_k = F_k x_{k-1} + w_k \quad (10)$$

其中， F_k 代表時刻 x_{k-1} 上的狀態變換模型。與一般的卡曼濾波器不同的是，本文省略了控制輸入項 B_k ，與 u_k ，且第一偵輸入時噪聲 $w(k)$ 為 0。此時的時刻 k 對系統狀態 x_k 的一個觀測值 z_k 可以表示為(11)式。

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (11)$$

在霍夫變換中，所得到的直線皆可以用 (r, θ) 表示，此參數可記錄特徵在畫面中的位置及角度，在卡爾曼濾波中輸入觀測矩陣 H_k 。 v_k 為觀測時的噪音。實際噪音 w_k 與觀測噪音 v_k 並不會直接用於濾波器中，而是使用兩噪音的協方差來作為系統可信度的參考依據。在時刻 $k-1$ 時，相對應的系統狀態設定為 x_{k-1} ，

誤差協方差則是 p_{k-1} ，那麼在 k 時刻的系統狀態及誤差協方差為(12)及(13)式。

$$\hat{x}_{(k|k-1)} = F_k x_{(k-1)} \quad (12)$$

$$\hat{p}_{(k|k-1)} = F_k p_{(k-1)} F_k^T + Q_k \quad (13)$$

計算卡爾曼增益 k_k 與時刻 k 的觀測結果 z_k 並修正系統狀態 $\hat{x}_{(k|k-1)}$ 及誤差協方差 $\hat{p}_{(k|k-1)}$ ，得到最新的 $x_{(k|k-1)}$ 及 $p_{(k|k-1)}$ ，作為下一時刻的輸入。因此，在時刻 k 的最佳預測值可表示為

$$x_k = \hat{x}_{(k|k-1)} + k_k (z_k - H_k \hat{x}_{(k|k-1)}) \quad (14)$$

其中， $z_k - H_k \hat{x}_{(k|k-1)}$ 表示實際觀測之管道方向與預測管道方向之間的差異，卡爾曼增益 k_k 作為觀測與預測之協方差矩陣重要依據，可表示為

$$k_k = \hat{p}_{(k|k-1)} F_k^T (F_k \hat{p}_{(k|k-1)} F_k^T + R_k)^{-1} \quad (15)$$

卡爾曼增益 k_k 在每一次疊代後都會作為觀測值與預測值可信度依據，系統進行管道方向判別時依照權重高低進行實際方向的推估，同時，在包含位置與角度兩個訊息下，將更新最新的協方差矩陣。下一值的協方差矩陣輸入式為(16)式。

$$p_k = (I - k_k F_k) \cdot \hat{p}_{(k|k-1)} \quad (16)$$

由於卡爾曼濾波器之運算，能透過多次的疊代來重新估計觀測值與預估值之權重，即使觀測值存在雜訊或干擾，也能有效抑制誤差並估計下一時刻的系統狀態。

伍、飛行控制

圖8為影像傳輸架構圖，本文的管道影像是透過掛載在四軸飛行器上的網路攝影機取得，透過USB傳輸給地面站以解析影像，影像擷取與處理端皆是由C#開發。在開始進行管道追蹤之前，需先進行飛行設置。首先，四軸飛行器需與PC端進行藍芽連接，連線建立後，飛行器上的LCD燈將會停止閃爍，PC端則會顯示連接完成的字樣。緊接著攝影機將會拍攝一張影像傳輸給PC端，透過特徵檢測、卡曼濾波等影像處理完整流程後，用藍芽將控制信號傳給飛行器，四軸旋翼將以短暫旋轉作為接收成功之訊息。雙方驗證完畢後即可開始管道追蹤。

