



中國醫藥大學
臨床醫學研究所
碩士學位論文

紋理特徵參數分析用於偵測
乳房攝影微小鈣化群

Textural Features Analysis for Detection of
Clustered Microcalcifications on Mammograms

指導教授：程大川 助理教授

共同指導教授：沈戊忠 教授

研究生：黃乙哲

中華民國九十八年六月

中國醫藥大學 臨床醫學研究所

碩士班 學位考試

論文題目

中文：紋理特徵參數分析用於偵測乳房攝影微小鈣化群

英文：Textural Features Analysis for Detection of Clustered Microcalcifications on Mammograms

本論文係 黃乙哲 於中國醫藥大學臨床醫學研究所完成之碩士論文，經考試委員審查及口試合格，特此證明。

考試委員

章定遠

黃泉祺

程大川

所長：李登

中華民國 九十八 年 六 月 十五 日

摘要

在台灣，乳癌已是國內婦女最常見的癌症疾病。除了常規女性自我乳房檢查之外，乳房攝影檢查被視為是早期診斷最有效的工具。臨床上，乳房攝影影像中的微小鈣化群常是惡性變化的指標。然而，其本身的細小構造以及與背景組織的低對比度，時常造成臨床醫師判讀上的困難。在本研究中，發展一套電腦輔助偵測系統用於偵測微小鈣化群上，藉以減少放射科醫師漏看的機率，提高診斷效率。

經由一系列影像前處理步驟找出可疑微小鈣化點。之後擷取共同發生矩陣(GLCM)相關紋理特徵參數用以訓練分類器，達到偵測微小鈣化群目的。在此使用逐次前饋式搜尋法(SFS)、逐次後饋式搜尋法(SBS)和 F 分數(F-score)來找出對分辨微小鈣化有較佳能力的特徵參數子集合。本研究使用 111 張自中國醫藥大學附設醫院放射科所提供的全域數位式乳房攝影原始影像，其中 57 張當作訓練組，54 張當測試組。此外，效能評估方法則是使用 ROC 曲線及曲線下面積(Az)當作比較標準。

根據實驗結果，Laws 濾波影像中的 LS 影像提供的紋理特徵參數對分辨個別微小鈣化有最好的結果，其 ROC 曲線下面積值達 0.9896。合併使用 Laws 濾波影像中的 LS 和 LE 影像的紋理特徵參數可以提升分辨效能到 0.9897。本研究所提出的方法對於偵測微小鈣化群可得到 90%的敏感度且平均每張影像只有 0.74 個偽陽性產生。

關鍵字：乳房攝影、微小鈣化群、電腦輔助偵測系統、紋理特徵參數、共同發生矩陣、特徵參數選擇、支援向量機

Abstract

Breast cancer is the most common type of cancer among women in Taiwan. Except regular breast self-exams, mammography is regarded as the most effective tool for early detection. Clinically, clustered microcalcifications (MCCs) on mammograms are considered to be a strong indicator of malignancy. However, their tiny size and low contrast to surrounding tissues always make radiologists hard to interpret. In this study, we develop a computer-aided detection system (CADe) for MCCs, which is able to help radiologists reducing missing rates as well as arising diagnostic efficiencies.

Via image pre-processing procedures, some candidates of MCCs were found. Afterwards, the textural features were extracted from the GLCM (gray-level co-occurrence matrix) and the SVM (Support Vector Machine) classifier was well trained to detect MCCs. Sequential forward selection, sequential backward selection and F-score were used to find discriminative features. We took 111 full-field digital mammography raw images obtained from CMUH, among them 57 images were used as training, and the rest 54 images were used for test. The performance of the proposed scheme was evaluated by means of the receiver operating characteristic (ROC) curves and area under curve (Az).

According to the experimental results, the texture features extracted from Laws' LS method have the best accuracy in MCCs detection, which Az is equal to 0.9896. The composition of texture features extracted from LS and LE images has the performance of $Az = 0.9897$. The proposed method has 90% of sensitivity and 0.74 FPs/image in detection of MCCs.

Keywords: Mammography, Clustered Microcalcification, Computer-aided detection system, Texture feature, Grey level co-occurrence matrix, Feature selection, Support vector machine

誌謝辭

從放射系到臨床醫學研究所，這六年的時間都在中國醫藥大學度過，一路走來遇到了不少人，經歷了不少事。在求學的這段期間，最首先要感謝的是我的家人，是家人在背後的支持，不論是經濟上、精神上，都給我最大的鼓勵，讓我能順利完成學業。接下來，就是換我支持這個家庭的時候了。

再來要感謝我的指導老師，程大川老師。這兩年的時間，教會了我學業上應有的知識及能力，更不時在我人生其他方面有所指導。永遠記得與老師及小朋友去爬山的那份感覺。還有放射系裡的許多師長；放射系是我的根本，承蒙何永仁主任、陳悅生主任兩位一路從大學到研究所的照顧，讓我受益良多。謝謝沈戊忠院長、姚俊旭老師、施子卿老師、黃宗祺老師、許世明老師、孫盛生醫師、楊世能醫師、蔡伯邦醫師、大頭學長、小媽、國揚學長、維劭，感謝你們這一路的陪伴與支持。

謝謝怡珊、韋廷、薄迎、慧珊還有獻文，同樣是臨醫所放射組的同學，一起努力，給予我莫大的幫助。謝謝放射系的學弟妹，慕白、珮華、昱智、凱嘉、沁璇、宗輝、伊君、汶馨、雯鈞、婉柔、佳宜、敬芳，平常研究之餘還有你們陪伴、聊天，讓日子都活潑了起來。系壘的偉民、浩軒、喬裕、志光、昆儒、展權，跟你們一起打球很快樂。綺柔、紉翠、炎叡、惠鈴、承勳、資詒、國泰、佩娟、逸君、可庭、雅涵、柏諺以及惠婷，跟你們出去體驗年輕的活力非常好玩。最後，要謝謝元平、立言、智元、竹健、玉芬這些大學同學及好友的鼓舞。以上的你們為我的生活增添不少色彩。

再次感謝這一路來許多人的支持與照顧，很高興有緣分認識你們，也希望大家的未來都能平安、順利。

目錄

摘要	i
Abstract	ii
誌謝辭	iii
目錄	iv
圖索引	vii
表索引	x
第一章 前言	1
1.1 研究背景	1
1.1.1 前言	1
1.1.2 乳房攝影	2
1.1.3 電腦輔助偵測系統	4
1.1.4 相關文獻回顧	4
1.1.4.1 影像強化及分割	4
1.1.4.2 特徵參數擷取及選擇	6
1.1.4.3 分類器	7
1.2 研究目的	7
第二章 研究方法	9
2.1 研究材料	9
2.2 研究設計	10
2.2.1 研究流程及方法	10
2.2.2 影像前處理	11

2.2.3 影像增強	12
2.2.3.1 Top-hat 轉換法	12
2.2.3.2 小波轉換	14
2.2.4 分割可疑微小鈣化點	17
2.2.5 雜訊去除	20
2.2.6 擷取特徵參數	21
2.2.7 特徵組合和選擇	26
2.2.7.1 逐次前饋式搜尋法	26
2.2.7.2 逐次後饋式搜尋法	27
2.2.7.3 F 分數	28
2.2.8 分類器	29
2.3 評估統計方法	32
第三章 研究結果	35
3.1 可疑微小鈣化點分割結果	35
3.2 擷取特徵參數	36
3.3 SVM 參數設定	36
3.4 最佳特徵組合和選擇	38
3.5 績效評量	54
第四章 討論	67
4.1 結果討論	67
4.2 研究限制	69
第五章 結論與建議	71
5.1 結論	71

5.2 建議 72
參考文獻 74



圖索引

圖 1-1 民國 90-94 年女性十大癌症年齡標準化發生率五年變化圖	1
圖 1-2 基本攝影擺位示意圖及其影像	3
圖 2-1 資料分群	10
圖 2-2 研究流程圖	10
圖 2-3 Log 反轉換函數	11
圖 2-4 影像前處理結果	12
圖 2-5 Top-hat 轉換	13
圖 2-6 (a)Log 反轉換影像 (b)Top-hat 轉換影像	14
圖 2-7 一維小波分解示意圖	15
圖 2-8 二維小波分解示意圖	15
圖 2-9 二階影像小波轉換	15
圖 2-10 (a)Log 反轉換後的影像；(b)小波重建高頻訊號後的影像	17
圖 2-11 利用直方圖說明閾值定義方法	17
圖 2-12 Top-hat 微小鈣化點偵測流程圖	18
圖 2-13 小波轉換微小鈣化點偵測流程圖	19
圖 2-14 可疑微小鈣化點 X、Y 軸長度定義	21
圖 2-15 (a)原始可疑微小鈣化點影像；(b)雜訊去除後影像	22
圖 2-16 共同發生矩陣角度及距離選擇	22
圖 2-17 建立共同發生矩陣	23
圖 2-18 Laws' masks	24
圖 2-19 SFS 搜尋過程	27
圖 2-20 SBS 搜尋過程	28
圖 2-21 非線性支援向量機分類結果	30

圖 3-1 可疑微小鈣化點分布情形	35
圖 3-2 Log 反轉換影像特徵選擇結果	39
圖 3-3 Top-hat 轉換影像特徵選擇結果	39
圖 3-4 小波轉換影像特徵選擇結果	40
圖 3-5 Laws 濾波(LL)影像特徵選擇結果	40
圖 3-6 Laws 濾波(EE)影像特徵選擇結果	41
圖 3-7 Laws 濾波(SS)影像特徵選擇結果	41
圖 3-8 Laws 濾波(RR)影像特徵選擇結果	42
圖 3-9 Laws 濾波(WW)影像特徵選擇結果	42
圖 3-10 Laws 濾波(LE)影像特徵選擇結果	43
圖 3-11 Laws 濾波(LS)影像特徵選擇結果	43
圖 3-12 Laws 濾波(LR)影像特徵選擇結果	44
圖 3-13 Laws 濾波(LW)影像特徵選擇結果	44
圖 3-14 Laws 濾波(ES)影像特徵選擇結果	45
圖 3-15 Laws 濾波(ER)影像特徵選擇結果	45
圖 3-16 Laws 濾波(EW)影像特徵選擇結果	46
圖 3-17 Laws 濾波(SR)影像特徵選擇結果	46
圖 3-18 Laws 濾波(SW)影像特徵選擇結果	47
圖 3-19 Laws 濾波(RW)影像特徵選擇結果	47
圖 3-20 Log 反轉換影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	54
圖 3-21 Top-hat 轉換影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	55
圖 3-22 小波轉換影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	55
圖 3-23 Laws 濾波(LL)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	56
圖 3-24 Laws 濾波(EE)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	56
圖 3-25 Laws 濾波(SS)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	57
圖 3-26 Laws 濾波(RR)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	57

圖 3-27 Laws 濾波(WW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	58
圖 3-28 Laws 濾波(LE)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	58
圖 3-29 Laws 濾波(LS)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	59
圖 3-30 Laws 濾波(LR)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	59
圖 3-31 Laws 濾波(LW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	60
圖 3-32 Laws 濾波(ES)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	60
圖 3-33 Laws 濾波(ER)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	61
圖 3-34 Laws 濾波(EW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	61
圖 3-35 Laws 濾波(SR)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	62
圖 3-36 Laws 濾波(SW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	62
圖 3-37 Laws 濾波(RW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果	63
圖 3-38 合併特徵參數對個別微小鈣化分類結果	65
圖 3-39 個別微小鈣化偵測結果	66
圖 3-40 微小鈣化群偵測結果	66

表索引

表 2-1 共同發生矩陣特徵參數公式	25
表 2-2 受檢測區域與分類器判別結果之關係	33
表 3-1 共同發生矩陣相關特徵參數及編號	37
表 3-2 SVM hyperparameter	38
表 3-3 Log 反轉換影像特徵選擇結果	48
表 3-4 Top-hat 轉換影像特徵選擇結果	48
表 3-5 小波轉換影像特徵選擇結果	49
表 3-6 Laws 濾波(LL)影像特徵選擇結果	49
表 3-7 Laws 濾波(EE)影像特徵選擇結果	49
表 3-8 Laws 濾波(SS)影像特徵選擇結果	50
表 3-9 Laws 濾波(RR)影像特徵選擇結果	50
表 3-10 Laws 濾波(WW)影像特徵選擇結果	50
表 3-11 Laws 濾波(LE)影像特徵選擇結果	51
表 3-12 Laws 濾波(LS)影像特徵選擇結果	51
表 3-13 Laws 濾波(LR)影像特徵選擇結果	51
表 3-14 Laws 濾波(LW)影像特徵選擇結果	52
表 3-15 Laws 濾波(ES)影像特徵選擇結果	52
表 3-16 Laws 濾波(ER)影像特徵選擇結果	52
表 3-17 Laws 濾波(EW)影像特徵選擇結果	53
表 3-18 Laws 濾波(SR)影像特徵選擇結果	53
表 3-19 Laws 濾波(SW)影像特徵選擇結果	53
表 3-20 Laws 濾波(RW)影像特徵選擇結果	54
表 3-21 測試組分類結果	64

第一章 前言

1.1 研究背景

1.1.1 前言

隨著國民平均壽命的提高，以及現代化造成的致癌因子增加，癌症自民國七十一年起即持續位居國人十大死因首位。其中女性乳癌在國人十大癌症位居第四位，若再細分至女性癌症排名，則女性乳房的癌症發生率為所有女性癌症的第一名。圖1-1比較民國90-94年之男女癌症年齡標準化發生率，女性全癌症上升2.1%，其中乳癌上升幅度更達22%[1]。

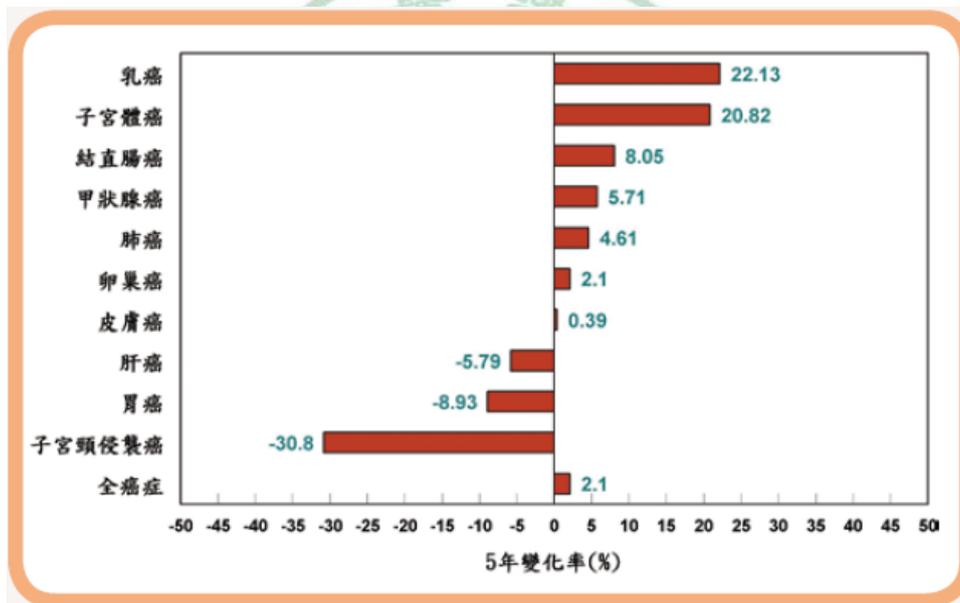


圖1-1 民國90-94年女性十大癌症年齡標準化發生率五年變化圖[1]

對於疾病的治療原則是早期發現、早期治療，尤其是癌症疾病。就像大部分的癌症一樣，乳癌早期也沒有明顯徵兆。因此，女性乳房的常規檢查對於早期發現便有重大的意義。年齡也是乳癌發生率的影響因素之一，American Cancer Society(ACS)所提出的乳癌早期發現指導原則，除了女性自我乳房檢查之外，並建議40歲以上的婦女能接受每年常規的乳房攝影(Mammography)檢查[2]。

1.1.2 乳房攝影

乳房攝影在 1990 年代，就已是一項重要又廣泛需求的 X 光檢查。在乳房攝影中，準確的擺位對乳癌的診斷是絕對必要的要求。為了確保乳房攝影的品質，美國聯邦政府因而制定了「乳房攝影品質標準條例 (Mammography Quality Standards Act, MQSA)」[4]。

乳房攝影是利用 X 光照射，輔以乳房壓迫的專業技術。攝影時，適當的乳房壓迫技術，可以讓影像更清晰。減少乳房厚度並均勻貼片才能使所有的內部組織都能顯示在 X 光片上(避免乳房內部組織重疊)，且對於微小的病變不至於被過厚的組織掩蓋住。此外，也能夠防止因移動而造成的影像模糊，並且減少散射以提高影像品質，預期得到高解析度、高對比度的乳房影像。

現行乳房攝影中，基本的標準擺位照法有頭腳法(craniocaudal, CC view)以及內外斜位法(mediolateral oblique, MLO view)。圖 1-2 為基本攝影的擺位示意圖及影像呈現結果[4]。左上為 CC view 檢查方式，左下為 CC view 影像；右上為 MLO view 檢查方式，右下為 MLO view 影像。適當的擺位姿勢及照影方法可以提供醫師最正確的診斷資訊，透過不同角度取得的影像，更能清楚地顯示病灶的相對位置。

在乳房攝影中，最常被用來診斷與乳癌相關的異常病灶便是微小鈣化(microcalcification)。微小鈣化表現在影像上通常是細小，形狀多樣的形態。鈣化(calcification)發生的地方可能在血管、乳腺。臨床上判讀鈣化的良惡性主要是依其形態及分佈情形做為參考。良性(benign)鈣化通常較大，且形狀規則，隨意散佈在乳房各處。形狀不規則又細小，且分佈情形為群聚(clustered)或扇形(segmental)者，則比較偏向惡性(malignant)鈣化[5, 6]。有部分的微小鈣化形態，無法被明確判斷為良性或惡性，此時，便需作切片化驗(biopsy)。根據統計，可疑鈣化點接受切片的結果，約有 15-34%發現為惡性[7, 8]。另外，有一

部分的微小鈣化形態，看起來「很像是良性，但無法有絕對的把握」，此時，醫師會建議每六個月追蹤一次，若在追蹤過程中，微小鈣化數目增多或形態發生變化，才進行乳房切片。在臨床判讀影像上，常以微小鈣化群(clustered microcalcifications)視為惡性病灶(乳癌)前兆的診斷依據[9]。由於其與周圍組織的灰階值相近造成的低對比度，使得在影像判讀上面並不容易觀察。

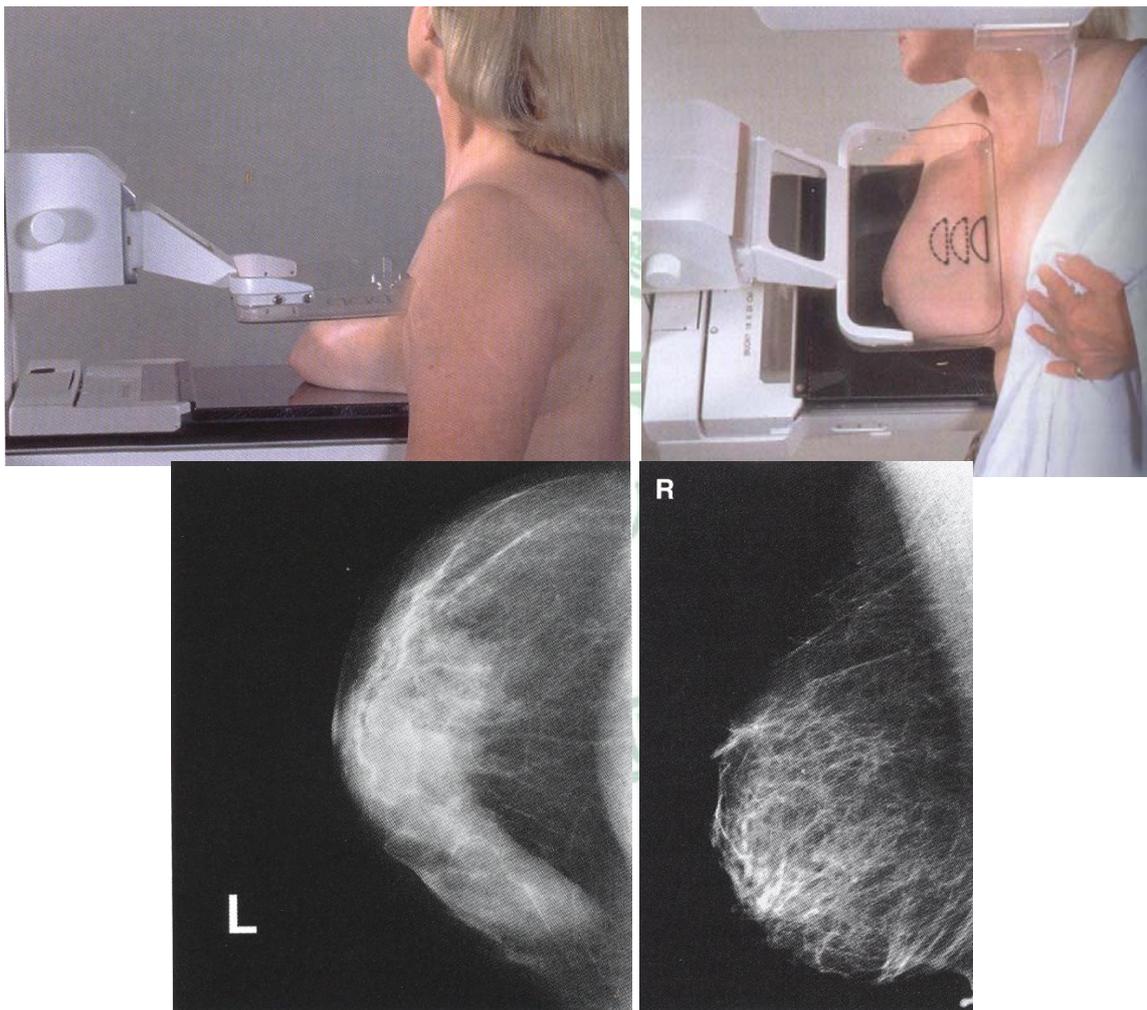


圖 1-2 基本攝影擺位示意圖及其影像[4]

