

國立成功大學
資訊工程學系碩士班
碩士論文

膝關節X光影像之電腦測量與分析系統
Computer Image Assessment and Analysis
for Knee X-ray Image



研究生：蔡翰進

指導教授：孫永年 教授
林啟禎 教授

中華民國九十六年十月二日

國立成功大學
資訊工程學系碩士班
碩士論文

膝關節 X 光影像之電腦測量與分析系統

研究生：蔡翰進

本論文業經審查及口試合格特此證明

論文考試委員

林啟禎
劉育震
李同益

陳山溪
邱永年

指導教授： 邱永年 林啟禎
系(所)主管： 黃志明

中華民國九十六年十月二日

**Computer Image Assessment and Analysis
for Knee X-ray Image**

By

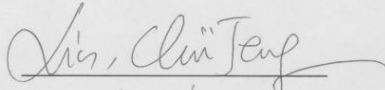
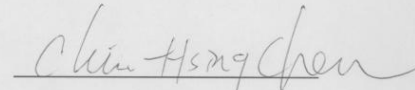
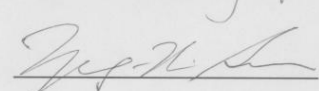
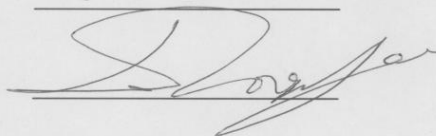
Han-Chin Tsai

A thesis submitted to the graduate division in partial
fulfillment of the requirements for the degree of
Master of Computer Science in Information Engineering
National Cheng-Kung University

Tainan, Taiwan, R.O.C.

June 2007

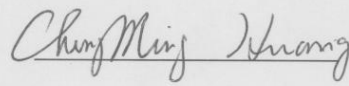
Approved by

 Yuh-Kuan Lin	 
	

Advisor



Chairman



膝關節X光影像之電腦測量與分析系統

作者:蔡翰進 指導教授:孫永年 教授, 林啟禎 教授

國立成功大學 資訊工程學系碩士班

摘要

本論文將針對膝關節X光側面照影像, 提出一套影像分析流程, 找出在醫學上對這類影像所需的特徵參數, 進而了解病人膝關節的病變程度, 以及不同年齡的病人, 其所算參數的統計分析。此研究的目標是針對影像上的股骨(Femur)、脛骨(Tibia)及髌骨(Patella)部位取出影像邊緣, 並計算相關的參數。為了從影像上取得骨頭特徵邊緣, 將不重要的肌肉視為雜訊濾除, 我們引用一種星形濾波器—Asterisk Filter, 搭配Canny邊緣檢測法, 做為這類影像的前處理; 另外, 為了將骨頭的邊緣精確地追蹤出來, 我們提出滾球邊界追蹤法(Rolling Ball Contour Tracking), 來對二值化影像進行邊緣追蹤, 藉此獲得邊緣的串列資料結構(Link List Data Structure); 我們採用以主成分分析(Principle Component Analysis, 簡稱PCA)取代原本以迴歸方法來計算的曲率, 以取得更佳的曲率估測值, 其可提高計算之參數的準確性。最後, 我們利用物件導向設計模式, 來建立一套具備實用、操作便利的膝關節影像分析工具, 並將自動化分析功能納入其中, 以利醫學人員診斷分析及後續的研究。

關鍵字:膝關節X光影像, 邊界追蹤, 曲率估測, 主成分分析

Computer Image Assessment and Analysis for Knee X-ray Image

Author: Han-Chin Tsai Advisor: Yung-Nien Sun, Chii-Jeng Lin
Department of Computer Science and Information Engineering,
National Cheng Kung University, Tainan, Taiwan, R.O.C.

Abstract

This thesis presents a set of image-analysis procedures on knee X-ray lateral view image in order to find some characteristic parameters for degenerative arthritis and some medical diagnostic statistics with different ages. The first goal of our research is to get image edges of femur, tibia and patella and then to calculate the specific parameters. For getting the major characteristic edges without confusions by undesired structures like muscle edges, we integrate a star-like edge detection filter named “Asterisk Filter” with the Canny Edge Detection in the image preprocessing. In addition, we also propose a new contour tracking method named “One-Pixel Rolling Ball Contour Tracking” for getting the boundary information in a binary image which is a link-list data structure. Instead of using a regression curvature estimator, PCA is used for better curvature estimation from a discrete bony contour. At last, we utilize the Object-Oriented software design procedure for constructing a practical and friendly user interface with all the auto-analysis functions for knee arthritis diagnosis from lateral X-ray images.

Keyword: Knee X-ray Image, Contour tracking, Curvature estimating, Principle component analysis

誌謝

成大兩年的修業首先得感謝指導教授孫永年老師，不管在做研究的訓練，以及待人處事上，都教導我很多；完備的研究環境及自由研究風氣，也讓我可以盡情學習我有興趣的科目，這些將是我未來寶貴的資產。同時也要感謝電腦圖學組的李同益教授在我大學專題及3D圖學上面的指導。

此外，也由衷地感謝成大醫學院林啟禎醫師，傾力提供各方面的醫學知識及分析方法，並且也帶給我許多正確的人生價值觀，相信這些在我未來的社會磨練上會有很大的幫助，在此特別感謝林醫師。

我也特別感謝遠從澳洲回來台灣的Dr. Tim Ferris，傳授給我的Asterisk Filter並提供給我一些他當初研究膝關節的資訊及經驗談；更讓我有緣跟老師、Tim三人一起共享一頓特別的午餐，感受到異國文化，真的是很難得的回憶。

本實驗室3D圖學組的宏國、蓋瑞、昱舜、姚董，及已畢業的明仁、洞甫、金龍、阿光、長榮、俊均、淑穎這些程式高手，我真的很感謝你們曾經帶給我許多程式設計技巧以及歡笑時光；也要感謝電腦視覺組的怡穎、瓊文、巍嚴、仲誼、世蕊、阿亮、宗穎學長姊及一同走過兩年研究生生活的同學及昕辰等學弟妹們，有大家一路上教學相長、互相扶持，讓我這兩年的研究學習能夠滿載豐收。

最後，得獻上十二萬分的謝意，給我最摯愛的母親、兩個弟弟及我的父親，以及我所愛與感謝的人，有你們一路上給予我的支持及鼓勵，謝謝。

作者序

在撰寫此篇論文之前，原來我的研究工作是在找出膝關節X光影像特徵參數的題目，主要以Lateral View、Tangent View影像的數個骨頭特徵，因為這些都是膝關節X光影像，原本一直希望找到一種數學模型，能套用各種骨頭的情形找出所需的骨頭邊緣，並且找得很好，但朝這方向努力卻是相當棘手，並未成功；我發現到人腦在分析影像的特徵比電腦快得多，看到類神經網路的書才知道是因為人腦比起電腦具有強大的平行處理能力及學習能力，這也是當今電腦的人工智慧一直還遠不如人腦的原因。

所以我以電腦全自動化找膝關節參數之前，我先借用人腦的智慧，做出一個以人腦做輔助的手動測量工具來測量全部的膝關節參數。

而接下來的工作就是慢慢將手動功能以自動化取代，這部分範圍是針對膝關節X光側面照的部分，我希望讓大部分的骨頭影像都能找得出來又能找得好，但還是發現股骨、脛骨、髌骨、脛骨平台、股骨髁之間，隨著不一樣的特徵部位，就會有不一樣的處理動作，這是相當麻煩的事情，反而是人腦從肉眼去看影像，只要影像前處理稍微好一點，人腦就能輕易分辨特徵部分之所在。

不過最後將股骨、脛骨的前後邊緣都以自動化找出來之前，我尋求到一些數學跟Paper上面及自創的方法來解決，其中有關曲率推論方面，我覺得Paper原文有些寫得太過精簡，並未附上推導過程，也沒解釋清楚原因，讀者容易知其然而不知其所以然，所以我在本篇論文中，會將這些數學推導以清楚的方式重現給大家，這部分包括Curvature Estimator及我所提出來的PCA改善方法。

在本篇論文中，我希望讓讀者獲得真正有用的知識，所以我盡量使論文的內容條理清晰，在演算法的解釋上直接以範例切入，配合圖形說明，有必要再附上英文的虛擬碼(Pseudocode)，相信更容易讓讀者掌握其精髓。

為了響應環保，本論文採用雙面列印，文字行距的距離採用眼睛觀目可接受的適合間距—單行間距為基準，以節省紙張；並且將許多原本為黑色的X光片影像Invert處理為白色來解說，以節省油墨。本論文倉促之間疏漏在所難免，如有任何建議或問題請教，可以來信告知，最後，希望大家會喜歡本篇論文 ☺

作者 蔡翰進

2007年九月 於台南成功大學

目錄

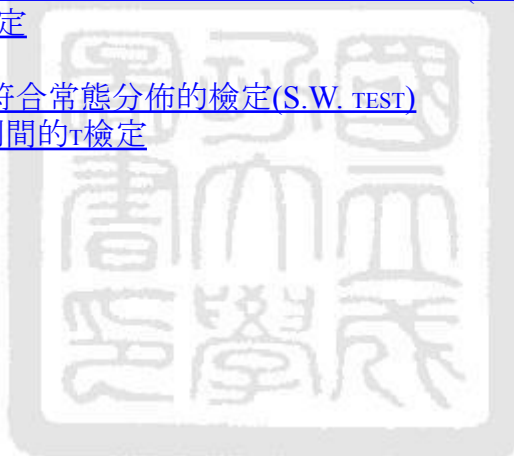
誌謝	iii
作者序	iv
目錄	v
表目錄	vii
圖目錄	viii
虛擬碼目錄	x
理論目錄	x
第1章 背景介紹	1
1-1節 論文架構簡介	1
1-2節 動機目的	1
1-3節 相關研究	2
1-4節 影像概述	3
1-5節 影像特徵參數需求	7
第2章 方法介紹	14
2-1節 星形濾鏡	14
2-2節 兩種邊界搜尋法	18
2-2-1節 前進邊緣搜尋法	18
2-2-2節 滾球邊界追蹤法	19
2-3節 最佳化曲率值估測	22
2-3-1節 連續定義曲率計算	22
2-3-2節 離散定義曲率估測	25
第3章 自動分析	32
3-1節 股骨分析	32
3-2節 脛骨分析	35
3-2-1節 脛骨前緣分析(Tibia Front Analysis)	35
3-2-2節 脛骨前緣T點	40
3-2-3節 脛骨後緣分析	41
3-2-4節 脛骨前緣Canny模組的錯誤觸發轉換機制	42
3-3節 髕骨分析	43
第4章 分析系統專案規畫	46
4-1節 需求分析	46
4-2節 類別圖設計	50
4-3節 活動圖設計	52
第5章 實驗與討論	54
5-1節 系統測試	54
5-1-1節 測試環境	54
5-1-2節 計算速度與結果	54
5-1-3節 股脛骨邊緣誤差	57
5-1-4節 股脛骨軸夾角	60
5-1-5節 三個特徵點	62
5-2節 醫學參數評估	64
5-2-1節 髕骨長與髕骨肌腱長比值	64
5-2-2節 脛骨橫切線與脛骨軸夾角	66
第6章 結論與未來展望	69

6-1節 結論	69
6-2節 未來展望	70
參考文獻	71
作者簡歷	74



表目錄

表格 11 膝關節X光側面照及切面照之參數定義	7
表格 41 手動功能表	47
表格 42 半自動功能表	47
表格 51 耗費時間	54
表格 52 專家1, 膝關節側面照74筆FEMUR、TIBIA邊緣統計	58
表格 53 專家2, 膝關節側面照74筆FEMUR、TIBIA邊緣統計	58
表格 54 專家1與專家2在74筆膝關節側面照FEMUR、TIBIA邊緣統計	58
表格 55 股脛骨軸夾角-不符合常態分佈的檢定(S.W. TEST)	60
表格 56 股脛骨軸夾角-t檢定	60
表格 57 股、脛骨軸夾角, 自動分析與專家1量測之誤差 (單位 DEGREE)	61
表格 58 股、脛骨軸夾角, 自動分析與專家2量測之誤差 (單位 DEGREE)	61
表格 59 股、脛骨軸夾角, 專家1與專家2量測之誤差 (單位 DEGREE)	61
表格 510 三特徵點配合三種量測-不符合常態分佈的檢定(S.W. TEST)	62
表格 511 D點與P點的t檢定	63
表格 512 T點誤差統計	63
表格 513 夾角參數-不符合常態分佈的檢定(S.W. TEST)	66
表格 514 夾角參數在類別間的t檢定	66



圖目錄

圖 11 膝關節X光前後照(AP VIEW)	3
圖 12 膝關節X光側面照(LATERAL VIEW)	4
圖 13 膝關節X光切面照(TANGENT VIEW)	4
圖 14 膝關節前後照主要部位名稱圖	5
圖 15 膝關節側面照主要部位名稱圖	6
圖 16 膝關節切面照主要部位名稱圖	6
圖 17 原始膝關節X光側面照示意圖	8
圖 18 股骨軸與脛骨軸的夾角	9
圖 19 脛骨橫切線與脛骨軸的夾角	10
圖 110 側面照線與線的交點	11
圖 111 髓骨長與髓骨肌腱長的比例	12
圖 112 膝關節切面照與參數圖	13
圖 21 左邊為GRADIENT FILTER結果。右邊為ASTERISK FILTER結果。(皆為THRESHOLD完結果)	14
圖 22 左上-原始影像;右上-GRADIENT FILTER結果;左下-SOBEL FILTER結果;右下-ASTERISK FILTER結果。(皆為THRESHOLD完結果)	15
圖 23 四個方向組成的FILTER	16
圖 24 ASTERISK FILTER的水平方向作用示意圖(取自[1])	16
圖 25 左邊原始影像經ASTERISK FILTER作用後INVERT結果如右	17
圖 26 ASTERISK FILTER作用說明簡圖	17
圖 27 前進邊緣搜尋法, 向下搜尋示意圖	18
圖 28 左邊為原始影像。右邊為追蹤結果	19
圖 29 滾球搜尋MASK, 左為順時針, 右為逆時針	20
圖 210 滾球追蹤法特性說明	21
圖 211 以長度為參數的曲線定義示意圖	22
圖 212 曲線上一小段的點集合 Q (修改自[2])	25
圖 213 最小平方法的誤差示意圖	28
圖 214 ROTATION動作能使傳統REGRESSION誤差再縮小	29
圖 215 二維平面上的資料點群與最佳直線	31
圖 31 股骨(FEMUR)分析影像分鏡(從左到右)	32
圖 32 股骨(FEMUR)分析流程	34
圖 33 脛骨(TIBIA)前緣兩種分析方法影像分鏡	35
圖 34 脛骨CANNY模組分析流程	37
圖 35 脛骨ASTERISK模組分析流程(左半邊);脛骨後緣分析流程(右半邊)	39
圖 36 脛骨與腓骨重疊影像	41
圖 37 錯誤觸發機制1示意圖	42
圖 38 錯誤觸發機制2示意圖	42
圖 39 框選處理PATELLA的ROI	43
圖 310 以C-R SPLINE做邊緣平滑動作	44
圖 311 PATELLA D POINT FINDING METHOD	44
圖 312 髓骨分析流程圖	45
圖 41 手動功能介面	48
圖 42 半自動功能介面	49
圖 43 類別圖設計	51
圖 44 半自動功能活動圖	53

圖 51 LATERAL影像自動化分析後結果	55
圖 52 膝關節影像分析系統一半自動分析畫面	56
圖 53 LATERAL影像邊緣誤差統計方法示意圖	57
圖 54 髓骨D、P點及脛骨T點	62
圖 55 左右腳之PD/PT比例的分佈關係	64
圖 56 左右腳之PD/PT比例以迴歸分析後結果	65
圖 57 脛骨橫切線與脛骨軸夾角 與 年齡 之分佈圖	67
圖 58 年齡與夾角分佈以迴歸分析後結果	67
圖 59 同一病人左右腳之脛骨橫切線與脛骨軸夾角的分佈關係	68
圖 510 左右腳之夾角參數以迴歸分析後結果	68



虛擬碼目錄

[虛擬碼 21 滾球演算法](#)

20

理論目錄

[理論 21 \$N\(s\)\$ 的方向為 \$T\(s\)\$ 方向逆時針旋轉90度](#)

23

[理論 22 第一段, INDEPENDENT 曲率估測法](#)

27

[理論 23 第二段, DEPENDENT 曲率估測法](#)

28

[理論 24 第三段, ROTATION 曲率估測法](#)

29

[理論 25 第四段, PCA 曲率估測法](#)

31



第1章 背景介紹

1-1節 論文架構簡介

本論文第一章背景介紹對本篇論文的研究背景及研究目的做簡單的介紹。第二章方法介紹將介紹各種引述的方法及自創的技術，這些是平常影像課本不常見的內容，其中包含(1)特別適用於X光骨頭影像的前處理濾鏡[1]—Asterisk Filter。(2)兩種2值化影像的邊界搜尋法—Searching Mask及我們所提出的「滾球邊緣搜尋演算法」。(3)曲率估測[2][3]的四階段進化推演—Independent法□Dependent法□Rotation法□PCA法(Principle Component Analysis)，其中PCA法是我們提出的最佳曲率估測方法，我們會詳細介紹這四種方法的數學推理過程；接著，從第二章所提到的各項技術，再配合常見的影像處理技巧，將於第三章自動分析說明如何應用在我們的case上；第四章分析系統專案規畫是屬於比較參考性的章節，將我們如何以物件導向軟體工程的部分技術來撰寫一個User-Friendly的手動測量工具，本章將展示所使用的類別圖(Class Diagram)及活動圖(Activity Diagram)；最後兩章節會詳述本論文的實驗與討論及結論與未來展望。

1-2節 動機目的

隨著科技的發展與便利的因素，影像取得及傳輸系統已經成為臨床作業的標準配備了。雖然其中也有對距離與角度的量測工具，但是臨床醫師要藉以選取解剖特徵點，區分疾病特色及程度分類，仍有許多不順手或不方便的地方。舉例來說，部分醫院所使用的PACS系統，雖然有方便的距離及角度量測影像工具，以及網路資料庫即時連結影像資料的優點，但仍缺乏一些可靠的手動測量功能及顯示與操作上更流暢的特性。

除此之外，雖然電腦斷層或磁振造影可以提供很重要的三維空間結構資料，但隨著健保的限制，也逐漸失去普遍性，因為臨床上需先依賴二維X光片的判讀來了解病人的病情嚴重程度，只有超過門檻的病人，才能以健保支付電腦斷層或磁振造影；但目前的問題是缺乏定量的判讀方式，同樣的X光片對不同的醫師可能有不同的解讀，故若能利用電腦計算上的高精確率來輔助辨識X光影像特徵，使得判讀方式趨向一致，那對於臨床判斷及治療計畫就十分有幫助。

本篇論文將針對上面第一段敘述，以物件導向軟體工程設計一個改善後的手動測量工具，雖然沒整合進PACS系統，但卻可以看到改善後對醫師操作上的方便性及數據分析上的可靠性都有提昇。

針對第二段的問題，本論文針對「膝關節X光側面照影像」提出部分可靠性的自動化判讀分析，並將此功能整合進原來的手動測量系統中。

1-3節 相關研究

相關研究上，將分作三個主題每主題各一段來回顧，分別是(1)膝關節X光在醫學上

的測量統計意義。(2)膝關節影像邊緣尋找方法。(3)曲率的計算。

(1) 膝關節X光在醫學上的測量統計意義:有許多文獻關於這方面的研究,像是Newberg及Seligson [4]採用X光影像做分析,以探討髓骨與股骨的相對位置;Davies and Glasgow[5]從膝關節AP View的X光影像中,比較負重時與未負重時股骨及脛骨之間縫隙(Joint Space)的變化;Mazzuca與Brandt等人[6]則探討在站立時的AP(anterior-posterior) View(中譯作前後照)的X光影像中,X光放射源有無對準內側脛骨上緣(medial tibial plateau),對膝關節退化數據分佈的統計影響。但多數這方面的研究仍是採用人工手動方式取得,使得個人主觀判斷差異及測量方式的精確性缺乏可靠度,同時也耗費時間。

(2) 膝關節影像邊緣尋找方法:若是只針對膝關節X光影像處理的文獻,數量不少,像是Gert Behiels等人[7]在傳統的Active Shape Model(ASM)方法[8]中,加入所提出的Smoothing cost function,來改善傳統ASM的Shape Model在變形中受局部影像雜訊影響導致不平滑的形狀;Matthias Seise等人也於2005提出改良傳統ASM的雙輪廓來描述股、脛骨關節面[13],他們並在2006年提出先從X光影像的成像物理特性上做數學推演後,定義出一個近似公式,來推測當兩個骨頭在影像上產生交叉時其影像強度值的分佈,接著再利用機率模型的方法來分割(Segmenting)膝關節影像[14];Chen等人[15]假設股骨在X光影像中的位置是相似的,並藉由在特定位置定義出股骨大略所在的區域再利用Snake[16]配合Gradient Vector Flow[17]做輪廓最後的調整。Cootes等人自1991年起提出ASM方法後[8],就提出一連串以ASM為基礎的各種方法[9][10],並在2001年提出加入輪廓內Texture資訊來改善尋找輪廓[11],而Maes等人也曾在2000年利用類似的方法應用在X光影像對膝關節作切割[12];本實驗室李弘鈞[18]及黃彰淇[20]也曾利用ASM方法切割X光影像中正常的膝關節輪廓。可以看到,過去許多人採用ASM來作影像切割,但從文獻[7][18][20]的實驗結果中觀察到,ASM並不是一個在全自動邊緣偵測上極為有用方法,大多數良好的實驗結果乃依賴ASM初始輪廓需要靠近目標影像的理想輪廓,否則ASM在每次迭代的變形過程,並會變形至目標位置上,但在大多數處理的問題上,需要把初始輪廓對應至理想輪廓附近也是一個不簡單的問題;此外,ASM若受到Training的變形資訊影響(Eigen vector),則在影像局部特徵的對應上,就會缺乏準確性。因此,使用ASM來做邊緣尋找基本上應該將問題分成「初始輪廓對位」□「ASM變形」□「局部特徵對應」三步驟來分析,才會有良好的結果。

(3) 曲率的計算:本論文會利用數值方法來估測曲率值,回顧文獻,關於曲率估測的方法不少,像[2][21]就曾對各種曲率的估測方法做統計比較,可以看到各種曲率估測的方法好壞差異很大,本篇論文引用自Thomas [2]有不錯結果的曲率估測方法,其主要構想是去解一個最小平方問題,以獲得一次及二次微分的變數值,再用來估測曲率;本論文並提出PCA絕對最小平方解做更進一步改善,將誤差再縮小。

1-4節 影像概述

一般X光拍攝膝關節影像依拍攝角度可分成三種:前後照(AP View),側面照(Lateral View),切面照(Tangent View),如下圖 11、圖 12、圖 13所示:

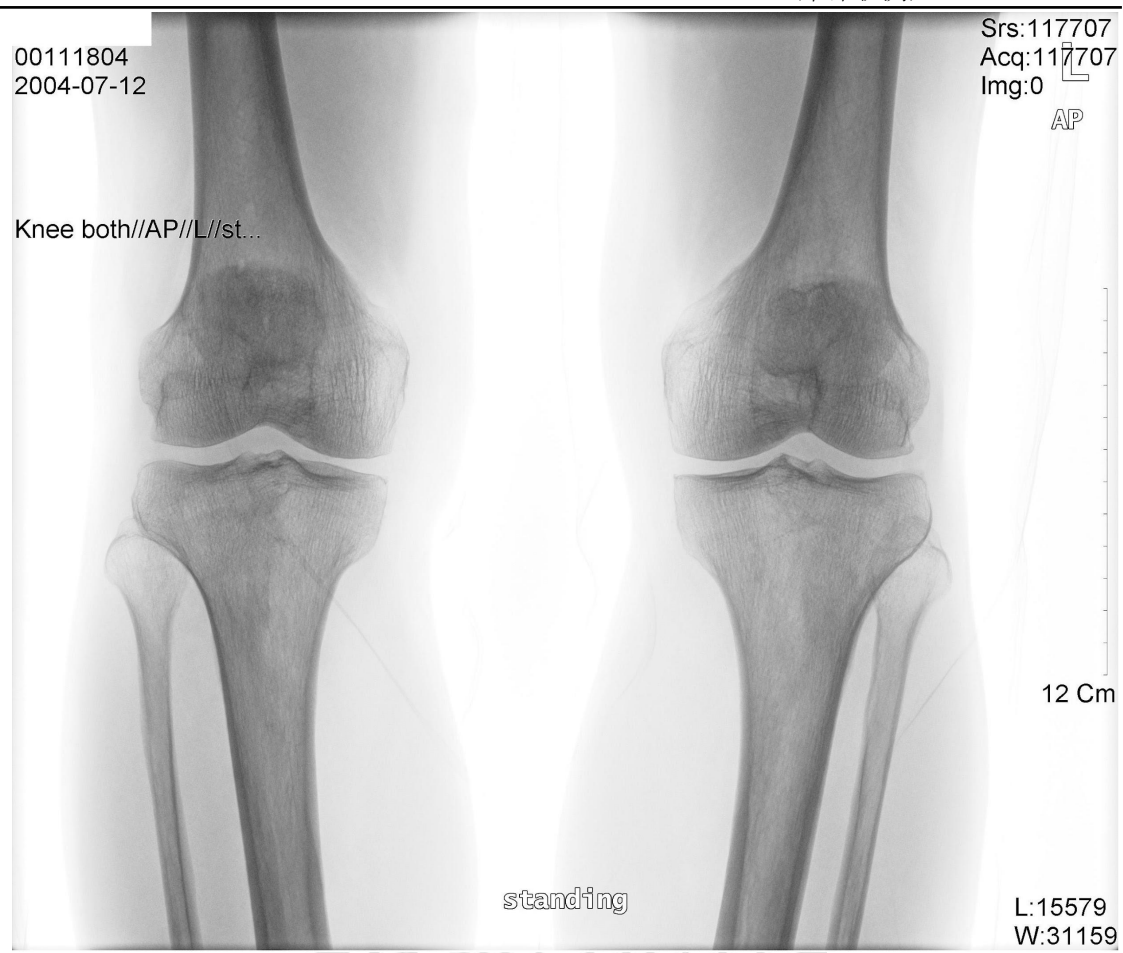


圖 11 膝關節X光前後照(AP View)