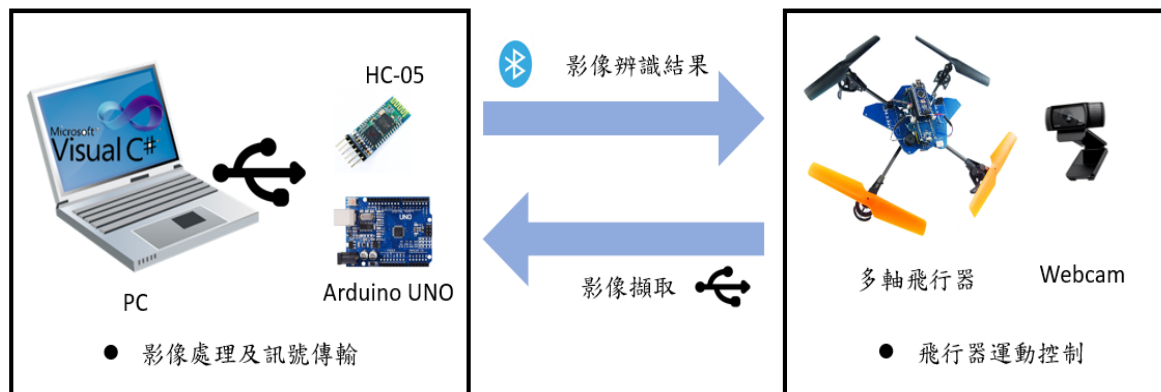


圖8 影像傳輸架構圖

管道追蹤系統開始執行時，系統會要求攝影機開始擷取影像，FPS為17幀/秒，擷取到的影像會先進行編碼與壓縮，調整影像解析度為480*360並編製成jpg檔隨後進行影像處理。此時PC將會收到飛行器之狀態，包括PID參數值、通道狀態、感應器狀態等等，軟體將根據飛行器狀態與影像處理結果進行控制調配，實現管道追蹤。圖9顯示通訊的流程。

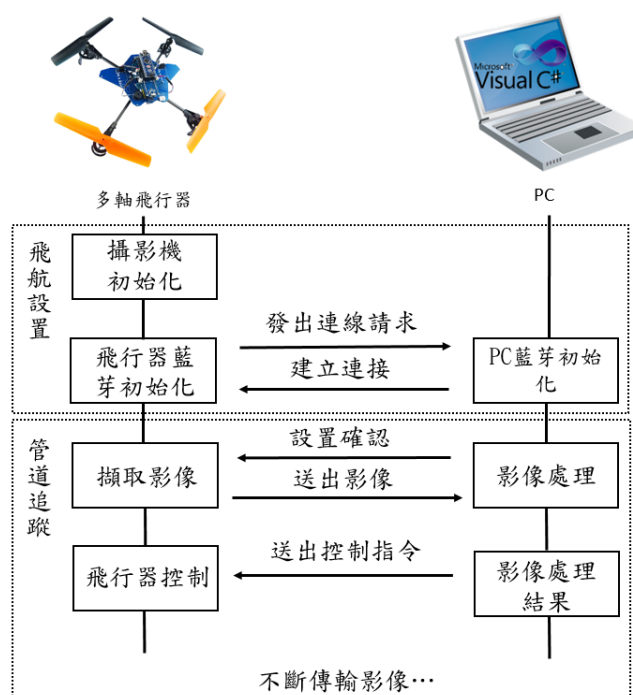


圖 9 通訊流程圖

由於馬達與螺旋槳本身造成的差異，四個螺旋槳的轉速無法完全相同，在加入 PID 控制後，透過回饋系統改善飛行穩定度與慣性延遲問題，彌補硬體上的不足。飛行器 PID 的輸出受到比例(k_p)、積分(k_i)和微分(k_d)三個重要變數影響，且由於硬體的不同，每個飛行器都必須擁有自己的 PID 參數值，才能確保飛行器的飛行穩定度。為了確保飛行器在飛行過程中能保持自身的平穩，不會因為內部 PID 控制的誤差造成機身劇烈晃動或偏移，在搭配接收影像控制指令之前，飛行器本身必須先進行 PID 微調，透過調整 k_p 、 k_i 及 k_d 來達到最佳的控制效果。雖然不同系統有不同的控制模式，不同的應用其需求也不同，而且這些需求還可能會互相衝突。在飛行器的 PID 調整中，穩定且不會有發散性的震盪是首要條件。