數位儀器的發展，在乳房攝影上也漸漸改用數位式診斷儀器，稱為全域數位式乳房攝影術 (full-field digital mammography, FFDM)。數位影像比傳統影像有以下優點：可以減少患者的全部劑量，卻不會影響影像品質[4]；可藉電腦技術調整亮度及對比，幫助影像判讀；數位

影像的儲存更有不佔空間及可透過 PACS 的架構下達到遠端調片及遠距診斷的功能。

1.1.3 電腦輔助偵測系統

近20年來，已有眾多學者在研究乳房攝影影像上的電腦輔助偵測系統(computer-aided detection system, CAD)。在1998年，美國食品及藥物管理局(FDA)通過了第一件電腦輔助偵測系統於數位化後的增感屏-軟片乳房攝影影像上的應用[3]。

已有許多學者利用不同方法在開發電腦輔助偵測系統於數位乳房攝影上。許多研究顯示，在搭配使用電腦輔助偵測系統時，放射科醫師於診斷上有較好的結果[15, 27]。

因此，我們的研究動機是發展一套完善的電腦輔助偵測系統以幫助放射科醫師於乳房攝影影像上的判讀診斷。

1.1.4 相關文獻回顧

由於微小鈣化在乳房攝影影像上表現極為細小，且常與周邊組織亮度差異相近，造成對比度低而不易偵測。因此，增強影像對比對於找出微小鈣化便有其幫助。影像增強後，利用不同分割方法找出可疑區域(candidates)，其中必定包含許多非微小鈣化的雜訊點。透過擷取特徵參數並選擇有效的特徵參數以訓練分類器來達到分辨實際微小鈣化的區域及去除非微小鈣化區域的產生。這就是一套電腦輔助偵測系統的整體簡略架構。

1.1.4.1 影像強化及分割

在影像強化方面，2002年El-Naqa等人[16]利用高通濾波器(high-pass filter)減少背景(background)的不同質性

(inhomogeneity)。2004年Soltanian-Zadeh等人[17]使用可適性濾波器(adaptive filter)搭配臨界值法(thresholding)找出微小鈣化，接著用形態學(morphology)的方法找出其形狀。次年，Takeo等人[26]經由統計設計出匹配濾波器(matched filter)對影像做濾波，加強微小鈣化區域。在2006年Ge等人[11]利用不同濾波器強化訊號、抑制訊號並分別平滑雜訊，之後再將濾波後的兩張影像相減，得到增強影像；再針對局部區域調變閾值(threshold)分割出微小鈣化(適應性臨界值法)。

Betal等人[14]在1997年利用Top-hat和Watershed等數學形態學方法分別強化影像及分割出微小鈣化。2003年Wróblewska等人[10]同樣使用Top-hat轉換強調影像細節，接著根據直方圖(histogram)分布模型定義閾值，針對整體影像選定閾值藉而分割出微小鈣化(整體臨界值法)。2005年Fu等人[18]使用Sobel和Canny邊緣偵測技術搭配flood-filling運算應用在Top-hat增強後的影像上，將可疑微小鈣化找出。

2000年Yu等人[15]以每個像素的混合參數當作類神經網路的輸入，來偵測微小鈣化。其參數分別由基底為Daubechies 4的小波(wavelet)分解及重建後的像素值加上中值濾波及平滑濾波後的像素值來組成特徵參數。最後由類神經網路找出微小鈣化可能的區域。在2006年，Yu等人[12]也使用同基底小波濾波進行影像二階小波分解，去除低頻訊號之後，再重建影像以達到影像增強結果。接著根據不同影像的平均像素值去定義整體臨界值的閾值並分割出微小鈣化。同年，Arodz等人[25]也利用Daubechies 4的小波來做對比增強效果。2007年Karahaliou等人[19]利用以小波為主的空間調變方法(wavelet-based spatially adaptive method)達到對比增強的效果。同年，Regentova等人[13]用建立在小波轉換架構下的隱藏馬可夫樹模式(hidden Markov tree model)找出相似度(likelihood)函數值以定義微小鈣化區塊和背景。其中所使用的小波基底為Daubechies 3。

1.1.4.2 特徵參數擷取及選擇

1997年Betal等人[14]使用形狀(roundness, elongation etc.)、大小、對比、平滑度等形態學特徵參數及紋理特徵參數來分辨微小鈣化的良惡性。在參數選擇方面，依其在 receiver operating characteristic (ROC) curve 底下的面積來比較其優劣。2000年Yu等人[15]一共使用31個特徵參數，其中除了一般形態學特徵參數及紋理特徵參數外，還另外考慮了與背景相關的特徵。將此31個特徵參數透過逐次前饋式搜尋法(sequential forward selection, SFS)和逐次後饋式搜尋法(sequential backward selection, SBS)選出最佳子集合。2003年Wróblewska等人[10]使用類似的特徵參數並依照Fisher discriminate criteria來找出較有分辨能力者。2004年Soltanian-Zadeh等人[17]比較多次小波(multiwavelet)、小波、Haralick提出的紋理特徵參數以及形狀特徵參數等四類特徵參數在分辨微小鈣化良惡性上的能力。其中利用以基因演算法為基礎的特徵參數選擇方法(GA-based global search)。2005年，Takeo等人[26]利用空間域特徵合併使用傅立葉轉換後的頻率域特徵參數來分辨正確的微小鈣化位置。同年，Fu等人[18]一樣利用空間域特徵及頻率域特徵來做分析，其中頻率域特徵使用的是擷取離散餘弦轉換(discrete cosine transform)後的特徵參數。在選取最佳參數子集合方面，使用的是逐次前饋式搜尋法。2006年Yu等人[12]擷取微小鈣化影像的馬可夫隨機場係數及紋理特徵作為分類器的輸入。次年，Karahaliou等人[19]比較四類紋理特徵參數來分析微小鈣化周邊組織以診斷乳癌。這四類紋理特徵分別是一階統計參數(first order statistics)、灰階共生矩陣(grey level co-occurrence matrices)、灰階運行長度矩陣(grey level run length matrices)和Laws提出的紋理能量測量(Laws' texture energy measures)。2009年Wei等人[20]使用逐次後饋式搜尋法從18個特徵參數裡找出12個較有分

辨能力的特徵參數來訓練分類器。

1.1.4.3 分類器

1997年Betal等人、2004年Soltanian-Zadeh等人以及2007年Karahaliou等人[14, 17, 19]都使用K nearest neighbor(KNN)當作其分類器來辨別。

2000年Yu等人、2003年Wróblewska等人、2006年Yu等人和同年Ge等人[10, 11, 12, 15]則使用各類的類神經網路搭配所擷取的特徵參數來取得分類結果。

2002年El-Naqa等人[16]使用支援向量機(support vector machine, SVM)當作分類器。2005年Fu等人[18]比較了支援向量機及類神經網路兩個分類器在偵測微小鈣化上的效能。同年Wei等人[28]研究了多種機器學習方法用於分辨微小鈣化群的良惡性上。Wei等人又在2009年[20]時使用改良的支援向量機在乳癌的診斷上。

1.2 研究目的

乳房攝影是現行乳癌檢測工具中被視為最有效的影像工具。在沉重的工作負荷以及大量的檢查影像之下，放射科醫師有可能有一定的風險忽略了較不明顯的病灶區域。根據研究，乳癌約有10-30%的機會在乳房攝影中沒被注意到[29]。

乳房微小鈣化群在乳房攝影中被認為是很典型的一個早期偵測乳癌的重要指標。但是微小鈣化在影像上表現極為細小且與周邊組織相似度高，造成判讀不易。綜合許多國內外的研究，透過許多影像處理技術，擷取特徵參數訓練分類器，來發展電腦輔助偵測系統，幫助醫師在檢測乳房攝影影像時有一個參考依據。

因此，本研究的目的是在於探討不同影像處理方式及特徵參數的擷取

與選擇，訓練出一完善的分類器，以達到偵測微小鈣化群的功能。提供醫師一套準確且可信任的電腦輔助偵測系統，協助正確的找出微小鈣化群組織，提高診斷的效率。



第二章 研究方法

本研究的方法在於探討不同影像增強方式及特徵參數的擷取與選擇，訓練出一個完善的分類器，以偵測微小鈣化群。所以在本章節中將會詳細介紹本研究所使用的材料、設備以及方法。

2.1 研究材料

本研究採用中國醫藥大學附設醫院放射科所提供的全域數位式乳房攝影原始影像。造影設備為 GE Senographe DS 系統，原始影像格式為 DICOM 格式，像素灰階 14-bits，解析度為 $100\ \mu\text{m} \times 100\ \mu\text{m}$ ，影像大小為 2294×1914 像素(pixel)。

一共 52 位病人，包含 111 張乳房攝影影像。每位病人至少有一側乳房攝影影像經放射科專科醫師判讀認為有微小鈣化群，則取得該側乳房的 CC 及 MLO view 的影像至少各一張。進一步經由兩位放射科專科醫師透過本論文所設計的 GUI(graphical user interface) 程式調整 window/level，並於每一張影像上定義出每個微小鈣化及微小鈣化群的範圍(ground truth)。111 張影像中，共有 1050 個個別的微小鈣化點及其組成的 135 個微小鈣化群。

將 52 位病人隨機分成 26 位當成訓練組資料(training data set)，另外 26 位當成測試組資料(test data set)。其詳細分組情形如圖 2-1 所示。

研究設備方面，本研究所使用的硬體以個人電腦作為研究及程式設計平台。硬體規格為 Intel Core2 Quad CPU 2.40GHz、2GB 的 RAM。在軟體方面，使用的作業系統為 Microsoft XP Professional，設計程式使用 Matlab 作為平台。

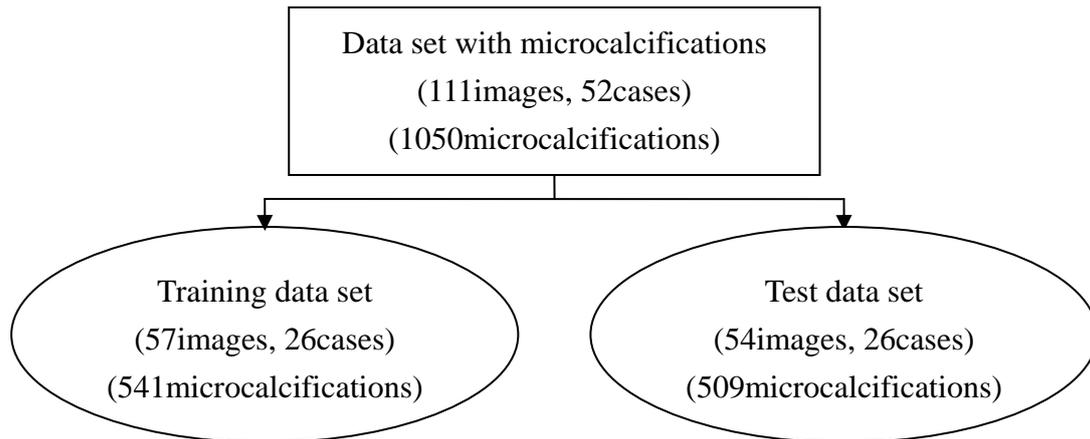


圖 2-1 資料分群

2.2 研究設計

2.2.1 研究流程及方法

本研究流程如圖 2-2 所示。將取得的原始影像透過 Log 反轉換於分割出之乳房區域，以符合臨床判讀情形；接著透過數學形態學方法及小波轉換來突顯微小鈣化區域，並分割出可疑微小鈣化點；透過規則判別 (rule-based) 的方法先行去除非微小鈣化的可疑點，以減少偽陽性 (false positive, FP) 的產生；再來提取紋理特徵參數並選擇有效的特徵參數子集合以訓練分類器；最後進行分類分析結果。

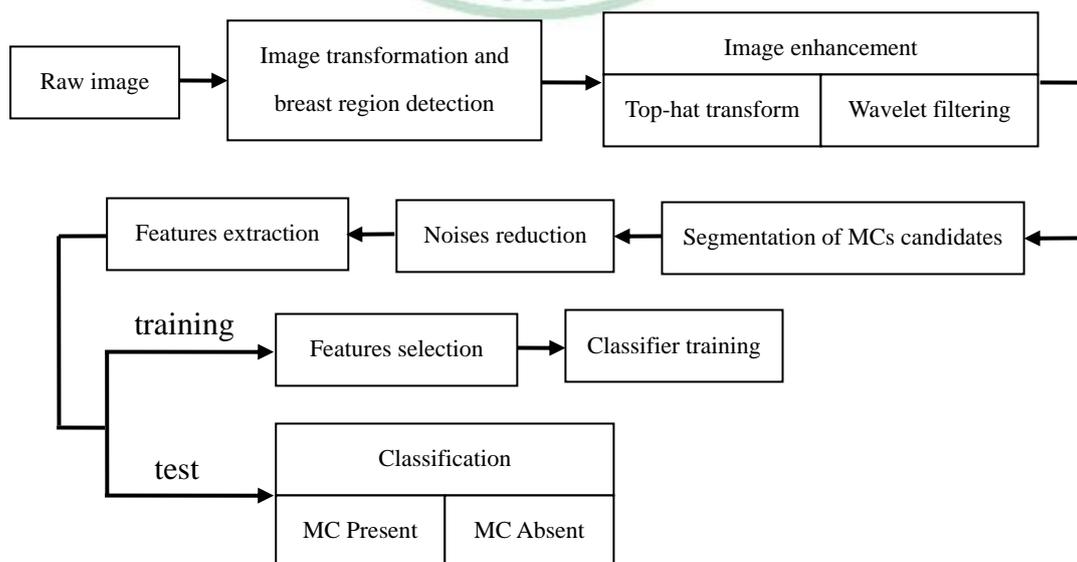


圖 2-2 研究流程圖

2.2.2 影像前處理

在影像前處理部份，主要分成兩個步驟。首先找出乳房區域，接著透過 Log 反轉換後只保留乳房區域的資訊。

分割出乳房區域的目的在於去除非乳房區域的雜訊，例如人工標記 (mark) 及少部分肌肉組織，同時也可減少電腦的運算量及時間。透過使用 Otsu 的方法，找出適當的閾值，將影像二值化，以區分出背景及非背景區域。接著使用八鄰近區域成長法 (region growing) 對二值化後的影像做標記，只留下最大區域的部分便是實際乳房區域。

為了滿足臨床判讀情況，將原始 FFDM 的 Raw 檔案透過 Ge 等人 [11] 提出的 Log 反轉換方法將其由 14 bits 的灰階影像轉換為 12 bits 的影像。且經由此步驟可以將原始影像中低灰階的窄範圍轉換成較寬的輸出範圍，即提升微小鈣化與背景之間的對比差異。

其轉換函數可由式子 2-1 及圖 2-3 表示：

$$\begin{cases} y = \alpha \ln(x_0/x) & x > x_T \\ y = 4095 - \beta x & \text{for } x \leq x_T \end{cases} \quad (\text{式 2-1})$$

其中 x 為原始影像 (Raw image) 的像素灰階值 (gray value)， y 為轉換後的輸出灰階值， x_0 為原始影像中的最大灰階值， α 、 β 及 x_T 為常數，分別是 833.67、2.541 及 320。

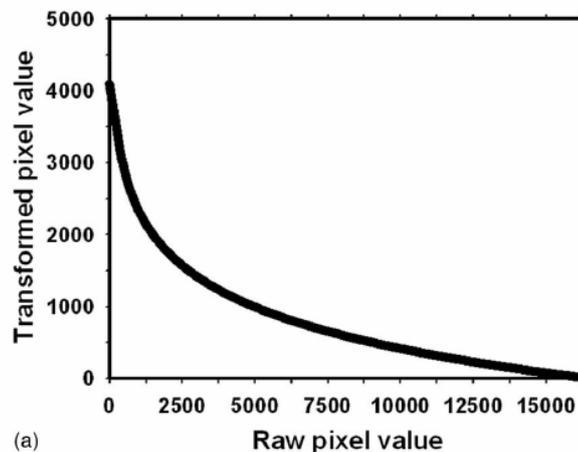


圖 2-3 Log 反轉換函數 [11]

轉換後的影像與分割出的乳房區域二值化影像做點對點相乘，僅保留乳房區域資訊，藉此去除其他非乳房區域。圖 2-4 為影像前處理後的例子，可看到原本上下肌肉的部分已去除，只剩下乳房區域。

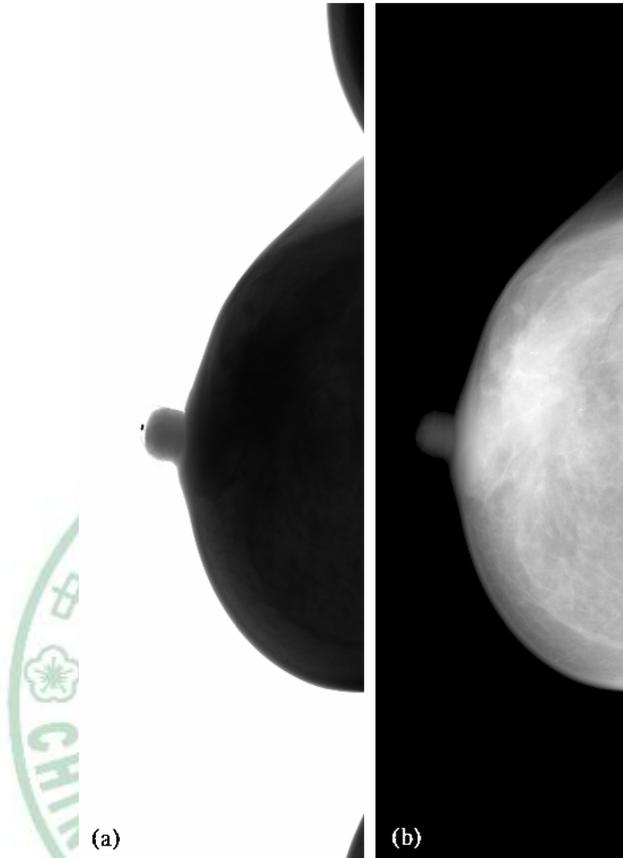


圖 2-4 影像前處理結果。(a)原始影像；(b)處理後影像

2.2.3 影像增強

在影像增強方面，綜合許多研究的方法，本研究合併使用 Top-hat 轉換法[10, 14, 18]及小波轉換技術[12, 13, 15, 19, 25]來達到突顯微小鈣化的目的。

2.2.3.1 Top-hat 轉換法

將前面提及的 Log 反轉換後的影像當作輸入進行 Top-hat 轉換。其過程可由式子 2-2 表示：

$$T = I - (I \circ SE) \quad (\text{式 2-2})$$

將 Log 反轉換後的灰階影像(I)，搭配使用適當的結構元素(structure element, SE)，先進行侵蝕過程，再接著使用膨脹運算，便得到一張斷開影像。最後將輸入影像減去此一斷開影像便得到一張經由 Top-hat 轉換後所強化的影像(T)。圖 2-5 為 Top-hat 轉換的示意圖。將(a)和(c)相減即可得到灰階突出部分。

當背景為不均勻的訊號強度時，Top-hat 轉換為一項有用的工具來消除不均勻背景及凸顯經形態學處理所留下的強化訊號，在此便是微小鈣化。此研究所使用的結構元素是半徑為 7 個像素的圓形[14]。圖 2-6 為 Top-hat 轉換後的結果。

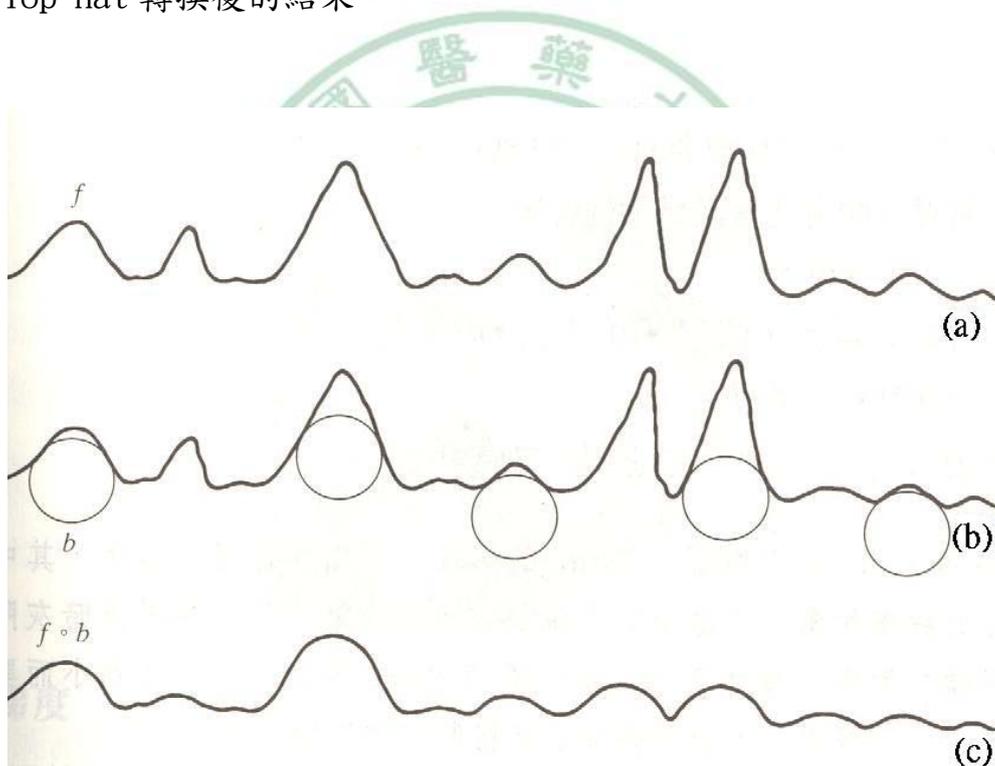


圖 2-5 Top-hat 轉換。(a)原始影像灰階圖；(b)斷開時滾球(結構元素)的各個位置；(c)斷開後影像灰階。[31]