圖 12 膝關節X光側面照(Lateral View)

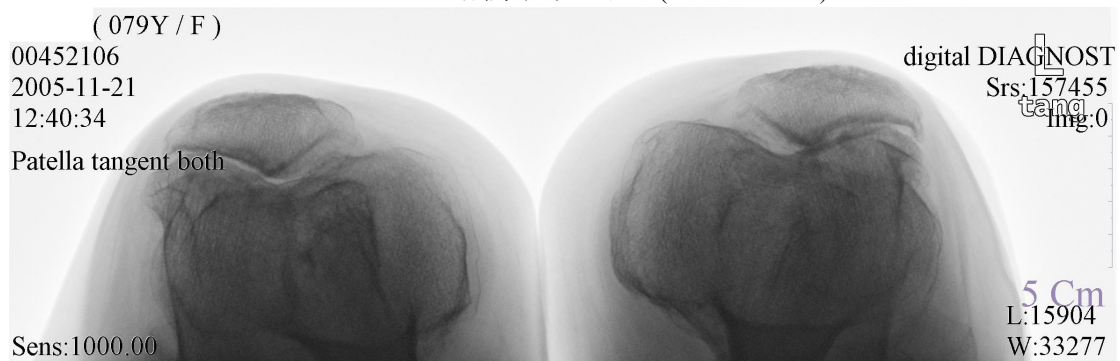


圖 13 膝關節X光切面照(Tangent View)

關於膝關節各主要部位名稱，將上圖做影像前處理加註說明如下所示：

- 膝關節前後照：如圖 14，股骨是身體最長也是最強壯的骨骼。膝關節疾病中的骨刺(bone spur)好發於股骨與脛骨的內髁、外髁相鄰邊緣上。圖中左邊是人的右腳，右邊是人的左腳；影像上股骨的部分仔細注意的話約略可見髌骨的投影輪廓。
- 膝關節側面照：如圖 15，側面照影像只會拍攝單腳，此圖左上腳有個R表示此腳是右腳，成大醫院所使用X光拍攝儀器所顯示的照片會將右腳面向左方；左腳面向右方。另外，在膝關節側面照影像中，股骨髁較靠近脛骨平台者(位置較低者)一般為股骨內髁。
- 膝關節切面照：如圖 16，與前後照一樣可拍攝單腳或雙腳。需注意圖中左邊是右腳；右邊是左腳。

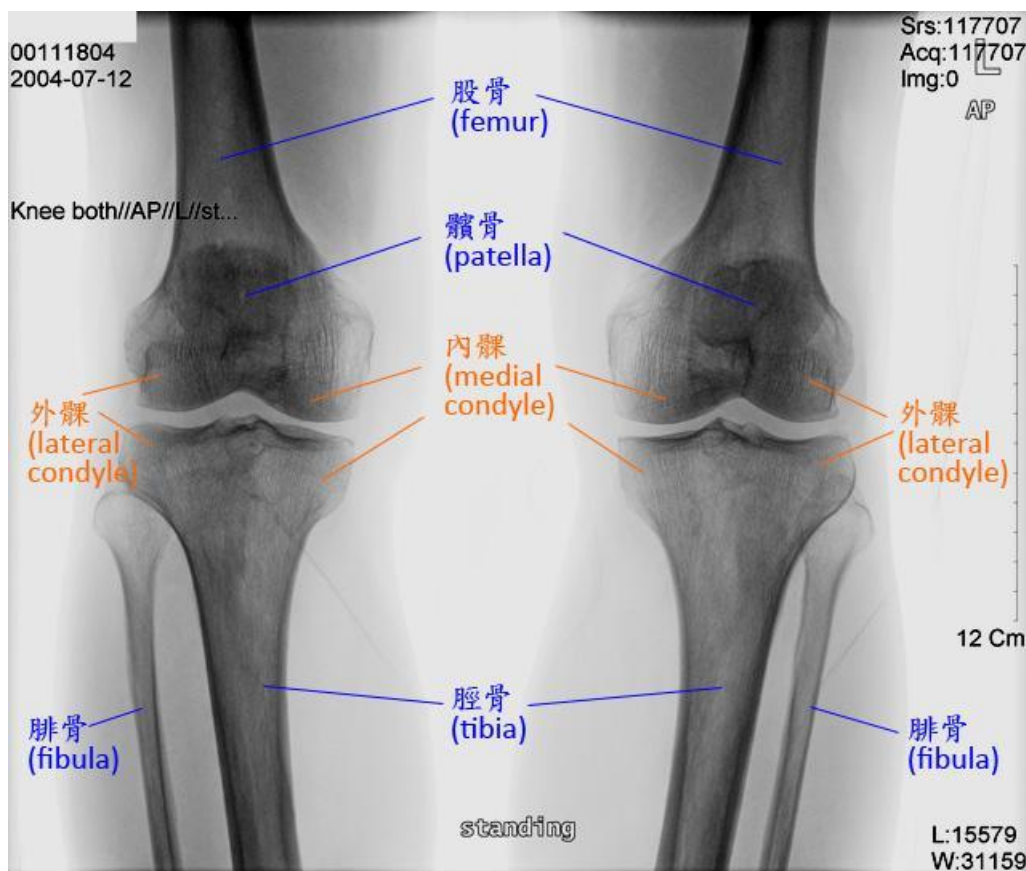


圖 14 膝關節前後照主要部位名稱圖

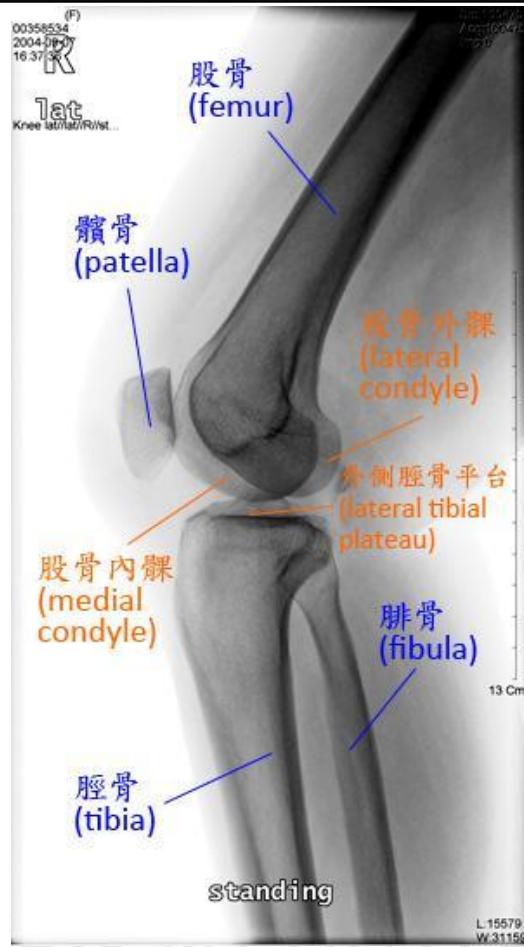


圖 15 膝關節側面照主要部位名稱圖

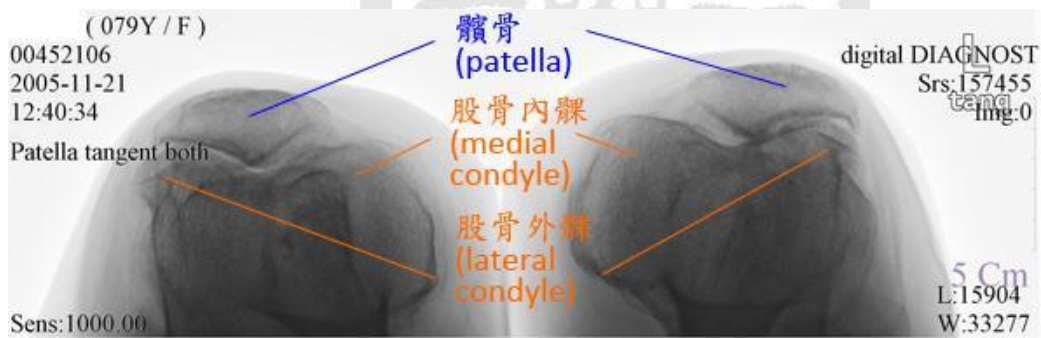


圖 16 膝關節切面照主要部位名稱圖

1-5節 影像特徵參數需求

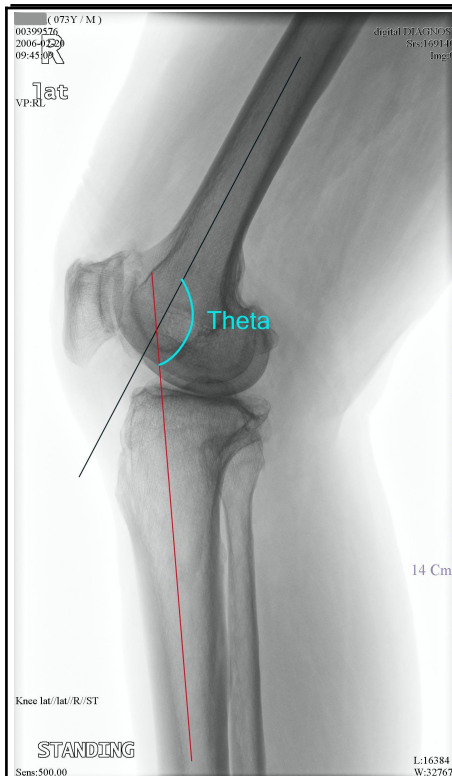
這節將介紹本論文的主要目標—膝關節X光影像側面照及切面照之各項醫學需求參數，這些參數對臨床醫師都有特別的意義，有些參數數據能直接看出膝關節病變；有些是病變者常會出現的特徵數據；有些數據至今尚未有定量分析結論，但是否能經由統計的方法，將不同年齡層、性別等作分門別類看出其中的差異變化，是臨床醫師們感興趣的課題。

參數需求	解說圖索引
[側面照]判斷膝關節是左腳或右腳	圖 17
[側面照]判斷膝關節的前方是向左邊或右邊	圖 17
[側面照]判斷股骨軸與脛骨軸的夾角及交點	圖 18
[側面照]判斷脛骨橫切線與脛骨軸的夾角及交點	圖 19、圖 110
[側面照]判斷股骨軸與股骨內緣線的交點	圖 110
[側面照]判斷髌骨長與髌骨肌腱長的長度及比例	圖 111
[切面照]膝關節切面照參數	圖 112
各種點與線的中英名詞定義：	
X光側面照 X-ray Lateral View X光切面照 X-ray Tangent View 股骨軸 Femur Axis 脛骨軸 Tibia Axis 股骨內緣線 Femur Inter Condyle Notch 脛骨橫切線 Proximal Tibia Lateral Joint Line 髌骨長 Patellar distance (簡稱PD) 髌骨肌腱長 Patellar tendon distance (簡稱PT) 交點 Junction Point 夾角 Angle 例：股骨軸與股骨內緣線的交點 Junction Point of Femur Axis and Inter Condyle Notch	

表格
11 膝
關節
X光
側面
照及
切面
照之
參數
定義



圖 17 原始膝關節X光側面照示意圖



說明：

1. 如上圖，程式需找出股骨軸及脛骨軸，並計算出兩軸之間的夾角(取鈍角)，此圖即Theta角。
2. 股骨軸及脛骨軸的定義請參考右邊兩張圖。

定義股骨軸：

1. 首先取得股骨左右兩側較平直的邊緣，愈長愈好，如圖AB及CD，接著將AB與CD兩線段各分成7等分使得兩條邊各有8個點平均分佈，再將兩邊每對點的中點找出來。
2. 將這找出的8個中點以Least Square方法找出吻合的直線即為股骨軸。

定義脛骨軸：

1. 首先取得脛骨左右兩側較平直的邊緣，愈長愈好，如圖AB及CD，接著將AB與CD兩線段各分成7等分使得兩條邊各有8個點平均分佈，再將兩邊每對點的中點找出來。
2. 將這找出的8個中點以Least Square方法找出吻合的直線即為脛骨軸。

圖 18 股骨軸與脛骨軸的夾角

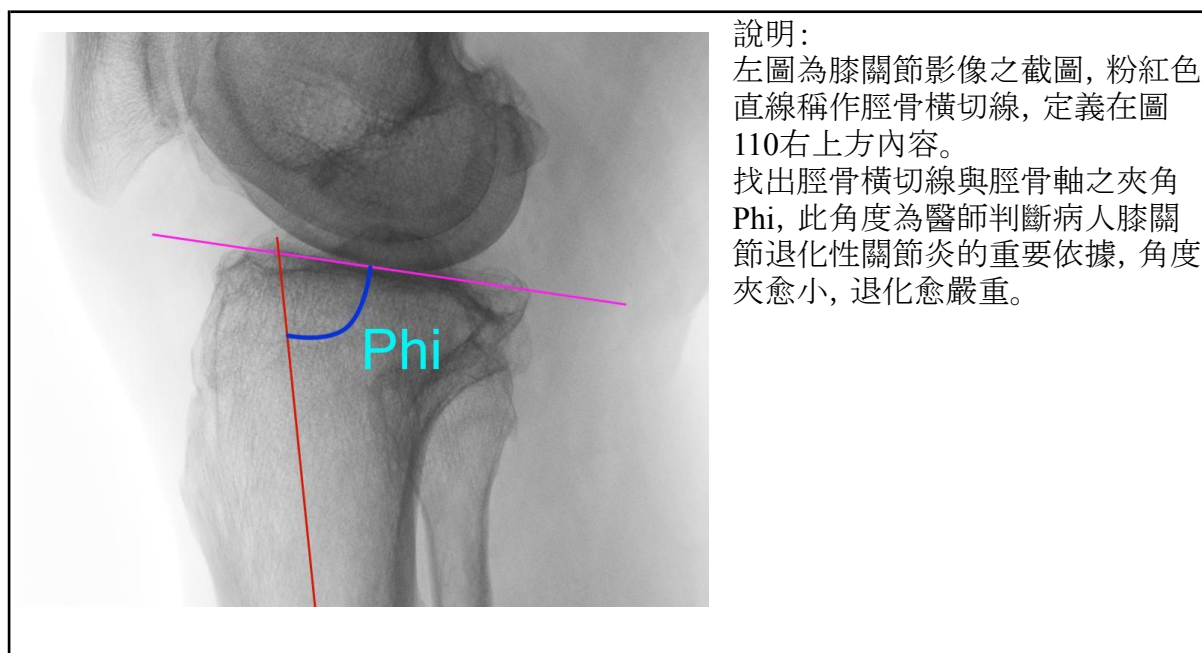


圖 19 脛骨橫切線與脛骨軸的夾角





圖 110 側面照線與線的交點

說明：

在醫學解剖上，髌骨與髌骨肌腱長度的比值是醫師感興趣的參數，若比值大於1.0稱作Patella Baja；小於1/1.2則是Patella Alta。醫學解剖上所量測的髌骨長度需從側面照來看，其中一點在髌骨上端；不過髌骨上端在醫學上的定義模糊，有些醫師會選擇髌骨前面最上方的突起，但有些醫師會選擇髌骨後緣的最上方，至今沒有一個固定的標準；在此我們統一以髌骨前緣的上方曲點，即D點，與髌骨下方的曲點，以P表示，將PD長度定義為髌骨長；此外我們需要量測髌骨肌腱長，解剖上，髌骨肌腱的下端點其實要看該肌腱與脛骨前緣的連接處，但在X光影像中，此肌腱的影像微弱，肉眼及電腦都不容易看出該連接位置；因此，我們這裡以工程的方式定義脛骨前面有一個突起，以T表示，因為髌骨肌腱與脛骨前緣的連接點靠近該T點，因此我們將PT定義為工程上的髌骨肌腱長。

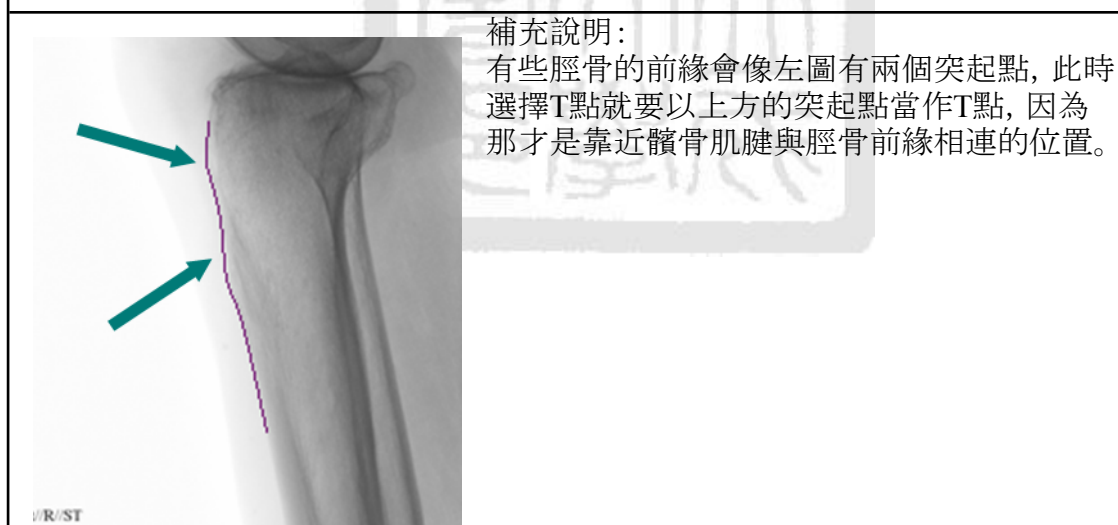


圖 111 髌骨長與髌骨肌腱長的比例

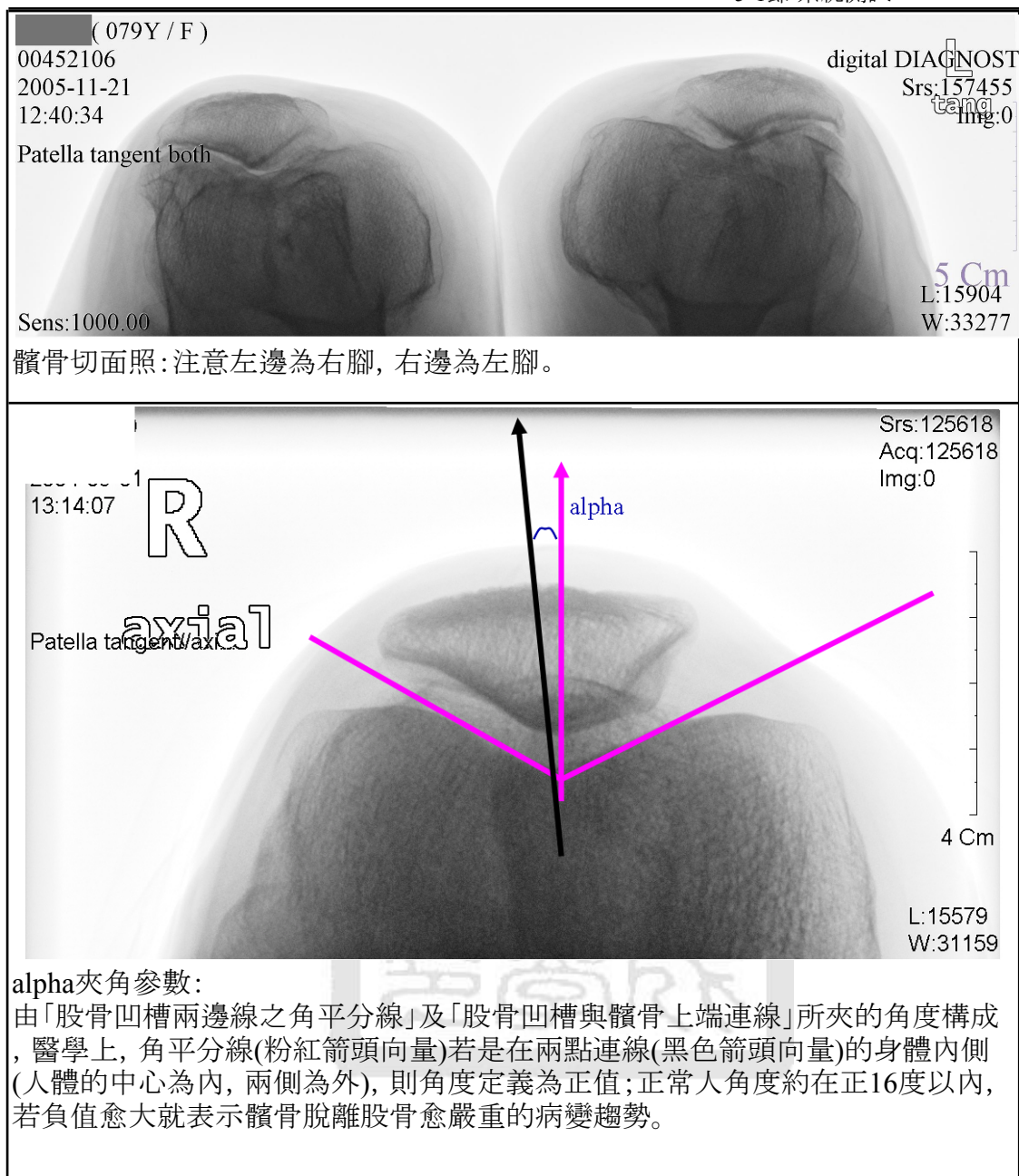


圖 112 膝關節切面照與參數圖

第2章 方法介紹

本章將開始進入本論文的核心項目—關於膝關節影像自動分析中，所引用、改進及自創的特別方法，這些方法是平常在影像課本上沒有提到的；當然，待第三章介紹膝關節自動分析時，會使用本章所提到的各項技巧及一般影像處理課本所介紹的方法來完成自動化偵測。

2-1節 星形濾鏡

(1) 特色：星形濾鏡(Asterisk Filter)是引用自[1]的方法，是一個簡單、效果好的邊緣偵測(edge detection)技巧。不同於一般Robert、Sobel、Kirsch及Prewitt的 $N \times N$ mask的邊緣偵測濾鏡(edge detection filter)，對於影像的局部小變化具有高敏感度，結果常使得雜訊濾除不乾淨；而星形濾鏡產生的結果，特別是用在膝關節X光影像上，雜訊數量明顯變少，下圖可以看出原始影像用Gradient Filter與Asterisk Filter分別作用的結果：