在調整 PID 參數後，飛行器的飛行姿態可以水平懸浮於空中，即可開始接收控制指令。圖 10 為控制系統流程圖，在接收陀螺儀即加速器等感應器狀態後，飛行器本身使用 PID 控制，盡可能不會因為硬體因素造成飛行誤差，過程中的目標姿態永遠保持水平狀態做管道追蹤。另一方面，由影像處理及卡爾曼濾波所計算出來的結果來進行方向的控制。卡爾曼濾波所得到的管道方向是一個表示直線特徵的矩陣，也就是霍夫空間中的 (r, θ) 參數。 (r, θ) 參數顯示特徵在畫面中的位置與角度資訊。由於二維平面影像無法獲得三維資訊，且大樓外的管道多以貼齊牆面為主，因此，在自穩模式下(可平穩懸浮於空中)的飛行器，能夠以平面座標來解釋追蹤，飛行過程中會用到的移動參數分別為油門(throttle)及翻滾(roll)。

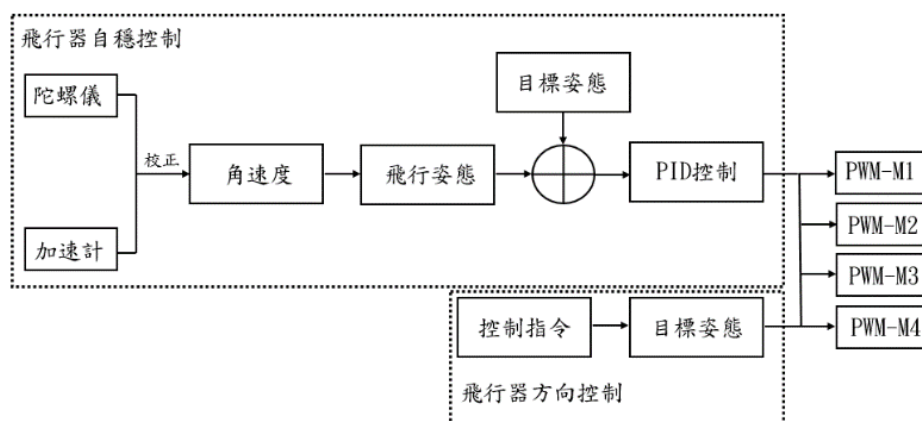


圖 10 控制系統流程圖

飛行器要達到懸浮狀態，馬達的總拉力要剛好等於飛行器的總重量，本文之四軸飛行器約為 128 克，要讓飛行器離開地面上升，每個馬達產生的拉力需要大於 32g，升空後，不考慮姿態、抗風等需要的拉力，馬達在提供每軸拉力是 32g 的時候，飛行器就會懸停在空中，直到電量耗盡。但由於飛行高度越高，所需的拉力就越大，再加上空氣阻力等影響，懸浮在空中拉力值會隨飛行狀態有所變動。飛行器向上升力(g)，與馬達轉速平方成正比，當飛行器的油門值逐漸增加，意指馬達轉速上升，產生的拉力大於飛行器重量時則會離開地面，直到飛行器到達管道的高度時，才進行懸浮的控制，由於飛行高度、阻力及槳片狀態影響，此時飛行器的拉力值會大於 32g。

圖 11 為指令控制圖，x 軸為控制左右移動的翻滾，y 軸為控制垂直移動的油門值，油門值被分為 1000 個區間，與飛行時產生的拉力(g)成正比，當值為 1000 時馬達轉速最高，產生的拉力最大。翻滾則被分為+500 及 - 500，為左右邊馬達的升力差，其中一邊值為 500 時，產生拉力最大，另一邊則為 0。中心點為飛行器達到懸浮飛行狀態時的油門，由控制板讀取。