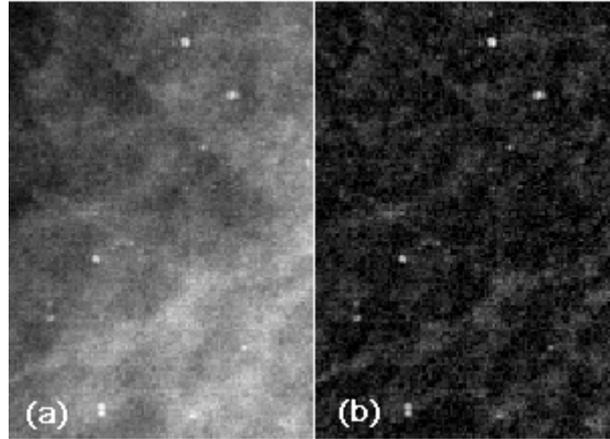


圖 2-6 (a)Log 反轉換影像 (b)Top-hat 轉換影像

2.2.3.2 小波轉換

除了將 Log 反轉換後的影像當作輸入進行 Top-hat 轉換之外，另外使用小波轉換提供另一資訊以補足 Top-hat 轉換可能缺少的地方。

個別微小鈣化在乳房攝影影像上呈現細小的分布範圍，且其頻譜又屬於影像高頻的部分，這些條件正好滿足小波分析的特性，所以預期透過小波轉換可以達到偵測微小鈣化的目的。

小波轉換是由一組既代表頻率又代表位置的一組基底，這些基底之間彼此間互相存在著放大、縮小和平移的關係，所以這些基底在一維訊號時具有時間和頻率的資訊，在二維情況下則具有空間位置和頻率的資訊。同樣的，任意一個信號也可由此組小波所合成，而小波轉換即是算出此信號所含有每一個小波的分量[30]。

圖 2-7 為一維小波轉換的示意圖，在分解過程中，針對輸入訊號 (Input $X(n)$)，分別由低通濾波器(H_0)及高通濾波器(H_1)對訊號降頻取樣，分別得到次頻帶 $S(n)$ 、 $D(n)$ 。 $S(n)$ 包含原始訊號中低頻的資訊， $D(n)$ 則包含高頻部分。而重建過程則是將分解過程反向操作，將兩個低、高次頻帶經由提高取樣，分別通過低通濾波器(F_0)及高通濾波器(F_1)後，便可得到重建訊號(Output $X(n)$)。

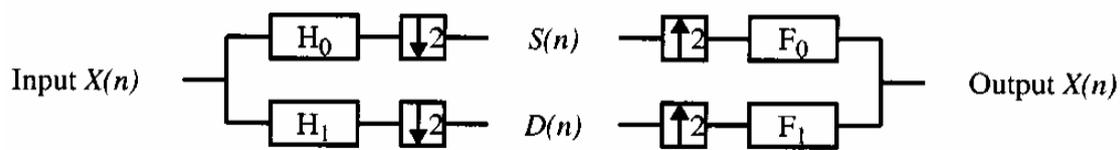


圖 2-7 一維小波分解示意圖[15]

先前介紹的一維轉換很容易就可以延伸到像影像這種二維的陣列上。圖 2-8 說明了如何達成二維影像小波轉換。對於輸入影像($I(m, n)$)，先對每一列(row)使用一維小波分解，方法如同上述介紹，之後對於每一行(column)進行同樣的一維小波分解，如此便可產生四個只有四分之一原始影像大小的次頻帶(LL, LH, HL, HH)。若要實現多重解析度的分解(multi-resolution decomposition)，則可以利用包含低頻資訊的 LL 次頻帶再做一次二維小波分解，如圖 2-9。重建方法一樣逆向進行二維小波轉換即可完成得到重建影像。

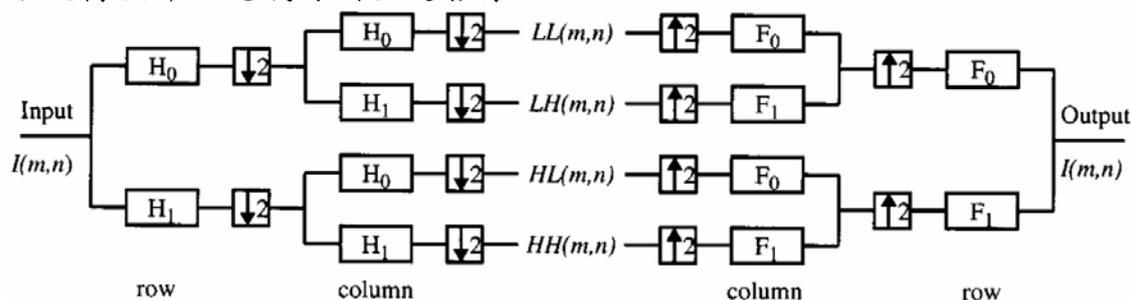


圖 2-8 二維小波分解示意圖[15]

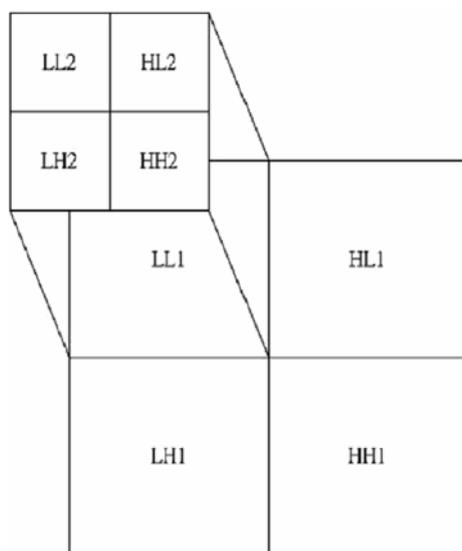


圖 2-9 二階影像小波轉換[30]

在濾波器選擇方面，本研究使用 Daubechies 4 當作小波分解的濾波器。根據[12, 15]，Daubechies 4 濾波器與 Daubechies 家族的其他濾波器相比形態更像是微小鈣化在影像上的訊號，此外也只需較少的計算時間，且其針對偵測微小鈣化的效果也較佳。

Daubechies 4 小波包含縮放函數 $\varphi(x)$ 與小波函數 $\Psi(x)$ ，必須滿足方程式[32]

$$\varphi(x) = h_0\varphi(2x) + h_1\varphi(2x-1) + h_2\varphi(2x-2) + h_3\varphi(2x-3) \quad (\text{式 2-3})$$

$$\psi(x) = h_0\varphi(2x-1) - h_1\varphi(2x) + h_2\varphi(2x+1) - h_3\varphi(2x+2) \quad (\text{式 2-4})$$

濾波器係數值為

$$h_0 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \approx 0.48296$$

$$h_1 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \approx 0.83652$$

$$h_2 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \approx 0.22414$$

$$h_3 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \approx -0.12941$$

在小波分解過程中，其濾波器組的低通濾波及高通濾波係數分別為[h_0

h_1 h_2 h_3]及[h_3 $-h_2$ h_1 $-h_0$]；而重建時係數則分別是[h_2 h_1 h_0

h_3]及[h_3 $-h_0$ h_1 $-h_2$]。

本研究對 Log 反轉換後的乳房攝影影像進行二階小波分解 [12, 15]，將所得的七個次頻帶，最低頻的部分設為零，重建剩下的高頻次頻帶資訊，藉以偵測出微小鈣化區域。將結果呈現在圖 2-10。

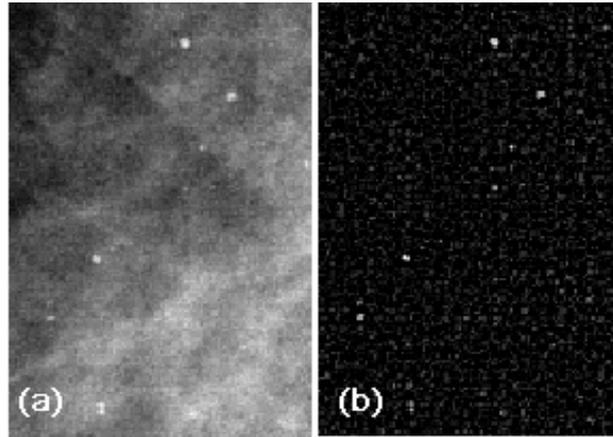


圖 2-10 (a)Log 反轉換後的影像；(b)小波重建高頻訊號後的影像

2.2.4 分割可疑微小鈣化點

由於 Top-hat 轉換與小波轉換之後的影像特性不同，所以在分割可疑微小鈣化點時，我們採用不同的方式在兩種影像上。

對於經 Top-hat 演算法處理的影像，首先使用臨界值法，給定一特定閾值，找出在此閾值之上的像素值。在閾值選取方面，以最亮區域的像素個數佔總像素個數的百分比來作為閾值像素值選取的依據。

圖 2-11 為一張 Top-hat 增強後影像的直方圖(histogram)，閾值大小為在閾值之上的像素個數與所有像素個數的百分比。選定閾值像素值之後，將 Top-hat 轉換的影像減去此閾值，增強邊緣的梯度差異。接著使用 Sobel 和 Canny 邊界演算法找出可疑區域邊界並填滿由邊界所形成

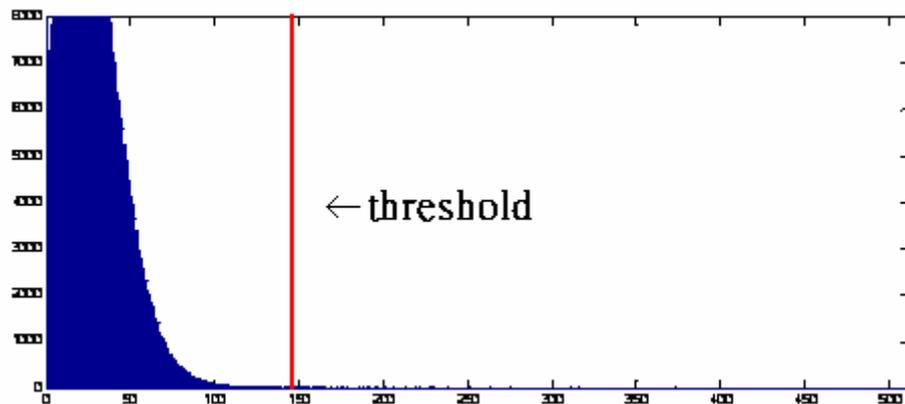


圖 2-11 利用直方圖說明閾值定義方法

的封閉區域[18]。對填滿影像執行形態學斷開處理，將可疑區域相連的細小部分打開，避免產生過大的可疑區域。最後將兩邊界演算法經處理後得到的影像做相加，便是最終可疑微小鈣化點的二元影像(binary image)結果。

圖 2-12 為此一步驟的流程圖。經觀察發現，定義一固定閾值產生之結果並不理想，反而透過限制可疑微小鈣化點的數量，可以有相對少

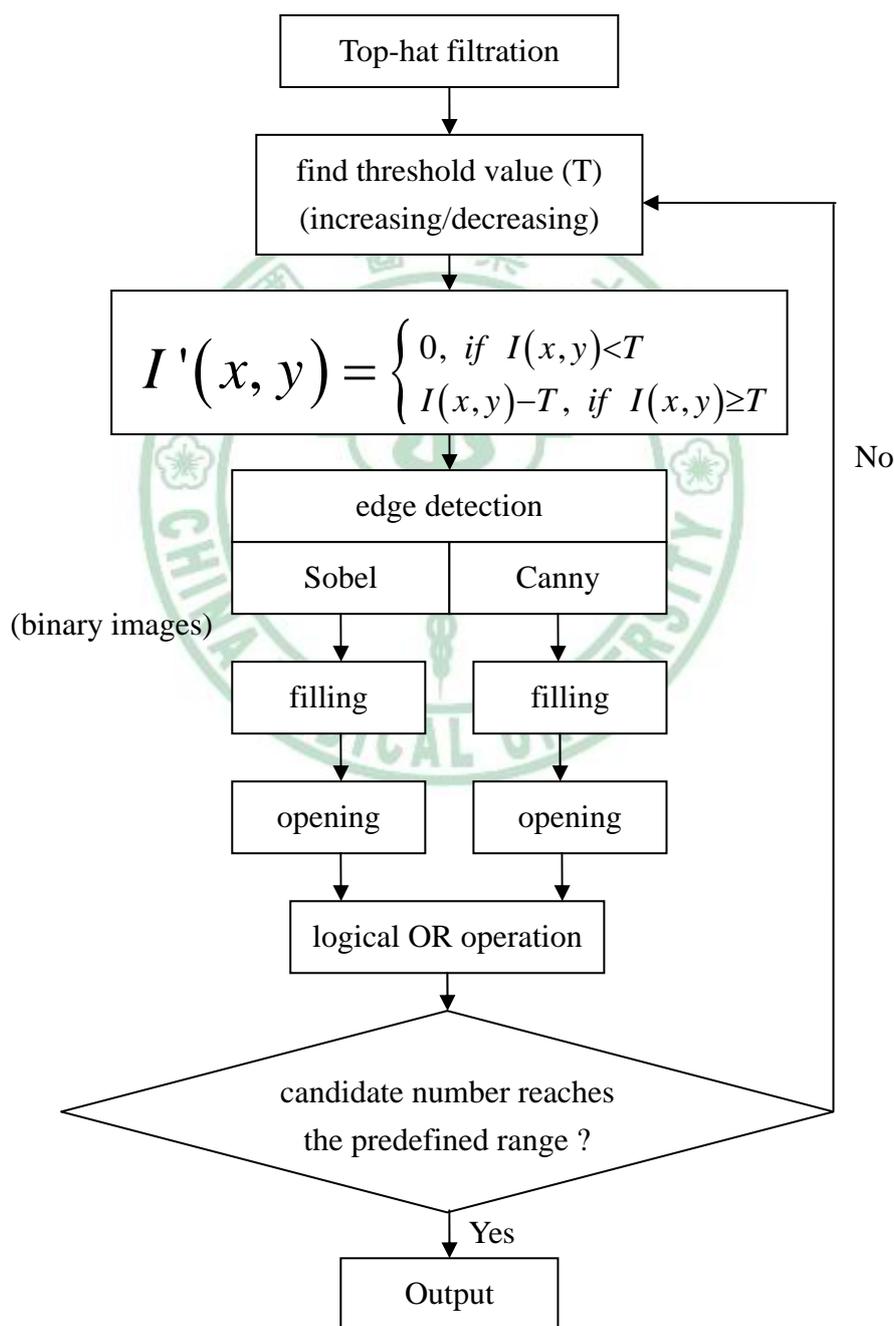


圖 2-12 Top-hat 微小鈣化點偵測流程圖

的偽陽性及偽陰性(false negative, FN)。因此，將二元影像以八鄰近區域成長法(region growing)計算出可疑微小鈣化點數目，若數量不在限定範圍內，則改變閾值大小，再進行之後的過程，自動重複直到符合限定數量。閾值選擇範圍介於 0.01%到 1%，太大的閾值則會產生太多偽陽性。可疑微小鈣化點數量經由實驗結果在 450 到 550 之間有較好結果。

針對小波轉換的影像，由於重建後只剩下高頻訊號，因此直接定義閾值，找出可疑微小鈣化點的部分。此部分流程呈現在圖 2-13。為了避免產生出只有一個像素大小的可疑點，被當成偽陽性而去除，在定義出閾值之後，將大於此閾值的訊號找出，產生一張二元影像。接著利用一結構元素，對此二元影像做形態學膨脹運算。最後計算可疑微小鈣化點數量以滿足限定範圍。閾值選擇範圍在 0.01%到 0.5%之間，可疑微小鈣

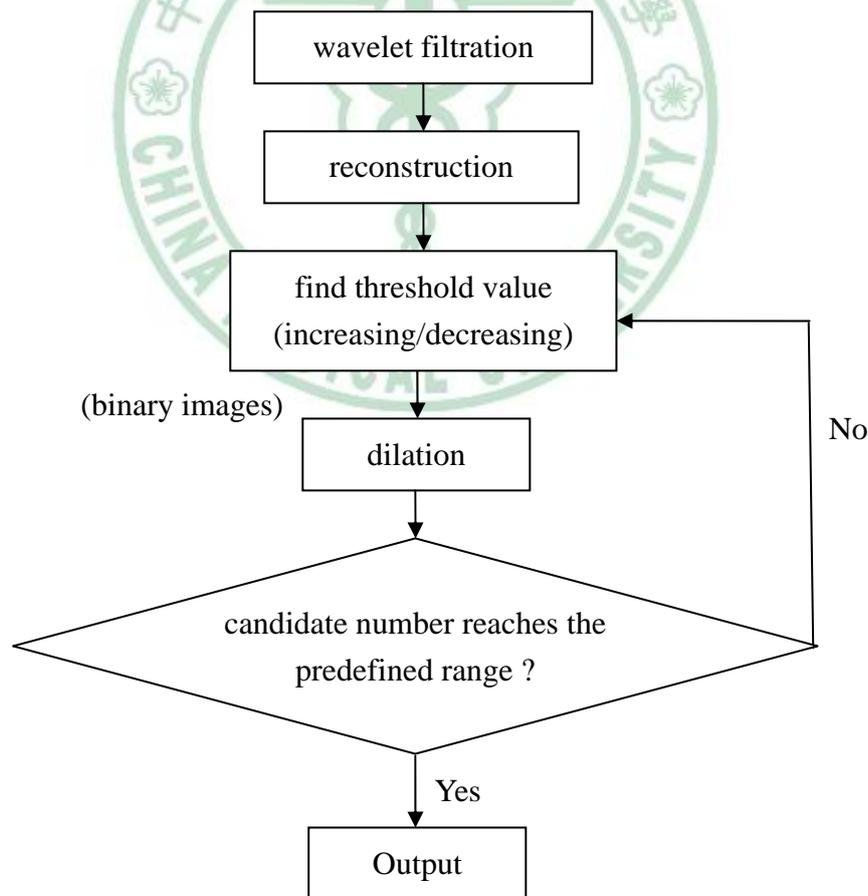


圖 2-13 小波轉換微小鈣化點偵測流程圖

化點數量則限制在 350 到 400 之間。過程皆是自動判別、達成。

由於 Top-hat 轉換與小波分析在偵測微小鈣化點上各有其優勢及缺點，為了避免偽陰性的產生，最後將以上介紹的兩種方法所得到的二元影像做相加的動作，產生最終可疑微小鈣化點的影像，用於之後的研究。

2.2.5 雜訊去除

在偵測可疑微小鈣化的過程中，由於一些較強的背景，如乳腺組織、乳房邊緣，或是人工標記物等，會造成許多偽陽性；進而影響最終判別的結果。所以透過一些簡單的規則判別的方法，將明顯不屬於微小鈣化的可疑點先行去除，以降低偽陽性的產生。

經過觀察，沿著乳房皮膚線的部分時常造成偽陽性的產生，卻又鮮少有微小鈣化組織與之重疊。在盡量避免除去實際微小鈣化的情況下，將乳房邊緣訊號給移除。可疑微小鈣化點在經過處理後應該接近圓形或方形，因此透過計算每個可疑微小鈣化點的伸長度(elongation)以及其堅實度(compactness)，可以移除長條線狀的訊號。伸長度及堅實度的定義如下：

$$elongation = \max \left\{ \frac{\Delta x}{\Delta y}, \frac{\Delta y}{\Delta x} \right\} \quad (\text{式 2-5})$$

$$compactness = \frac{area}{\Delta x \times \Delta y} \times 100\% \quad (\text{式 2-6})$$

其中 Δx 、 Δy 為可疑微小鈣化點的 X 軸最長距離及 Y 軸最長距離，area 為可疑微小鈣化點的大小，如圖 2-14 所示。經過研究得到，伸長度大於 3.5，堅實度小於 38% 者為偽陽性的可能性比較大，因此將其去除。

還有，微小鈣化屬於細小組織；在偵測過程中，可能因為群聚的關係產生較大相連的可疑微小鈣化點，但是還是有一定大小。因此，針對較大的可疑微小鈣化點(大於 100 像素)，可能是良性的大鈣化或人工標

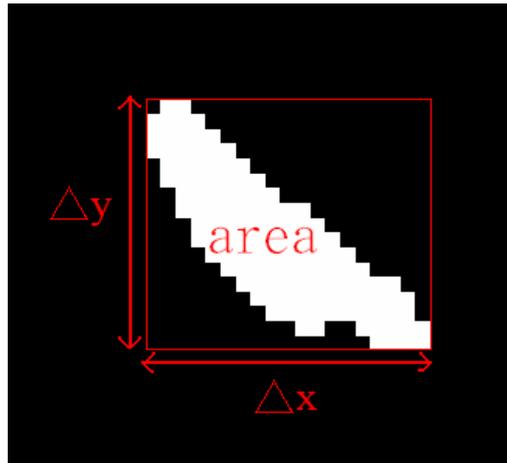


圖 2-14 可疑微小鈣化點 X、Y 軸長度定義

記所產生的，在此也當作是偽陽性而移除。

最後，由於最終目的是要找出群聚的微小鈣化，因此對於那些不滿足群聚條件的可疑微小鈣化點也可以先將其去除。根據 Kallergi[22] 所提出的標準，群聚微小鈣化需滿足以下條件：在 1 平方公分內有三個以上的微小鈣化存在，且彼此最短距離在 $\sqrt{2}$ 公分。所以將剩下的訊號做群聚的動作，經實驗證明，可疑微小鈣化點彼此最短距離在 65 像素時於本研究有較佳的結果，也符合 Kallergi 所提出的標準。圖 2-15 為雜訊去除處理後的結果。