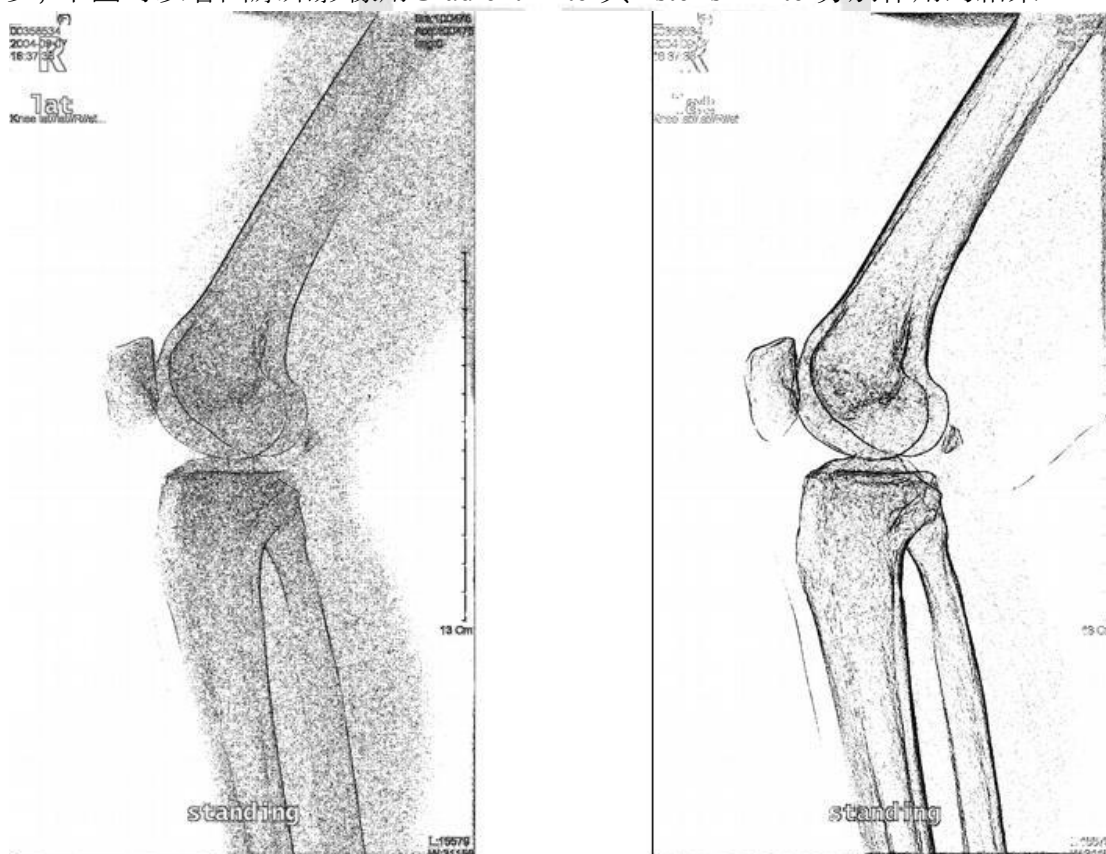


圖 21 左邊為Gradient Filter結果。右邊為Asterisk Filter結果。(皆為Threshold完結果)

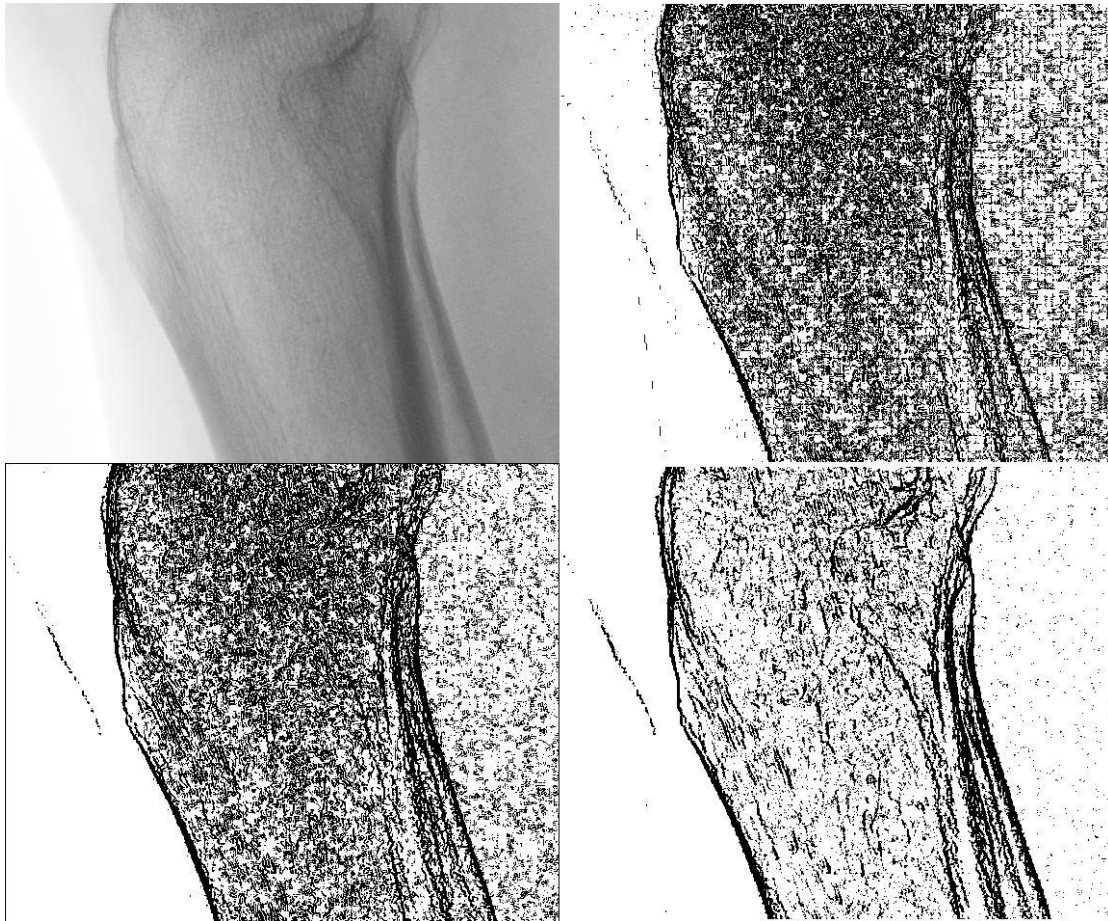


圖 22 左上-原始影像;右上-Gradient Filter結果;左下-Sobel Filter結果;右下-Asterisk Filter結果。(皆為 Threshold完結果)

上圖可以看出原始影像分別用Gradient、Sobel、Asterisk Filter作用的結果，Gradient及Sobel這類型的Filter對於腓骨後方的肌肉組織影像雜訊，沒有像Asterisk Filter可以清除地較為乾淨。

(2) 演算法: 要知道Asterisk的作用方法, 首先得了解該Filter的內容, 如圖 23所示, 它是類似一個星形的形狀, 由四個方向組成—左斜(粉紅色)、右斜(白色)、鉛直 (黃色)、水平(綠色), 本論文稱每一個方向叫作CheckLine, 它會有一個長度, 在圖 23中每個CheckLine長度為7個像素(pixels)。

當此Filter對影像做處理時, 會逐一以Filter的x (紅色)為中心對應至影像各別pixel上, 接著會將各別方向上每對離中心固定長度的兩個pixels位置的影像強度做相減取絕對值(聽起來有點複雜, 圖 24是一個長度為11的水平方向CheckLine, 看圖就很容易理解), 以圖 23來說, 每個方向就會產生三對數值, 這時再將此三對數值的最小值來當做該方向的最小值; 然後, 四個方向都做同樣的動作, 我們獲得四個數值, 再將此四個數中最大的設給x位置上的強度值; 以此法則對影像上每個pixel做處理, 我們就能得到Asterisk Filter作用後的結果影像。

上一段「相減取絕對值」的動作後, 一般會再做一個Threshold篩選(此Threshold的變數暫時稱作min), 如果該值過小, 會將它設為0, 這是為了要移除不必要的雜訊。

圖 25為做完Asterisk Filter後再Invert結果, 所使用的CheckLine(Filter上每個方向的長度)為9, min為4 (0~255); 若再經過Threshold後, 得到binary影像, 即可看出明顯效果。

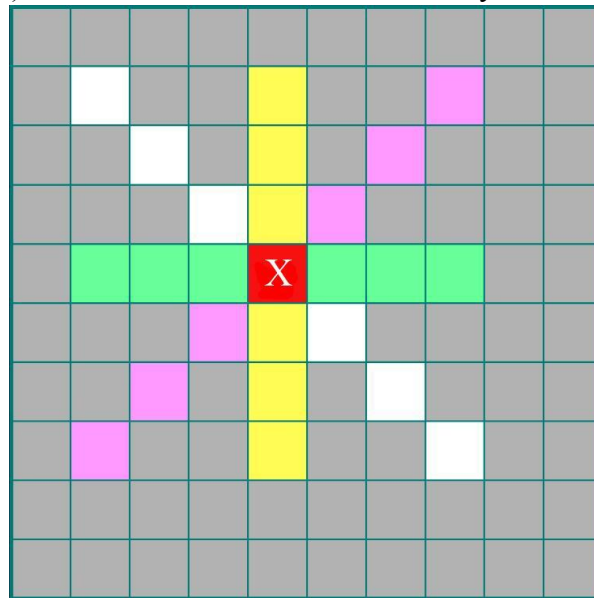


圖 23 四個方向組成的Filter

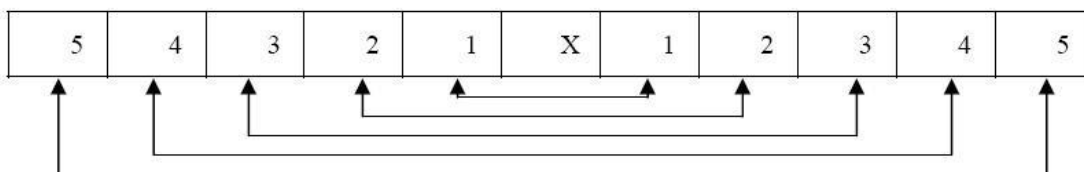


圖 24 Asterisk Filter的水平方向作用示意圖(取自[1])

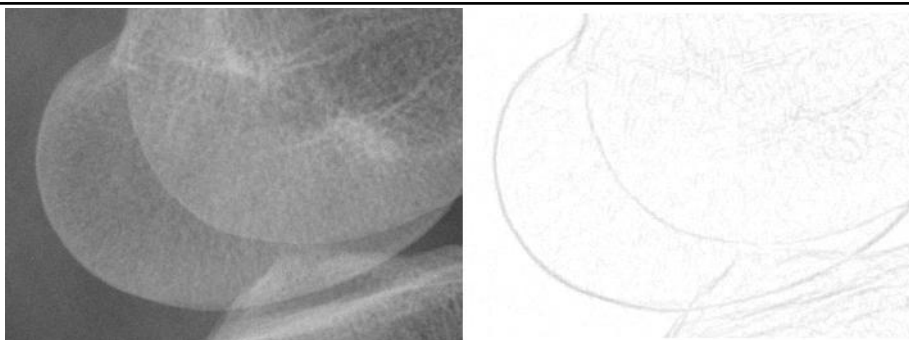


圖 25 左邊原始影像經Asterisk Filter作用後Invert結果如右

(3) 原理: Asterisk容易找出影像中的Step Edge的邊緣, 並濾除部分雜訊, Asterisk Filter的出處[1]並未說明演算法為何會使邊緣顯現, 簡單說明如圖 26, 以Asterisk Filter的水平方向來看, 當它移動到影像上x位置是在骨頭邊緣上時(圖中間), 我們可以想像x旁每對固定長度的pixels的影像強度值相減的絕對值, 必定都會很大; 但當我們將Filter的中心移至骨頭內部時(圖底下), 每對值的相減取絕對值就不容易大到那裡去, 所以在骨頭邊界的地方, 產生的邊緣會特別明顯; 而骨頭外部大多數的肌肉組織影像就能被濾除掉。

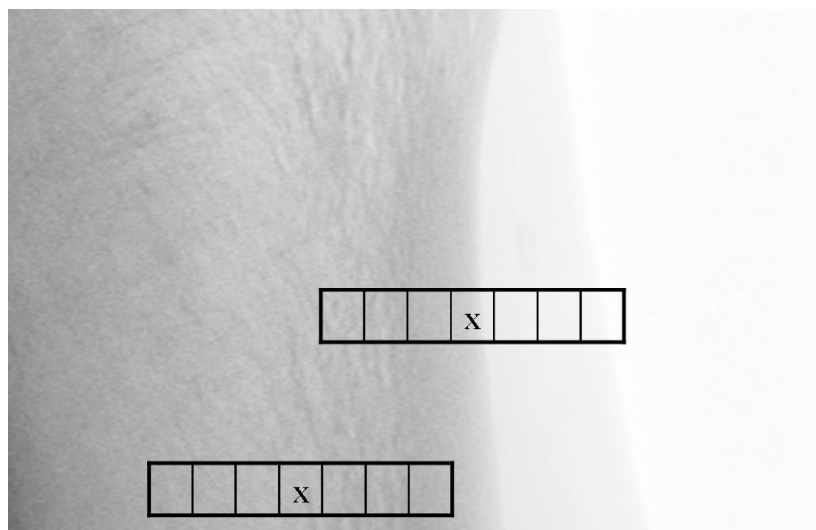


圖 26 Asterisk Filter作用說明簡圖

2-2節 兩種邊界搜尋法

邊緣(邊界)搜尋方法是為了從二值化影像(Binary Image)中獲得邊緣的連接資訊,也就是獲得一個串列(List)的資料結構,在影像中本論文常稱為Shape資訊;有了它,我們可以做後續多種利用,比方像是對Shape做變形、求取Shape上某個點的法向量(Normal vector)、求取Shape上某個點的曲率值(Curvature)、求取Shape的總長度等等。

本節將介紹兩種邊界搜尋方法,第一種是引用自[18]所提出的邊界搜尋法,因為它是利用一個Mask去檢查邊界出現的位置,並且只能往上、下、左、右某一個方向前進而不能後退,所以本論文暫且稱這種搜尋方法叫作「前進邊緣搜尋法」。

第二種是本論文所提出的邊緣搜尋法,想法是來自於一顆球在邊界上滾動所獲得的邊界資訊,並且是利用「1個pixel大小的球」來做邊界搜尋,本論文簡稱作「滾球邊界追蹤法」,過去1999年F. Bernardini也提出類似以滾球做3D上Mesh重構的方法[19],以及對2D上的邊界追蹤,也可得到串列資料結構,不過它並沒有提到如何將2D上4-path或8-path的連續邊緣以滾球的方式追蹤出串列資料結構,本論文即提出如何對此類問題提出解答。

2-2-1節 前進邊緣搜尋法

圖 27為一個向下搜尋的搜尋視窗,假若p是在一個二值影像邊界上某一點(所以p位置在影像上的強度值為255),當我們想向下搜尋接下來的邊界資訊時,p會依照搜尋視窗中的數字優先順序,檢查是否有邊界資訊(強度為0代表沒有邊界;強度為255表示有邊界),然後將p移動到新的位置上,重覆再做同樣的動作,就能將邊緣往下搜尋出來,界定一個長度,就能獲得一個Shape資訊。圖 27為一個 4×5 的搜尋視窗,仔細觀察內部的優先順序,就能了解它主要是向下搜尋,並且只能前進不會後退,同理我們也能做出往上、左、右方向的搜尋。此搜尋法的優點是對於斷掉的邊界可能有機會找得到下一點的連接資訊,但此搜尋法也有它精準度不夠、只能往上下左右四個方向搜尋邊界的缺點,本論文將會於第3章自動分析及第5章實驗與討論,比較它與滾球邊界追蹤法的好壞。

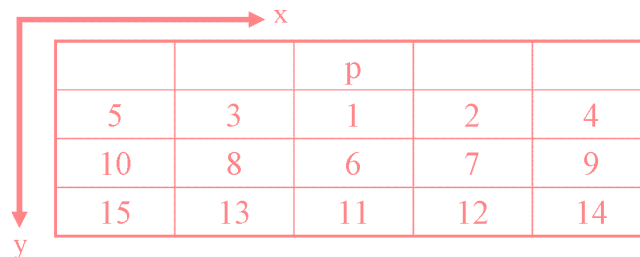


圖 27 前進邊緣搜尋法, 向下搜尋示意圖

2-2-2節 滾球邊界追蹤法

(1) 概念: 滾球邊界追蹤法是本篇論文提出來的邊緣追蹤方法, 它是利用一個 3×3 的Mask, 依據球是順時針(CW)或逆時針(CCW)方向旋轉滾動來將邊界追蹤出來。假設圖 28左邊是二值影像的一部分, 其中s可以想像是一顆球, t所在的位置是有邊緣的(黑色), 如果s做逆時針方向滾動, 我們可以想像這顆球所獲得的接觸路徑, 就如同圖 28右邊中 pixel為1所顯示的路徑, E代表結束。

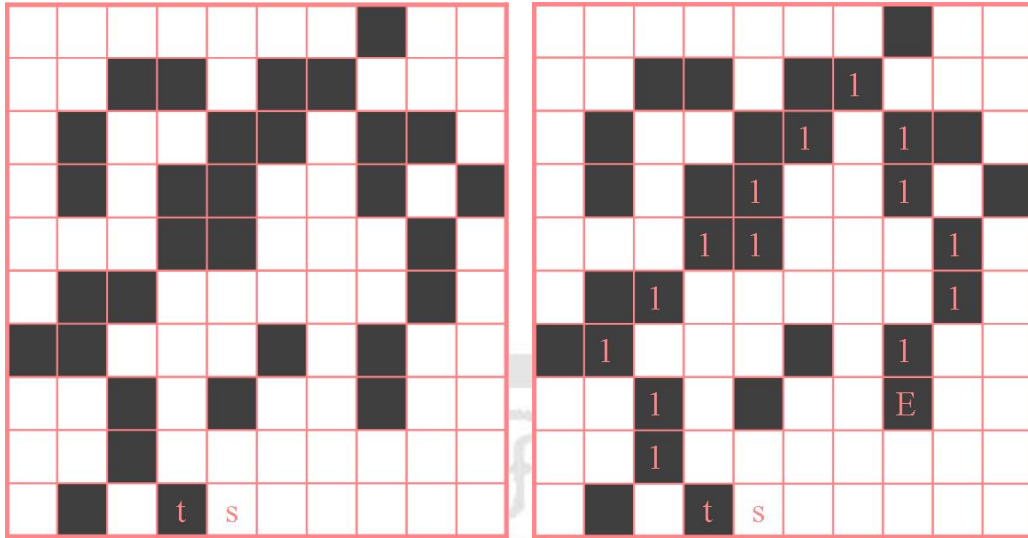


圖 28 左邊為原始影像。右邊為追蹤結果

(2) 演算法:

以圖 28為例子來說明。一開始, 需先在邊緣上(圖中pixel為黑色的部分)找到一點t作為邊緣追蹤的起始點, 再來將「虛擬滾動球s」放在t的4鄰域(4-adjacent, 參考[22])上, 圖中我們將s放在t的右邊, 因為想讓s這顆球往逆時針旋轉滾動得到圖 28右邊的邊緣。

如果我們要讓滾球逆時針旋轉, 那就套用圖 29的逆時針Mask (圖 29右邊), 將Mask的中心t對應至圖 28的t位置, 然後將s在Mask上所對應的箭頭方向移動(每次移動一個 pixel, 例如當s在↑的位置就將s往上移動格;s在←的位置就將s往左移動格), 假若s移動到的新位置是在邊緣上, s就不要更新到新位置, 而讓t移動到該位置, 新的t位置就是下一個追蹤到的邊緣;否則s繼續沿著Mask對應的方向移動, 直到它落在邊緣上。

重覆上一段的動作直到所追蹤出來的邊緣長度達到要求, 如圖 28右邊的E代表終止位置。

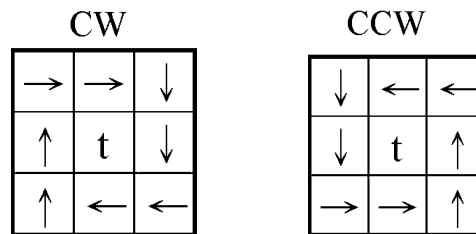


圖 29 滾球搜尋Mask, 左為順時針, 右為逆時針

滾球演算法 (Rolling Ball Contour Tracking)

- 1 Set Point t ;
- 2 Set Point s ; // s需在t的4-adjacent上

```

3  Set Bool isCW;           //設定是否為順時針旋轉
4  Point v_ts = GetVts( t, s, isCW ); // GetVts用來取得移動向量
5  Point temp = s + v_ts;
6  for( int i = 0; i < length; )      //追蹤到length的長度就結束
7      if imgValue(temp) == 0          //imgValue儲存著影像強度值
8          s = temp;
9      else
10         {
11             t = temp;
12             Add t to shapeList;      //將t位置加入List串列中
13             i++;
14         }
15     v_ts = GetVts( t, s, isCW );
16     temp = s + v_ts;
17 end for

```

虛擬碼 21 滾球演算法



(3) 特性: 本論文發現到此滾球邊界追蹤法具有幾種特性, 說明如下:

- A. t 所追蹤出來的路徑, 即 $\{t_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 會是一個8-path [22]。
- B. s 所追蹤出來的路徑, 即 $\{s_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 會是一個4-path。
- C. 若一開始 s 是在 t 的4鄰域(4-adjacent), 則 s 會在有限次數的追蹤內(每次 s 到新的位置上算一次追蹤)回到原點。
- D. 若一開始 s 是在 t 的4鄰域(4-adjacent), 則 t 會在有限次數的追蹤內(每次 t 到新的位置上算一次追蹤)回到原點。

關於C及D, 本論文以實際圖例來讓讀者觀察, 如圖 210左上方, 一開始 s 並非在 t 的4鄰域上, 此時做滾球追蹤法可以發現 t 無法回到原點; 而從圖 210左下方及右方的兩個例子, 因為一開始 s 是在 t 的4鄰域上, 我們可以觀察到, 在有限追蹤內 t 與 s 皆會回到原點, 關於這個現象筆者尚未能提出正式的數學證明(特別是D), 但經由多項實驗發現並沒有違反此現象的例外狀況。

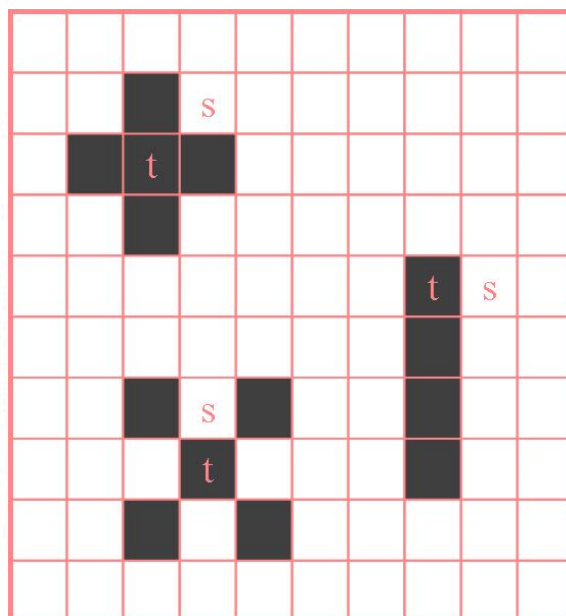


圖 210 滾球追蹤法特性說明

2-3節 最佳化曲率值估測

數學上，一個問題是連續或是離散，會有不同的處理方法；以曲率計算的問題來說，連續定義的一條曲線，其曲率計算結果只有一種；但在離散定義的一條曲線上，從文獻上[2][21]可以觀察到，其曲率估測的方式卻有很多種，而且結果的好壞差異很大。

本篇論文會引用文獻[2][3]的曲率估測方法來估測離散定義曲線，其構想乃是利用一個二次方程曲線去吻合空間上的離散點座標，而獲得此二次方程乃需解一個最小平方問題，在最小平方問題上面，作者採用三段式的進化解，每一次進化都使得誤差再縮小，在本節會說明清楚其推理過程，以彌補文獻中過多的省略；本論文並且提出以PCA的絕對最小平方方法[23]來取代原文所使用的最小平方方法(Regression)，如此可以使曲率估測誤差再更小。

2-3-1節 連續定義曲率計算

利用空間向量的定義，一條平面上的曲線可以表示成長度的參數式：

$$\mathbf{r}(s) = (x(s), y(s)) \quad (1)$$

，其中 $\mathbf{r}(s)$ 表示從曲線上起始點經過 s 長度的點座標。

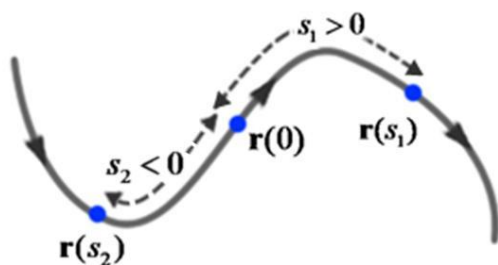


圖 211 以長度為參數的曲線定義示意圖

在一般的微積分或是工程數學課本內的向量微積分(Vector Calculus)單元，會推導出 $\mathbf{T}(s) = \mathbf{r}'(s) = (x'(s), y'(s))$ ，稱之為切線向量，其中 $\|\mathbf{T}(s)\| = 1$ ，即切線向量之長度為1，在圖形上 $\mathbf{T}(s)$ 的方向為該點的切線方向；由此，我們可以再定義一組向量 $\mathbf{N}(s) = (-y'(s), x'(s))$ ，觀察到兩組向量的內積： $\mathbf{T}(s) \cdot \mathbf{N}(s) = (x'(s), y'(s)) \cdot (-y'(s), x'(s)) = 0$ ，因此 $\mathbf{N}(s)$ 的方向會垂直於切線向量，故將 $\mathbf{N}(s)$ 稱之為法線向量，除此之外，一般課本不會提到 $\mathbf{N}(s)$ 具有下面簡單的性質：