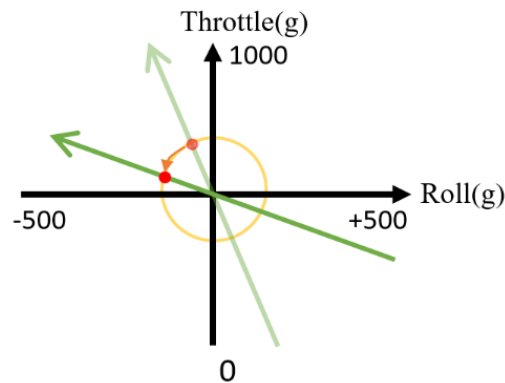


圖 11 控制指令變化

圖 11 中之綠色箭頭為每次卡爾曼濾波的結果，紅點為控制指令(Roll, Throttle)，依照飛行器的目前狀態及影像處理的結果來控制座標點的位置，利用(16)及(17)式來計算與圓圈的交叉座標，

$$X_{(roll)} = x_0 + r_0 \cos(\theta \cdot 3.14/180) \quad (16)$$

$$Y_{(Throttle)} = y_0 + r_0 \sin(\theta \cdot 3.14/180) \quad (17)$$

其中， (x_0, y_0) 為原點座標，也就是飛行計在懸浮狀態的油門值， θ 為特徵的角度值，單位為 deg， r_0 為控制圓半徑。紅色控制點會在圓圈上進行調配，可進行水平橫移或垂直向上移動。由於飛行高度越高，所需的油門值就越大，因此中心點的懸浮值會隨高度有所調整，到達高度極限時則不會在繼續上升。圓圈的大小決定上升與偏移的速度，整體來講就是管道追蹤的速度，但由於偏移量與油門值的比例是固定，圓圈調整太大時可能會出現脫離追蹤目標的現象，因此本文以半徑 30 之控制圓為基準進行追蹤(水平移動約每秒 1.3cm)。控制指令會藉由藍芽傳輸給飛行器達到控制功能，隨後進行下一偵的辨識，過程中翻滾、俯仰或偏航發生急劇變化或藍芽斷線時會停止控制指令傳輸，輸出值則降為零。

陸、實驗結果

管道追蹤實驗以證實所提出之方法有效性為目的分成兩個部分，水平追蹤實驗及傾斜管道追蹤實驗。飛行進行垂直升降時，由於飛行高度與所需之動力成正比，經測試證實飛行器在加裝負重下，最高飛行高度為 35cm，因此實驗皆在飛行器容許範圍高度內進行。將 PVC 直管以不同傾斜角度放置，對其進行追蹤，並以曲線圖記錄其中一次的結果、五次的實驗數據以及十次的統計數據。飛行器在實驗中皆以緩慢橫移的方式進行追蹤，根據 3.5 章(b)之飛控指令，將控制圓半徑設為 30。被記錄的數據中包括總飛行時間、飛行距離、成功與否，並以十秒為一個界線，前後的最高角度偏差也將被歸納在數據中。

一、水平管道追蹤實驗

圖 12(a) 為管道放置及追蹤方向示意圖，管道離地約 15cm 水平放置於背景前方，本文從 250cm 的管道中取 150cm 作為實驗距離，飛行器將面向管道進行橫移。

本文執行追蹤任務之飛行器，其飛行速度較為緩慢，平均約每秒 13mm，以穩定完成 150mm 的管道追蹤為目標。如表 1 之實驗統計結果顯示，在十次的統計數據中，只有兩次是因為影像處理而導致追蹤失敗，其餘皆成功完整追蹤管道，成功率為 80%。在失敗的追蹤結果裡，兩次皆因為光線的反射導致長時間失去管道特徵，飛行器因此脫離追蹤軌道，由此可知，光線對特徵辨識的影響較為顯著。圖 12(b) 之曲線圖為一秒取樣一偵影像，共 105 秒，對應表 2 中的第一次數據。紅色曲線為理想的管道方向，藍色為實際方向，由圖 12(c) 之結果顯示，在經過約十秒的疊代後，飛行器之穩定性將大幅上升，後續的追蹤並無出現巨大的角度誤差，證實卡爾曼濾波的有效性。