2.2.6 擷取特徵參數

在特徵參數方面，本研究主要使用由 Haralick 等所提出的紋理特徵參數—共同發生矩陣(gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 為基本來提取空間域特徵參數[24]。紋理特徵參數提供了影像個別灰階值在空間上的分佈關係，代表該影像灰階的組成特性。經由計算不同角度 (θ) 及距離(d)，對於一張灰階影像可以提取出不同共同發生矩陣。其原理說明如圖 2-16 及圖 2-17。首先選擇要考慮的角度，一般為 0° 、 45° 、 90° 及 135° ，而 180° 到 315° 產生的結果則與 0° 到 135° 一樣；接著

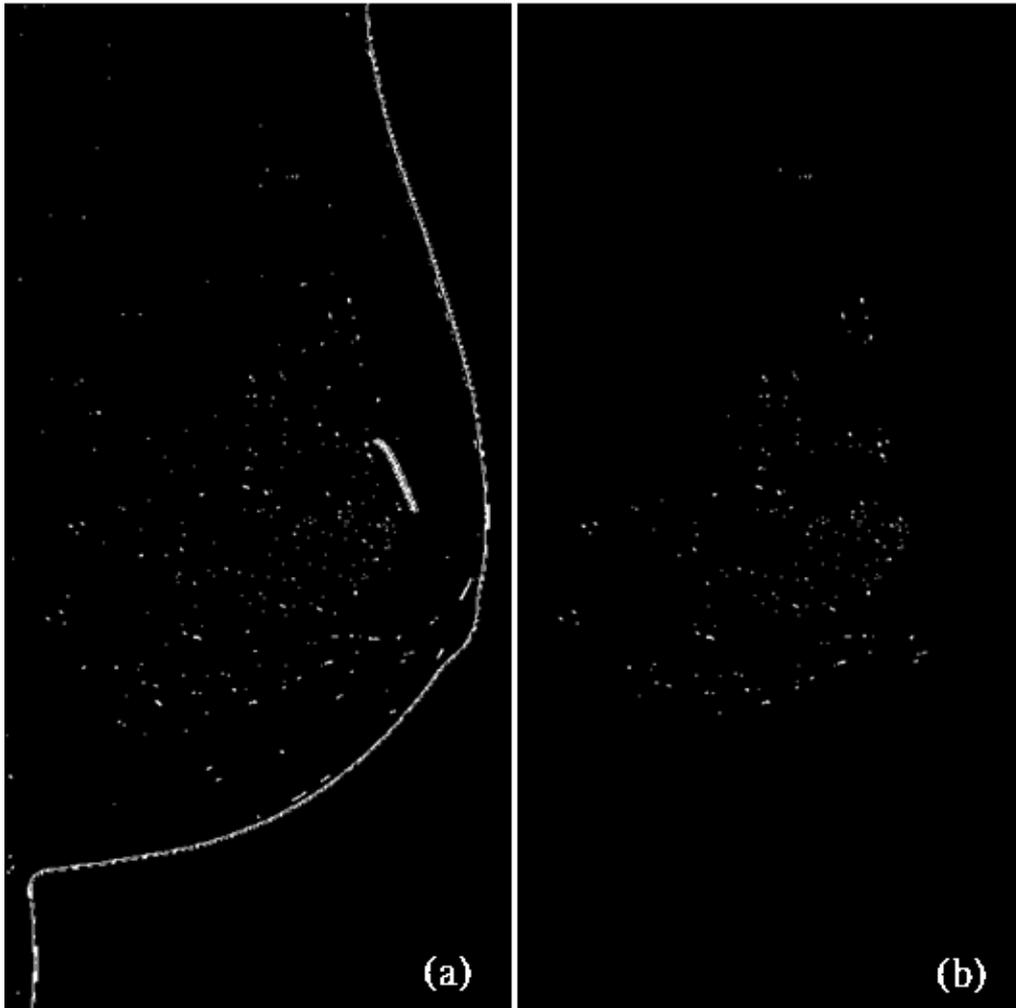


圖 2-15 (a)原始可疑微小鈣化點影像；(b)雜訊去除後影像

考慮距離為幾個像素大小。圖 2-17 左邊為一張灰階影像(I)灰階值分佈情形，選擇角度 0° ，距離大小為一個像素，則可以依照每個像素點的灰階值與其鄰近區域的灰階值的分佈關係，造出一張共同發生矩陣(圖 2-17 右)。

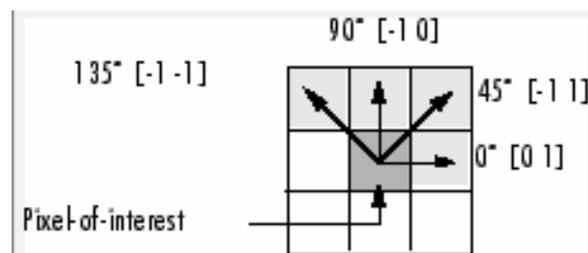


圖 2-16 共同發生矩陣角度及距離選擇[33]

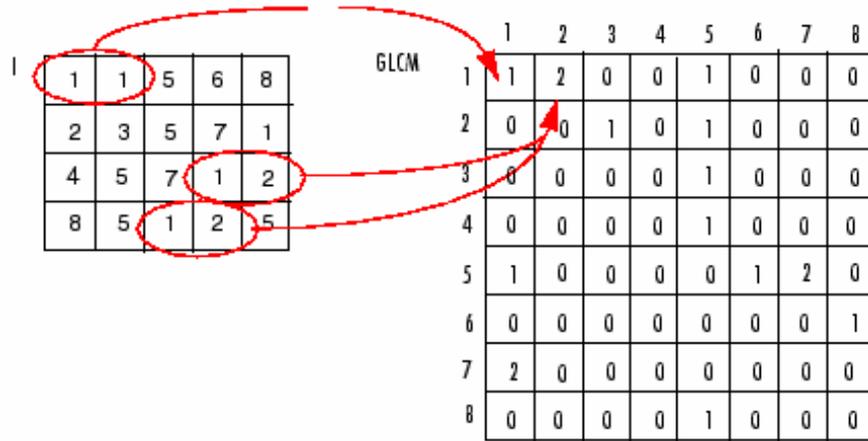


圖 2-17 建立共同發生矩陣[33]

由於目標微小鈣化細小且成群聚分佈，太大的提取範圍可能產生過多的偏差，太小的範圍又可能造成資訊不足，因此本研究以雜訊去除後的每個可疑微小鈣化點為中心，提取 16×16 像素大小的子影像 (sub-image) 作為特徵參數計算的輸入。

本研究對於每個子影像，使用四個角度，距離為一個像素大小產生四張共同發生矩陣。接著針對每個共同發生矩陣，依據 Haralick 及 Walker 等[23, 24]所提出的特徵參數公式，計算其特徵值。本研究所使用到的詳細公式如表 2-1。因此，對於一個子影像可以取得 56 個紋理特徵參數。其中相關變數如下：

$$P_x(i) = \sum_{j=0}^{L-1} p_{d,\theta}(i, j) \quad (\text{式 2-7})$$

$$P_y(j) = \sum_{i=0}^{L-1} p_{d,\theta}(i, j) \quad (\text{式 2-8})$$

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} i \times P_x(i) \quad (\text{式 2-9})$$

$$\mu_y = \sum_{j=0}^{L-1} j \times P_y(j) \quad (\text{式 2-10})$$

$$\sigma_x = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \times P_x(i) \quad (\text{式 2-11})$$

$$\sigma_y = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_y)^2 \times P_y(j) \quad (\text{式 2-12})$$

$$P_{x+y}(r) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i+j=r P_{d,\theta}(i, j) \quad (\text{式 2-13})$$

$$P_{x-y}(r) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i-j|=r P_{d,\theta}(i, j) \quad (\text{式 2-14})$$

為了比較不同影像處理方式，對於微小鈣化偵測的影響，本研究分別對於 Log 反轉換後的影像、Top-hat 轉換後的影像以及小波轉換後的重組影像擷取子影像計算紋理特徵參數。此外，根據 Laws[19, 34]所提出的方法，另外使用 25 個遮罩(mask)來濾波 Log 反轉換後的影像，得到 15 張新的影像，也一併在本研究中分析。

Laws 提出 5 個一維陣列(L5 = [1 4 6 4 1]，E5 = [-1 -2 0 2 1]，S5 = [-1 0 2 0 -1]，R5 = [1 -4 6 -4 1]和 W5 = [-1 2 0 -2 1])，經由彼此旋積(convolve)之後可得到 25 個遮罩，如圖 2-18。分別對於 Log 反轉換後的影像做濾波，得到 25 張濾波影像。除了斜對角的遮罩(L5L5、E5E5 等)產生的影像之外，對其餘由彼此對稱產生(如 R5L5 和 L5R5)的濾波影像取平均(average)產生一張新的影像(如 LR)，此平均影像可以消弭因旋轉產生的變異(rotational invariance)[19]。經由上述步驟，共可得到 15 張 Laws 影像，用於提取紋理特徵參數。

L5L5	E5L5	S5L5	W5L5	R5L5
L5E5	E5E5	S5E5	W5E5	R5E5
L5S5	E5S5	S5S5	W5S5	R5S5
L5W5	E5W5	S5W5	W5W5	R5W5
L5R5	E5R5	S5R5	W5R5	R5R5

圖 2-18 Law' s masks

表 2-1 共同發生矩陣特徵參數公式[23, 24]

Energy	Entropy
$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{p_{d,\theta}(i, j)\}^2$	$-\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{d,\theta}(i, j) \times \log p_{d,\theta}(i, j)$
Shade	Contrast
$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 \times p_{d,\theta}(i, j)$	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i - j ^2 p_{d,\theta}(i, j)$
Promenance	Intensity
$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 \times p_{d,\theta}(i, j)$	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [i \times j \times p_{d,\theta}(i, j)]$
Homogeneity	Correlation
$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{d,\theta}(i, j)}{1 + i - j }$	$\frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i \times j) \times p_{d,\theta}(i, j) - \mu_x \times \mu_y}{\sigma_x \times \sigma_y}$
Sum Entropy	Sum Average
$-\sum_{i=0}^{2L-2} P_{x+y}(i) \times \log(P_{x+y}(i))$	$\sum_{i=0}^{2L-2} i \times P_{x+y}(i)$
Difference Variance	Difference Entropy
variance of P_{x-y}	$-\sum_{i=0}^{L-1} P_{x-y}(i) \times \log(P_{x-y}(i))$
Inverse Difference Moment	
$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} \times p_{d,\theta}(i, j)$	
Sum of Squares: Variance	
$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \times p_{d,\theta}(i, j)$	

2.2.7 特徵組合和選擇

擷取出的特徵參數，有代表微小鈣化以及代表其他組織或雜訊的資訊；並非所有特徵參數都能提供分類器良好分辨微小鈣化的能力。如何在所有擷取出的特徵中找出對於分辨微小鈣化有最大貢獻的最佳組合，將影響最後分類器的效能及分類時間。

在本研究中，為了解決這個問題，我們使用逐次前饋式搜尋法(SFS)[15, 18]、逐次後饋式搜尋法(SBS)[15, 20]以及Chen[21]所使用的F分數(F-score)來比較不同資料探勘方法對後續分類器效能的影響。由於非微小鈣化組織的數量通常遠大於微小鈣化，因此，只需足夠的訓練資料量即可達到訓練分類器的效果，而不需使用所有的資料。在此，本研究依照微小鈣化資料量的五倍數量來隨機選取代表非微小鈣化的資訊，以上組合成訓練組，用在接下來的過程。

特徵選擇最主要的目的就是找出一組最好的特徵組合能使系統的分類誤差達到最小，在此，分類誤差的評量是以均方差(Mean Square Error)作為依據[15]，定義如下：

$$MSE = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q (d_i - a_i)^2 \quad (\text{式 2-15})$$

其中 q 是所有的樣本數， i 是第 i 個被識別的圖樣(pattern)， d_i 是實際結果， a_i 則為分類器分類結果。愈小的均方差代表愈好的分類結果。

2.2.7.1 逐次前饋式搜尋法

從訓練組影像中計算所有子影像的特徵參數，以逐次向前的方式找尋最好的特徵子集合，是一種由下往上的尋找過程，一次增加一個特徵參數以找出最好組合。

方法如下：假設一共提取 4 個特徵參數，A、B、C、D，首先計算每

個個別特徵參數的均方差，將最小者挑出；然後，用所有其他特徵參數與第一個挑出的特徵相組合，找出其中最好的組合；以此類推，直到最後加入全部特徵參數組合在一起。每輪最好的特徵參數子集合的均方差均一一紀錄下來，最後整體擁有最小均方差的子集合便是 SFS 架構下之最好特徵子集合。此外，最先被挑出的特徵即為最有分辨能力的特徵參數。示意圖如圖 2-19，紅框部分為該次最好的結果，綠框為整體最小均方差的子集合。在此過程中，為了減少誤差，使用五次的交叉確認方法 (5-fold cross validation)；先將所有訓練組的資料含微小鈣化以及其他訊號的資訊分成五群，依次選擇四群訓練分類器，剩餘一群當作測試，將得到的五次均方差取其平均當做此一特徵子集合的均方差數值。

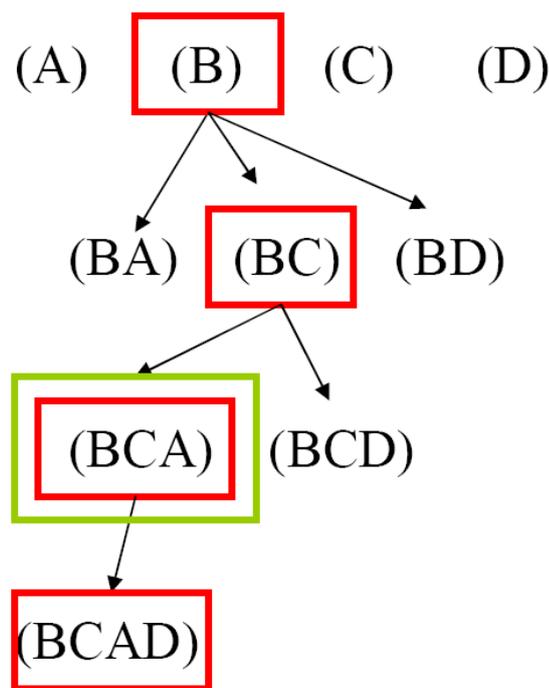


圖 2-19 SFS 搜尋過程

2.2.7.2 逐次後饋式搜尋法

逐次後饋式搜尋法是一種由上往下與逐次前饋式搜尋法相反的搜尋過程。從所有的特徵參數開始，直到最後一個特徵參數結束。

首先，選擇所有 f 個特徵參數；然後，從所有特徵中一次去掉一個特徵參數，產生 f 個新的 $f-1$ 特徵子集合，找出最好的一組，其中不包含在此子集合裡的特徵參數即為最無分辨能力的特徵而將其捨去；再從上一步得到的 $f-1$ 個特徵子集合裡去掉一個特徵產生 $f-1$ 個 $f-2$ 特徵子集合，一樣從中選擇最好的一組；直到最後找出最有分辨能力的一個特徵參數即停止。

示意圖如圖 2-20。此過程一樣使用五次的交叉確認方法得到特徵子集合的均方差數值結果。

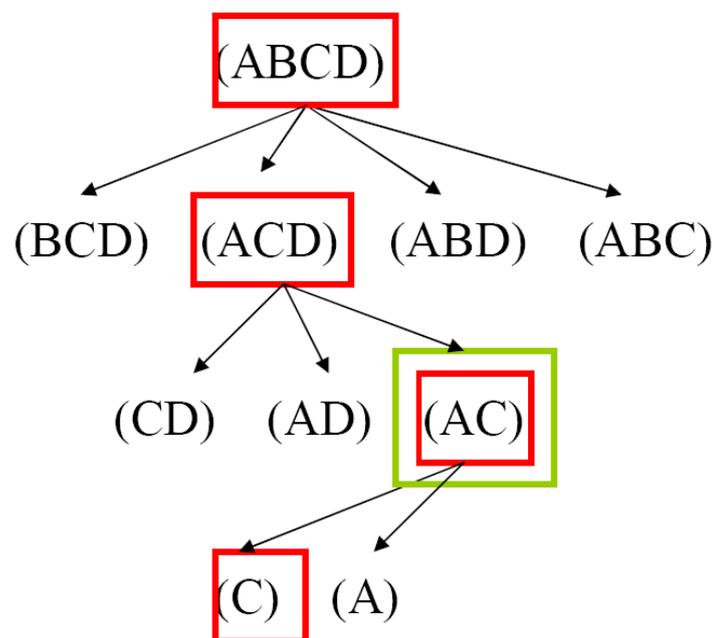


圖 2-20 SBS 搜尋過程

2.2.7.3 F 分數

在[21]所提到的 F 分數，提供了一個簡單的特徵參數選擇方法。將所有提取的特徵參數分別計算其 F 分數，分數愈高者代表愈具有分辨能力，藉以找出最佳的特徵參數組合。一組給定的訓練向量 x_k ， $k=1$ 到 m ，屬於「正」的一類的數量為 n_+ ，「負」的一類的數量為 n_- ，則第 i 個特

徵參數的 F 分數計算定義如下：

$$F(i) \equiv \frac{\left(\bar{x}_i^{(+)} - \bar{x}_i\right)^2 + \left(\bar{x}_i^{(-)} - \bar{x}_i\right)^2}{\frac{1}{n_+ - 1} \sum_{k=1}^{n_+} \left(x_{k,i}^{(+)} - \bar{x}_i^{(+)}\right)^2 + \frac{1}{n_- - 1} \sum_{k=1}^{n_-} \left(x_{k,i}^{(-)} - \bar{x}_i^{(-)}\right)^2} \quad (\text{式 2-16})$$

其中 \bar{x}_i ， $\bar{x}_i^{(+)}$ ， $\bar{x}_i^{(-)}$ 分別為所有資料、屬於「正」的資料以及「負」的資料的平均；而 $x_{k,i}^{(+)}$ 為第 i 個特徵參數中屬於「正」的第 k 個值， $x_{k,i}^{(-)}$ 為屬於「負」的第 k 個值。

將所有特徵參數依照其所算出的 F 分數由高至低排序，依序將分數較高的特徵參數一一訓練分類器並測試，找出最小均方差的組合，代表最佳特徵參數子集合。

在執行所有的特徵參數選擇及組合前，所有資料皆經過正規化 (normalization) 的動作，本研究用的正規化方法為 zero mean and unit variance [35]，方法如下：在訓練組資料下，針對不同影像處理方式，56 個紋理特徵參數，分別對每一個特徵參數，將其所有提取出來的參數數值 (包含微小鈣化及非微小鈣化) 算出其平均值及標準差，之後將所有數值一一減去平均值再除以標準差，達到正規化目的。之後對於測試組的正規化過程也是同樣方法，並使用同樣的平均值及標準差。

2.2.8 分類器

使用分類器的目的在於將所輸入的未知資訊，透過訓練好的分類器，將產生的特徵向量對應到實際的類別，在本研究所對應的則為微小鈣化及非微小鈣化。

分類器一般可分為線性及非線性，線性分類器在分類辨識上有所限制，對於較複雜的分類問題而言，線性分類器的效能就會不好；而透過非線性分類器則可得到比較準確的分類效能。本研究所使用的分類器為

非線性的支援向量機(nonlinear SVM)，其決定分類邊界是由找出兩不同種類的各自邊界(圖 2-21 虛線部份)，計算出介於兩邊界中相等距離的位置，將這些位置相連即為分類界線(圖 2-21 實線部份)，如圖 2-21 所示；而在各自邊界上的資料點稱為支援向量(support vectors) (圖 2-21 圓圈部分)。

SVM 被廣泛應用在解決圖樣識別(pattern recognition)問題及電腦視覺(computer vision)上，是基於 statistical learning theory 所發展出的學習分類器[28]。

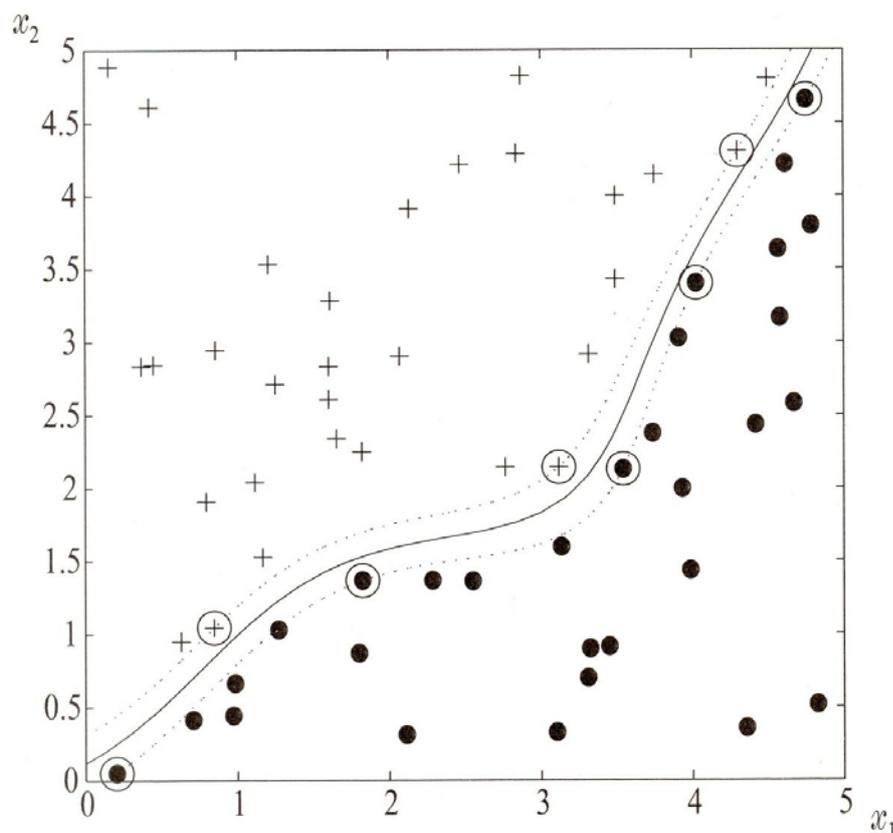


圖 2-21 非線性支援向量機分類結果[35]