理論 2-1

$\mathbf{N}(s)$ 的方向為 $\mathbf{T}(s)$ 方向逆時針旋轉90度

Proof:

$$\begin{aligned}
 & \text{令 } A = (\cos \phi, \sin \phi), \\
 & B = (\cos \theta, \sin \theta) = (\cos(\alpha + \phi), \sin(\alpha + \phi)), \\
 & \text{當 } \alpha = \frac{\pi}{2}, \quad B = (\cos(\alpha + \phi), \sin(\alpha + \phi)) = (\cos(\frac{\pi}{2} + \phi), \sin(\frac{\pi}{2} + \phi)) = (-\sin \phi, \cos \phi), \\
 & \text{故 } T(s) = (x'(s), y'(s)), \quad N(s) = (-y'(s), x'(s)), \\
 & \therefore N(s) \text{ 與 } T(s) \text{ 垂直} \quad \#
 \end{aligned}$$

理論 21 $N(s)$ 的方向為 $T(s)$ 方向逆時針旋轉90度

一般微積分或是工程數學課本推導出來的曲率公式，其曲率值必為正值：

$$\kappa(t) = \frac{\|\mathbf{r}'(t) \times \mathbf{r}''(t)\|}{\|\mathbf{r}'(t)\|^3} \quad (2)$$

,其中 $\mathbf{r}(t)$ 為該曲線的參數式。

公式(2)中可以將參數 t 以前面提到的長度 s 取代之，變成：

$$\begin{aligned}
 \kappa(s) &= \frac{\|\mathbf{r}'(s) \times \mathbf{r}''(s)\|}{\|\mathbf{r}'(s)\|^3} = \frac{\|\mathbf{r}'(s) \times \mathbf{r}''(s)\|}{1^3} = \|\mathbf{r}'(s) \times \mathbf{r}''(s)\| \\
 &= \left\| \begin{vmatrix} x'(s) & y'(s) \\ x''(s) & y''(s) \end{vmatrix} \mathbf{k} \right\| = \|x'(s)y''(s) - y'(s)x''(s)\| \quad (3)
 \end{aligned}$$

,其中 $\mathbf{r}(s)$ 為該曲線的參數式,表示從曲線上起始點經過 s 長度的點座標;上面的推導中, $\mathbf{k}$ 表示三維空間中 $\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k}$ 的第三個方向。

但上面所提到的公式，計算出來的曲率值依舊侷限於正值。而在文獻[2]中，曲率的計算採用一種更具廣泛性的公式，它能計算出曲線上某點的曲率，並且判斷出正或負，因而得知該點於曲線上的瞬間是凹向或凸向。此公式為法國數學家Jean Frédéric Frenet (February 7, 1816 – June 12, 1900)所發現，稱作Frenet's formula:

Frenet's formula

$$\kappa(s) = \mathbf{T}'(s) \cdot \mathbf{N}(s) = (x'', y'') \cdot (-y', x') = x'y'' - x''y' \quad (4)$$

在這邊本論文不寫此公式的推導過程，有興趣的讀者可以自行尋找。但我們可以觀察到，(3)式中若將絕對值符號拿掉，就會等於(4)式，那麼，我們該如何從一條曲線上某點的曲率值正負來判斷凹凸向呢？就是下面(5)式的性質：

κ 的正負判斷方式：

$$\begin{aligned} \kappa > 0 &\Leftrightarrow \text{沿著 } \mathbf{T}(s) \text{ 方向的瞬間為逆時針旋轉} \\ \kappa < 0 &\Leftrightarrow \text{沿著 } \mathbf{T}(s) \text{ 方向的瞬間為順時針旋轉} \end{aligned} \quad (5)$$

上式的理由很簡單，讀者可以畫一個圈圈當作 $\mathbf{r}(s)$ ，並指定給它一個前進方向，再利用Frenet's formula就很容易觀察到具有(5)式的性質。



2-3-2節 離散定義曲率估測

有了連續定義曲率的計算公式做為基礎理論，接下來就能介紹離散定義的曲率估測方法。

考慮平面上有一組點集合 $\mathbf{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 看似為一條曲線的形狀，其中 $\mathbf{P}$ 集合包含一組以 p_j 為中心， q 為 *window size* (這個詞後面會解釋，先記起來) 的子集合 $\mathbf{Q} = \{p_{j-q}, p_{j-q+1}, \dots, p_j, \dots, p_{j+q-1}, p_{j+q}\}$ ，是整條曲線上的一小段部分，如下圖所示：

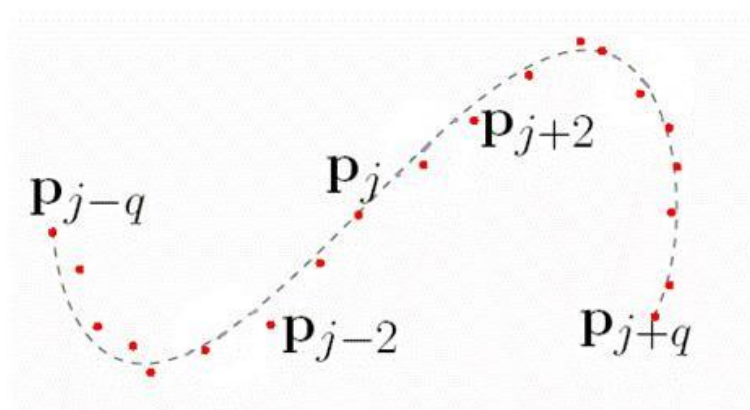


圖 212 曲線上一小段的點集合 $\mathbf{Q}$ (修改自[2])

泰勒展開式(Taylor Series)告訴我們：

$$\begin{cases} x(s) = x(0) + x'(0)s + \frac{1}{2}x''(0)s^2 + g_1(s)s^3 \\ y(s) = y(0) + y'(0)s + \frac{1}{2}y''(0)s^2 + g_2(s)s^3 \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{r}(s) = (x(s), y(s))$ ，另外三次以後的項被包含進 $g_1(s)$ 及 $g_2(s)$ 之中

我們假定(6)式中的 $\mathbf{r}(0) = \mathbf{p}_j$ ，就可以利用(6)式的曲線方程去近似 $\mathbf{Q}$ ；當我們將(6)式的 $g_1(s)$ 及 $g_2(s)$ 移除，就是以一個拋物曲線(Parabola)去近似 $\mathbf{Q}$ ：

$$\begin{cases} x(s) = x(0) + x'(0)s + \frac{1}{2}x''(0)s^2 \\ y(s) = y(0) + y'(0)s + \frac{1}{2}y''(0)s^2 \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{r}(s) = (x(s), y(s))$

文獻的方法就是利用(7)式這個拋物曲線去近似 $\mathbf{Q}$ 的點集合。然後，我們需要得知 $\mathbf{Q}$ 中某點的 $x'(s), y'(s)$ 及 $x''(s), y''(s)$ 是多少，如此才能計算出曲率值。那我們該如何求出這四個未知數？方法就是去解一個最小平方方法問題(Least Square Error或稱作Regression法)：

$$E_x(x'_j, x''_j) = \sum_{i=j-q}^{j+q} \left(x_i - (x_j + x'_j \Delta l_i^j + \frac{1}{2} x''_j (\Delta l_i^j)^2) \right)^2 \quad (8)$$

其中q就是window size。而 Δl_i^j 表示從中心點 j 到第 i 點之間所有點跟點之間的直線距離總和。此式中的未知變數只有兩個 x'_j, x''_j

上面(8)式的 Δl_i^j 是用來近似 s ，所以式中的 $(x_j + x'_j \Delta l_i^j + \frac{1}{2} x''_j (\Delta l_i^j)^2) \approx x(s)$ 就會用來近似於曲線段中 $\mathbf{p}_i$ 座標的 x_i 值，而為了解出未知數 x'_j, x''_j ，就必須要使(8)式中的 E_x 愈小愈好，如此就變成解一個線性的最小平方問題。上式是解 x'_j, x''_j ，同理， y'_j, y''_j 也可以用相同的方法估測出來；有了 x'_j, x''_j, y'_j, y''_j ，就可以拿它們來計算出法線向量 $\mathbf{N}$ 、切線向量 $\mathbf{T}$ 及曲率值 κ 。接下來就可以介紹第一段的曲率估測法，稱作Independent估測法：

理論 2-2	Independent曲率估測法
<i>Procedure:</i> 先利用(8)式計算出 x'_j, x''_j, y'_j, y''_j , 再由(4)式Frenet's formula計算出曲率值 κ 。	

理論 22 第一段, Independent曲率估測法

但其實理論 22的曲率估測法有些許誤差。若再考慮進來下面兩組條件：

$$\begin{cases} \|\mathbf{T}(s)\| = 1 \\ \mathbf{T}(s) \cdot \mathbf{T}'(s) = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x'^2 + y'^2 = 1 \\ x'x'' + y'y'' = 0 \end{cases} \quad (9)$$

也就是說, 如果我們能解出 x'_j, x''_j 或 y'_j, y''_j 這兩組解之中其中一組解, 我們就能利用(9)式解出另一組解;那麼, 該選擇先解出 x'_j, x''_j 還是 y'_j, y''_j 呢? 請看理論 23。



理論 2-3	dependent曲率估測法
Deduction: 假設x-y平面上有一些點分佈，如圖 213，一般使用最小平方方法解出來的Fitting直線 $y = f(x) = c_0 + c_1x$，其 c_1 代表直線的斜率，我們可以從圖中看到最小平方方法的誤差是每個紅色線段長度的平方和的總和組成，而這些紅色線段會與y軸平行，故，若斜率 c_1 的絕對值愈大，那誤差是愈不可靠的；同理，在(8)式中的最小平方問題裡，如果將式子化簡，可以發現解出來的 x'_j 或 y'_j 分別代表二維平面(非x-y平面)上的斜率值大小，我們可以大膽猜測斜率值較小者，其誤差和較小的機率也比較高，因此可以利用這種技巧來先選擇解出來的 x'_j, x''_j 或 y'_j, y''_j 其中的一組，再代進(9)式解出另外一組，y'_j, y''_j 或 x'_j, x''_j。	
	圖 213 最小平方方法的誤差示意圖
	Procedure: 觀察解出來的 x'_j 跟 y'_j 何者較小，比較小那組的兩個解，再將它們代進(9)式解出另一組兩個解。再由(4)式Frenet's formula計算出曲率值 κ。

理論 23 第二段, dependent曲率估測法

理論 23提到一個重要的觀念，就是當使用最小平方方法的線性解時(Regression法)，若解出來的線性方程式斜率愈大，那麼誤差就愈不可靠，因此，文獻上又提出第三段改進方法，讓誤差再縮小，因為這種方法的操作過程會對座標系再做一個旋轉動作，因而稱作rotation法。

理論 2-4

rotation曲率估測法

Deduction:

如下圖所示, 假設有幾個點分佈在x-y平面上(圖(1)), 我們用一般的Regression法解出一條線性方程式(圖(2)的藍色直線), 此時的誤差會因為直線斜率的絕對值愈大而愈大; 因此, 這邊做一個動作, 計算出該直線與x軸的夾角 θ 後(圖(3)), 將平面上分佈的點以原心O旋轉 $-\theta$ (圖(4)), 再去做一次最小平方方法得到新的直線方程式(圖(5)的綠色直線), 這時會因為新的直線方程式與x軸較接近平行, 因此誤差會明顯小很多; 最後, 再將新的直線方程式以原點O旋轉 θ 回來, 就會得到Rotation後的直線方程式。利用這道理, 就能對傳統Regression法解出來的直線方程式做更進一步改善。

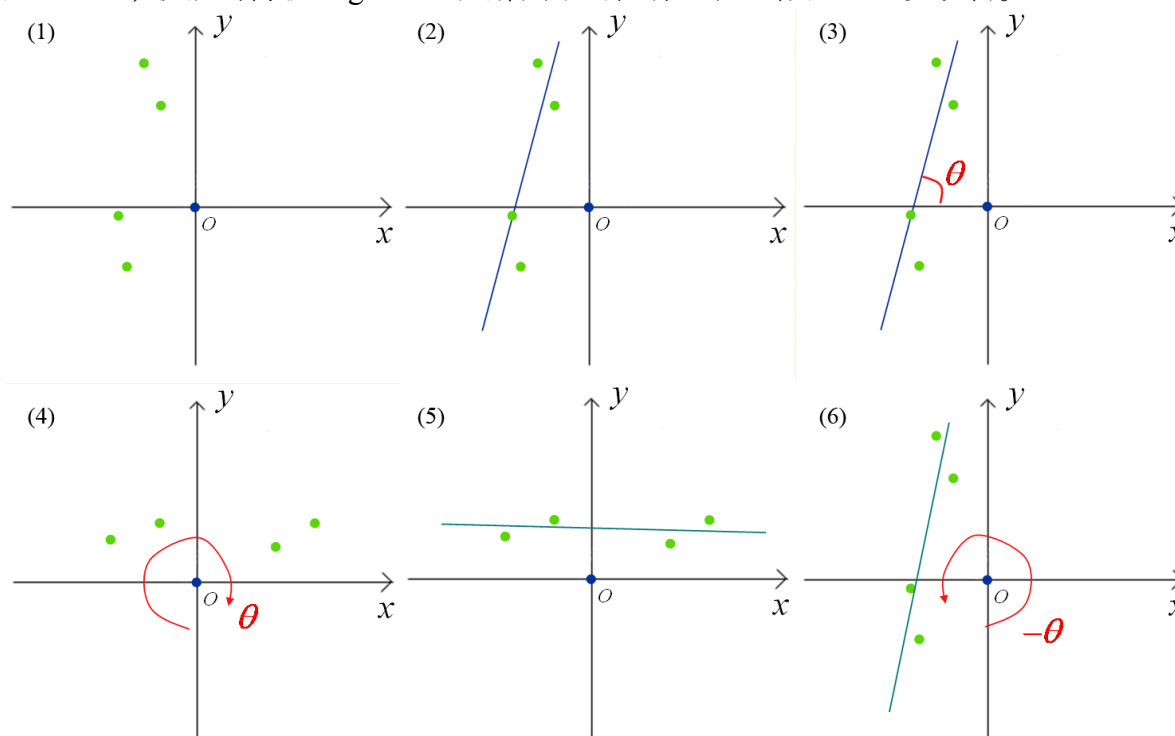


圖 214 Rotation動作能使傳統Regression誤差再縮小

Procedure:

利用(8)式解出來 x'_j 或 y'_j , 因為這兩者分別代表各自二維平面上(注意此時並非由x軸及y軸組成)的斜率, 故將該平面的所有資料點以上面Deduction提到的技巧解出新的 x'_j, x''_j 及 y'_j, y''_j 。再由(4)式Frenet's formula計算出曲率值 κ 。

理論 24 第三段, Rotation曲率估測法

到目前為止，我們談論了文獻中所提的三階段進化曲率估測方法。其中能使誤差縮小的主要改善重點，都是圍繞在Regression法上，因為傳統Regression的誤差乃是依賴第二座標軸(假設稱作y軸)——從圖形來看，就是座標系上的資料點群與Regression直線的y軸距離的平方和(參考圖 213)，若Regression直線的斜率愈大，從感覺上就會覺得，最小化這種誤差所得到的Regression直線並不會是一條最吻合該群資料點的直線，但是否真的是如此？那怎樣的直線才算是最吻合一群資料點的直線？這個問題，同時也是向高斯的Regression法挑戰的，是1901年由英國統計學者Karl Pearson(1857-1936)所發表的一篇Paper，名稱是「On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space」[23]，其Paper的內容提到，若是要在2維平面上找一條直線來吻合資料點群，則我們要使資料點群與該直線的垂直距離平方和為最小。

Karl的這篇Paper乃是著名的PCA法(Principle Component Analysis)的前身，本篇論文乃利用它的方法來改善解(8)式，即「二維平面上最佳吻合直線的問題」，使曲率的估測的誤差能更小。



理論 2-5

PCA曲率估測法

Procedure:

假設x-y平面上有一些資料點群 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ 如圖 215, 那麼找出”最佳吻合的直線”的過程如下:

1. 取得所有資料點群的平均點 $m = \sum_{i=1}^k v_i$
2. 計算出Scatter matrix,

$$S = \sum_{i=1}^k (v_i - m)(v_i - m)^t$$

即

, 再將Scatter matrix, S 中, 最大eigenvalue的eigenvector, e 求出。

3. 過 m 做平行 e 的平行線即為最佳吻合直線。

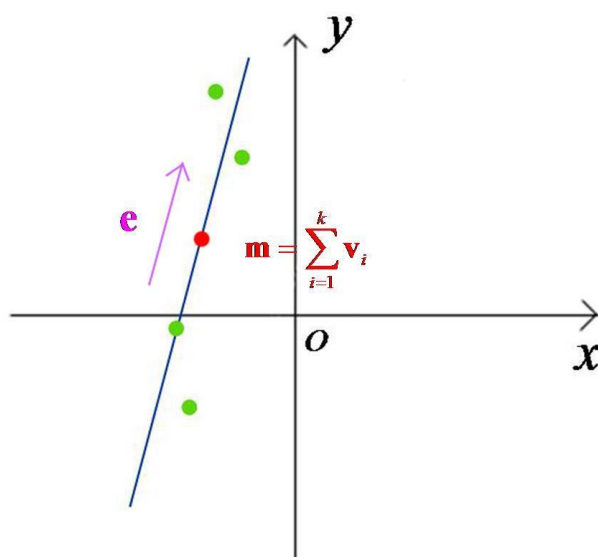


圖 215 二維平面上的資料點群與最佳直線

利用上一段中1,2,3的程序來解出(8)式的 x'_j, x''_j 及 y'_j, y''_j , 再由(4)式Frenet's formula計算出曲率值 κ 。

理論 25 第四段, PCA曲率估測法

第3章 自動分析

在我們設計的膝關節影像分析系統中，影像的參數量測，一些特徵是靠手動量測；一些特徵是靠我們設計的模組做自動分析，在本論文1-5節所介紹的所有影像特徵，皆能使用手動量測功能，而具有自動分析功能的特徵，包括：

- (1) 股骨部分—取得股骨前緣及後緣，計算出股骨軸。
- (2) 脛骨部分—取得脛骨前緣及後緣，計算出脛骨軸，找出脛骨前突起T點。
- (3) 髌骨部分—取得髌骨前緣，找出髌骨前突起的D點及下方的P點。

下面三節將針對此三部位的自動分析方法、流程做介紹。

3-1節 股骨分析

股骨分析的目標是要取得股骨軸，其分析流程圖如右所示。當找出股骨軸之後，我們可依照其斜率的正負來得知該腿是面向那一方，若面向左方，則該腿為右腳；反之則為左腳。下圖為處理過程中的影像變化。

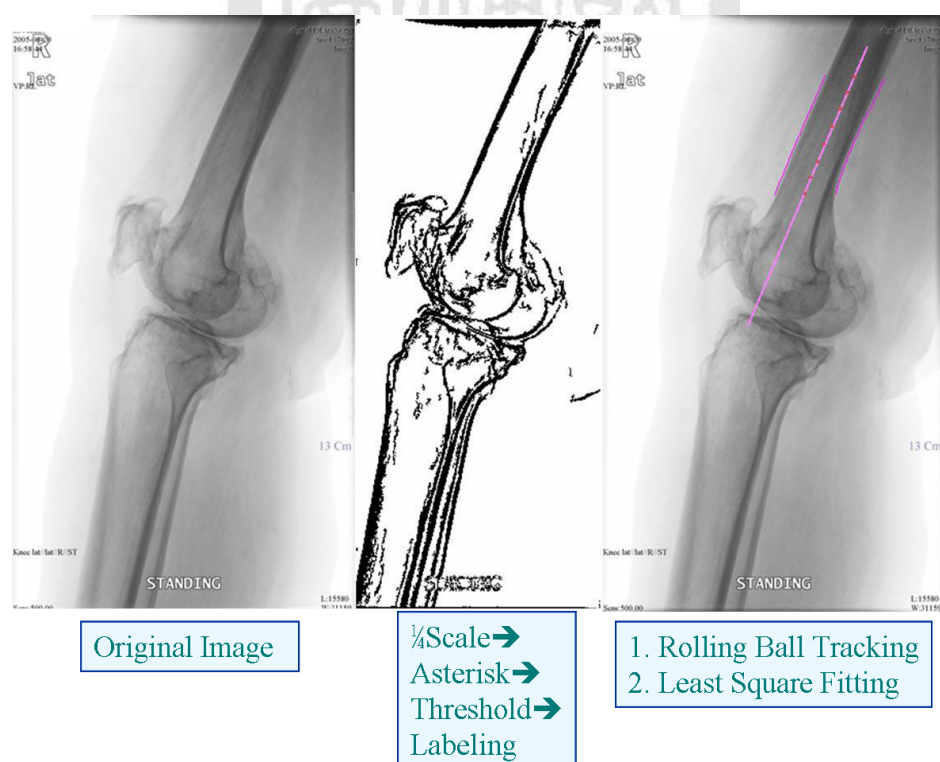


圖 31 股骨(Femur)分析影像分鏡(從左到右)

這裡來解說圖 32的股骨分析流程。一開始輸入一張膝關節側面照X光原始影像(背景黑色, 骨頭偏白色), 然後進入股骨前處理部分(Femur Preprocessing); 首先將影像縮小1/4, 再對它做星形濾鏡(濾鏡參數diff=4代表每一個方向左右翼各有4個pixel, 所以每一個方向共有9個pixel; 濾鏡參數min=4表示若每個方向求出的最小值都比4還要小, 那就將該pixel的強度設為0), 下一步Threshold(17), 表示對影像做二值化分割, 參數設定為0~255的17; 再來做Labeling, 是將白色connected區域超過100個pixels的給予刪除, 以移除不必要的雜訊。

下一個分析是找股骨的前後邊緣(Femur contour finding), 首先輸入前一步處理後的影像, 接著從1/5高度的地方, 分別由1/8及7/8寬度的地方往中間水平搜尋有白色的影像資訊, 目的是要找到股骨前後邊緣的搜尋起始點, 然後就可以用滾球邊界追蹤法分別將股骨前後邊緣給追蹤出來, 存成Link-List的資料結構。

最後一個分析是將股骨軸找出(Femur Axis finding), 首先輸入的資料是從前面得到的股骨前後兩邊的邊緣資料結構, 接著將前後兩邊各分成八等分取出八個中心點, 就可以利用Least-Square將此八個點以一條直線逼近, 得出所要的股骨軸。

由所得到的股骨軸, 我們能計算它的斜率, 進而判斷股骨是往左斜或右斜, 如果往左斜, 代表股骨是右腳; 反之為左腳, 此外我們也能得到股骨軸的方向向量, 這在未來的髓骨分析中會用到。



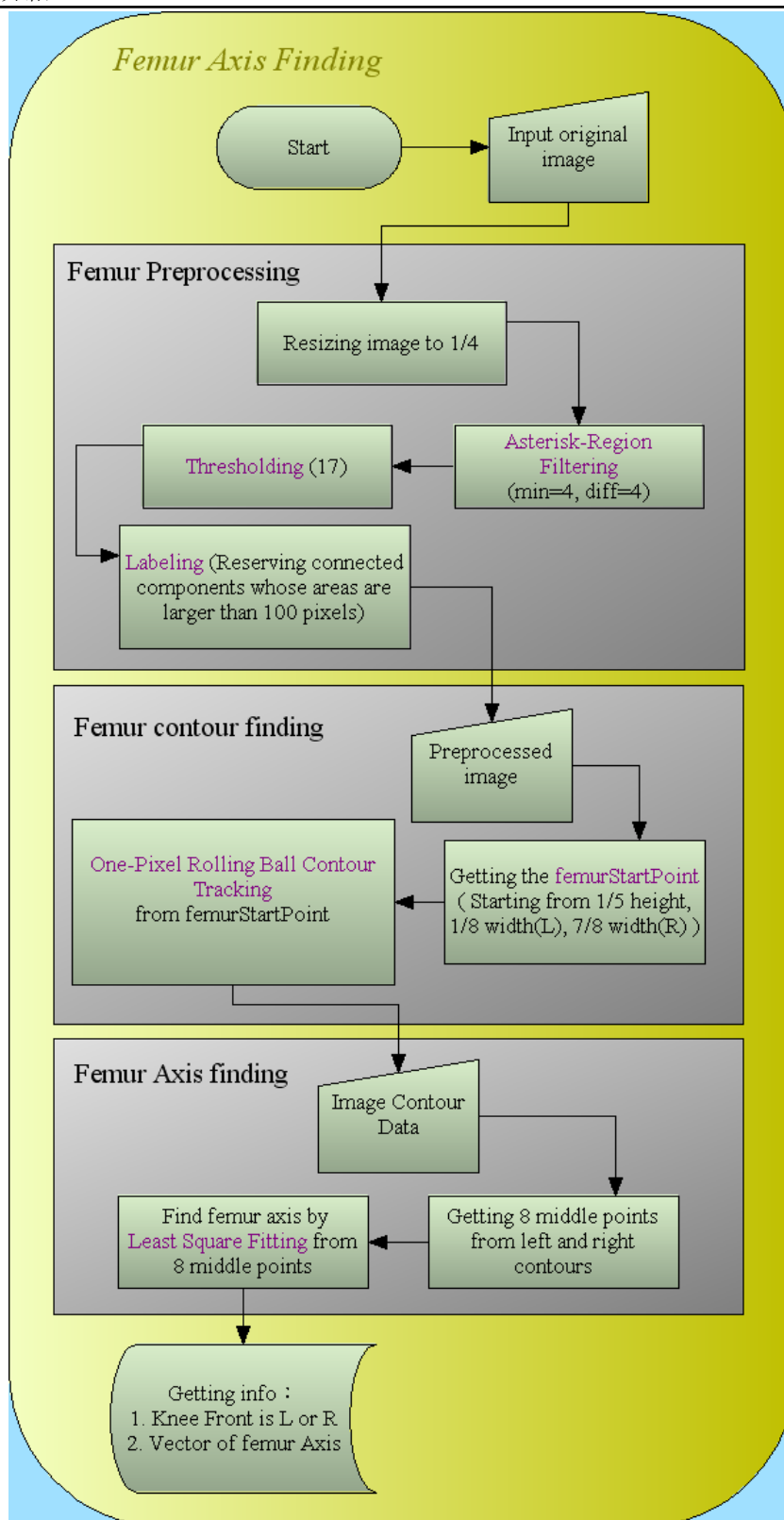


圖 32 股骨(Femur)分析流程

3-2節 脛骨分析

脛骨分析的目標除了在找出脛骨軸之外，還要找出脛骨前緣的凸出點—T點。在找出脛骨軸之前，同樣也得先找出脛骨的前後邊緣，其中前緣分析由兩種方法組成，而後緣分析也不同於前緣分析方法，這與股骨分析中前後緣分析方法相同的情況不一樣。