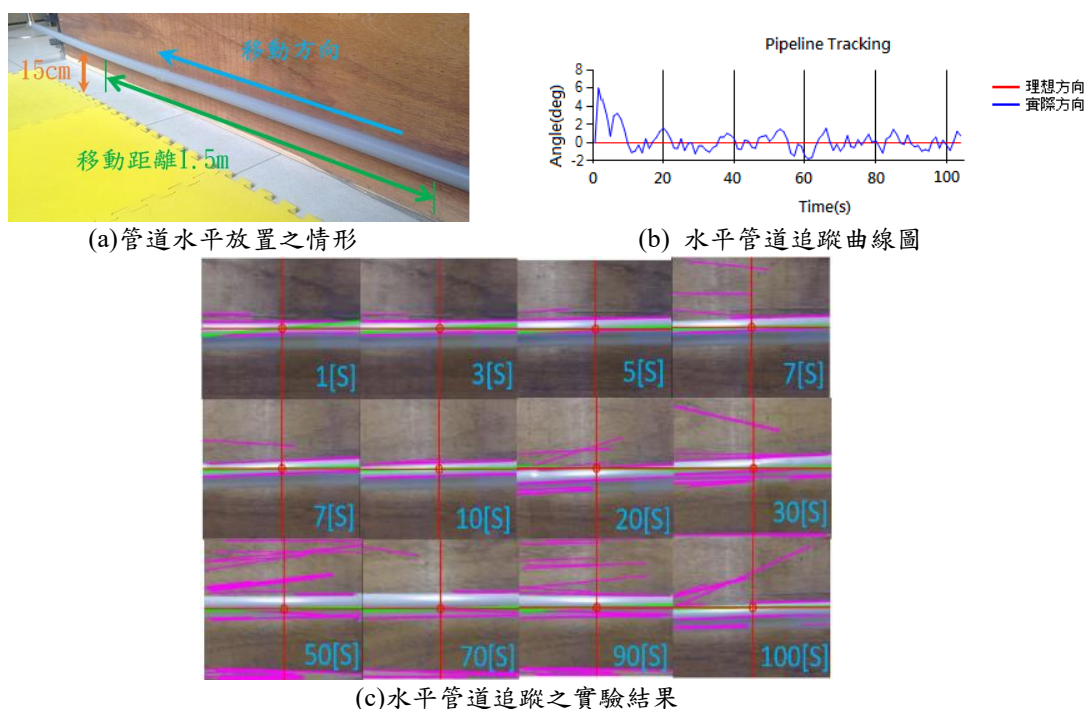


圖 12 水平管道追蹤實驗過程及結果

表 1 水平管道統計數據

項目	總飛行次數	成功之平均飛行時間(s)	最短飛行時間(s)	最大角度偏差(deg)(十秒前)	最大角度偏差(deg)(十秒後)	完整飛行次數	影像辨識錯誤次數
結果	10	108	12	16	6	8	2

表 2 水平管道實驗數據

項目 \ 次數	1	2	3	4	5
飛行時間(s)	105	81	95	33	101
飛行距離(m)	1.5	0.7	1.5	0.4	1.5
結果	完成	失敗	完成	失敗	完成
最大角度偏差(deg)(十秒前)	6	13	7	14	9
最大角度偏差(deg)(十秒後)	2	6	3	2	5