在本研究中，分辨微小鈣化及非微小鈣化可視為兩類物件的分類問題。一開始令向量 $x \in R^n$ 代表被分類的模型，而 $d \in \{\pm 1\}$ 表示類別的標籤(label)，接著，令 $\{(x_i, d_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 表示一組給定的 N 個訓

練樣本，其中每個 x_i 都有其已知的類別標籤 d_i 。在進行分類時，SVM 先將輸入向量 x 經由非線性對應(mapping) $\Phi(x)$ 轉換到較高維度的空間，然後應用線性分類到此對應空間。因此，一個 SVM 分類方程式可以寫成以下形式[28]：

$$f_{svm}(x) = w^T \Phi(x) + b \quad (\text{式 2-17})$$

其中對於轉換後的資料 $\Phi(x)$ 而言為線性的，但對於原始資料 $x \in R^n$ 而言則為非線性。

經過非線性轉換之後，對於 2-17 式的其他參數 w 、 b 則經由最小化 structural risk 的方程式來定義[28]：

$$\begin{aligned} \min J(w, \xi) &= \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{subject to } d_i f_{svm}(x_i) &\geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (\text{式 2-18})$$

其中 C 為自訂的、正的參數， ξ_i 稱為 slack variables。當兩類別可分時，最小化 structural risk 則可以得到最大的分類邊界(maximal margin hyperplane)。在 2-18 式的 cost function 對 empirical risk 和 model complexity 中使用參數 C 控制來構成一個平衡機制。利用 model complexity 來限制 empirical risk 最佳化的目的是為了避免 overfitting 的產生；當訓練出來的分類器決定邊界(decision boundary)與訓練資料十分吻合時，則對於不在訓練資料內的資訊就有可能因此產生誤判的情形。

導入 kernel function: $K(x, y) \equiv \Phi(x)^T \Phi(y)$ ，我們可以改寫 2-17 式成[28]：

$$f_{svm}(x) = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i K(x, s_i) + b \quad (\text{式 2-19})$$

其中 $s_i, i=1, 2, \dots, N_s$ 代表支援向量，一般而言，支援向量的組成都只是訓練樣本 $\{x_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 的一小部分。根據 2-19 式，我們可以經由 kernel function ($K(\cdot, \cdot)$) 來得到決定函數 (decision function) 而不需加入對應函數 ($\Phi(\cdot)$)。在本研究中所使用的 kernel function 為 radial basis function (RBF)，其定義如下 [21]：

$$K(x, y) = \exp\left(-\gamma \|x - y\|^2\right) \quad (\text{式 2-20})$$

其中 $\gamma > 0$ 為常數用來定義 kernel 寬度。

本研究所使用的 SVM 程式是由 [36] 所提供，根據 [21, 35]，當 kernel function 決定之後，SVM 可藉由改變參數 C 和 γ 來達到最佳化，這些參數又稱為 hyperparameter。在進行特徵組合和選擇之前，使用訓練組資料以及全部 56 個特徵參數分別對於不同影像處理方式求出最佳的 hyperparameters，此組參數也用於之後訓練 SVM 成為判別測試組資料的分類器所用。過程如下：

- A. 建造一個 (C, γ) 的網格空間 (grid space)，其中參數範圍為 $\log_2 C \in \{-5, -3, \dots, 15\}$ 而 $\log_2 \gamma \in \{-15, -13, \dots, 3\}$ 。
- B. 對每個參數對 (C, γ) 使用五次的交叉確認方法。
- C. 最後選擇平均最低錯誤率的一組參數對當做最佳結果。

2.3 評估統計方法

本研究對於測試組資料中個別微小鈣化的績效評估是採用

receiver operating characteristic curves(ROC curve)來評量。一個典型的分類系統，分類器規則為一臨界值規則，也就是分類器對每一個輸入向量計算出一個對應數值，依此數值與臨界值相比，大於臨界值為一類，小於則歸為另一類。因此，根據此規則與經醫師診斷的已知病灶資料(ground truth)做比較，便可定義出以下分類器判別時可能出現的結果：

True Positive(TP)：分類器判別為異常，醫師診斷亦為異常的區域。

False Positive(FP)：分類器判別為異常，醫師診斷為正常的區域。

True Negative(TN)：分類器判別為正常，醫師診斷為正常的區域。

False Negative(FN)：分類器判別為正常，醫師診斷為異常的區域。

以上可由表 2-2 呈現之：

表 2-2 受檢測區域與分類器判別結果之關係

		Ground truth	
		Abnormal	Normal
Results of classifier	Abnormal	TP	FP
	Normal	FN	TN

由上述定義，即可計算出 ROC 曲線的 X 軸(FPF)與 Y 軸(TPF)：

$$\text{True Positive Fraction(TPF)} : \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{False Positive Fraction(FPF)} : \frac{FP}{TN + FP}$$

因此在一系列的臨界值下，即可繪製出一 ROC 曲線，由 ROC 曲線可得知，在誤判比率(FPF)是多少的情形下，其相對的正確判別比率(TPF)

是多少。此外，計算曲線下面積(area under curve, Az)可以是分類系統區別能力的指標，並藉以比較不同方法分類器的效能；一個績效好的分類器，其 ROC 曲線會往左上角靠近，並得到較大的曲線下面積[20]。

分別將不同影像處理方式所得的特徵參數以及透過特徵選擇所得的結果用以訓練分類器，最後應用在測試組資料以得到個別分類績效。為了找出更好的特徵參數用以辨別微小鈣化及非微小鈣化，嘗試將效果較好的幾組影像特徵參數交叉合併使用，藉此與使用單一影像結果做比較。最後將最佳的結果應用在偵測微小鈣化群上。

針對測試組資料的微小鈣化群，26 位病人，54 張影像，一共包含 67 個經醫師定義的微小鈣化群。依照[22]的定義，偵測區域需涵蓋 50% 的 ground truth 且不大於其四倍的面積可視為 TP；在 1 平方公分範圍內有三個以上的微小鈣化存在且彼此距離在 $\sqrt{2}$ 公分以內視為 TP 的微小鈣化群。根據此定義計算最後得出系統敏感度(sensitivity)其定義如下[37]：

$$sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

此外，也將計算在此敏感度下平均每張影像產生多少 FPs。

第三章 研究結果

3.1 可疑微小鈣化點分割結果

本篇論文研究使用自中國醫藥大學附設醫院放射科所提供的全域數位式乳房攝影原始影像。一共 52 位病人，包含 111 張乳房攝影影像。共有 1050 個微小鈣化及 135 個微小鈣化群。將 52 位病人隨機分成 26 位當成訓練組資料，包含 57 張影像，541 個微小鈣化，68 個微小鈣化群；另外 26 位當成測試組資料，包含 54 張影像，509 個微小鈣化以及 67 個微小鈣化群。

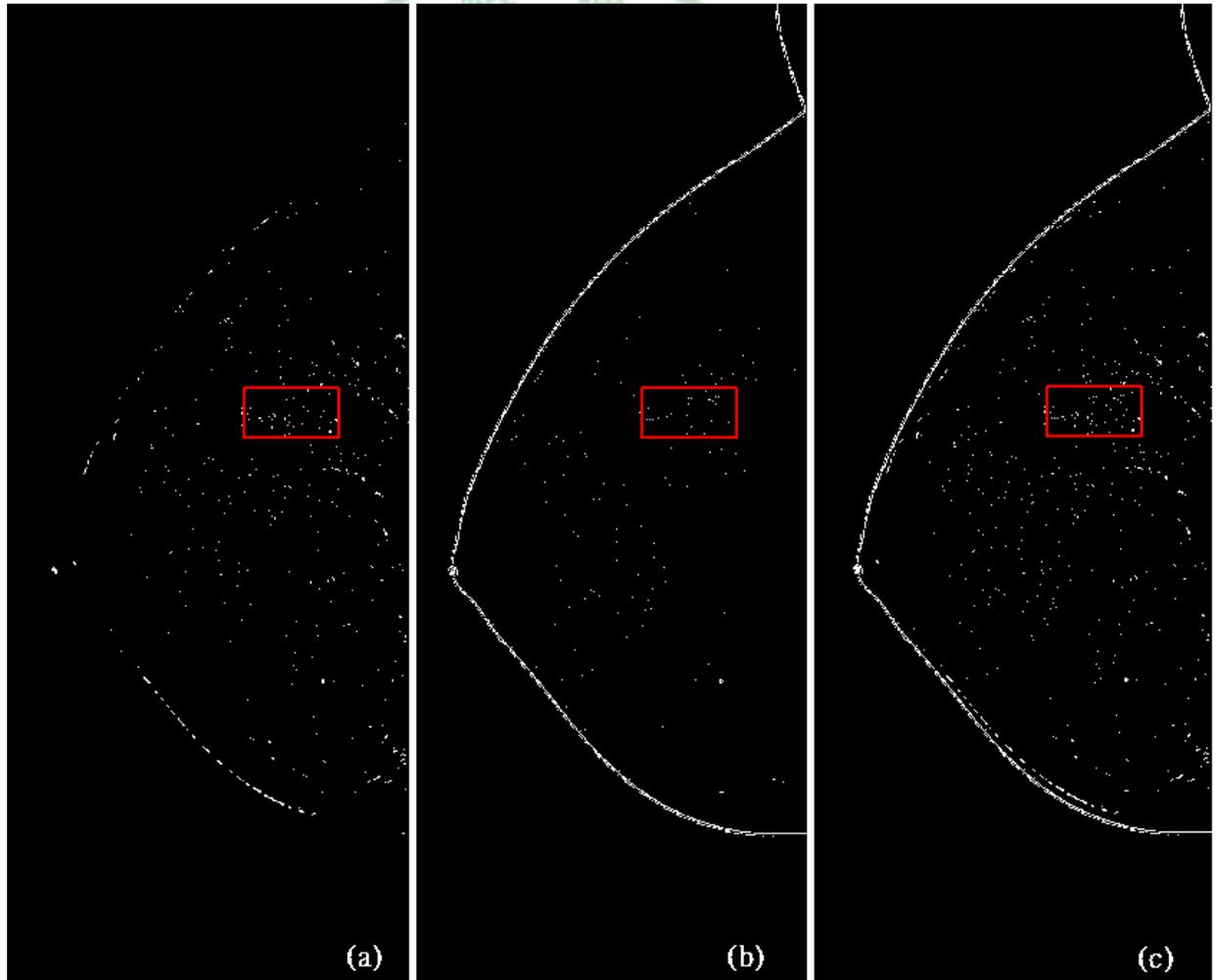


圖 3-1 可疑微小鈣化點分布情形

圖 3-1 顯示分別使用 Top-hat(a)、小波(b)以及兩者相加後(c)的可疑微小鈣化點分布情形。紅框部分為經醫師定義出的微小鈣化群位置。可以看出兩者方法各有其優劣，為減少 FNs 的產生，因此將兩者訊號相加；卻也造成 FPs 的增加，可由後續的雜訊去除步驟來降低。

111 張乳房影像經由找尋可疑微小鈣化步驟後，共可得到 83085 個潛在微小鈣化點，其中包含正確微小鈣化及其他雜訊。經由雜訊去除後剩下 55338 個潛在微小鈣化點，平均每張影像可減少 250 個雜訊。

經由上述步驟後，所有資料一共可得到 1018 個正確微小鈣化點資訊。在訓練組資料方面，含有 527 個微小鈣化資訊；但在計算特徵參數時，有 10 組資料在某些參數裡會算出 NaN(Not a number)而不適合使用，因此予以去除。此外，位於微小鈣化群 ground truth 範圍內的 FPs 訊號並不作為非微小鈣化的訓練資料，以避免誤差。

3.2 擷取特徵參數

本研究使用相同的紋理特徵參數(GLCM 相關特徵參數)於不同的影像處理方法上，試圖找出較適合分辨微小鈣化的影像處理方式。

在 Log 反轉換、Top-hat 轉換、小波轉換以及 15 個 Laws 濾波方法(分別稱為 LL、EE、SS、RR、WW、LE、LS、LR、LW、ES、ER、EW、SR、SW、RW)所得到的共 18 張影像上，取得四個角度的共同發生矩陣及計算 14 個共同發生矩陣相關特徵參數用於分辨微小鈣化。因此，對於每一種影像處理過程後所得的影像，皆可得到 56 個共同發生矩陣相關特徵參數。將此 56 個特徵參數詳細列於表 3-1 並依序編號。

3.3 SVM 參數設定

在本研究使用 SVM 當作分類器，其 kernel function 選用 RBF，調整最佳 hyperparameter 可以增進 SVM 效能。在執行特徵組合和選擇前，

先使用所有特徵參數來找出最佳 hyperparameter。對於不同影像處理方式所得的最佳參數如表 3-2 所示。此參數也用於之後分類測試組資料時使用。

表 3-1 共同發生矩陣相關特徵參數及編號

特徵參數名稱	編號	特徵參數名稱	編號
Contrast 0°	1	Entropy 0°	29
Contrast 45°	2	Entropy 45°	30
Contrast 90°	3	Entropy 90°	31
Contrast 135°	4	Entropy 135°	32
Homogeneity 0°	5	Intensity 0°	33
Homogeneity 45°	6	Intensity 45°	34
Homogeneity 90°	7	Intensity 90°	35
Homogeneity 135°	8	Intensity 135°	36
Energy 0°	9	Sum of Squares: Variance 0°	37
Energy 45°	10	Sum of Squares: Variance 45°	38
Energy 90°	11	Sum of Squares: Variance 90°	39
Energy 135°	12	Sum of Squares: Variance 135°	40
Correlation 0°	13	Sum Average 0°	41
Correlation 45°	14	Sum Average 45°	42
Correlation 90°	15	Sum Average 90°	43
Correlation 135°	16	Sum Average 135°	44
Shade 0°	17	Sum Entropy 0°	45
Shade 45°	18	Sum Entropy 45°	46
Shade 90°	19	Sum Entropy 90°	47
Shade 135°	20	Sum Entropy 135°	48
Promenance 0°	21	Difference Entropy 0°	49
Promenance 45°	22	Difference Entropy 45°	50
Promenance 90°	23	Difference Entropy 90°	51
Promenance 135°	24	Difference Entropy 135°	52
Inverse Difference Moment 0°	25	Difference Variance 0°	53
Inverse Difference Moment 45°	26	Difference Variance 45°	54
Inverse Difference Moment 90°	27	Difference Variance 90°	55
Inverse Difference Moment 135°	28	Difference Variance 135°	56

表 3-2 SVM hyperparameter

	參數 C ($\log_2 C$)	參數 γ ($\log_2 \gamma$)
Log 反轉換影像	13	-12
Top-hat 轉換影像	9	-10
小波重建影像	2	-7
Laws-LL	14	-12
Laws-EE	5	-10
Laws-SS	12	-12
Laws-RR	14	-12
Laws-WW	13	-12
Laws-LE	15	-13
Laws-LS	3	-7
Laws-LR	6	-8
Laws-LW	2	-6
Laws-ES	13	-12
Laws-ER	8	-12
Laws-EW	7	-10
Laws-SR	8	-10
Laws-SW	14	-14
Laws-RW	11	-11

3.4 最佳特徵組合和選擇

本研究使用 SFS、SBS 以及 F 分數來找尋最佳特徵組合。評估方式是使用五次的交叉確認方法找出最小均方差的一組當作最佳組合。圖 3-2 到圖 3-19 為 18 種影像處理方式下使用不同選擇方法所得到的結果，橫座標為特徵個數，縱座標為均方差數值，並在各圖上標示出最小均方差組合的位置(loc)及其數值(min)。

在 SFS 過程中，最先被挑出來的特徵參數代表最有分辨能力；SBS 則相反，為了方便比較，將 SBS 排序結果顛倒過來與 SFS 相符合；F 分

數則是依照分數大小排序，依序訓練分類器並找出最好結果。所以，經過以上步驟，在此三種方法下，找出最低均方差的位置，在此位置前的所有特徵參數便是最佳特徵參數子集的元素。