3-2-1節 脛骨前緣分析(Tibia Front Analysis)

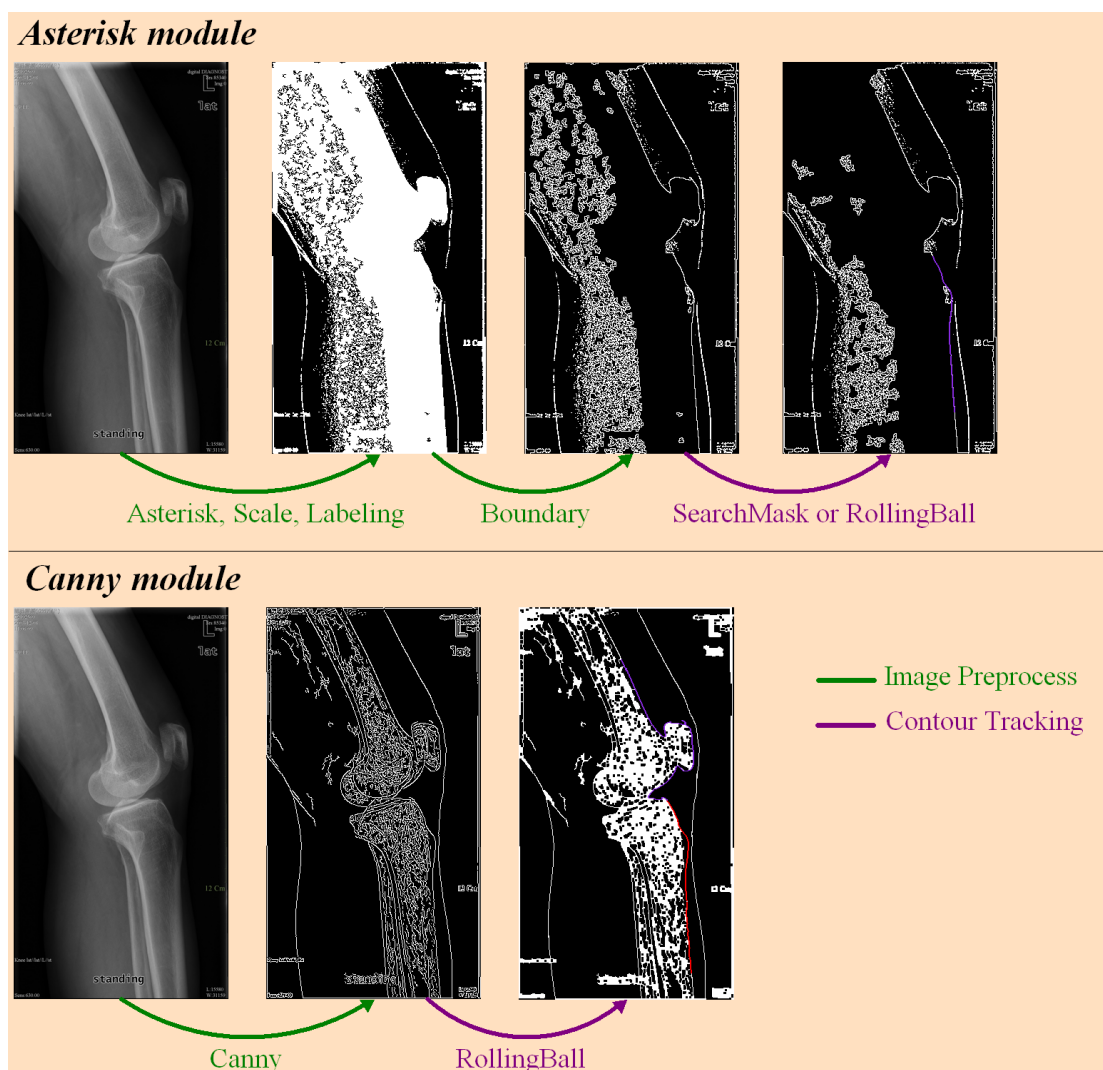


圖 33 脛骨(Tibia)前緣兩種分析方法影像分鏡

這裡來解說圖 34的脛骨前緣Canny模組的分析流程,一開始分成兩部分進行,一個是進入脛骨前緣前處理(Tibia Front Preprocessing);另一個是進入femurStopPoint方塊,先考慮前者,在影像縮小1/4後,做Canny Edge前處理(參數:Lower Threshold=15, Higher Threshold=45, Gaussian Sigma=3),再做Morphology Closing(使用3*3pixel²的structure element),到這邊結束脛骨前緣的前處理動作;而femurStopPoint表示由之前處理股骨得到的起始點,做為我們未來邊緣追蹤的起始點。

在脛骨前緣邊緣找尋(Tibia Front Contour Finding)中,利用位於股骨前緣的起始點開始做滾球邊緣往下朝脛骨方向追蹤,菱形方塊說明滾球是否能追蹤到影像的3/4高度,如果不行即為Canny模組的錯誤觸發(這在本節的最後一小節會說明),放棄Canny模組,去做Asterisk模組;如果可以,當滾球追蹤到3/4的影像高度的位置,就將它當作脛骨前緣邊緣追蹤的搜尋起始點,同時它也是未來計算脛骨後緣的起始點;然後將此起始點對於之前在Tibia Front Preprocessing處理後的影像做滾球邊緣搜尋,得到脛骨前緣的邊,接著在GetTibiaSmoothCurve方塊中,利用2-3節介紹的曲率估測方法,找出脛骨前緣最大曲點,此即為下一小節所欲求的脛骨前緣T點。然後我們拈取該曲點往下較平直的邊緣(所以才稱作Smooth Curve),如此未來計算脛骨軸才能更精確。



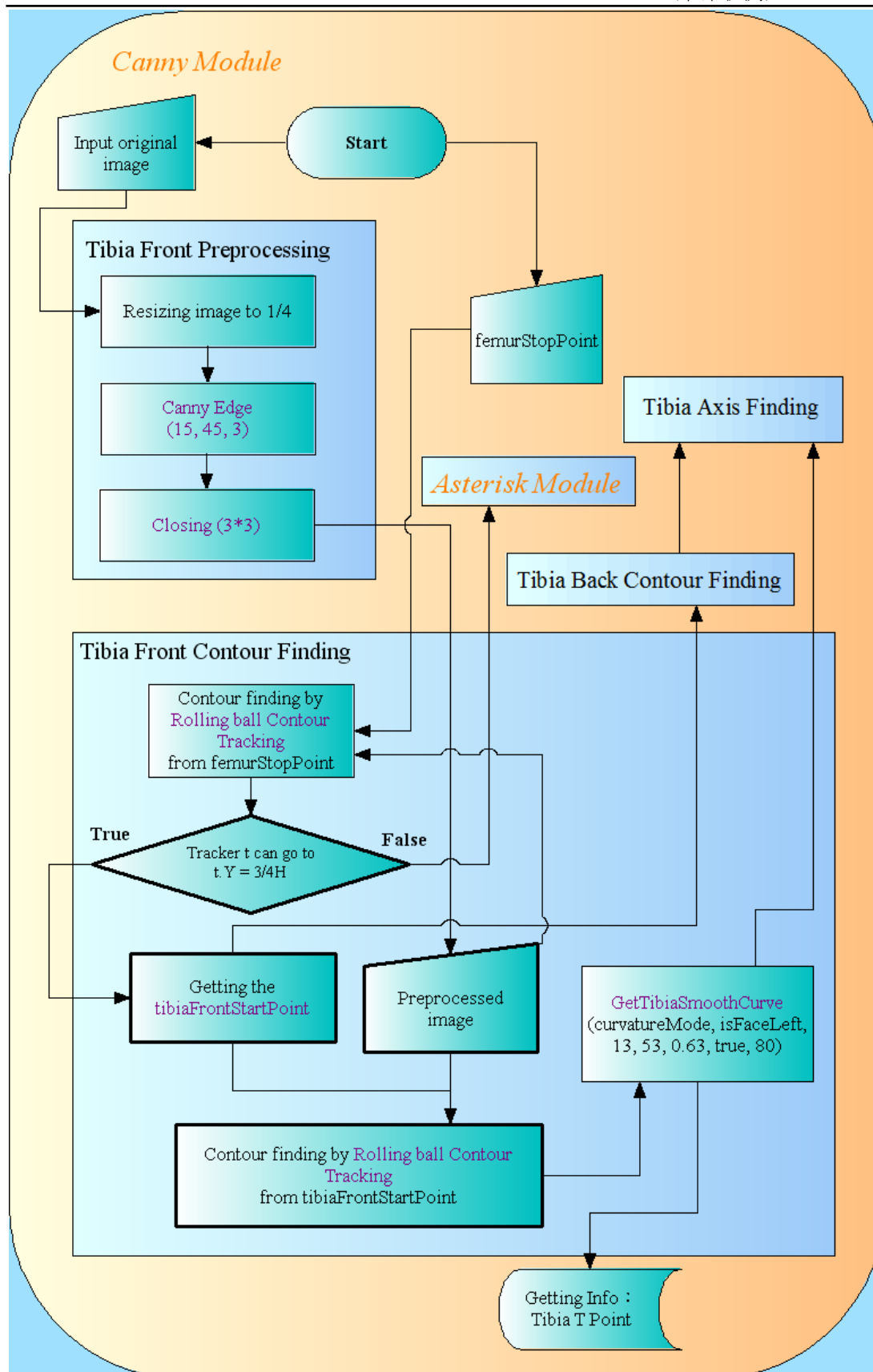


圖 34 脛骨Canny模組分析流程

為了找出脛骨前緣，一開始我們設計了Canny模組，但經過實驗發現，雖然Canny模組找脛骨前緣時如果找得正確，會得到較精確的邊緣；但找正確的機率確為89.2%(68/74)，我們認為還不夠高，因此再設計一個新的模組－稱作Asterisk模組，我們設計了一個自動機制，當Canny模組做脛骨前緣處理發現有錯誤時(稍後會在「脛骨前緣Canny模組的錯誤觸發轉換機制」部分中詳細說明)，會跳到Asterisk模組做，因此可讓正確率提昇，如此合併的模組本論文稱作Combination模組。圖 33中顯示Canny模組與Asterisk模組在處理過程中，影像的變化。

接下來解說圖 35的分析流程，此分析流程包含脛骨前緣追蹤的Asterisk模組及脛骨後緣的追蹤模組。先解說前者，原始膝關節側面照X光影像輸入之後(黑底白色影像的X光影像)，進入Tibia Front Preprocessing部分依序做每一個步驟(除了Area Width Comparing及Boundary Extraction這兩個方塊到目前為止尚未說明之外，其他的每個方塊之前曾在前面的流程圖介紹過)，這裡的Boundary Extraction方塊是指Morphology的Boundary，即 $A - (A \text{ erodes } B)$ ；而Area Width Comparing這方塊，是指從脛骨3/4的高度，由脛骨前方往後水平搜尋”連續白色影像”的寬度，如果寬度太窄，表示該寬度為肌肉的影像；反之，為骨頭的影像，利用這種判斷方法，我們就能找到脛骨前緣的邊緣搜尋起始點是在骨頭上而不是在肌肉雜訊上。

再來說明脛骨前緣Asterisk模組的邊界找尋部分(Tibia Front Contour Finding)，首先輸入前面得到的邊界搜尋起始點，然後對前面處理後的影像做前進邊緣搜尋法(Searching Mask)，將脛骨前緣的邊搜尋出來，再來進入GetTibiaSmoothCurve方塊，這與之前Canny模組一樣，找出最大曲率點後，取該點以下的平滑邊緣。到這裡為止，脛骨前緣Asterisk模組處理完畢。

下一部分來解說脛骨後緣的分析模組，先進入前處理Tibia Back Preprocessing部分，其中Median方塊濾除雜訊做兩次，所採用的參數為3*3的mask；再來Gaussian濾雜訊的參數為5*5的mask，sigma為5；Canny Edge的參數lower, higher threshold分別為40, 120，sigma為3。

進入脛骨後緣邊緣追蹤，第一個Intensity Comparing for finding tibiaBackStartPoint的方塊，會在下兩節的「脛骨後緣分析」中詳細說明，取得脛骨後緣的邊緣搜尋起始點後，對前面處理後的影像做Searching Mask將脛骨邊緣找出來，同樣再來找最大曲點，將平滑邊緣取出，如此即為所要的脛骨後緣。

最後找脛骨軸(Tibia Axis Finding)，由前面所得到的脛骨前、後緣，將它們均分成八等分取出八個中點，再用Least Square找出吻合此八點的一條直線，即為所要的脛骨軸。

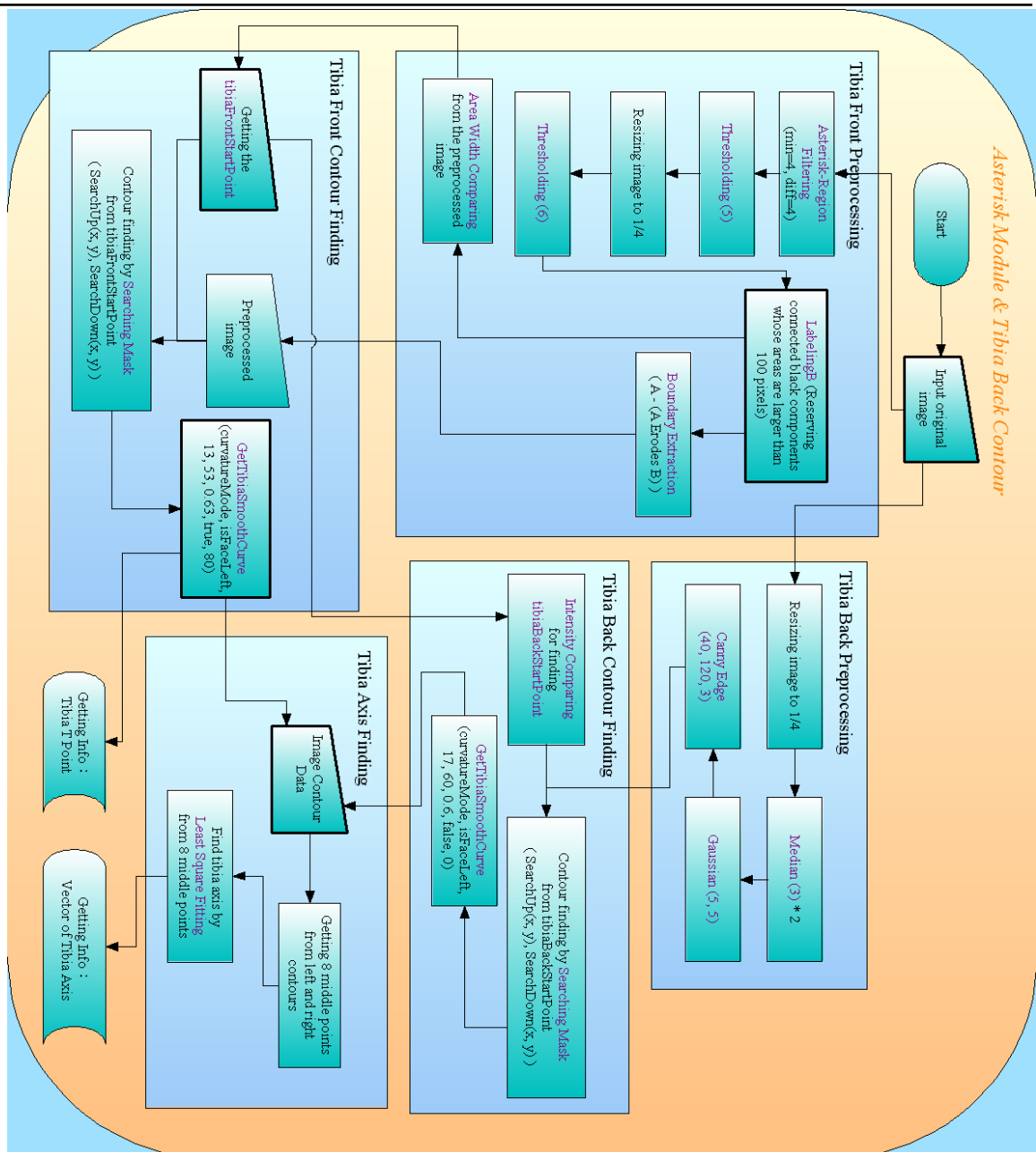


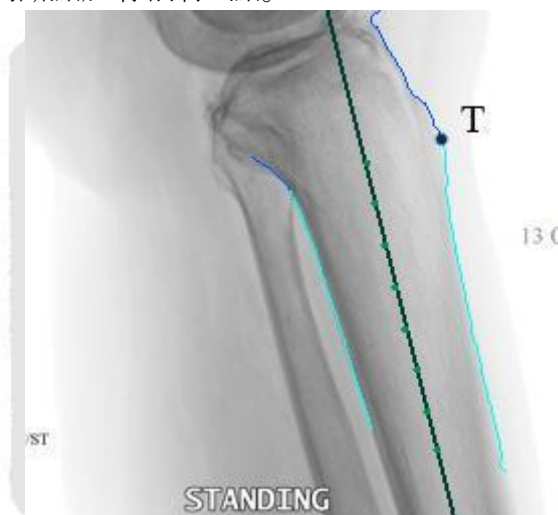
圖 35 脛骨Asterisk模組分析流程(左半邊);脛骨後緣分析流程(右半邊)

Canny模組:圖 34為其分析流程圖。首先,先對原始影像縮小1/4後,再做Canny Edge,再做Closing,如此完成本論文所需的前處理影像;然後我們從股骨處理中找到的停止點開始,做滾球邊界追縱法(Rolling Ball Contour Tracking),由上滾下來,如果滾球能滾到距離頂部3/4的高度,那滾到的這個位置再設為停止點,再做上下一小段長度的滾動將脛骨前緣的邊界找出來;如果不能滾動到3/4的高度,那代表Canny模組無法追縱出脛骨的前緣,這時就會到Asterisk模組做邊緣追縱。

Asterisk模組:圖 35左半邊為其分析流程圖。前處理的處理方式從流程圖很容易看出來,比較需要注意的是「Area Width Comparing」這塊,這個動作是從影像頂部3/4高度,由脛骨前面開始往後追縱有連續白色的影像,如果連續白色的影像寬度夠大,代表這段長度的前端是落在脛骨上,而不是落在肌肉上,利用這個技巧,找到脛骨搜尋前緣的停止點,接著,從停止點開始對前處理影像做前進邊緣搜尋法,來找出脛骨前緣。

3-2-2節 脛骨前緣T點

脛骨前緣T點,主要是利用之前提到的曲率計算方法,來估測脛骨前緣上各點的曲率正負值,找出極大值,判斷點脛骨前緣T點。



3-2-3節 脛骨後緣分析

圖 35右半邊為脛骨後緣分析流程，分析時，我們從前處理後影像的脛骨前緣開始往後尋找有無邊界存在，但脛骨後緣在影像上有時候會與腓骨產生重疊的情形，如圖 36所示，此時常會發生找到的邊界是腓骨前緣而不是脛骨後緣，我們觀察74筆影像實驗發現，可以利用碰到的第一條邊的點前後一小段距離各別的平均影像強度值，來決定該點是落在脛骨後緣還是腓骨前緣，公式如(10)，如圖 36所示，我們要先找到第一個點A，再找下一個點B，再計算以A點為中心，距離前後AB長度各別的平均影像強度值。

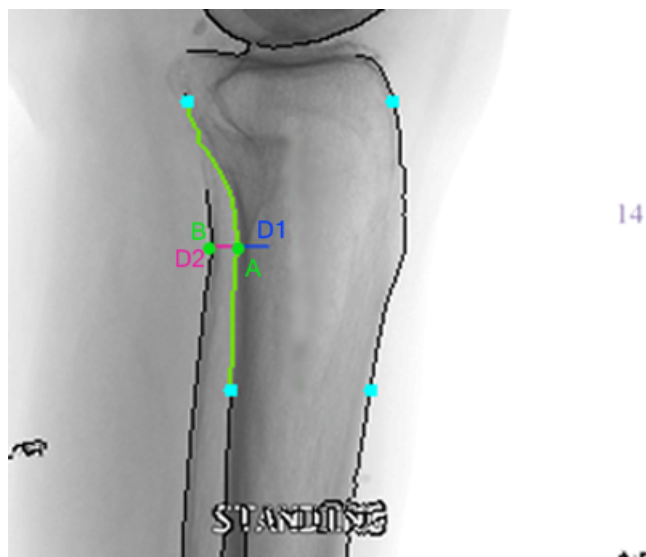


圖 36 脛骨與腓骨重疊影像

$$\text{If } \sum_{i=0}^{D_2} \frac{f(A-(i,0))}{D_2} < \sum_{i=0}^{D_1} \frac{f(A+(i,0))}{D_1} \quad (10)$$

B, A.