二、傾斜管道追蹤實驗

圖 13(a) 為管道放置傾斜時的實景圖，左右側的管道高度約為 15cm 及 30cm，詳細如圖 13(b)，管道約往左上傾斜 5.71 度，水平飛行距離一樣為 150cm。除了待追蹤之管道具有傾斜角度與前次不同外，同時因攝影機連接 USB，使得飛行器的負重會隨著高度增加，所需之垂直動力也會增加。

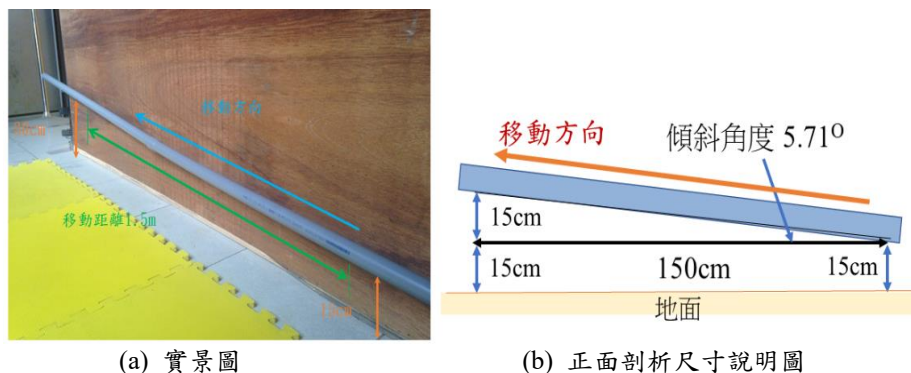
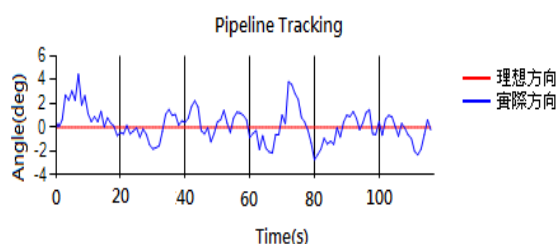
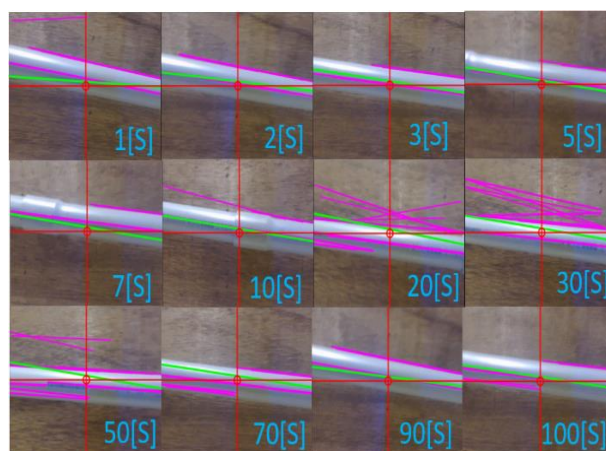


圖 13 傾斜放置之管道

本次實驗將管道傾斜一定角度，向左斜上方向進行追蹤，與前次實驗結果比較，雖然飛行速度一樣，但平均花的時間較長，十次的實驗中只有一次的追蹤失敗，成功率為 90%。圖 14(a) 之曲線圖對應表 3 的第一次實驗數據，一秒取樣一幀影像，共 116 秒，本次實驗值得一提的是，在約 71 秒處偶然遇到一陣強風導致飛行器出現嚴重歪斜，出現明顯的角度誤差約 4 度，但追蹤過程並未離開追蹤目標，此證實系統受外界干擾的同時，也具有一定程度的強健性。此外，由表 4 之統計數據結果顯示，卡爾曼濾波的疊代時間一樣約落在十秒以內，就可使飛行器達到一定的穩定性，後續的追蹤的誤差也平均落在正負 2 度以內，證實卡爾曼濾波的有效性。