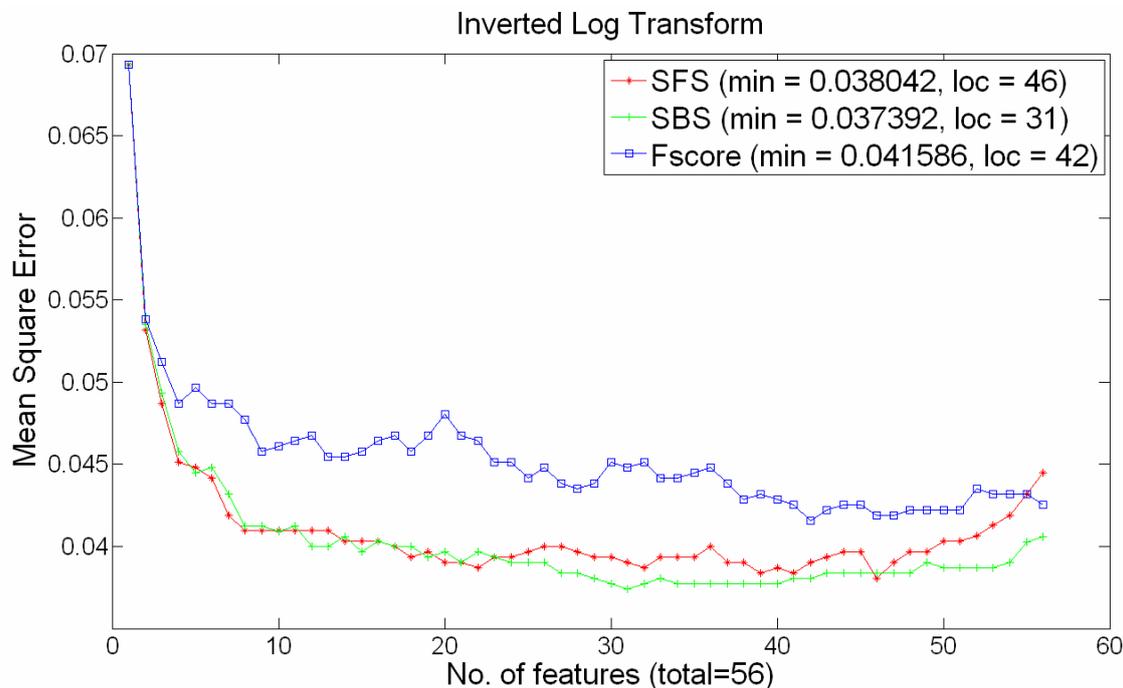


圖 3-2 Log 反轉換影像特徵選擇結果

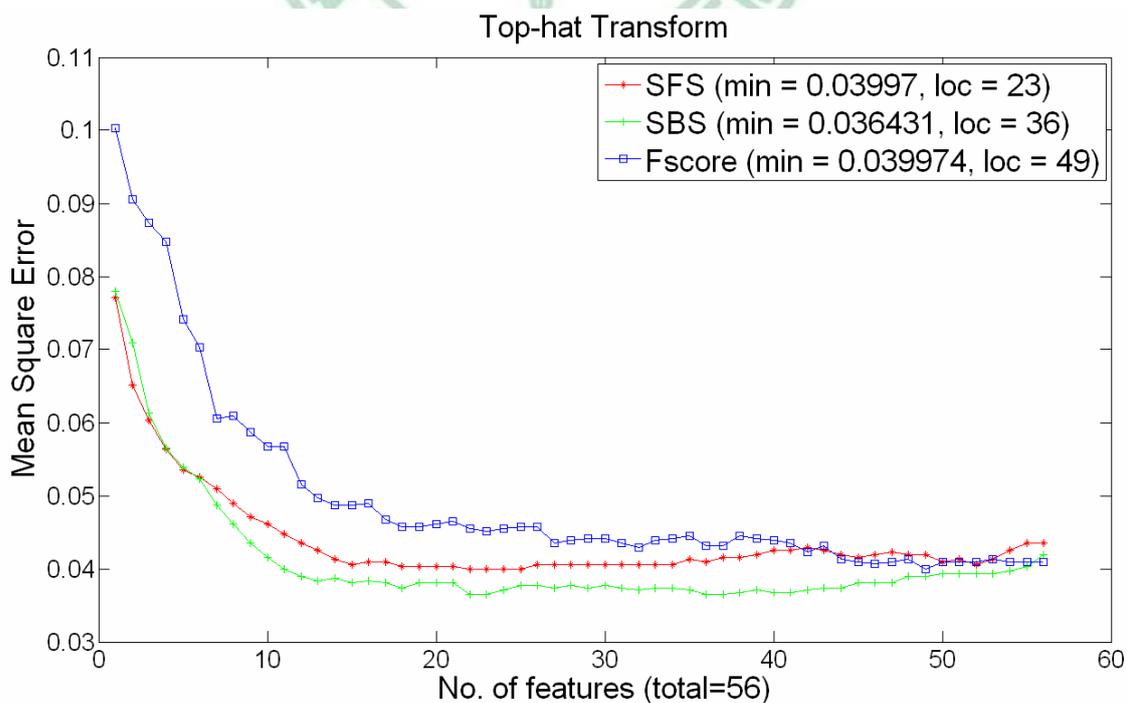


圖 3-3 Top-hat 轉換影像特徵選擇結果

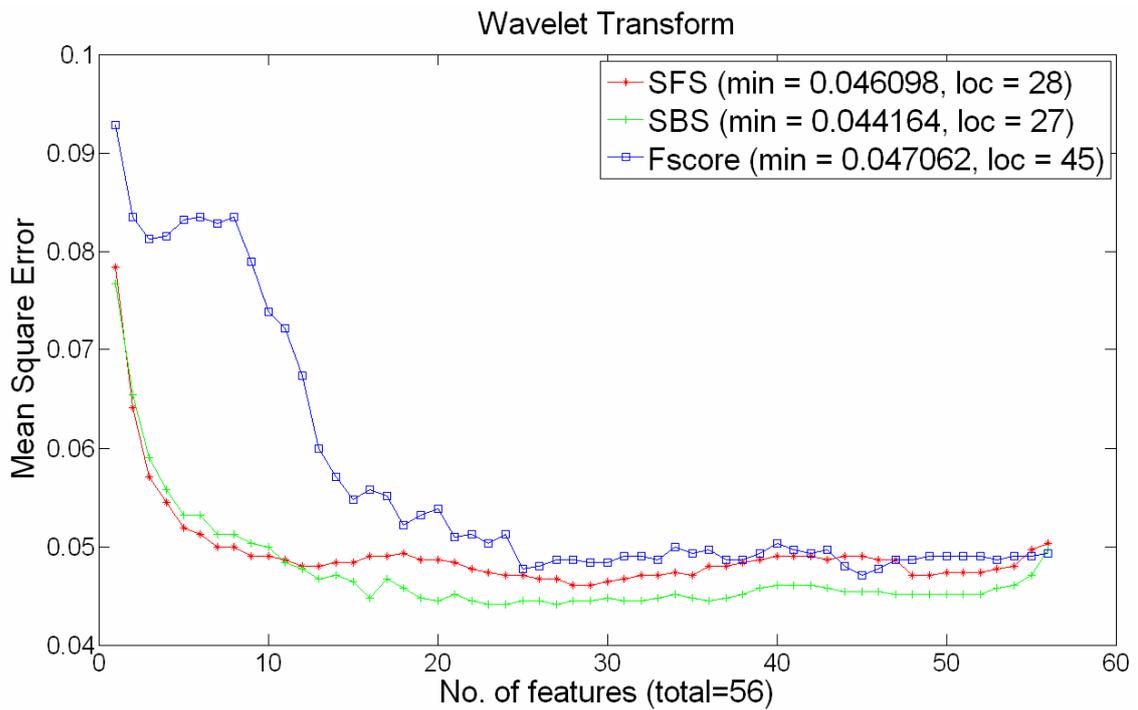


圖 3-4 小波轉換影像特徵選擇結果

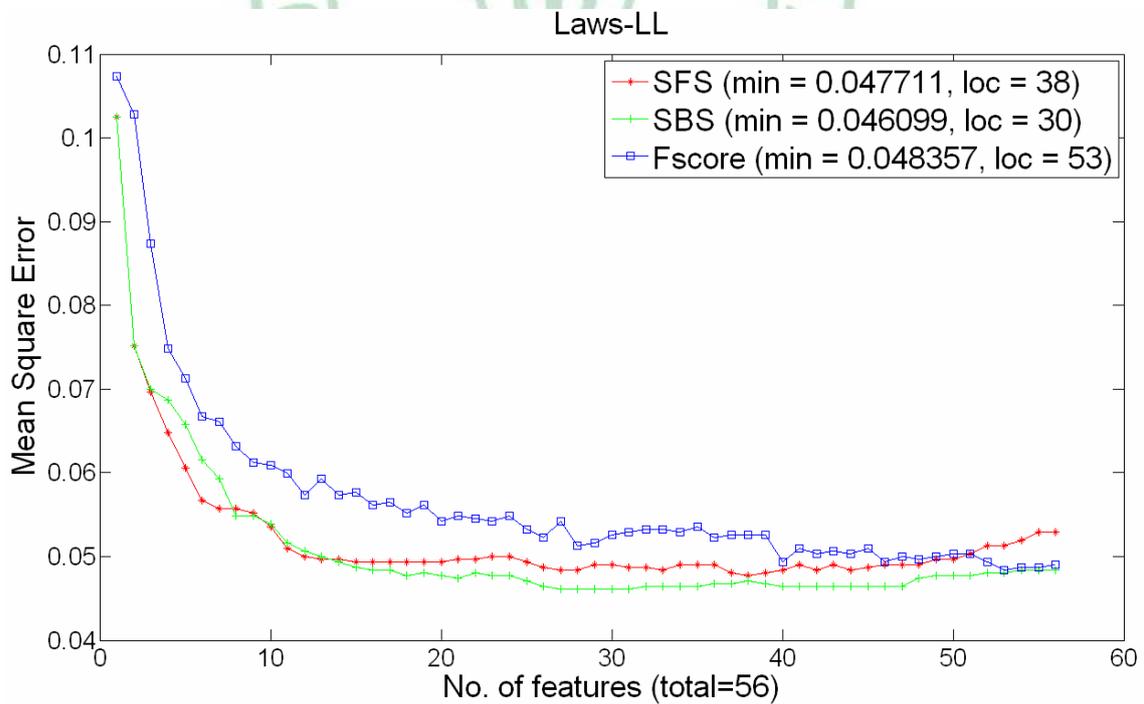


圖 3-5 Laws 濾波(LL)影像特徵選擇結果

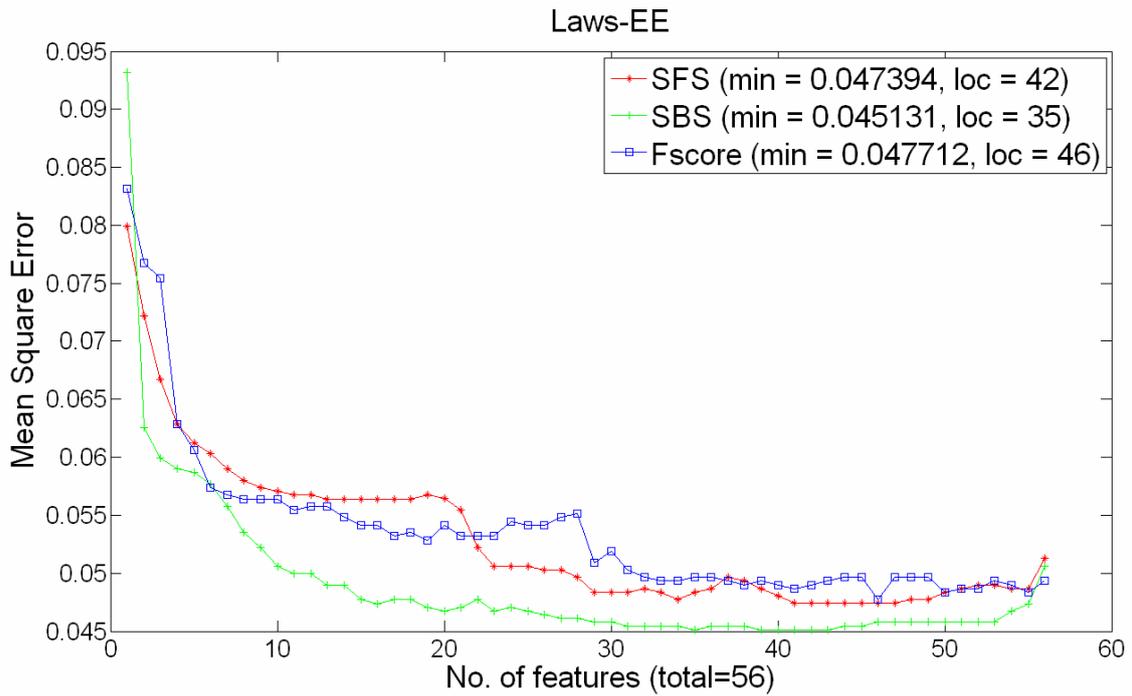


圖 3-6 Laws 濾波(EE)影像特徵選擇結果

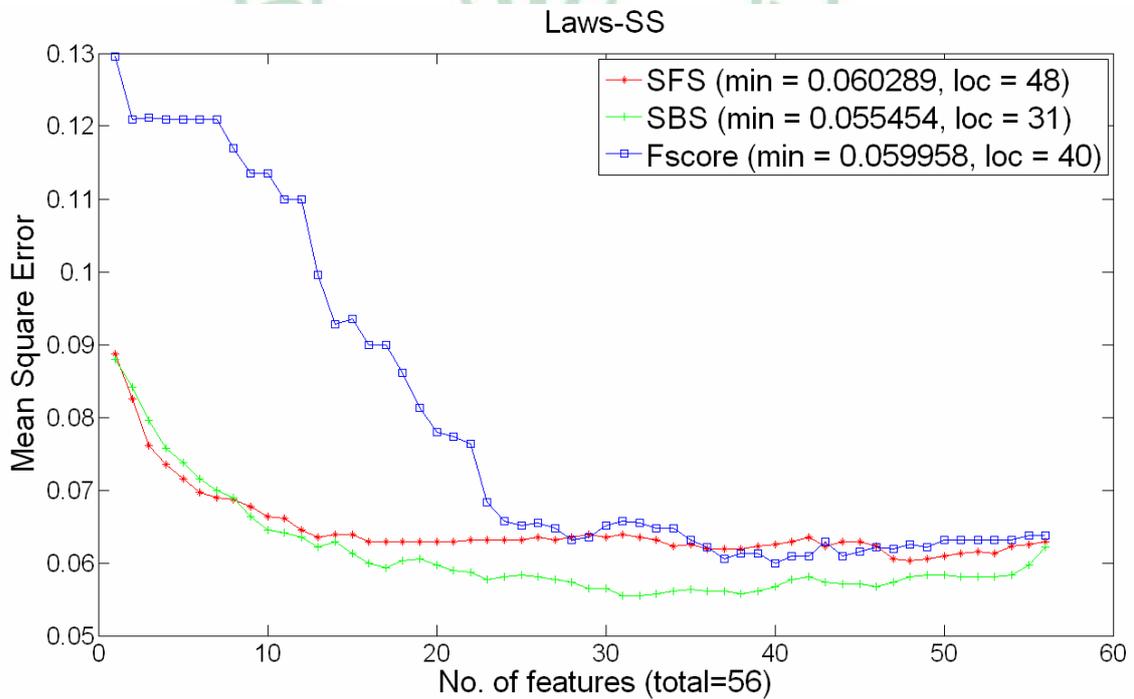


圖 3-7 Laws 濾波(SS)影像特徵選擇結果

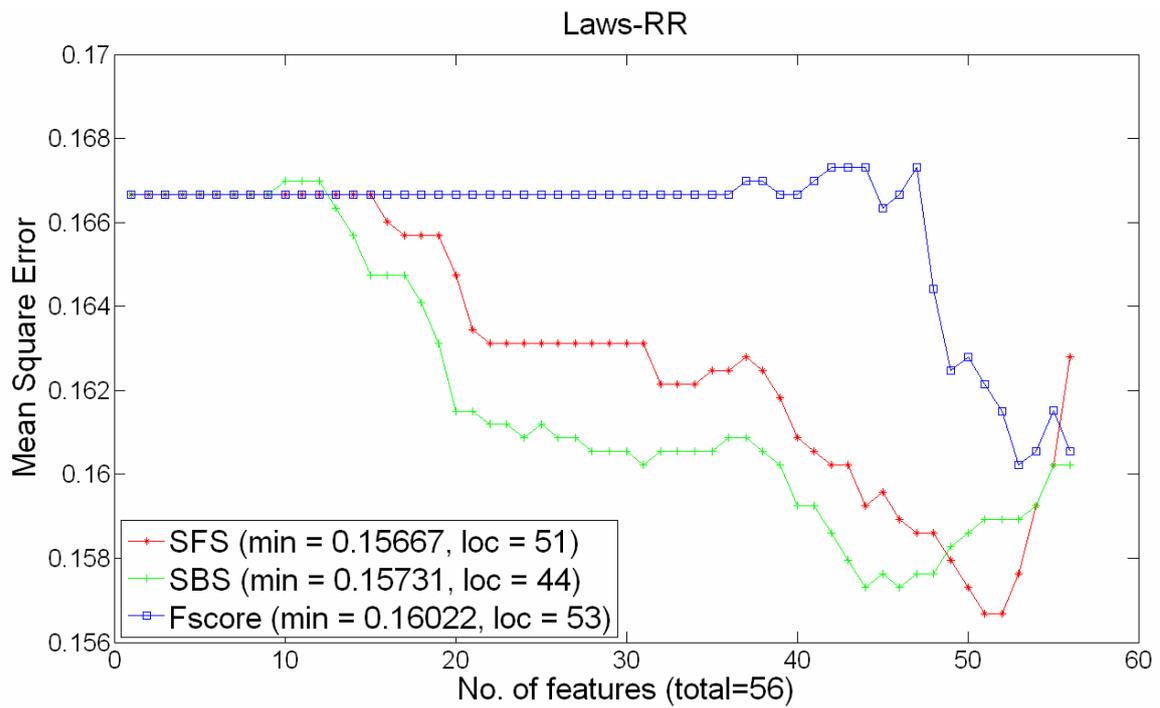


圖 3-8 Laws 濾波(RR)影像特徵選擇結果

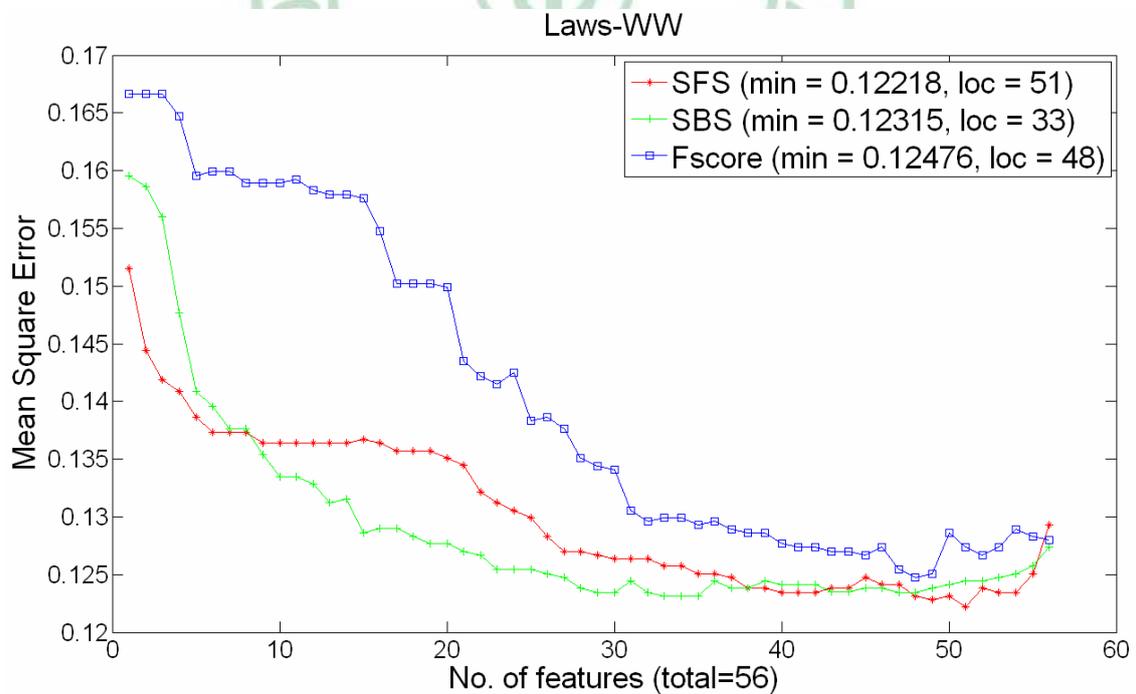


圖 3-9 Laws 濾波(WW)影像特徵選擇結果

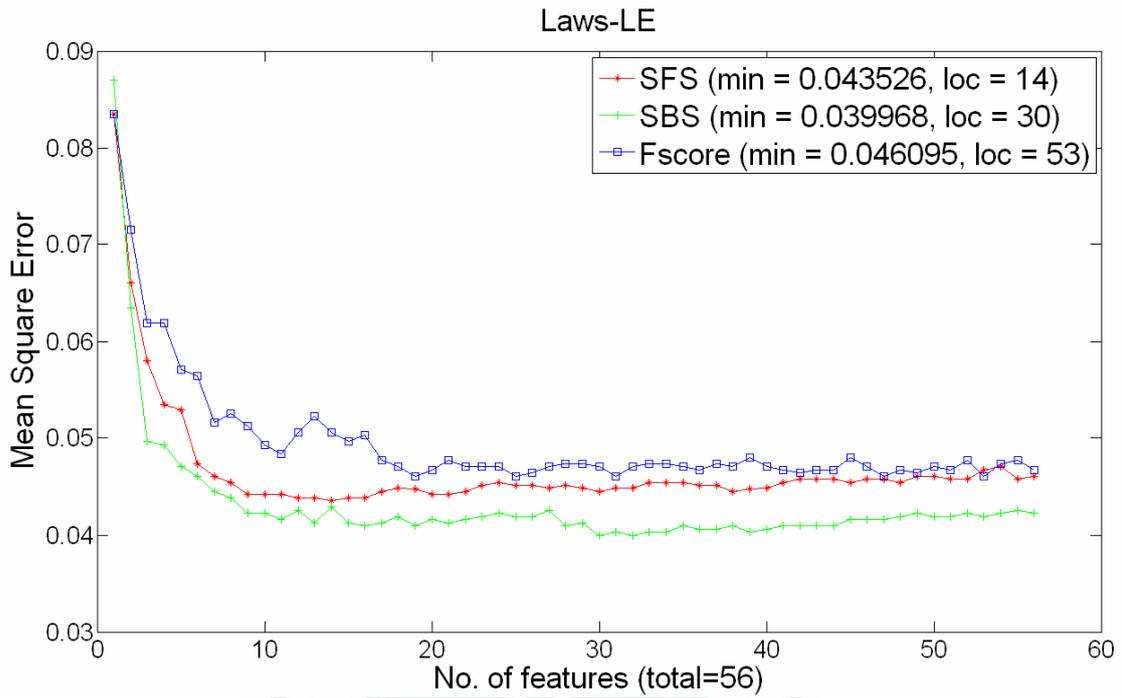


圖 3-10 Laws 濾波(LE)影像特徵選擇結果

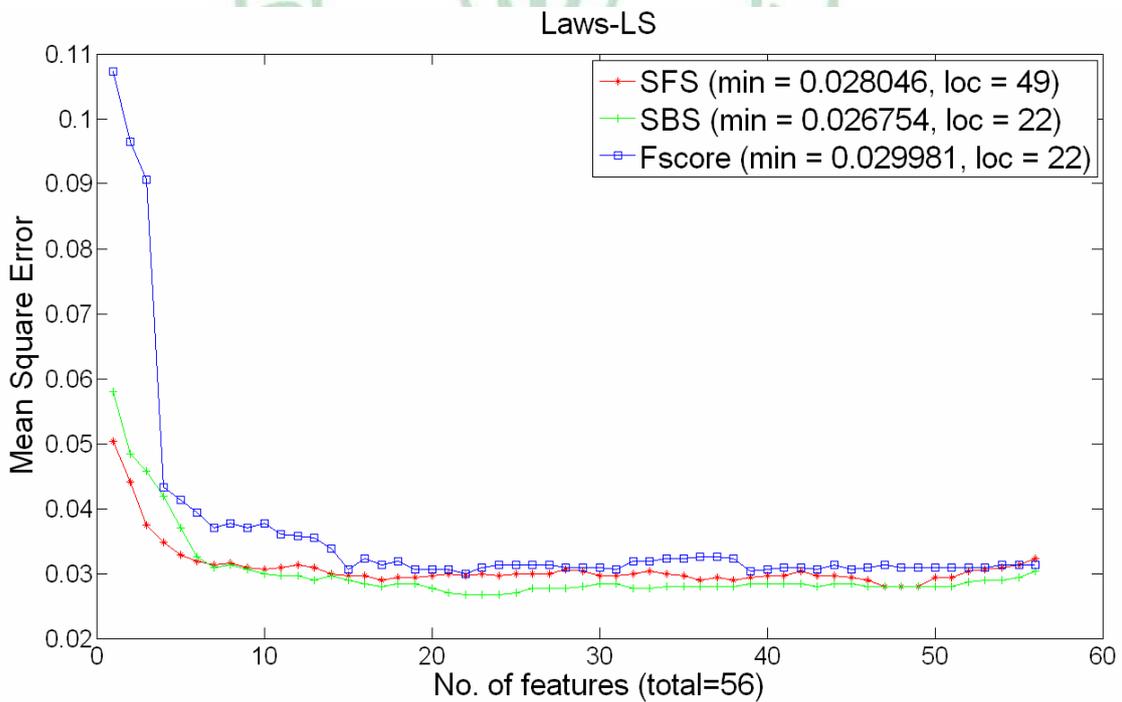


圖 3-11 Laws 濾波(LS)影像特徵選擇結果

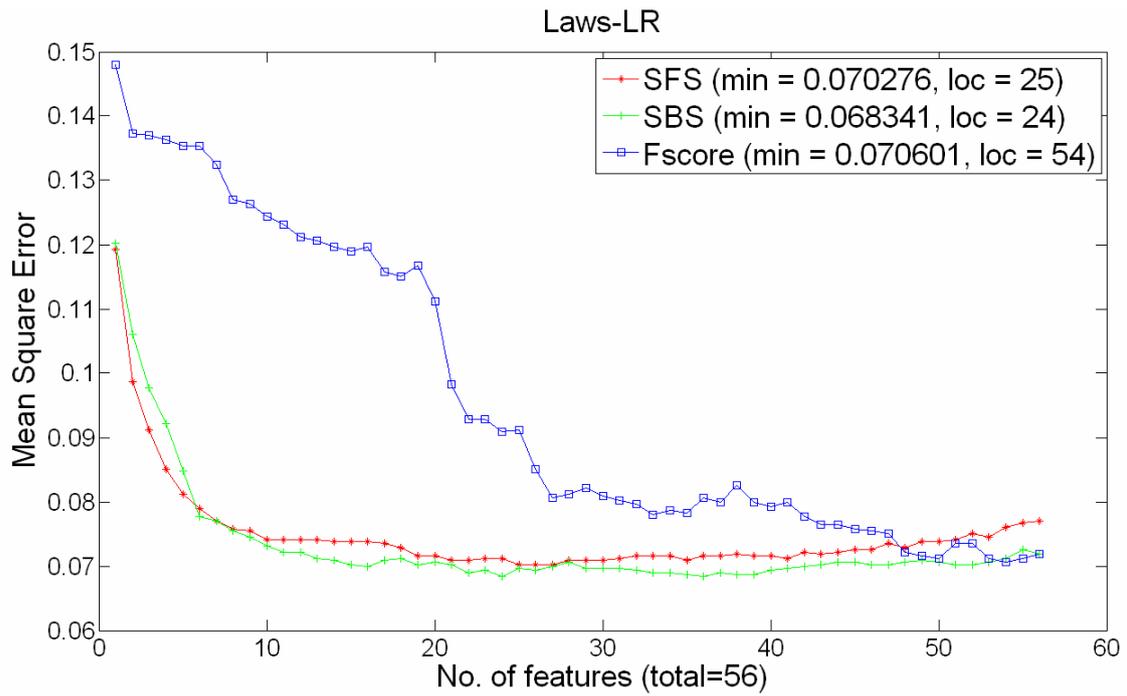


圖 3-12 Laws 濾波(LR)影像特徵選擇結果

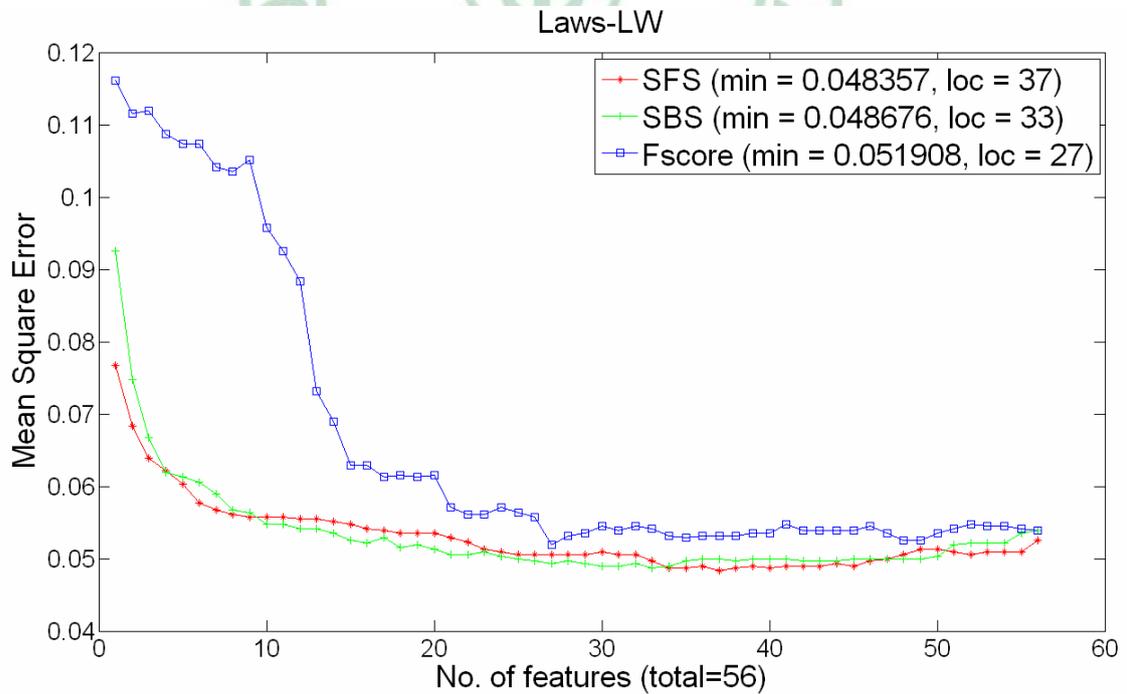


圖 3-13 Laws 濾波(LW)影像特徵選擇結果

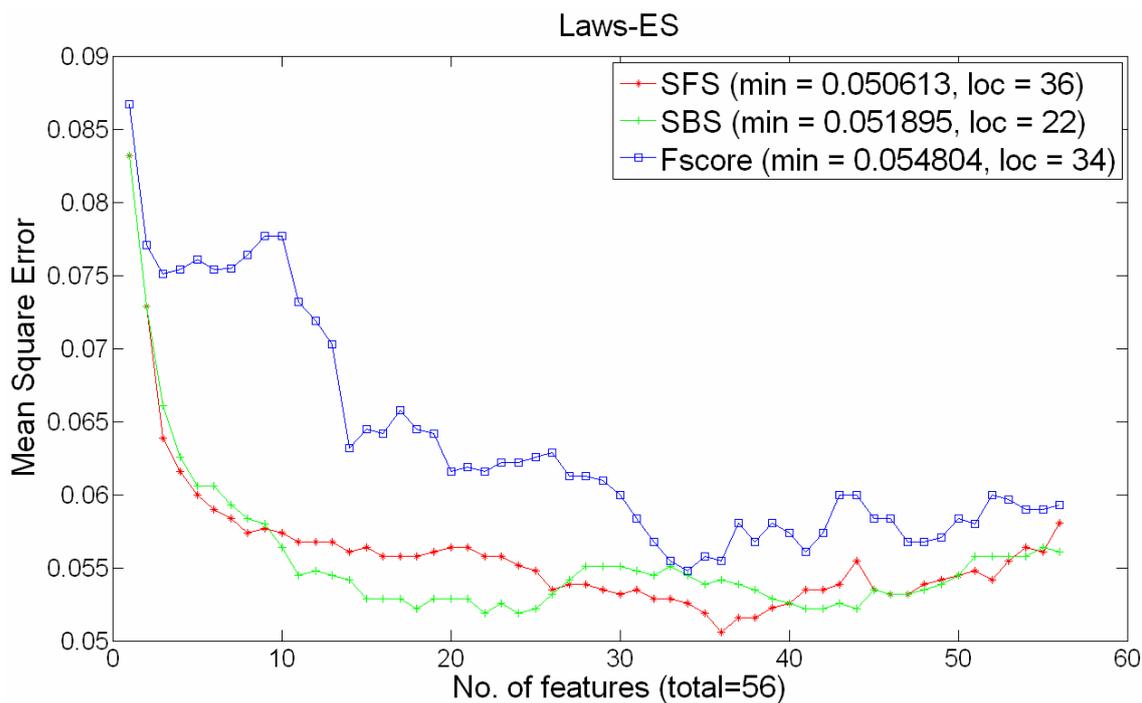


圖 3-14 Laws 濾波(ES)影像特徵選擇結果

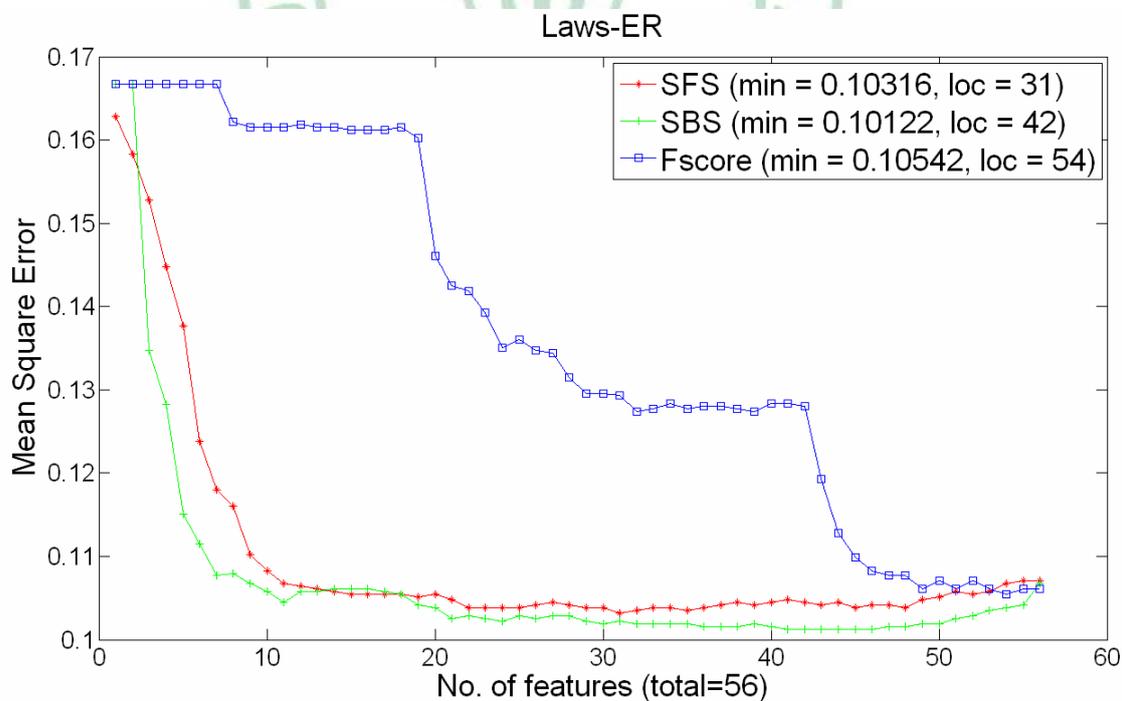


圖 3-15 Laws 濾波(ER)影像特徵選擇結果

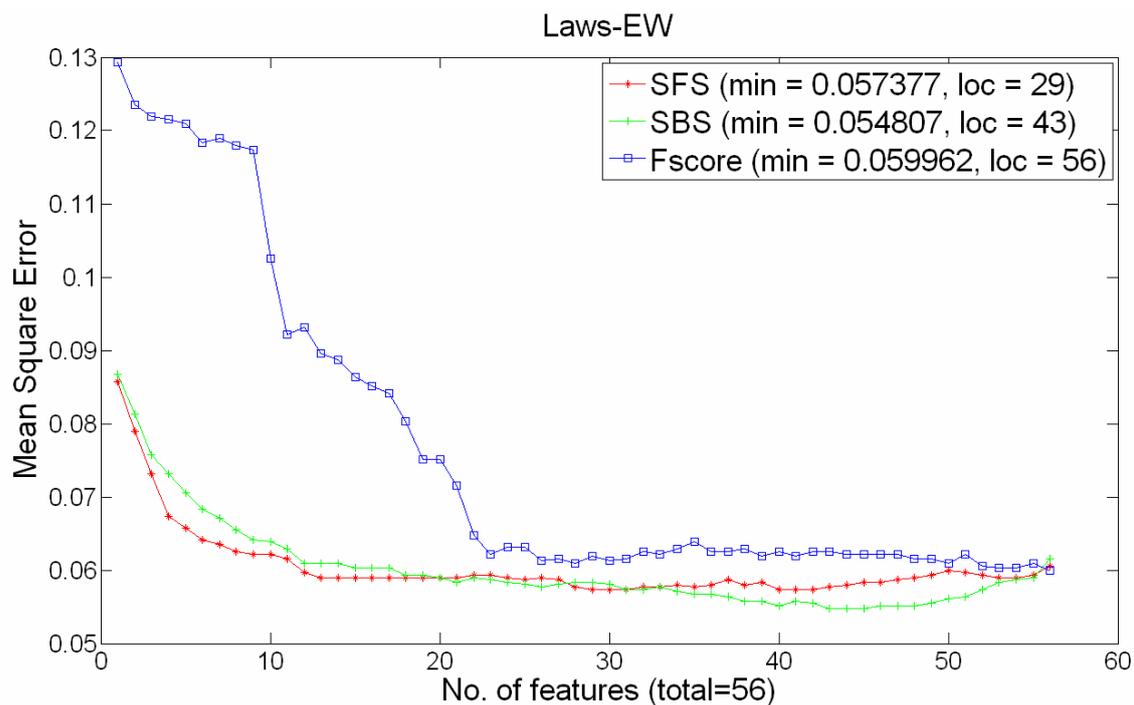