3-2-4節 脛骨前緣Canny模組的錯誤觸發轉換機制

這部分的錯誤觸發機制分成兩種，當發生其中一種，系統會放棄Canny模組的偵測而切換到Asterisk模組。

第一種如圖 37所示，當Canny模組在最後步驟使用滾球追蹤法從股骨上端開始往下延著邊界追蹤時，如果因為前處理不佳使得脛骨前面的肌肉邊緣與脛骨連在一起，導致邊界追蹤無法到達夠下面(例如3/4高度)，如此系統無法將脛骨前緣追蹤出來，最後滾球追蹤會追回至原來的起始點。

第二種如圖 38所示，原本我們使用Canny模組目的是要找出脛骨的前緣，但有可能會因為脛骨前面的肌肉邊與骨頭連在一起而錯找成脛骨前面的肌肉，接著做脛骨後緣的分析(Tibia Back)時，就會變成找到脛骨前緣的邊；然而，當脛骨前緣與脛骨後緣的邊距離如果太近，這情況是不存在的，因為脛骨骨頭會有一定的寬度，如此，本論文可利用這種簡單的特性，來做為我們的錯誤觸發。

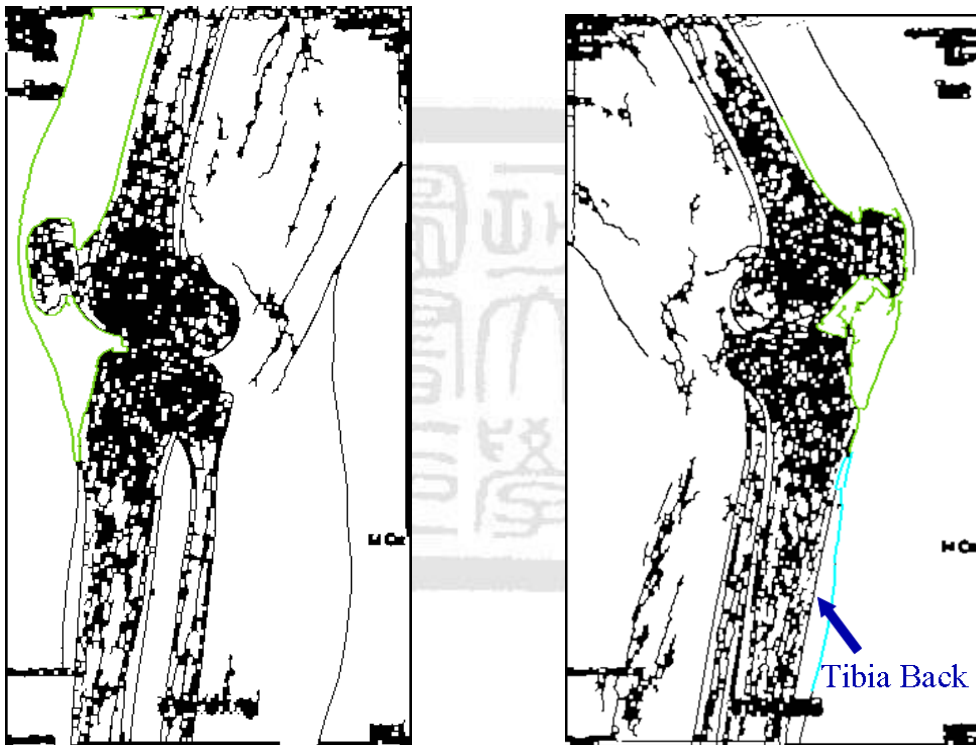


圖 37 錯誤觸發機制1示意圖 圖 38錯誤觸發機制2示意圖

3-3節 髌骨分析

髌骨上P點與D點的偵測流程，請參考圖 312。

前處理(Patella Preprocessing)的部分，有LabelingB及LabelingW分別是對黑色及白色，小於100pixels的connected components濾除。

P point finding的部分，在「ROI of patella」這個方塊中，由經驗法則觀察到，框選如圖 39的區域(Region Of Interest)，能將所有影像的髌骨部分給包含進來；下一個方塊流程「Scanning image and Finding the most front point from ROI」，從前面已經找到的股骨軸方向，得到髌骨面向的前方是左邊還右邊，然後就從ROI的前方，由上往下，逐漸從前面往後面掃描，碰到有影像資訊處即為髌骨最前方的點，此點會當做未來邊緣追蹤的起始點；然後，此部分最後一個方塊，從該點開始，做前進邊緣追蹤(Searching Mask)往下搜尋最下方的點，就是所要的P點。

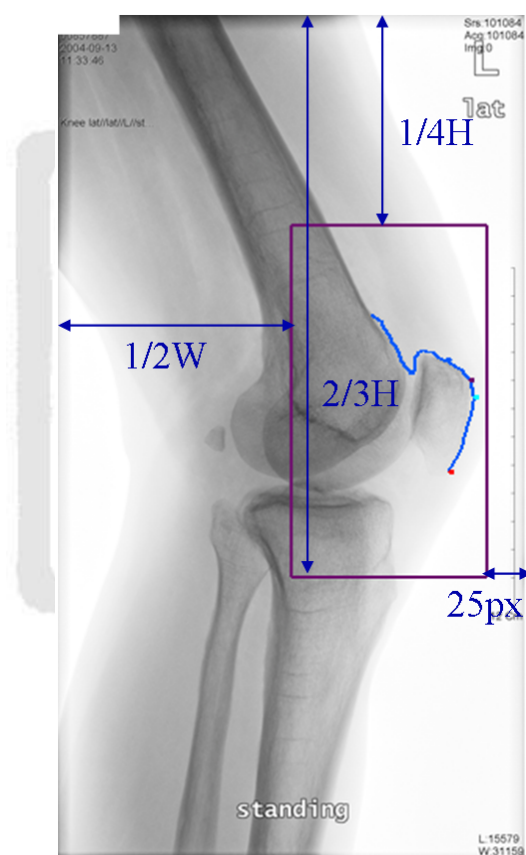


圖 39 框選處理Patella的ROI

再來解釋D point finding的部分。

「Smoothing the contour by C-R spline」, 是將找出來的contour資訊再以C-R spline做一次平滑動作, 這樣未來在求曲率點時才不會受齒狀雜訊邊緣干擾, 以獲得較佳的曲率估測值。我們將平滑前與平滑後的contour影像顯示在圖 310。

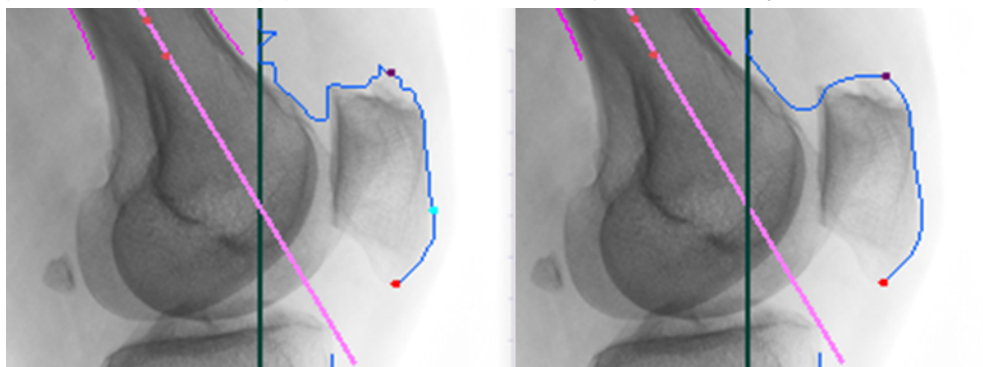


圖 310 以C-R spline做邊緣平滑動作

「Patella D point Finding Method」, 我們說明如圖 311, 當取得髌骨(Patella)的邊界資訊之後(圖中藍色的邊緣), 我們利用原先已求得的股骨軸(天藍色線)的方向, 找出與股骨軸垂直的直線(咖啡色), 我們搜尋位於藍色邊緣上的所有點, 往咖啡色箭頭方向上最前面的點, 這個點先暫且令它作D'點。接著, 搜尋D'點附近前後一段距離中曲率最大的點, 就會得到D點(如圖粉紅色的點)。

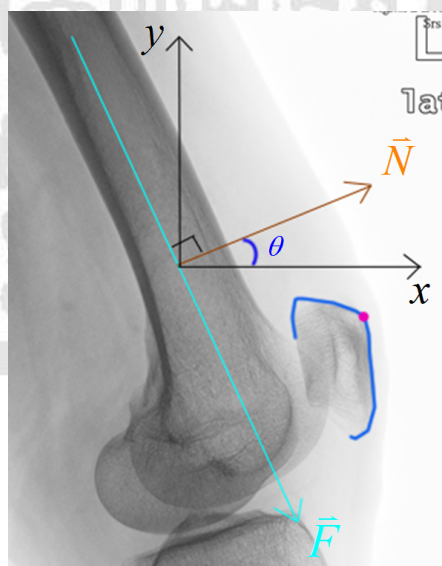


圖 311 Patella D point Finding Method

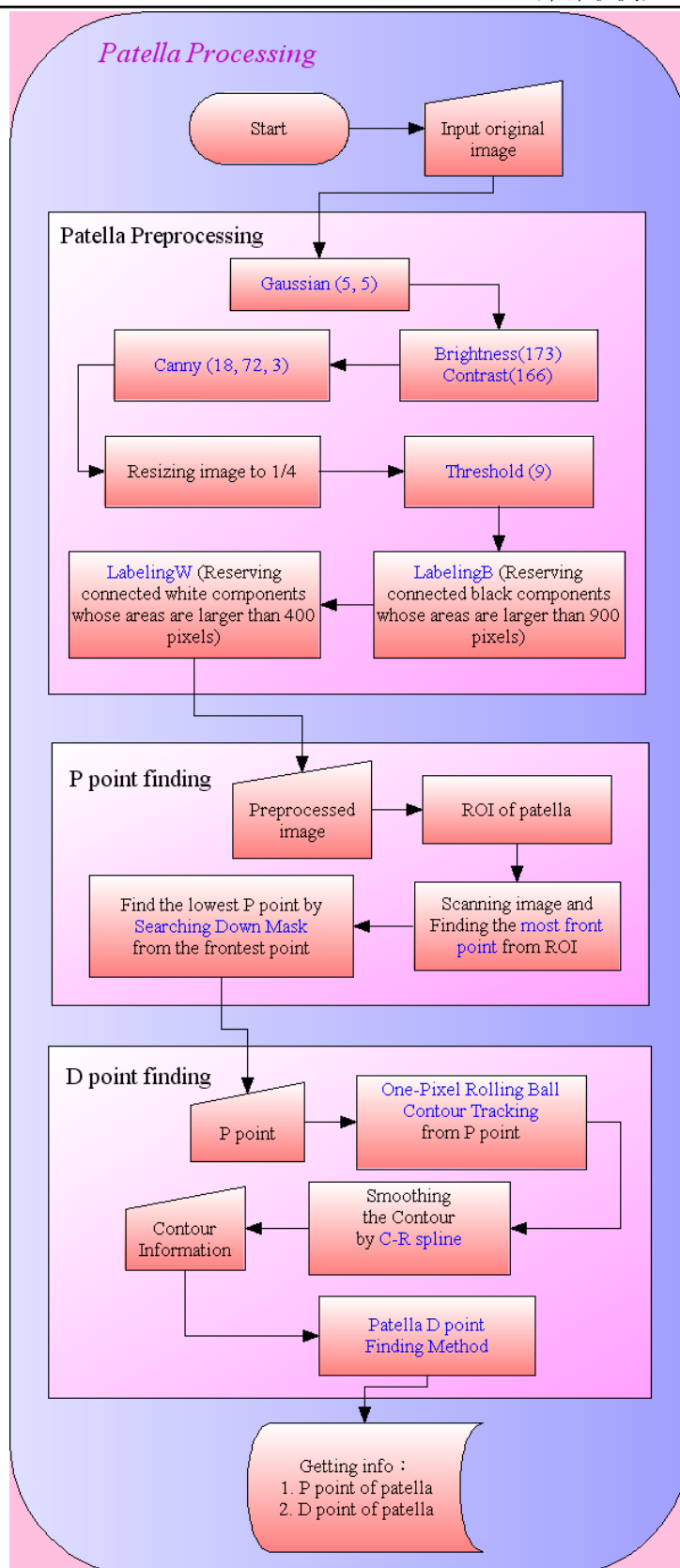


圖 312 髌骨分析流程圖

第4章 分析系統專案規畫

本章將列出本論文以物件導向設計模式設計的User-Friendly手動/半自動功能的膝關節影像分析系統中，部分技術文件圖的內容，包含需求分析的介面圖及所需功能的表格，及UML標準的類別圖(Class Diagram)及活動圖(Activity Diagram)。

4-1節 需求分析

表格 41及表格 42列出手動功能及半自動功能表，其中表格 41的部分，最上方那列是測量工具，最左方那欄是能測量出來的資訊，打v就是代表該測量工具擁有的測量功能。茲將各測量工具的名稱介紹如下：

- (1) Line: 能畫出直線段來測量長度的物件。
- (2) Joint Angle: 能畫出一個連接的夾角，計算角度的物件。
- (3) Non-Joint Angle: 能畫出兩個向量，計算這兩個向量夾角的物件。
- (4) Angle Bisector Line: 點選畫布上Joint Angle或Non-Joint Angle其中任一個物件，就能在它的角平分線上產生一個Line物件。
- (5) Angle Bisectors Angle: 點選畫布上Joint Angle或Non-Joint Angle其中任兩個物件，就能製造出一個Non-Joint Angle，是由兩個角度物件的角平分線組成。

而表格 42是半自動功能表，部分參數能夠由第3章介紹的自動分析自動計算出，其中欄位內有ab、a或b，這意思是，如果該參數(列)需要顯示出來，那必須將測量工具(欄)做完a跟b兩個才行得知，例如，若要得知Angle-2的資訊，就必須做完「自動化」或「脛骨軸」其中一項，並且還要再做一項「脛骨橫切線」，如此a跟b都得到後，才能計算出Angle-2的參數。

在我們的分析系統中，如果找出來的特徵位置不附合預期，可以再對物件的控制點做調整，平移物件，或刪除物件重新畫，以方便使用者操作、計算參數。

Manual按鈕 vs. 資訊：

資訊\按鈕	Line	Joint Angle	Non Joint Angle	Angle Bisector Line	Angles Bisectors Angle
長度	v			v	
長度1、2		v	v		v
角度		v	v		v
Point1	v	v	v	v	v
Point2	v	v	v	v	v
Point3		v	v		v
Point4			v		v
交點		v	v		v

表格 41 手動功能表

Semi-Manual按鈕 vs. 參數：

參數\按鈕	自動化	股骨軸	脛骨軸	脛骨橫切線	角度物件	找交點	說明
Filename	-	-	-	-	-	-	檔名
Leg Type	ab	ab					左腳或右腳？
Front Dir	ab	ab					向左或向右？
Angle-1	ab	a	b				股骨、脛骨軸夾角
Point-1	ab	a	b				股骨、脛骨軸交點
Angle-2	a		a	b			脛骨軸、脛骨橫切線角夾
Point-2	a		a	b			脛骨軸、脛骨橫切線交點
Point-3	a	a				b	Condyle交點
PD					ab		脛骨長
PT					ab		脛骨肌腱長
PD PT ratio					ab		PD除以PT的值

表格 42 半自動功能表

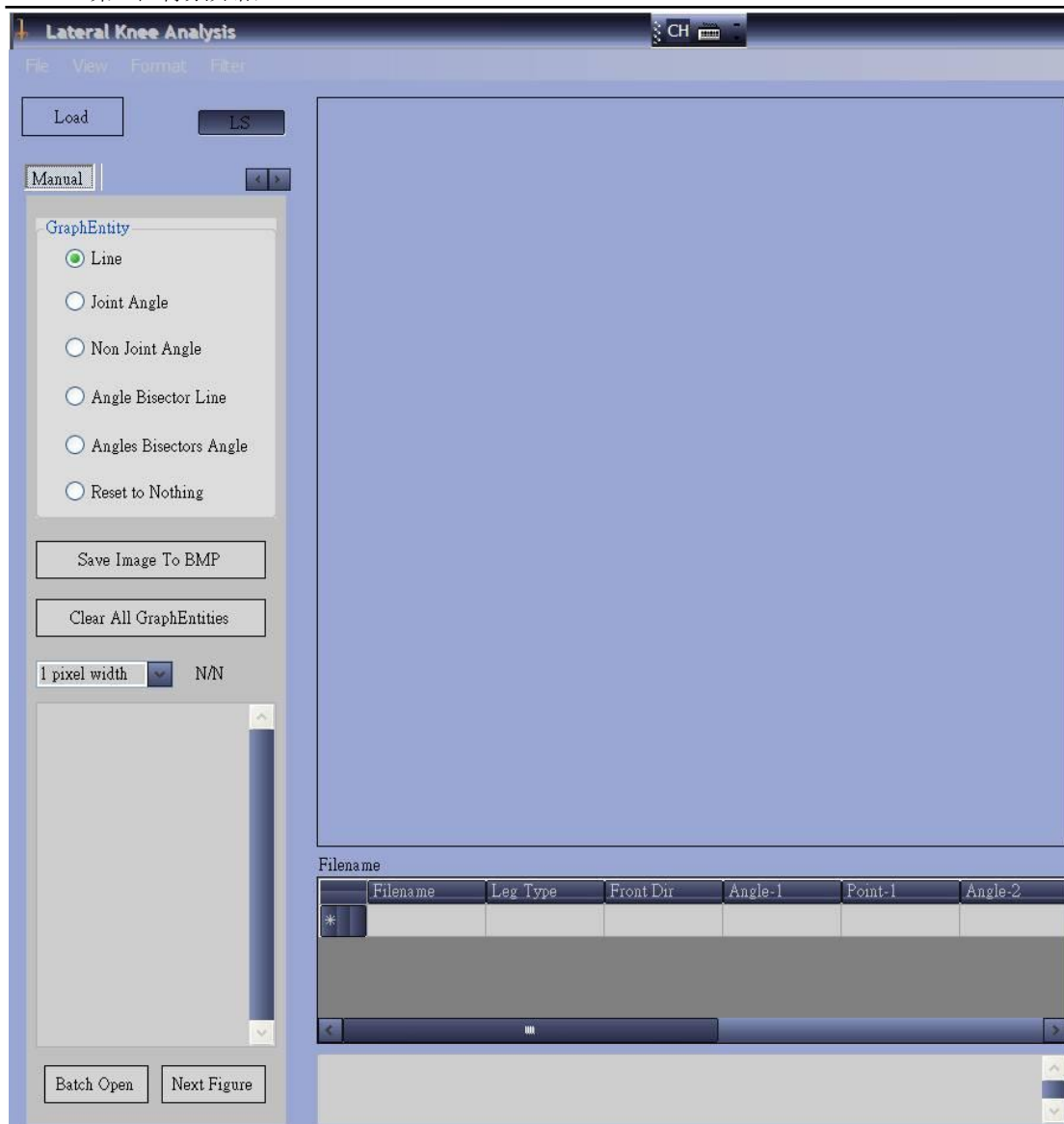


圖 41 手動功能介面

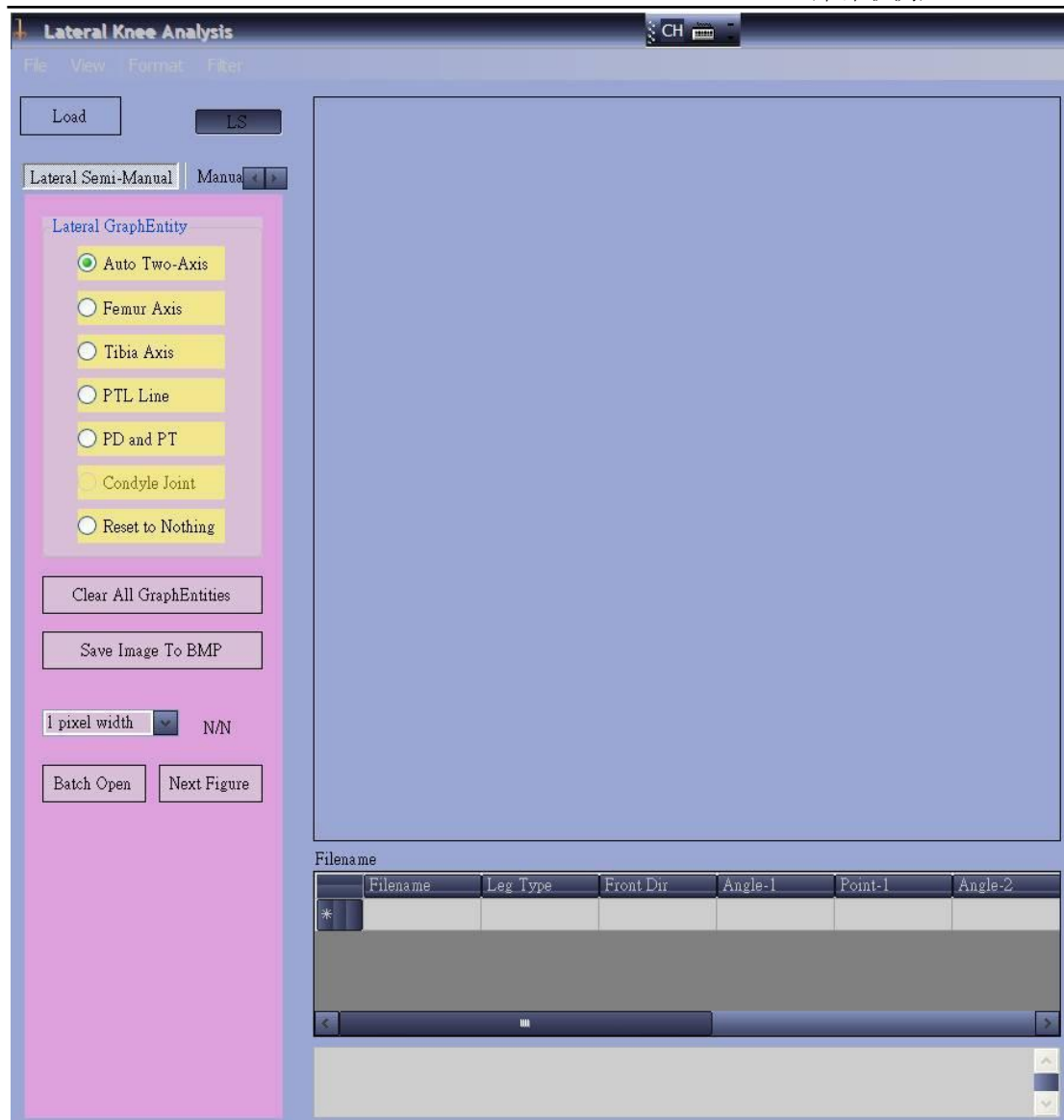


圖 42 半自動功能介面

4-2節 類別圖設計

本論文所設計的系統是利用.Net framework開發，此IDE所產生的類別圖如圖 43所示，其中某些類別或成員函式包含在.Net framework裡頭。

父類別為GraphEntity，子類別包含GrPoint、GrJointAngle、GrLine、GrNonJointAngle；父類別具有物件的ID資訊，每個物件由幾點所構成的資訊(如GrLine是線，所以由兩點組成；GrPoint是一個點，就只有一點組成)。

多型設計上，像父類別的IsOnShape(判斷座標是否在物件上)及TranslateShape(對物件做translate移動)等虛擬函式，都會在子類別中被覆寫(overriding)。

最下方一個類別GrObject將上方GrPoint、GrJointAngle、GrLine、GrNonJointAngle四個類別延著一條實心方塊線所指向，這記號代表UML的聚合；在我們實際宣告物件時，大都以GrObject為主。

另外，圖中最右邊的兩個類別，MyVector及GrEntityMath，有虛線箭頭指定的記號，代表著UML的dependent關係；MyVector類別專門處理一些線性代數的數學運算，皆為static函式，像是GetAngleOfTwoVectors顧名思意就是用來取得兩個向量的夾角；GetTwoVectorsDotValue顧名思意是計算兩個向量的內積值。



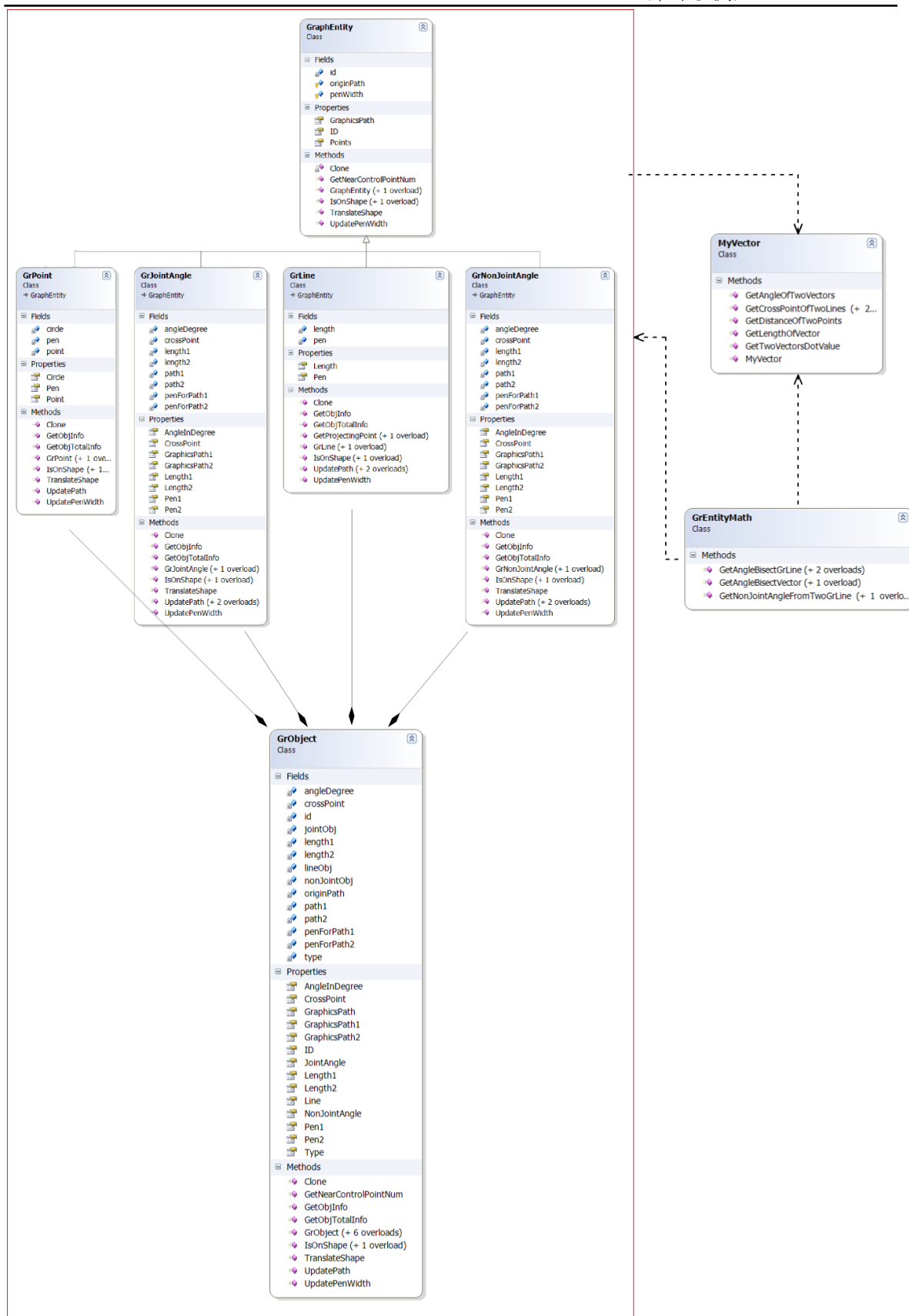


圖 43 類別圖設計

4-3節 活動圖設計

本論文為系統的半自動功能所設計的活動圖(Activity Diagram),亦是採用UML的標準所設計,這裡只是要帶來一個簡單的觀念—活動圖在複雜的功能系統設計上有極大的幫助,讓讀者了解本論文實際利用活動圖來解決複雜的功能需要;要強調的是,這裡的活動圖並不是要讀者徹底了解此部分的內容,如果讀者未來想採用活動圖或類別圖開發系統,可參考物件導向系統設計及UML相關的書籍。