(a) 傾斜管道之追蹤曲線



(b) 傾斜管道追蹤實驗的結果

圖 14 傾斜管道追蹤之實驗過程及結果

表 3 傾斜管道實驗數據

項目 \ 次數	1	2	3	4	5
飛行時間(s)	116	122	114	109	93
飛行距離(m)	1.5	1.5	1.5	1.5	1.1
結果	完成	完成	完成	完成	失敗
最大角度偏差(deg)(十秒前)	4	8	12	13	7
最大角度偏差(deg)(十秒後)	4	5	2	2	3

表4 傾斜管道統計數據

項目	總飛行次數	成功之平均飛行時間(s)	最短飛行時間(s)	最大角度偏差(deg)(十秒前)	最大角度偏差(deg)(十秒後)	完整飛行次數	影像辨識錯誤次數
結果	10	114	39	15	6	9	1

三、追蹤實驗結果及討論

本文所提出的架構於實際追蹤實驗過程，包括四軸飛行器之控制、影像處理及伺服迴授系統等，目前除應設計提升動力驅動力外，未來可配合 TOF、雷射感測器及超音波…等感測系統，加強追蹤系統的穩定度與辨識率，甚至透過取得更多管道資訊，達成更好的追蹤效果。

硬體設備方面，本文使用之 Arduino 四軸飛行器為最簡易且其機構及性能上只能進行低空及室內環境之飛行控制。同時，因本文使用 USB 線來進行影像傳輸，亦是使飛行控制限制與干擾之因素，後續吾等將搭載智慧型手機於多旋翼飛行載具上進行管道即時識別，並配合 WiFi 進行影像無線傳輸，可強化整體系統之使用性。未來如能在追蹤的過程中結合腐鏽、裂縫等檢測功能，在偵測到管道上的問題點時可以有效回傳位置給操作員，使此自動管道檢測系統可實際應用於工廠或建築大樓等實際環境中。

柒、結論

本文以管道自動化檢測為目的，提出了一個應用於四軸飛行器之管道追蹤系統，使用單眼(monocular)的網路攝影機(webcam)裝載於 Arduino 四軸飛行器上，擷取管道影像後利用影像處理對管道特徵進行識別，並控制飛行器達到自動追蹤功能。管道影像透過高斯模糊、直方圖均衡化、二值化及邊緣檢測等預處理去除雜訊以及加強影像特徵後，霍夫變換(Hough transform)提取管道邊緣的直線特徵訊息，配合卡爾曼濾波器(Kalman filter)通過系統輸入輸出觀測數據，對系統狀態進行最優估計，可以從含有雜訊或是當前無法被辨識出的影像中，尋找最恰當的管道位置與方向，最後由 Arduino 傳送控制資回饋給飛行器實現管道追蹤。為了證實提出的系統具有有效性，實驗環境選擇在戶外具陽光、背景等因素干擾下進行。從兩階段的實驗曲線圖來看，在慢速的情況下，卡爾曼濾波在經過約十秒的疊代後能大幅提升飛行器之穩定性，在光線變化較大的環境中也有一定追蹤能力，雖然飛行器在移動中會因為雜訊干擾而與理想角度產生偏差，但不影響追蹤結果。在經過多次實驗的統計後，本文所提出之管道追蹤系統的追蹤能力良好，皆可達 80%及 90%的成功率，證實所提出的系統能有效抑制雜訊干擾，進而成功實行管道追蹤功能。

參考文獻

- [1] S. Kim and C. H. Choi. (2005). The robotic technology applications on nuclear power plants in Korea, *Journal of the Robotics Society of Japan*, 23(5), 548–551.
- [2] H. T. Roman, B. A. Pellegrino and W. R. Sigrist. (1993). Pipe crawling inspection robots: an overview, *IEEE transactions on energy conversion*, 8(3), 576–583.
- [3] S. G. Roh and H. R. Choi. (2005). Differential-drive in-pipe robot for moving inside urban gas pipelines, *IEEE transactions on robotics*, 21(1), 1–17.
- [4] J. Moraleda, A. Ollero and M. Orte. (1999). A robotic system for internal inspection of water pipelines, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 6(3), 30–41.
- [5] T. Okada and T. Sanemori. (1987). MOGRER: A vehicle study and realization for in-pipe inspection tasks, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 3(6), 573–582.
- [6] W. Neubauer. (1994). *A spider-like robot that climbs vertically in ducts or pipes*. IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2, 1178–1185.
- [7] T. Fukuda, H. Hosokai and M. Otsuka. (1987). *Autonomous pipeline inspection and maintenance robot with*