圖 3-16 Laws 濾波(EW)影像特徵選擇結果

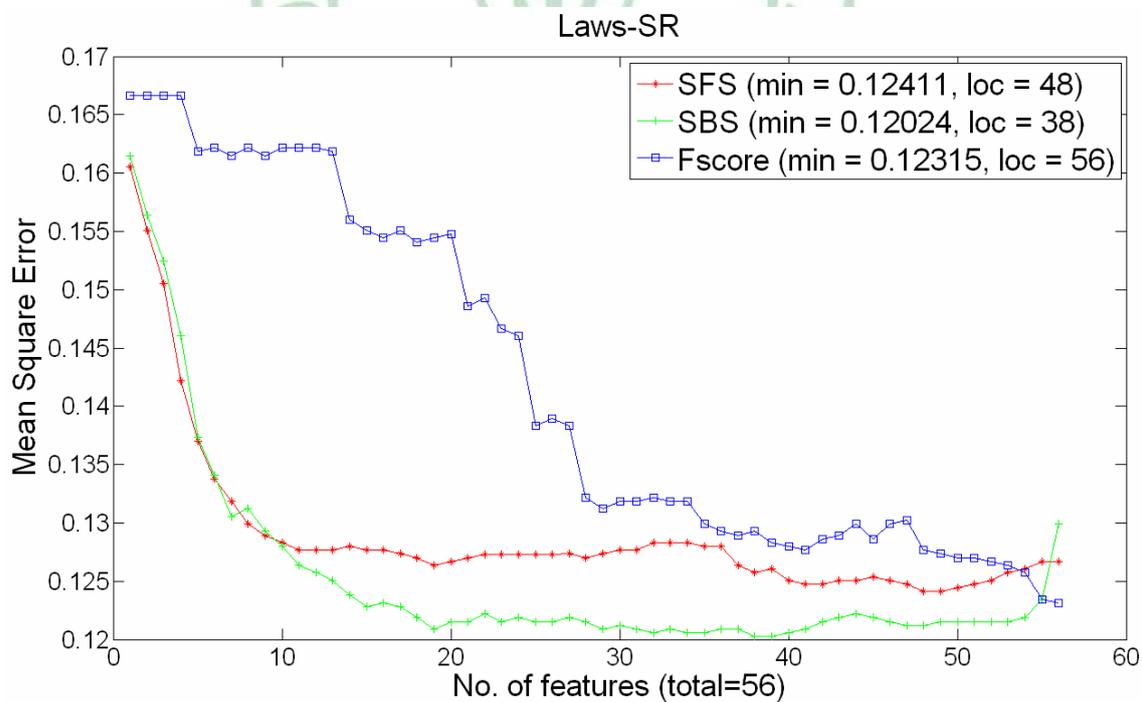


圖 3-17 Laws 濾波(SR)影像特徵選擇結果

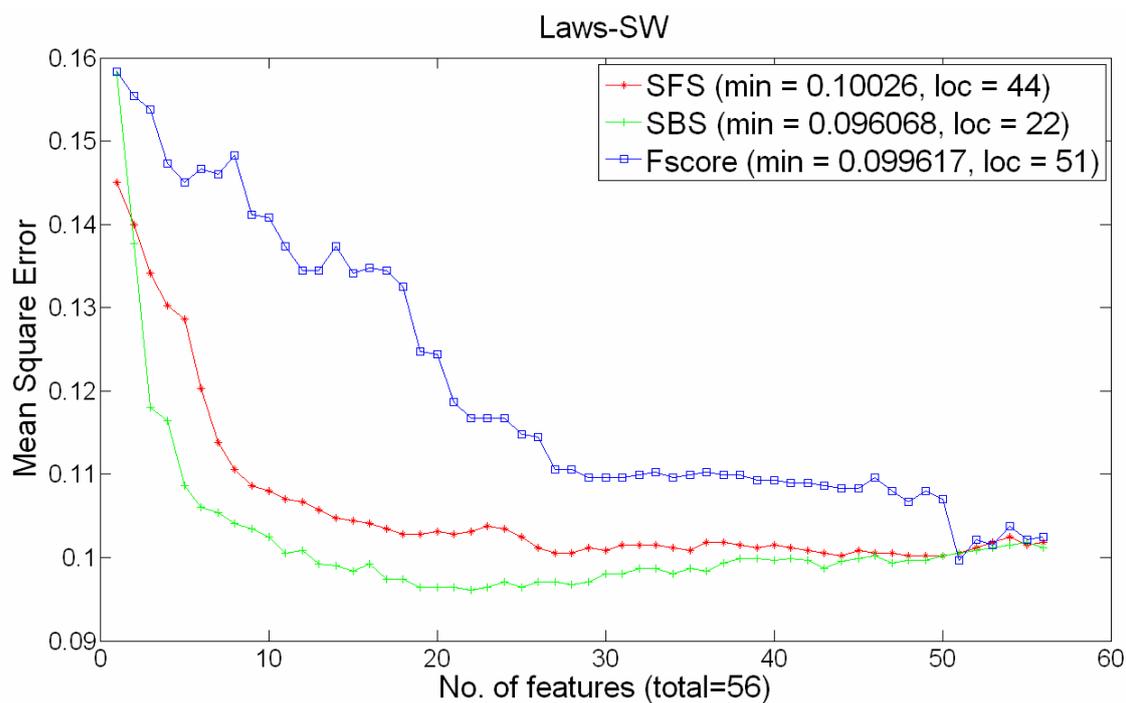


圖 3-18 Laws 濾波(SW)影像特徵選擇結果

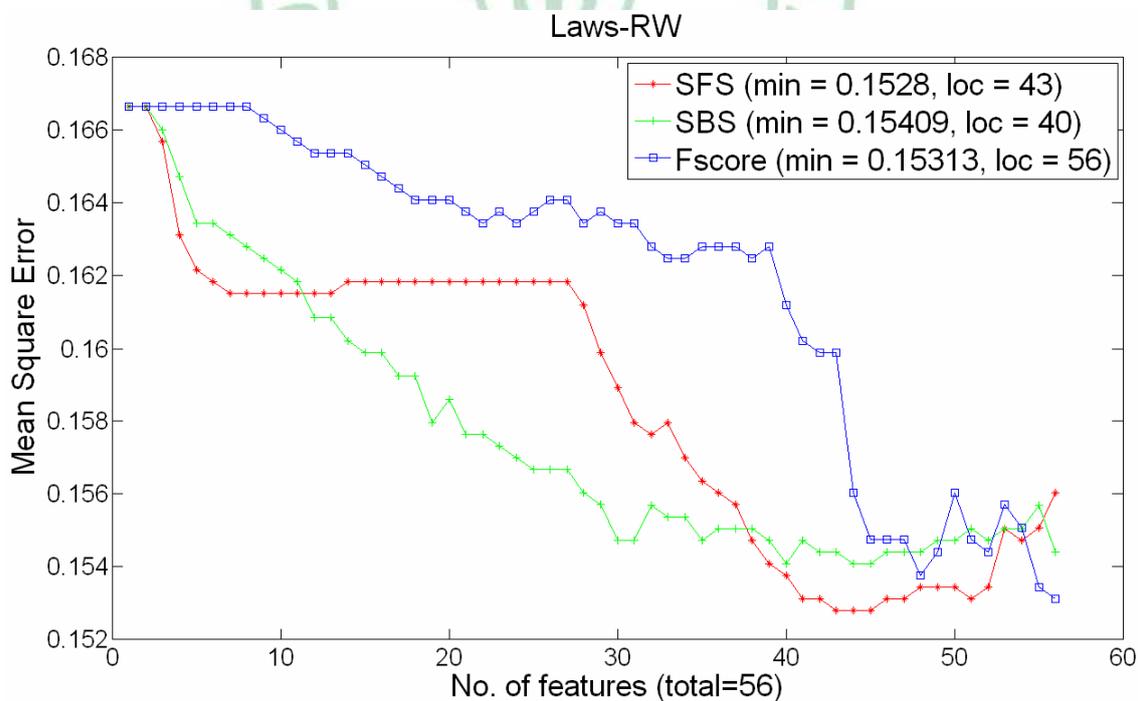


圖 3-19 Laws 濾波(RW)影像特徵選擇結果

此外，表 3-3 到表 3-20 分別列出每一個影像處理方式的三種特徵組合選擇方法所選出的特徵參數順序，愈前面者代表對微小鈣化愈有分辨能力。表中參數編號代表特徵參數請參考表 3-1；有底色者代表該特徵選擇方式所選出最佳的特徵參數子集合。

表 3-3 Log 反轉換影像特徵選擇結果

SFS	54, 56, 31, 35, 21, 53, 39, 44, 22, 23, 24, 9, 27, 18, 6, 49, 13, 1, 28, 20, 43, 40, 17, 19, 38, 42, 41, 26, 36, 34, 51, 37, 33, 8, 3, 15, 5, 14, 29, 10, 4, 12, 50, 30, 47, 25, 2, 46, 48, 32, 11, 52, 7, 16, 45, 55,
SBS	54, 56, 44, 39, 47, 25, 29, 49, 5, 52, 32, 35, 14, 53, 6, 55, 8, 48, 31, 45, 13, 16, 27, 38, 43, 28, 41, 36, 7, 34, 11, 33, 50, 12, 37, 9, 26, 40, 19, 3, 4, 2, 30, 10, 18, 24, 23, 17, 20, 1, 22, 21, 42, 15, 46, 51
Fscore	54, 56, 55, 53, 50, 49, 52, 51, 5, 25, 8, 6, 7, 28, 26, 27, 2, 29, 30, 32, 31, 9, 10, 11, 46, 48, 1, 12, 47, 45, 3, 4, 41, 42, 44, 43, 33, 36, 34, 35, 15, 13, 40, 38, 24, 14, 23, 39, 21, 22, 37, 16, 18, 17, 19, 20