如圖 44所示,這部分的設計主要是為了解決滑鼠點擊畫面上的panel,因為只有點下(Mouse Down)跟放開(Mouse Up)兩個動作,但卻要得到各種畫面上要求的效果,例如產生繪圖物件、移動繪圖物件、拖曳繪圖物件的控制點,刪除繪圖物件,同時需要考慮繪圖物件彼此之間的前後關係等等,所以必須要以UML的活動圖分析,否則系統不容易設計。這裡的活動圖內分成幾個State,裡面的entry表示進入該State會先做的動作;而do表示在此State內進行的動作。茲將各State說明如下:

- (1) UpMoveState:
一開始進入的狀態,此時滑鼠是放開(Mouse Up)的狀態,若移動滑鼠,畫面會隨時偵測滑鼠會在那一個繪圖物件上(DetectMouseOnWhich())。
- (2) Drag Object State:
當滑鼠在繪圖物件上(indexOfCovered != 1),並且不在繪圖物件上的控制點(indexOfCtrlP == -1),點下時(MouseDown),就進入到拖拉移動繪圖物件的動作;滑鼠移動,繪圖物件就會移動(graphObj.Translate())。
- (3) Nothing State:
當滑鼠沒有在繪圖物件或控制點上點下壓時,什麼事情也不會發生,原本被選取的繪圖物件,也變成預設值—沒選到(indexOfSelected = -1)。
- (4) Drag Ctrl P State:
當滑鼠在繪圖物件上的控制點區域中,就會進入此狀態,此狀態能拖曳繪圖物件的控制點座標。
- (5) Show Menu State:
上面使用的滑鼠按鍵皆使用左鍵,這裡是當滑鼠在繪圖物件上用右鍵點下壓時,會跳出Menu清單,裡面有delete項目,可以刪除不要的繪圖物件。

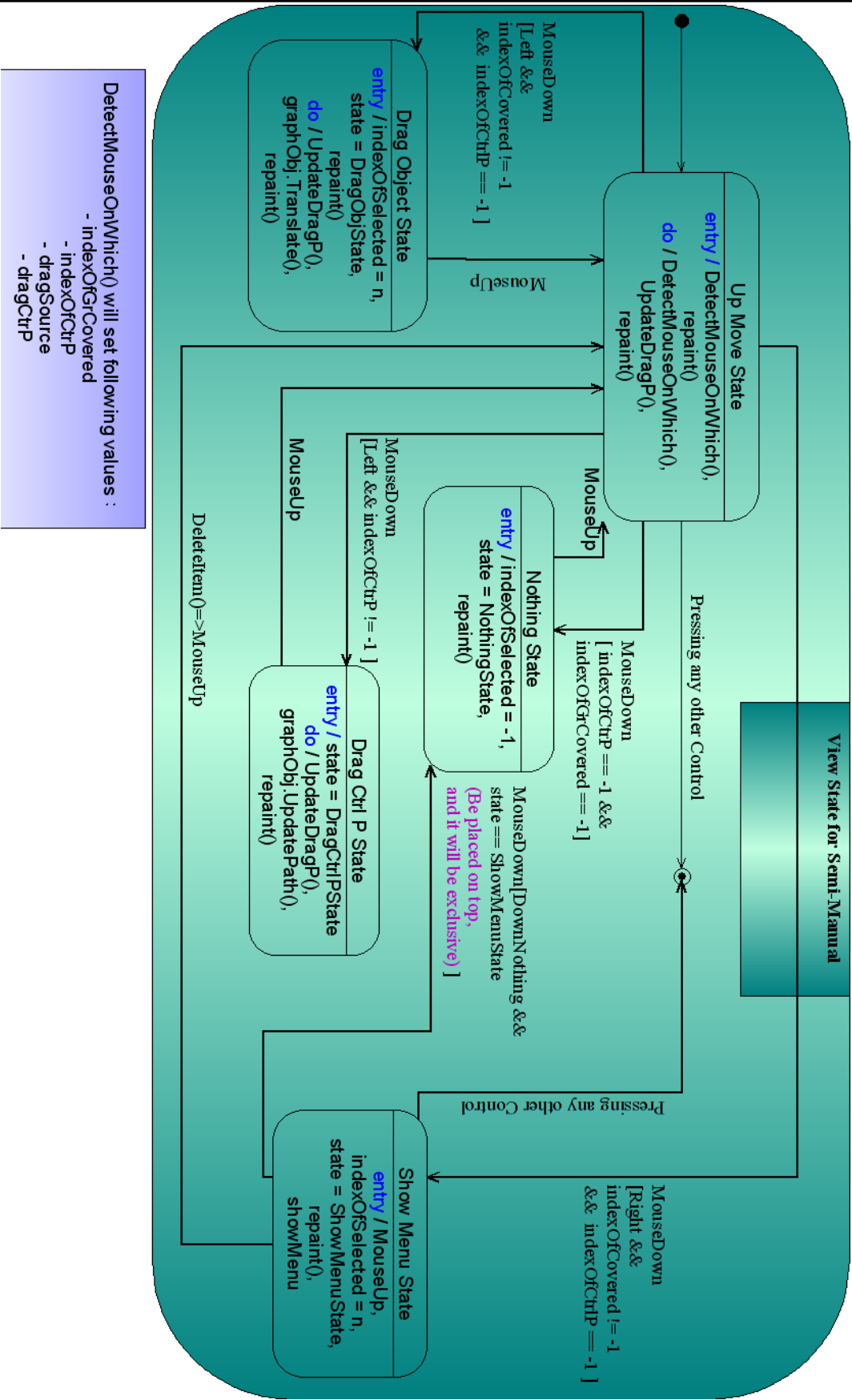


圖 44 半自動功能活動圖

第5章 實驗與討論

5-1節 系統測試

5-1-1節 測試環境

本實驗採用的電腦系統, CPU為AMD Athlon 64 Processor 2.21GHz, 記憶體為512MB, 作業系統為Windows XP, 程式撰寫工具為Microsoft Visual Studio 2005, 程式語言採用.Net framework 2.0, C#, C++/CLI。

自動分析所處理的X光側面照影像, 大小約為1200*2000 (pixels²), 格式為24bits的jpg影像。

5-1-2節 計算速度與結果

針對每筆輸入大小約1200*2000 (pixel²)的膝關節側面照影像做的各項電腦計算速度測試如表格 51。

從表中能觀察到, 星形濾鏡對原始大小影像處理的速度比較耗費時間, 所以在脛骨前緣自動分析中採用到Asterisk Module同樣對原始影像做處理, 也會比較耗時間, 不過正如第3章所提及的, 只有少數情況當Canny Module找錯時, 才有機會讓Asterisk Module做分析。

自動化分析子項目		速度
濾鏡(Filter)	星形濾鏡(Asterisk Filter)	7s
	Canny Filter	1s
	Labeling	5s
邊界搜尋法	前進邊緣追蹤法	<1s
	滾球邊界追蹤法	<1s
股骨前後緣自動分析	Tibia Front & Tibia Back	3s
脛骨前緣自動分析	Canny Module	9s
	Asterisk Module	17s
脛骨後緣自動分析	Tibia Back	3s
髕骨分析	Patella PD, PT	6s

表格 51 耗費時間

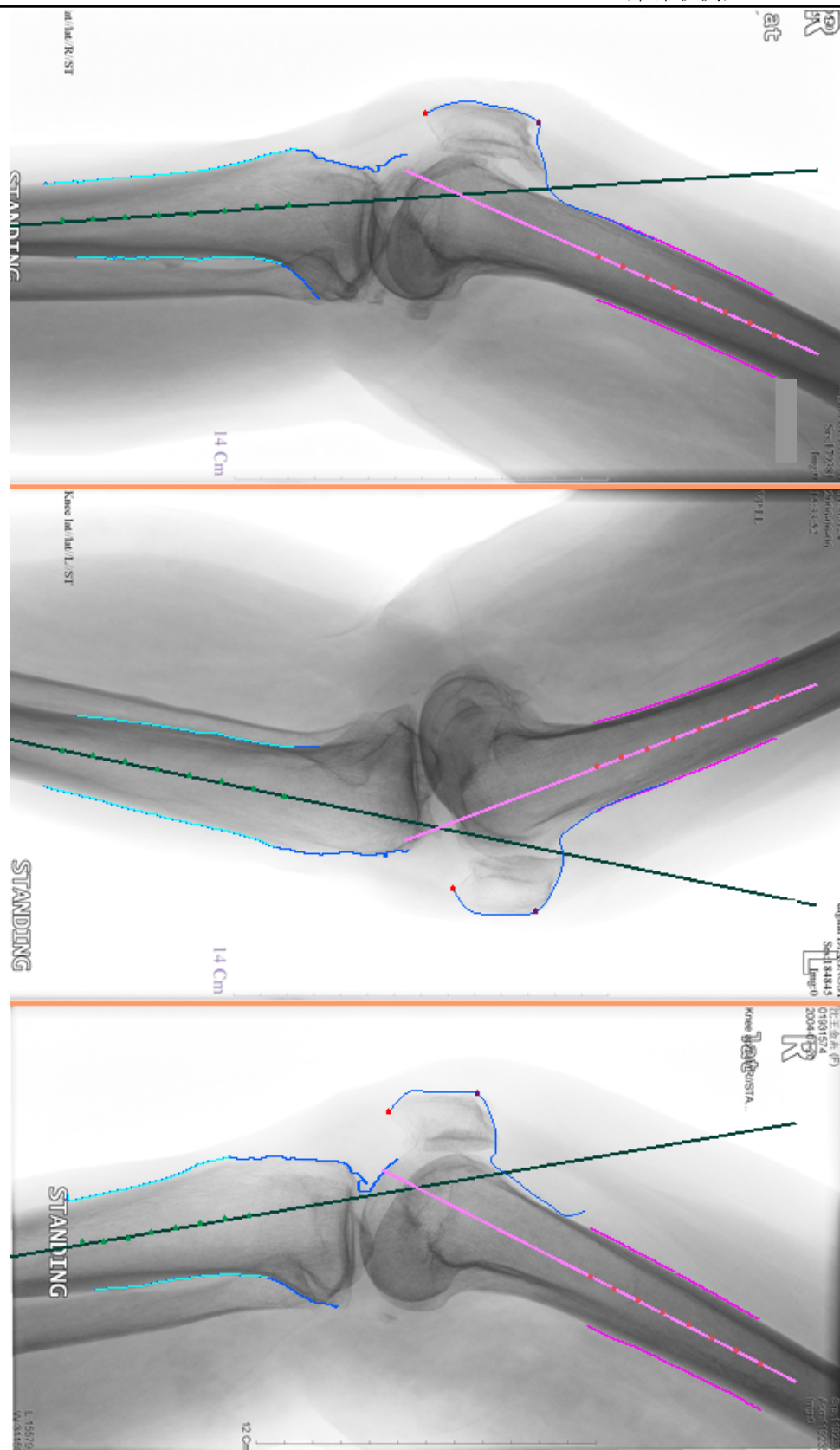


圖 51 Lateral影像自動化分析後結果

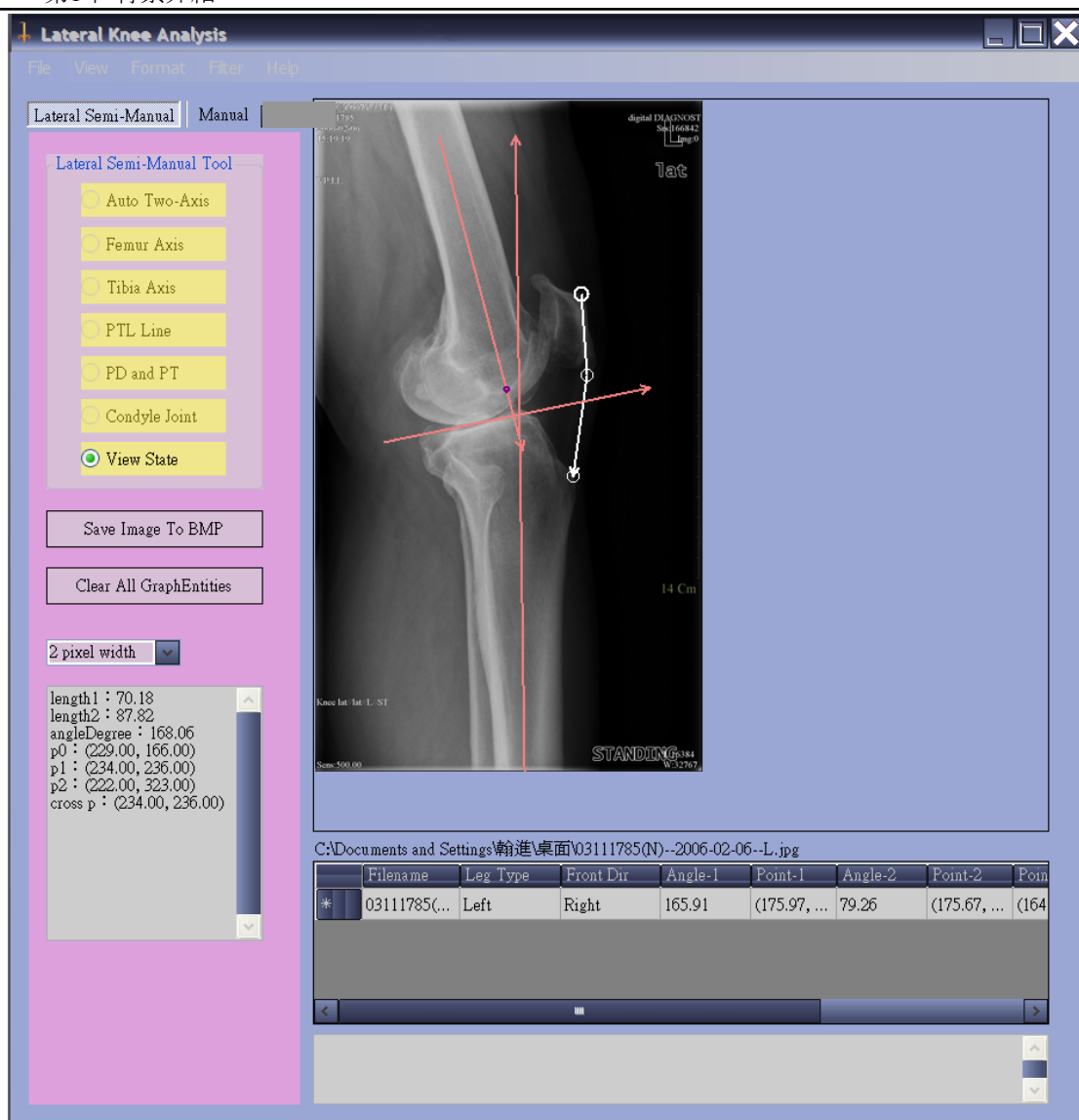


圖 52 膝關節影像分析系統一半自動分析畫面

5-1-3節 股脛骨邊緣誤差

本節實驗是要估測自動化分析所找出的股脛骨邊緣與專家所畫邊緣的誤差距離，我們請兩位專家各畫74筆Ground Truth的骨頭邊緣，包括股骨前緣、後緣，脛骨前緣、後緣，本論文採用的誤差量測方法是參考[7]，請參考圖 53示意圖，首先以Ground Truth的邊緣為準，找出此邊緣上十個平均分佈的點，在它們法線方向(Normal Line)與自動找出來的邊緣(Contour obtained)也會交於一點，誤差距離就是此兩點的距離(註：圖中自動找出來的邊緣線條為綠色，那並不是電腦真正找出來的結果，所以不貼近骨頭邊緣，這是為了解釋方便所繪製的示意圖)，所以一條邊緣會有十對點的誤差距離。兩位專家分別統計的結果如表格 52、表格 53；表格中，分成兩種誤差測量項目，錯誤、誤差：

- (1) 錯誤：如果自動化分析後產生的邊緣，經由人眼判斷不是在骨頭邊緣上，我們就把該筆自動分析找出的結果歸類作錯誤，否則即為正確。
- (2) 誤差：如果影像分析結果為正確，接著就以圖 53的方法測量誤差，總計74筆影像經由專家畫出每筆影像正確的邊緣(圖中的Ground Truth)，在此邊緣上，找出平均分佈的十個點，在他們的法線上與自動化找出來邊緣(Contour obtained)的交點，量測此兩點的距離當作是該點的誤差。



圖 53 Lateral影像邊緣誤差統計方法示意圖

影像邊緣種類 \ 項目	錯誤		誤差(Pixel)		
	錯誤筆數	正確率	平均	最大	最小
Femur Front	0	100%	1.10	4.20	0.00
Femur Back	0	100%	0.95	2.54	0.00
Tibia Front—Asterisk	3	95.9%	0.87	1.78	0.22
Tibia Front—Canny	8	89.2%	0.72	1.35	0.14
Tibia Front—Combination	2	97.3%	0.76	1.48	0.14
Tibia Back	1	98.6%	1.00	4.40	0.00

表格 52 專家1, 膝關節側面照74筆Femur、Tibia邊緣統計

影像邊緣種類 \ 項目	錯誤		誤差(Pixel)		
	錯誤筆數	正確率	平均	最大	最小
Femur Front	0	100%	0.53	4.46	0.00
Femur Back	0	100%	0.93	3.02	0.00
Tibia Front—Asterisk	3	95.9%	1.23	2.85	0.14
Tibia Front—Canny	8	89.2%	0.62	1.8	0.00
Tibia Front—Combination	2	97.3%	0.63	1.8	0.00
Tibia Back	1	98.6%	0.93	3.02	0.00

表格 53 專家2, 膝關節側面照74筆Femur、Tibia邊緣統計

影像邊緣種類 \ 項目	誤差(Pixel)		
	平均	最大	最小
Femur Front	0.45	1.05	0.00
Femur Back	0.39	0.97	0.00
Tibia Front	0.74	3.21	0.00
Tibia Back	1.25	3.15	0.00

表格 54 專家1與專家2在74筆膝關節側面照Femur、Tibia邊緣統計

表格 54是兩位專家分別所畫的骨頭邊緣之間的誤差比較, 可以看出平均誤差皆在1 pixel左右, 因此專家之間所畫的邊緣並不會有很大的差異; 而脛骨前後緣最大誤差有到約3個pixel, 乃是因為脛骨前後緣在影像上不太明顯, 造成專家量測彼此之間有時會有一大點的誤差。

接下來分別由兩位專家針對74筆影像畫出的邊緣, 與我們自動分析畫出的邊緣所做的誤差統計, 如表格 52、表格 53, 股骨前後緣正確率皆為100%, 脛骨後緣正確率為98.6%, 平均、最大最小誤差也都在可接受的範圍之內。

脛骨前緣部分, 自動分析有Asterisk模組, Canny模組, 以及Canny模組做錯時自動轉換至Asterisk模組處理的Combination模組, 正確率Canny模組比Asterisk模組還要高; 但是平均誤差Asterisk模組比Canny模組還要大, 而Combination模組因為會自動偵測Canny模組是否有做錯, 再去做Asterisk模組, 所以其正確率就提昇很多, 錯誤只有2筆; 從表格中我們也能推理出三件事:

1. Canny模組與Asterisk模組皆找錯的影像有2筆, 即Combination模組的那2筆。
2. Canny找對, 但Asterisk找錯的影像有 $3-2=1$ 組, 因為Asterisk找錯的總共有3組, 這3組包含Canny找對或找錯, 而我們知道combination的2組是Asterisk及Canny皆找錯的數目, 所以 $3-2=1$ 會是這74筆影像中, Asterisk找錯, 而Canny找對的數目。
3. 同理亦可推出, Canny找錯, 但Asterisk找對的影像有 $8-2=6$ 組。

5-1-4節 股脛骨軸夾角

本節我們將系統自動分析量測出來的股、脛骨軸與按照醫師所畫的股、脛骨軸，兩者找出來的股脛骨軸夾角做一個誤差比較，醫學人員目前量測股脛骨軸的方式，一般仍然是使用肉眼觀察骨頭的中心畫出，尚未有一個標準的定義量測程序，而本論文提出之自動化分析股脛骨軸的方式，是採用股、脛骨前後兩邊的平滑邊緣，平均分成八等分，取出七個中點再以Regression找出最佳的直線。

這裡同樣以74筆影像做實驗，由兩位專家來畫股、脛骨軸，得到夾角值，與自動分析算出的夾角做比較，我們採用獨立t檢定(Independent t test) [24]來了解之間的差異程度。要使用t檢定，樣本需符合常態分佈之假設，我們使用統計方法Shapiro-Wilk test [25] (簡稱S.W. test) 來檢定樣本是否為常態分配，當檢定所得之p-value小於預先指定的值c，則表示該樣本違反常態分佈的虛無假設。在此我們定 $c=0.01$ ，p-value若大於0.01表示該資料符合常態分佈，統計如表格 55。

接下來我們就能利用t檢定，來分辨三組量測之間，是否存在差異，當t檢定所得之p-value小於一預先指定的值 $c=0.05$ ，則表示檢定的兩組資料違反平均值沒有差異的虛無假設，檢測值列於表格 56，從中可以看出，三者之間沒有明顯的差異性。

首先來看專家與專家之間的差異性，如表格 59所示，我們可以看出專家與專家之間的誤差很小；此外，在表格 57、表格 58，可以看出專家與電腦量測之間的差異，平均值在1.8度左右，標準差也都是1.5度左右，可視我們自動分析所量測的角度為相當準確，即使人為用感觀的方式去量測股、脛骨軸在定義上很模糊，但與我們自動系統較為嚴謹定義所畫出來的骨軸差距，並不會差很多；表中最大誤差有到9.8度，最主要的誤差來源是少數幾筆自動分析找到的脛骨邊緣有錯誤，導致脛骨軸找不太精準。

	自動	專家1	專家2
p-value	0.161	0.2901	0.0459
平均值(Degree)	150.23	149.78	149.94
標準差(Degree)	88.75	94.44	94.25

表格 55股脛骨軸夾角-符不符合常態分佈的檢定(S.W. test)

	自動 vs. 專家1	自動 vs. 專家2	專家1 vs. 專家2.
p-value	0.769	0.850	0.918

表格 56 股脛骨軸夾角-t檢定

	誤差角度
最大值	9.8
最小值	0.01
平均值	1.806
標準差	1.545

表格 57 股、脛骨軸夾角，自動分析與專家1量測之誤差 (單位 Degree)

	誤差角度
最大值	7.28
最小值	0.01
平均值	1.817
標準差	1.548

表格 58 股、脛骨軸夾角，自動分析與專家2量測之誤差 (單位 Degree)

	誤差角度
最大值	9.67
最小值	0.05
平均值	2.11
標準差	1.764

表格 59 股、脛骨軸夾角，專家1與專家2量測之誤差 (單位 Degree)

5-1-5節 三個特徵點

本節將針對髌骨(Patella)的D、P點, 及脛骨(Tibia)T點這三個特徵點, 做三個數據的比較實驗, 我們曾在1-5節提過此三特徵點在醫學與工程上的定義差異。因此我們採用三組方式去測量, 第一組是由系統的自動分析量測得到的位置; 第二組是讓專門人員以工程上面的定義為標準, 去點的位置; 第三組是專業醫師以解剖學上的觀點去點的位置, 來比較這三組之間的差異性並做討論。

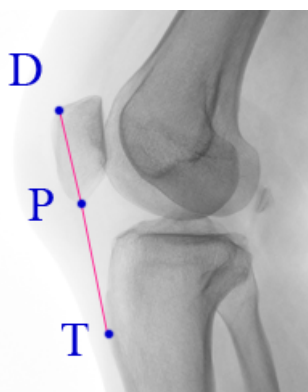


圖 54 髌骨D、P點及脛骨T點

我們採用獨立t檢定(Independent t test)來了解之間的差異程度。要使用t檢定, 樣本需符合常態分佈之假設, 我們使用統計方法Shapiro-Wilk test (簡稱S.W. test) 來檢定樣本是否為常態分配, 當檢定所得到之p-value小於預先指定的值 c , 則表示該樣本違反常態分佈的虛無假設。在此我們定 $c=0.05$, p-value若大於0.05表示該資料符合常態分佈, 統計如表格 510, 打上*為不符合常態分佈; 反之符合常態分佈。