- inch worm mobile mechanism*, 1987 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 4, 539–544.
- [8] T. Fukuda, H. Hosokai and N. Shimasaka. (1990). *Autonomous plant maintenance robot (mechanism of Mark IV and its actuator characteristics)*(pp.471-478), IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Ibaraki, Japan.
 - [9] A. Bagnitsky, A. Inzartsev, A. Pavin, S. Melman and M. Morozov. (2011). *Side scan sonar using for underwater cables & pipelines tracking by means of AUV* (pp.1-10), 2011 IEEE Symposium on and 2011 Workshop on Scientific Use of Submarine Cables and Related Technologies (SSC), Tokyo, Japan.
 - [10] D. J. Seo, T. G. Kim and S. W. Noh. (2016). *Underground pipeline tracking robot development based on magnetic inductive sensor* (pp.338-340), IEEE 16th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), Gyeongju, South Korea.
 - [11] L. Shi, Z. Chen, S. Guo, P. Guo, Y. He, S. Pan and K. Tang. (2017). *An underwater pipeline tracking system for amphibious spherical robots* (pp.1390-1395), 2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), Takamatsu, Japan.
 - [12] C. Choi, B. Park and S. Jung. (2010). The design and analysis of a feeder pipe inspection robot with an automatic pipe tracking system, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 15(5), 736–745.
 - [13] C. Choi and S. Jung. (2006). *Pipe inspection robot with an automatic tracking system using a machine vision* (pp.1285-1290), International Joint Conference of SICE–ICASE, Busan, South Korea.
 - [14] P. V. Hough. (1962). *U.S. Patent No. 3,069,654*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
 - [15] L. Shapiro and G. Stockman. (2001). *Computer Vision*. Upper Saddle River, NJ: Prentice–Hall.
 - [16] R. O. Duda and P. E. Hart. (1972). Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures, *Communications of the ACM*, 15(1), 11–15.
 - [17] M. Van Ginkel, C. L. Hendriks, and L. J. van Vliet. (2004). *A short introduction to the Radon and Hough transforms and how they relate to each other*. Netherlands: Delft University of Technology.
 - [18] J. Zhong and S. Sclaroff. (2003). *Segmenting foreground objects from a dynamic textured background via a robust kalman filter* (pp.44-50). 2003 Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, Nice, France.
 - [19] R. G. Brown and P. Y. Hwang. (1992). *Introduction to random signals and applied Kalman filtering* (2nd Ed.). New York, NY: Wiley.
 - [20] M. Diagne, M. David, J. Boland, N. Schmutz, and P. Lauret. (2014). Post-processing of solar irradiance forecasts from WRF model at Reunion Island, *Solar Energy*, 105, 99–108.
 - [21] S. R. Das, P. K. Ray, and A. Mohanty. (2017). Improvement in power quality using hybrid power filters based on RLS algorithm, *Energy Procedia*, 138, 723–728.
 - [22] C. Ran and Z. Deng. (2011). *Fast self-tuning weighted measurement fusion Kalman filter for the ARMA signal* (pp.1131-1136). 2011 International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), Beijing, China.
 - [23] J. Liu and Z. Deng. (2010, July). *Self-tuning information fusion Kalman filter for the ARMA signal and its convergence* (pp.6907-6912), 2010 8th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), Jinan, China.
 - [24] A. Gelb. (Ed.). (1974). *Applied Optimal Estimation*. Cambridge, MA: MIT press.