	D點	P點	T點
自動化量測p-value	0.08123	0.1275	0.1688
工程定義量測p-value	0.3597	0.1083	0.01424*
醫師量測p-value	0.1447	0.08227	0.001026*

表格 510 三特徵點配合三種量測-符不符合常態分佈的檢定(S.W. test)

由表格 510中我們觀察到T點有兩組不符合常態分佈，其餘皆符合，故我們可以使用t檢定來了解D點與P點在自動化量測、工程定義量測、醫師量測每兩組之間的差異程度。當t檢定所得到之p-value小於一預先指定的值c，則表示檢定的兩組資料違反平均值沒有差異的虛無假設，檢測值列於表格 511，在此我們設 $c=0.01$ ，其中打上*代表有差異，故從表中我們得知有差異的有：

- (1) D點在自動分析與醫師量測之間有顯著差異。
- (2) D點在工程量測與醫師量測之間有顯著差異。

		p-value
D點	自動 vs. 工程	0.5879
	自動 vs. 醫師	2.14E-21 *
	工程 vs. 醫師	3.08E-24 *
P點	自動 vs. 工程	0.9705
	自動 vs. 醫師	0.8130
	工程 vs. 醫師	0.7836

表格 511 D點與P點的t檢定

至於T點的部分，雖然我們不能使用t檢定來辨別自動、工程及醫師量測之間的差異性，但我們還是列出自動化、工程量測及醫師量測之間的誤差統計表，如表格 512，我們可以看得出醫師與自動或工程上的量測誤差都很大，最主要的原因我們曾在1-5節提及，那是因為醫師是以醫學解剖上的方式來標記T點，位在髌骨肌腱與脛骨前緣的連接處，故與工程定義量測或自動化量測上的差異性都會很高。

	T點—自動與 工程間誤差	T點—自動與 醫師間誤差	T點—工程與 醫師間誤差
最大值	99.5038	111.0405	59.6825
最小值	0	2	1.4142
平均值	9.5335	28.814	21.3437
標準差	0.8219	0.5380	0.2685

表格 512 T點誤差統計

統計表中，T點在我們的自動與工程定義量測之間的誤差平均值還是有9.5335 pixels之多，主要原因是在我們的自動系統中尚未加入「當脛骨前緣存在兩個突起點時，要選擇上方的點」當作T點的判斷，若加入此項判斷，精確度必定能再提昇。

5-2節 醫學參數評估

5-2-1節 髓骨長與髓骨肌腱長比值

這裡的髓骨長(PD)與髓骨肌腱長(PT), 其P, D, T點, 影像皆以工程上的定義由專業人員所畫的位置, 同樣地, 全部影像共74筆, 其中有年齡的資料為66筆, 同一病人於同一天拍攝左右腳影像的有14對影像。

首先我們先計算年齡與PD/PT比值的之間相關係數R, 得到 $R=0.3102$, 如此可以簡單說明在我們的樣本中, 該比值與年齡之間有輕微的正相關性。

再來我們計算取病人於同一天有拍攝左右兩隻腳的影像, 其左右腳比值參數之間的關係, 有同時拍攝左右腳的影像共14對, 統計分佈如圖 55所示, 橫軸與縱軸分別為左腳與右腳之比值參數, 我們計算其相關係數得到0.7790, p值為 $0.001 < 0.05$ 顯示這14對病人的左右腳之比值參數有滿高的相關性, 並且相當明顯。

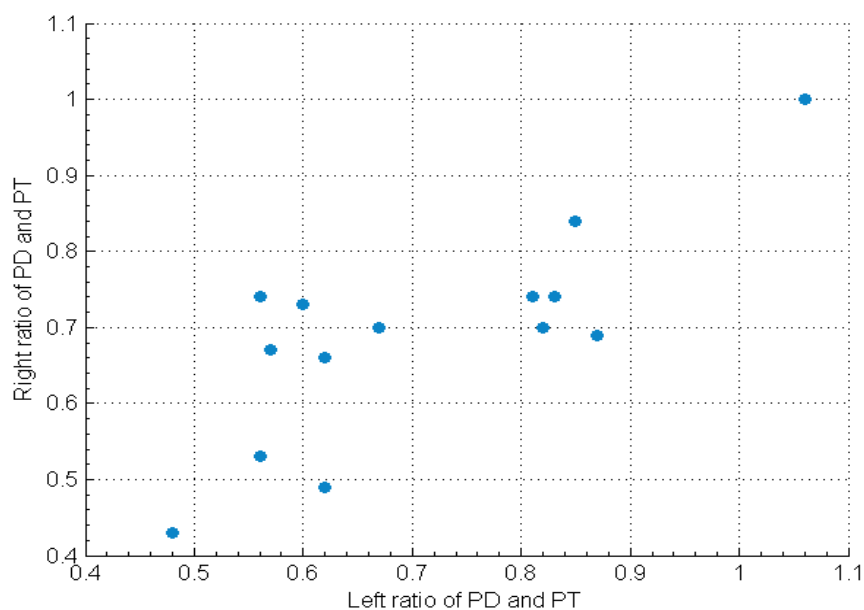


圖 55 左右腳之PD/PT比例的分佈關係

我們再使用迴歸分析(Regression Analysis)來加強驗證左右腳相關程度, 如分析摘要圖 56所示, 這裡虛無假設為線性迴歸之beta值為0, 觀察最下面縱欄[P-值] vs. 橫欄[X變數1]所列出的值為0.001, 小於給定的值0.05, 代表違反線性迴歸的 $\beta=0$, 即 β 不等於0, 故兩筆資料具有顯著的線性關係; 或者也可觀察最下面縱欄[下限95%] vs. 橫欄[X變數1]以及縱欄[上限95%] vs. 橫欄[X變數1]所列的值分別為0.4452及1.3582, 因為此區間未包含0所以也是拒絕虛無假設, 即兩筆資料有顯著線性關係。

	A	B	C	D	E	F	G
1	摘要輸出						
2							
3	迴歸統計						
4	R 的倍數	0.77898					
5	R 平方	0.606809					
6	調整的 R	0.574043					
7	標準誤	0.107329					
8	觀察值個	14					
9							
10	ANOVA						
11		自由度	SS	MS	F	顯著值	
12	迴歸	1	0.213337	0.213337	18.51953	0.001026	
13	殘差	12	0.138235	0.01152			
14	總和	13	0.351571				
15							
16		係數	標準誤	t 統計	P-值	下限 95%	上限 95%
17	截距	0.086414	0.147391	0.586296	0.568542	-0.23472	0.407551
18	X 變數 1	0.901677	0.209525	4.303432	0.001026	0.445161	1.358193

圖 56 左右腳之PD/PT比例以迴歸分析後結果

5-2-2節 脛骨橫切線與脛骨軸夾角

首先是在74筆側面照影像中，對其脛骨橫切線、脛骨軸，按照醫師在解剖上的觀察所畫的位置，來統計「脛骨橫切線與脛骨軸夾角」的數量分佈關係；我們想要了解此夾角參數在男女之間是否有差別？在可與不可申請健保的病人之間是否有差別？，在這邊骨科醫師所判斷的標準是，會依照該病人的三種View(AP、Lateral、Tangent View如果只有一種或兩種View就只參考一種或兩種)，去決定該隻膝關節的病變程度分成0~3級，如果該病人70歲以上，病變1級以上即可申請健保；或是該病人不到70歲，那至少需要2級以上的程度才可申請健保。同樣地，我們採用獨立t檢定(Independent t test) 來了解之間的差異程度。

要使用t檢定，樣本需符合常態分佈之假設，我們仍然使用統計方法S.W. test來檢定樣本是否為常態分配，當檢定所得之p-value小於預先指定的值c，則表示該樣本違反常態分佈的虛無假設。在此我們定 $c=0.05$ ，p-value若大於0.05表示該資料符合常態分佈，統計如表格 513，括號內的數字代表樣本個數，所分類的樣本皆符合常態分佈。

	全部資料(74)	性別區分		以嚴重病變需申請健保來區分	
		男(22)	女(52)	是(52)	否(22)
S.W. test- p-value	0.5542	0.922 2	0.173 5	0.2067	0.6043
平均值(Degree)	79.98	79.82	80.35	81.50	79.33
標準差(Degree)	4.28	4.45	3.93	3.619	4.403

表格 513 夾角參數-不符合常態分佈的檢定(S.W. test)

接下來我們就能利用t檢定，來分辨性別之男女，與可否申請健保之間，是否存在差異，當t檢定所得之p-value小於一預先指定的值 $c=0.05$ ，則表示檢定的兩組資料違反平均值沒有差異的虛無假設，檢測值列於表格 514。兩組類別的p-value皆大於0.05，因此我們得知：

- (1) 男性與女性之間的夾角參數無顯著差異。
- (2) 可申請與不可申請健保的病人之間的夾角參數無顯著差異。

	p-value
性別	0.632885
可否申請健保	0.792401

表格 514 夾角參數在類別間的t檢定

接下來我們想了解此夾角參數與年齡的分佈關係，因此在我們下一組實驗中，以年齡為橫軸，夾角參數為縱軸，將74筆資料中有年齡的66筆拿出來統計，如圖 57所示，我們計算出這些資料的角度參數與年齡之間的相關係數(Correlation Coefficient)，得到 -0.0779；統計意義的判斷上，獲得之p值為0.5341大於0.05，故不具統計意義，因此在這群資料中，雖然夾角參數與年齡之間只有輕微的負相關性，但不具統計意義，圖 58補充列出迴歸分析後的統計結果。

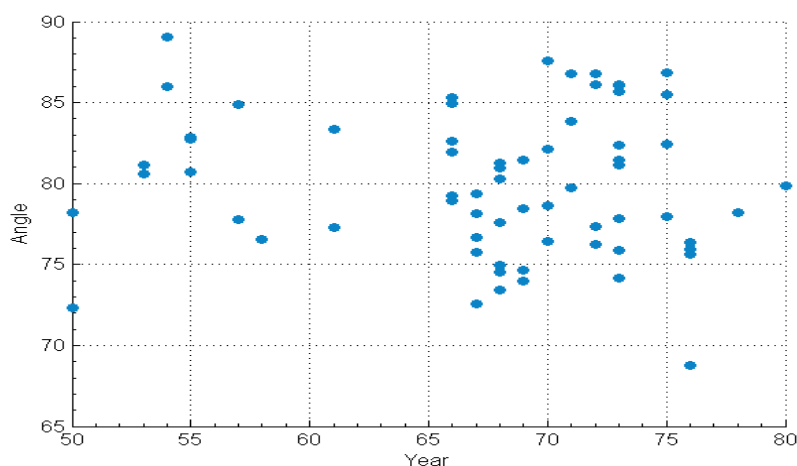


圖 57 脛骨橫切線與脛骨軸夾角 與 年齡 之分佈圖

	A	B	C	D	E	F	G
1	摘要輸出						
2							
3	迴歸統計						
4	R 的倍數	0.077907					
5	R 平方	0.006069					
6	調整的 R	-0.00946					
7	標準誤	7.354153					
8	觀察值個	66					
9							
10	ANOVA						
11		自由度	SS	MS	F	顯著值	
12	迴歸	1	21.13668	21.13668	0.390815	0.534094	
13	殘差	64	3461.348	54.08357			
14	總和	65	3482.485				
15							
16		係數	標準誤	t 統計	P-值	下限 95%	上限 95%
17	截距	77.86209	16.5758	4.697334	1.44E-05	44.74811	110.9761
18	X 變數 1	-0.12933	0.206873	-0.62515	0.534094	-0.5426	0.283949

圖 58 年齡與夾角分佈以迴歸分析後結果

再來我們取病人於同一天有拍攝左右兩隻腳的影像，其左右腳參數之間的關係，在74筆側面照影像中，有同時拍攝左右腳的影像共14對，統計分佈如圖 59所示，橫軸與縱軸分別為左腳與右腳之夾角參數，我們計算其相關係數得到0.4982，統計意義的判斷上，獲得之p值為0.0698大於0.05，故不具統計意義，顯示這14對病人的左右腳之夾角參數看似相關性，但不具統計意義，圖 510補充列出迴歸分析後的統計結果。

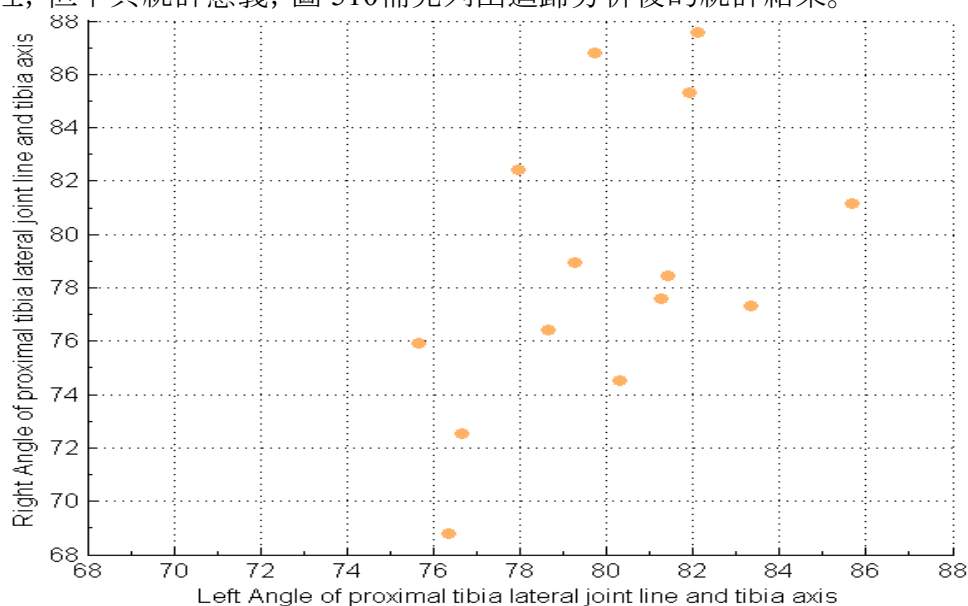


圖 59 同一病人左右腳之脛骨橫切線與脛骨軸夾角的分佈關係

	A	B	C	D	E	F	G
1	摘要輸出						
2							
3	迴歸統計						
4	R 的倍數	0.498217					
5	R 平方	0.24822					
6	調整的 R	0.185572					
7	標準誤	2.56974					
8	觀察值個	14					
9							
10	ANOVA						
11		自由度	SS	MS	F	顯著值	
12	迴歸	1	26.16408	26.16408	3.962116	0.069807	
13	殘差	12	79.24276	6.603563			
14	總和	13	105.4068				
15							
16		係數	標準誤	t 統計	P-值	下限 95%	上限 95%
17	截距	59.25605	10.45515	5.667644	0.000104	36.47625	82.03586
18	X 變數 1	0.263393	0.132325	1.990506	0.069807	-0.02492	0.551703

圖 510 左右腳之夾角參數以迴歸分析後結果

第6章 結論與未來展望

6-1節 結論

在影像上各種特徵的邊緣尋找過程，本論文提出「滾球邊界追蹤法」(Rolling Ball Contour Tracking)，來對二值化影像進行邊緣追蹤，藉此獲得邊緣的串列資料結構(Link List Data Structure)，有別與「前進邊緣搜尋法」對邊緣搜尋會受到鄰近影像資訊影響，而產生較大的誤差。

此外，我們整合Canny模組與Asterisk模組並設計錯誤觸發機制以提高脛骨前緣追蹤的正確率。

本論文也提出以主成分分析(Principle Component Analysis)取代原本以迴歸方法來計算的曲率值，文獻[23]中有提出實驗說明誤差能被縮小，因此我們以此法能獲得最佳的曲率估測值，以提高計算參數之準確性。

我們對膝關節Lateral View影像設計出幾個影像自動分析流程來找出股骨前後邊緣、股骨軸、脛骨前後邊緣、脛骨軸。分析所得到的四條邊緣與實際邊緣很接近，誤差距離極小；此外，所計算出來的股、脛骨軸與專家量測之間也很接近。

自動分析所獲得的脛骨T點及髌骨P點、D點，在誤差評估上，自動分析找出的P點與工程定義及醫師量測之間差異都很小，為可接受的範圍；但T點及D點則是自動分析與工程上的誤差中等，但與醫師的差異較大，若自動分析T點能將方法改進，採用「脛骨前緣有兩個突起點時，則選擇上突起點」，則必定能再減少自動化與工程定義之間，T點誤差的值。

最後，我們利用物件導向設計模式，來建立一套具備實用、操作便利的膝關節影像分析工具，並將自動化分析功能納入其中，能利用此系統將測量資料存入Excel表單，未來醫學人員能以它做更多診斷分析、觀察及統計研究。

6-2節 未來展望

關於Lateral View膝關節X光影像的自動化分析，仍然有許多特徵可供未來的分析，像是脛骨橫切線(Proximal Tibia Lateral Joint Line)、股骨內髁邊緣(Femur Medial Condyle Contour)的自動分析，前者我們曾經採用Hough Transform針對脛骨上方平台在影像上顯現較亮的一條直線分佈特性來尋找，但在多數影像中以這種法則並不附合醫師對脛骨橫切線的尋找方式；後者我們曾利用三種Level Set的方法[25][27][28]來切割，但這會遇到的困難是，骨頭的影像雜訊多，股骨與脛骨影像交叉重疊造成邊緣的選擇不容易判斷，單純只使用Level Set單一步驟，不容易找出良好的結果。

在醫學領域上，本論文設計的幾個影像分析流程來找出膝關節側面照的股骨軸、脛骨軸、髌骨P都與專家量測的誤差極小，將來如果醫療技術進步到能夠以電腦自動分析病人的影像，這些分析流程有機會成為電腦自動分析演算法的參考。

1-5節曾介紹過切面照之夾角參數，本論文並未做此類影像統計分析，但未來乃可利用本系統來量測此參數，針對年齡、性別、病變等類別做分類，來觀察彼此之間是否有相關或差異性。

未來亦可考慮將AP View或Tangent View的影像分析參數，納入醫學實驗上，以更多的變數為參考依據，統計上會更具意義。同時，臨床醫生也能對同一位病人做膝關節的參數追蹤，來預測該病人的病情演化趨勢。

另外像是動態影像分析上，我們可以觀察正常人與病變者的參數、特徵的變化差異，這在未來也是一個很有趣的研究題目。

參考文獻

- [1] John C. Stewien, Timothy L.J. Ferris, "**The Asterisk Operator – An Edge Detection Operator Addressing the Problem of Clean Edges in Bone X-ray Images,**" Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems. Proceedings KES '98. Volume: 3, On page(s): 28-31 vol.3, 1998.
- [2] Thomas Lewiner, João D. Gomes, Hélio Lopes, Marcos Craizer, "**Arc-length based curvature estimator,**" Sibgrapi (October 2004) Selected for publication in Computers & Graphics : pp 250-257, 2004.
- [3] Thomas Lewiner, João D. Gomes, Hélio Lopes, Marcos Craizer, "**Curvature and torsion estimators based on parametric curve fitting,**" Computers & Graphics (October 2005) 29(5), pp 641-655. Selected for publication at the Sibgrapi conference, 2005.
- [4] A. H. Newberg and D. Seligson, "**The patellofemoral joint: 30°, 60°, and 90° views,**" Radiology 137, pp. 57-61, 1980.
- [5] A. P. Davies and M. M. S. Glasgow, "**Imaging in osteoarthritis: a guide to requesting plain X-rays of the degenerate knee,**" The Knee, no. 7, pp. 139-143, 2000.
- [6] S. A. Mazzuca, K. D. Brandt et. al., "**Effect of alignment of the medical tibial plateau and X-Ray beam on apparent progression of osteoarthritis in the standing anteroposterior knee radiograph,**" Arthritis & Rheumatism, vol. 44, no. 8, pp.1786-1794, 2001.
- [7] Gert Behiels, Frederik Maes, Dirk Vandermeulen, Paul Suetens, "**Evaluation of image features and search strategies for segmentation of bone structures in radiographs using Active Shape Models,**" Medical Image Analysis 6(1), pp. 47--62, 2002.
- [8] T.F. Cootes, D. Cooper, C.J. Taylor and J. Graham, "**A Trainable Method of Parametric Shape Description**" In Procs. British Machine Vision Conference, Springer, Verlag, pp.54-61, 1991.
- [9] T.F. Cootes, C. J. Taylor., "**Active shape models – smart snakes,**" In Procs. British Machine Vision Conference, Springer, Berlin, pp. 266-275, 1992.
- [10] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, et al., "**Active Shape Models - Their Training and Application,**" Computer Vision and Image Understanding, pp.38-59, January 1995.
- [11] T.F. Cootes, G.J. Edwards and C.J. Taylor, "**Active appearance models,**" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, no. 6, June 2001.
- [12] F. Maes, P. Suetens and P. Dewaele, "**Statistical shape model-based segmentation of digital X-ray images,**" In Procs. IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis 11-12, pp.61 – 68 , June, 2000.
- [13] M.Seise, S. J. McKenna, I.W. Ricketts and C.A.Wigderowitz , "**Segmenting Tibia and Femur from Knee X-ray Images,**" In Procs. Medical Image Understanding and Analysis (MIUA), Bristol, pp.103-106, July, 2005.
- [14] M. Seise, S. J. McKenna, I. W. Ricketts and C. A. Wigderowitz, "**Segmenting multiple objects with overlapping appearance and uncertainty**", *British Machine Vision*

- Conference 2006.
- [15] Y. Chen, X. Ee, W. K. Leow and T. S. Howe, “ **Automatic Extraction of Femur Contours from Hip X-ray Images**,“ In Proc. First International Workshop on Computer Vision for Biomedical Image Applications(CVBIA) ,pp. 200-209, 2005.
 - [16] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopolous, ”**Snake: Active Contour Models**,” Int. J. Comput. Vis. 1, pp. 321-331, 1988.
 - [17] C. Xu, J.L. Prince,”**Gradient vector flow: A new external force for snakes**,” In Proc. IEEE Conf. on CVPR,1997.
 - [18] H. C. Lee, Y. N. Sun, “**Computer X-Ray Image Reconstruction for 3D Knee Joint and Computer-Assisted Diagnosis for Knee Osteoarthritis**,” 國立成功大學資訊工程所碩士論文,2005
 - [19] F. Bernardini, J. Mittleman, H. Rushmeier, C. Silva, and G. Taubin “**The Ball-Pivoting Algorithm for Surface Reconstruction**” IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 5(4):349-359, 1999
 - [20] Chang-Chi Huang, “**Bone Spur Detection and Evaluation for Knee Joint from 2D X-Ray and 3D MR Images**”, 國立成功大學資訊工程所碩士論文,2006
 - [21] Marcel Worring, Arnold W. M. Smeulders, “**Digital curvature estimation**”, CVGIP: Image Understanding, Volume 58 , Issue 3, Pages: 366 – 382, 1993.
 - [22] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, “Digital Image Processing”, 2nd ed, Prentice-Hall, 2001.
 - [23] Wikipedia(維基百科)—
作者證明稿<http://pbil.univ-lyon1.fr/R/liens/pearson1901.pdf>
出處:http://en.wikipedia.org/wiki/Karhunen-Lo%C3%A8ve_transform
作者:http://en.wikipedia.org/wiki/Karl_Pearson
 - [24] R.A. Johnson, Probability and Statistics for Engineers 7th Edition, Pearson Prentice Hall, 2005.
 - [25] S. Sharma, *APPLIED MULTIVARIATE TECHNIQUES*, WILEY, pp. 375-378, 1996
 - [26] Ravikanth Malladi, James A. Sethian, “**A Fast Level Set Based Algorithm for Topology-Independent Shape Modeling**”, Journal of Mathematical Imaging and Vision 6, 269-289, 1996.
 - [27] Tony F. Chan and Luminita A. Vese, “**Active Contours Without Edges**”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol 10, No. 2, February 2001.
 - [28] Suk-Ho Lee and Jin Keun Seo, “**Level Set-Based Bimodal Segmentation With Stationary Global Minimum**”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol 15, No. 9, September 2006.

作者簡歷

作者蔡翰進，民國七十二年一月二十四日出生於台北市。民國九十四年畢業於成功大學資訊工程系，獲頒學士學位。民國九十四年進入國立成功大學資訊工程學系碩士班，於民國九十六年九月畢業，獲頒碩士學位。研究興趣包括影像處理、電腦視覺、電腦繪圖、物件導向軟體工程、應用數學等。



Han-Chin Tsai was born in Taipei, Taiwan on January 24, 1983. He received the B.S. and M.S. degree separately in the Department of Computer Science and Information Engineering from National Cheng Kung University of Technology, Tainan, Taiwan, in 2005 and 2007. His interests of researching include image processing, computer vision, computer graphics, object-oriented software engineering, applied mathematics, etc.