表 3-4 Top-hat 轉換影像特徵選擇結果

SFS	2, 20, 36, 4, 19, 14, 6, 50, 56, 29, 47, 31, 53, 39, 7, 12, 5, 26, 48, 32, 52, 27, 10, 11, 35, 33, 38, 25, 8, 54, 28, 9, 22, 34, 42, 41, 51, 43, 44, 21, 23, 3, 40, 15, 18, 17, 24, 16, 13, 49, 1, 30, 37, 46, 45, 55
SBS	2, 47, 14, 27, 51, 55, 53, 46, 40, 56, 50, 54, 30, 43, 4, 52, 37, 16, 49, 15, 45, 20, 28, 38, 41, 24, 25, 19, 36, 35, 33, 22, 34, 29, 8, 39, 44, 31, 32, 9, 5, 23, 18, 1, 7, 26, 6, 3, 48, 42, 12, 11, 10, 21, 17, 13
Fscore	54, 53, 55, 56, 50, 49, 2, 52, 1, 51, 3, 4, 40, 38, 39, 37, 19, 17, 20, 18, 21, 5, 33, 23, 8, 35, 6, 24, 36, 34, 7, 22, 46, 48, 15, 47, 41, 45, 42, 44, 43, 25, 28, 13, 26, 27, 16, 29, 30, 31, 32, 11, 9, 10, 12, 14

表 3-5 小波轉換影像特徵選擇結果

SFS	17, 56, 16, 19, 53, 21, 6, 49, 1, 31, 18, 23, 22, 24, 11, 12, 44, 9, 28, 45, 13, 5, 2, 48, 29, 50, 51, 52, 8, 3, 33, 47, 35, 32, 39, 25, 34, 36, 46, 54, 42, 43, 37, 38, 14, 40, 15, 20, 10, 4, 26, 30, 41, 55, 27, 7
SBS	17, 54, 15, 16, 53, 13, 56, 44, 47, 48, 55, 14, 20, 8, 46, 2, 18, 6, 4, 35, 45, 30, 40, 38, 49, 3, 32, 27, 39, 36, 50, 1, 29, 52, 31, 37, 7, 51, 41, 5, 33, 24, 42, 11, 23, 34, 12, 22, 21, 25, 9, 10, 28, 43, 26, 19
Fscore	54, 56, 48, 46, 47, 55, 53, 45, 50, 52, 49, 51, 15, 2, 13, 8, 1, 6, 40, 31, 19, 39, 38, 30, 17, 11, 32, 4, 29, 5, 37, 10, 3, 12, 18, 20, 16, 9, 7, 14, 28, 26, 25, 35, 27, 33, 36, 23, 34, 24, 21, 22, 43, 41, 44, 42

表 3-6 Laws 濾波(LL)影像特徵選擇結果

SFS	53, 15, 54, 2, 56, 41, 16, 20, 49, 8, 51, 46, 44, 45, 21, 22, 23, 17, 24, 18, 19, 28, 1, 3, 5, 25, 36, 43, 31, 34, 50, 30, 4, 33, 42, 52, 48, 29, 35, 32, 39, 9, 10, 12, 37, 40, 14, 11, 47, 38, 13, 7, 27, 55, 6, 26
SBS	53, 15, 54, 51, 50, 28, 49, 42, 56, 39, 11, 52, 26, 14, 32, 12, 47, 13, 16, 27, 55, 25, 20, 2, 38, 6, 29, 48, 44, 46, 43, 36, 34, 41, 19, 45, 10, 8, 5, 18, 33, 35, 24, 22, 40, 23, 21, 7, 30, 4, 17, 3, 37, 31, 1, 9
Fscore	54, 49, 53, 56, 50, 55, 52, 51, 25, 5, 29, 30, 26, 32, 6, 28, 31, 8, 27, 48, 46, 7, 45, 47, 14, 16, 13, 41, 42, 44, 43, 33, 34, 36, 35, 9, 10, 12, 11, 23, 15, 21, 24, 22, 3, 39, 1, 19, 40, 37, 4, 2, 18, 38, 17, 20

表 3-7 Laws 濾波(EE)影像特徵選擇結果

SFS	3, 1, 23, 19, 16, 21, 13, 37, 53, 28, 15, 4, 9, 32, 10, 11, 12, 30, 34, 5, 54, 49, 42, 6, 41, 45, 31, 51, 35, 43, 29, 55, 22, 26, 50, 38, 39, 36, 2, 40, 52, 24, 14, 33, 44, 8, 17, 47, 46, 25, 48, 20, 56, 7, 27, 18
SBS	54, 56, 51, 45, 39, 13, 53, 55, 19, 7, 15, 49, 2, 3, 47, 23, 36, 28, 21, 26, 24, 48, 20, 25, 43, 14, 41, 22, 17, 42, 6, 32, 35, 33, 44, 30, 50, 38, 52, 27, 34, 29, 31, 8, 40, 46, 1, 16, 12, 11, 10, 9, 5, 37, 4, 18
Fscore	53, 55, 54, 56, 49, 51, 50, 52, 47, 46, 48, 45, 40, 1, 38, 39, 37, 3, 2, 4, 23, 21, 8, 6, 24, 22, 35, 33, 5, 7, 15, 36, 34, 28, 13, 26, 25, 27, 16, 32, 30, 14, 31, 29, 12, 18, 17, 10, 11, 19, 44, 9, 41, 42, 43, 20

表 3-8 Laws 濾波(SS)影像特徵選擇結果

SFS	21, 19, 15, 13, 53, 23, 14, 1, 42, 28, 18, 56, 39, 12, 30, 38, 2, 32, 11, 10, 33, 6, 46, 31, 7, 26, 52, 3, 44, 45, 48, 51, 49, 25, 34, 9, 27, 8, 55, 29, 5, 37, 20, 24, 36, 47, 40, 16, 41, 4, 22, 35, 43, 50, 54, 17
SBS	21, 13, 24, 19, 14, 3, 2, 49, 37, 18, 5, 23, 42, 29, 17, 15, 45, 27, 4, 28, 39, 55, 20, 43, 50, 48, 47, 56, 54, 38, 7, 33, 51, 31, 36, 32, 53, 52, 22, 35, 44, 8, 26, 1, 41, 16, 34, 25, 30, 40, 11, 12, 10, 9, 6, 46
Fscore	47, 45, 48, 53, 54, 55, 49, 46, 50, 51, 56, 52, 38, 40, 39, 37, 2, 1, 3, 15, 13, 4, 21, 17, 23, 19, 24, 5, 35, 7, 8, 6, 33, 22, 20, 25, 28, 26, 43, 41, 18, 44, 42, 29, 27, 31, 32, 30, 9, 16, 11, 36, 12, 10, 14, 34

表 3-9 Laws 濾波(RR)影像特徵選擇結果

SFS	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 18, 16, 21, 20, 42, 43, 27, 26, 56, 25, 32, 49, 30, 29, 23, 46, 51, 40, 53, 33, 35, 34, 41, 31, 50, 47, 48, 28, 52, 55, 19, 45, 54, 22, 38, 39, 37, 36, 44, 24, 17
SBS	52, 50, 43, 42, 26, 23, 22, 21, 16, 20, 15, 13, 2, 41, 36, 32, 18, 5, 55, 28, 37, 8, 11, 48, 27, 56, 25, 46, 38, 10, 3, 7, 34, 45, 51, 31, 19, 4, 14, 54, 12, 33, 35, 1, 47, 29, 40, 49, 44, 24, 53, 9, 30, 39, 6, 17
Fscore	54, 50, 45, 47, 2, 52, 56, 53, 49, 55, 37, 51, 39, 40, 38, 1, 3, 6, 4, 48, 35, 33, 8, 46, 36, 24, 5, 7, 26, 34, 28, 31, 11, 22, 9, 29, 23, 30, 10, 32, 12, 25, 27, 14, 13, 21, 15, 20, 43, 17, 42, 41, 18, 19, 16, 44

表 3-10 Laws 濾波(WW)影像特徵選擇結果

SFS	23, 33, 21, 1, 18, 29, 9, 13, 12, 3, 11, 10, 45, 54, 46, 36, 7, 48, 27, 5, 14, 15, 34, 8, 50, 24, 47, 31, 40, 32, 30, 55, 4, 16, 22, 53, 25, 51, 38, 37, 49, 56, 39, 52, 41, 44, 2, 43, 28, 42, 35, 6, 26, 17, 19, 20
SBS	24, 13, 15, 2, 21, 36, 4, 20, 44, 28, 18, 27, 7, 43, 29, 5, 52, 37, 6, 17, 48, 26, 32, 38, 16, 46, 47, 8, 14, 3, 41, 31, 35, 40, 33, 22, 23, 39, 56, 54, 30, 50, 49, 11, 25, 12, 10, 9, 34, 42, 1, 51, 45, 55, 53, 19
Fscore	45, 47, 54, 50, 40, 39, 38, 51, 37, 55, 2, 49, 53, 56, 52, 3, 1, 48, 46, 4, 24, 6, 5, 8, 23, 7, 13, 35, 21, 33, 15, 22, 26, 25, 28, 31, 27, 29, 30, 32, 11, 9, 36, 14, 12, 10, 43, 44, 17, 19, 41, 18, 42, 34, 16, 20

表 3-11 Laws 濾波(LE)影像特徵選擇結果

SFS	54, 13, 55, 11, 53, 48, 39, 26, 7, 12, 28, 18, 37, 10, 4, 40, 46, 9, 38, 24, 1, 19, 32, 2, 27, 29, 45, 22, 33, 20, 49, 31, 21, 23, 56, 41, 6, 8, 3, 30, 17, 42, 36, 52, 44, 25, 43, 51, 35, 14, 16, 34, 15, 47, 5, 50
SBS	53, 15, 54, 14, 52, 50, 41, 29, 51, 27, 6, 56, 55, 13, 46, 8, 37, 49, 47, 19, 3, 31, 17, 5, 40, 7, 39, 45, 22, 38, 48, 24, 20, 23, 35, 32, 21, 42, 11, 28, 44, 16, 43, 9, 30, 10, 25, 1, 12, 18, 34, 33, 4, 36, 26, 2
Fscore	54, 53, 55, 50, 56, 49, 52, 51, 6, 5, 8, 26, 25, 7, 3, 4, 46, 47, 45, 48, 28, 2, 27, 1, 38, 29, 30, 40, 37, 39, 31, 32, 16, 13, 21, 22, 23, 24, 14, 15, 11, 9, 10, 12, 34, 33, 35, 42, 44, 43, 41, 18, 17, 19, 36, 20

表 3-12 Laws 濾波(LS)影像特徵選擇結果

SFS	19, 17, 13, 15, 14, 26, 8, 23, 31, 11, 10, 6, 24, 45, 49, 3, 48, 9, 12, 28, 29, 38, 40, 37, 30, 44, 39, 54, 2, 34, 7, 42, 16, 52, 21, 4, 22, 27, 36, 55, 35, 1, 18, 50, 33, 53, 56, 43, 51, 32, 46, 47, 41, 20, 5, 25
SBS	18, 49, 20, 45, 31, 16, 23, 14, 28, 50, 32, 56, 37, 34, 33, 13, 55, 2, 48, 7, 44, 27, 39, 38, 52, 41, 40, 17, 24, 46, 21, 26, 42, 1, 5, 15, 35, 19, 54, 30, 51, 47, 22, 8, 25, 43, 36, 12, 9, 11, 10, 4, 53, 6, 3, 29
Fscore	54, 53, 56, 17, 55, 19, 50, 49, 18, 20, 52, 51, 47, 2, 48, 46, 38, 1, 45, 40, 39, 37, 4, 3, 21, 23, 24, 22, 42, 44, 41, 43, 6, 8, 5, 7, 15, 16, 14, 13, 34, 26, 36, 33, 28, 35, 30, 32, 25, 27, 10, 9, 12, 31, 11, 29

表 3-13 Laws 濾波(LR)影像特徵選擇結果

SFS	20, 24, 18, 14, 19, 40, 16, 55, 1, 32, 2, 25, 10, 3, 37, 17, 44, 31, 41, 46, 56, 54, 11, 29, 52, 9, 12, 49, 13, 30, 7, 8, 22, 48, 34, 45, 28, 36, 47, 51, 33, 4, 50, 38, 21, 27, 42, 5, 23, 39, 53, 15, 26, 35, 6, 43
SBS	20, 18, 40, 16, 19, 14, 21, 17, 15, 13, 24, 26, 43, 54, 42, 47, 48, 30, 41, 32, 7, 46, 53, 25, 8, 51, 23, 29, 28, 38, 27, 4, 1, 2, 11, 34, 44, 5, 3, 52, 22, 50, 33, 55, 49, 35, 39, 12, 6, 56, 10, 9, 37, 36, 45, 31
Fscore	48, 46, 45, 54, 50, 56, 47, 38, 55, 52, 37, 53, 40, 39, 51, 2, 4, 49, 3, 1, 16, 21, 8, 24, 6, 20, 22, 34, 5, 36, 17, 18, 7, 14, 30, 28, 26, 25, 32, 29, 27, 23, 13, 10, 19, 31, 12, 33, 9, 11, 15, 41, 43, 35, 42, 44

表 3-14 Laws 濾波(LW)影像特徵選擇結果

SFS	21, 23, 19, 14, 24, 55, 53, 36, 9, 22, 25, 12, 40, 29, 13, 44, 2, 3, 4, 16, 49, 47, 1, 17, 5, 11, 10, 15, 34, 37, 28, 45, 6, 38, 39, 18, 31, 43, 54, 51, 32, 33, 41, 30, 8, 50, 42, 35, 26, 46, 7, 20, 27, 52, 56, 48
SBS	38, 14, 16, 45, 18, 40, 46, 13, 55, 37, 34, 28, 24, 48, 43, 50, 21, 52, 47, 51, 6, 49, 36, 26, 3, 30, 5, 33, 15, 29, 2, 20, 44, 10, 7, 25, 35, 4, 8, 23, 1, 42, 19, 27, 56, 31, 22, 11, 9, 39, 17, 32, 12, 54, 53, 41
Fscore	54, 48, 56, 47, 46, 50, 53, 55, 45, 52, 49, 51, 38, 37, 40, 39, 2, 4, 3, 1, 16, 21, 24, 6, 8, 5, 14, 33, 22, 7, 23, 35, 29, 25, 32, 28, 30, 26, 13, 15, 27, 31, 12, 9, 10, 11, 36, 19, 34, 18, 17, 20, 41, 43, 44, 42

表 3-15 Laws 濾波(ES)影像特徵選擇結果

SFS	2, 16, 22, 20, 17, 38, 47, 8, 7, 53, 18, 25, 56, 9, 11, 19, 3, 29, 27, 4, 39, 23, 45, 50, 48, 46, 12, 40, 13, 52, 55, 10, 15, 1, 30, 24, 37, 5, 21, 49, 32, 31, 54, 33, 36, 51, 42, 14, 41, 44, 34, 43, 26, 6, 35, 28
SBS	2, 16, 14, 20, 48, 40, 33, 45, 5, 25, 44, 28, 35, 50, 54, 8, 53, 30, 27, 15, 4, 18, 49, 55, 19, 13, 23, 46, 47, 17, 24, 36, 34, 43, 39, 56, 52, 3, 7, 38, 42, 37, 31, 9, 21, 1, 10, 41, 26, 6, 51, 32, 12, 11, 29, 22
Fscore	54, 48, 50, 45, 47, 55, 53, 56, 46, 52, 51, 49, 2, 40, 38, 39, 37, 4, 1, 3, 35, 34, 33, 23, 22, 21, 8, 15, 6, 13, 16, 36, 7, 5, 24, 28, 26, 27, 32, 14, 25, 31, 29, 12, 20, 11, 30, 9, 18, 43, 44, 19, 42, 17, 10, 41

表 3-16 Laws 濾波(ER)影像特徵選擇結果

SFS	23, 21, 35, 13, 15, 48, 14, 16, 54, 38, 30, 43, 26, 47, 20, 22, 7, 32, 12, 45, 46, 3, 11, 10, 31, 55, 17, 6, 49, 5, 37, 51, 40, 9, 52, 42, 34, 8, 53, 28, 50, 44, 24, 1, 41, 2, 4, 36, 56, 25, 29, 39, 18, 27, 19, 33
SBS	54, 15, 13, 16, 14, 18, 21, 2, 46, 20, 24, 50, 44, 17, 19, 40, 35, 28, 5, 4, 53, 43, 27, 39, 38, 25, 23, 41, 47, 36, 6, 55, 31, 42, 10, 29, 37, 8, 52, 33, 3, 51, 32, 49, 12, 11, 26, 1, 30, 22, 48, 34, 45, 56, 9, 7
Fscore	54, 48, 45, 47, 50, 56, 52, 40, 38, 39, 37, 2, 55, 46, 53, 49, 51, 4, 3, 1, 24, 8, 36, 21, 6, 7, 5, 23, 34, 28, 32, 30, 29, 9, 27, 31, 11, 26, 25, 22, 12, 10, 13, 15, 16, 14, 43, 19, 41, 35, 33, 44, 17, 18, 42, 20

表 3-17 Laws 濾波(EW)影像特徵選擇結果

SFS	21, 15, 18, 13, 24, 1, 4, 45, 51, 39, 23, 37, 33, 7, 9, 29, 10, 12, 32, 41, 38, 11, 30, 46, 40, 8, 27, 16, 31, 55, 28, 50, 49, 44, 53, 52, 14, 36, 19, 47, 56, 2, 54, 3, 5, 20, 25, 42, 34, 6, 43, 17, 35, 48, 26, 22
SBS	21, 23, 3, 36, 40, 20, 19, 13, 7, 33, 46, 14, 53, 55, 48, 24, 28, 27, 51, 15, 44, 56, 8, 50, 16, 1, 38, 26, 25, 39, 6, 2, 5, 35, 22, 29, 34, 37, 52, 54, 32, 31, 49, 12, 11, 10, 9, 4, 30, 41, 47, 18, 17, 43, 45, 42
Fscore	47, 45, 54, 55, 48, 50, 56, 53, 52, 38, 40, 46, 39, 51, 37, 49, 2, 1, 3, 4, 23, 21, 24, 35, 33, 13, 15, 22, 6, 8, 5, 7, 20, 26, 28, 25, 27, 16, 29, 31, 32, 18, 30, 14, 9, 11, 12, 36, 10, 17, 34, 19, 44, 43, 42, 41

表 3-18 Laws 濾波(SR)影像特徵選擇結果

SFS	23, 13, 3, 21, 24, 42, 14, 7, 49, 46, 17, 55, 51, 5, 38, 54, 26, 11, 37, 1, 12, 2, 27, 32, 6, 31, 10, 30, 50, 47, 45, 34, 9, 40, 8, 16, 18, 22, 35, 48, 52, 4, 29, 25, 15, 20, 44, 19, 39, 36, 53, 33, 56, 43, 28, 41
SBS	23, 13, 35, 24, 14, 43, 18, 21, 16, 19, 6, 47, 40, 34, 8, 36, 32, 50, 22, 31, 20, 44, 46, 25, 49, 53, 48, 26, 3, 52, 56, 17, 51, 54, 39, 28, 15, 29, 55, 10, 7, 27, 33, 45, 41, 1, 11, 5, 38, 37, 2, 9, 12, 4, 30, 42
Fscore	54, 50, 47, 45, 2, 40, 38, 39, 37, 56, 49, 1, 52, 3, 53, 55, 48, 51, 4, 46, 24, 7, 33, 6, 23, 35, 8, 21, 5, 22, 27, 29, 15, 9, 13, 30, 28, 26, 32, 31, 19, 25, 11, 34, 41, 43, 12, 17, 42, 10, 14, 18, 44, 20, 16, 36

表 3-19 Laws 濾波(SW)影像特徵選擇結果

SFS	21, 34, 23, 36, 35, 16, 13, 40, 24, 56, 32, 6, 5, 46, 33, 51, 20, 55, 9, 10, 47, 54, 11, 15, 14, 30, 39, 12, 31, 38, 29, 52, 26, 45, 53, 41, 18, 49, 4, 44, 22, 2, 25, 42, 1, 48, 17, 3, 50, 37, 19, 43, 7, 8, 27, 28
SBS	54, 13, 15, 16, 14, 27, 7, 49, 41, 38, 45, 35, 24, 28, 47, 17, 51, 37, 48, 18, 6, 2, 25, 8, 32, 11, 1, 30, 9, 21, 52, 26, 36, 56, 20, 4, 40, 33, 5, 46, 22, 50, 10, 12, 3, 23, 55, 39, 29, 31, 34, 19, 43, 53, 44, 42
Fscore	54, 50, 48, 47, 45, 56, 52, 2, 55, 53, 51, 49, 46, 40, 39, 38, 37, 4, 1, 6, 3, 36, 34, 7, 13, 8, 15, 5, 26, 22, 27, 31, 32, 30, 23, 28, 21, 29, 24, 25, 11, 9, 12, 10, 33, 20, 14, 35, 18, 41, 16, 44, 17, 43, 42, 19

表 3-20 Laws 濾波(RW)影像特徵選擇結果

SFS	1, 2, 23, 19, 13, 24, 3, 5, 8, 14, 7, 34, 28, 35, 37, 48, 10, 15, 22, 27, 33, 51, 45, 54, 55, 39, 16, 17, 21, 31, 20, 47, 41, 26, 43, 6, 30, 25, 29, 32, 9, 11, 38, 12, 56, 52, 40, 50, 53, 4, 18, 49, 46, 42, 36, 44
SBS	36, 23, 18, 21, 35, 44, 17, 2, 13, 28, 20, 31, 43, 46, 8, 41, 15, 39, 27, 42, 32, 53, 22, 19, 52, 48, 16, 25, 50, 5, 4, 45, 29, 7, 6, 55, 14, 24, 37, 34, 40, 30, 56, 11, 38, 54, 9, 10, 49, 3, 47, 12, 33, 1, 26, 51
Fscore	54, 50, 45, 2, 56, 47, 52, 40, 39, 38, 37, 4, 53, 49, 51, 55, 1, 3, 46, 48, 35, 33, 8, 34, 22, 7, 6, 24, 5, 28, 31, 23, 27, 26, 36, 25, 11, 30, 29, 21, 13, 9, 32, 15, 16, 10, 12, 17, 19, 41, 18, 43, 44, 42, 20, 14

3.5 績效評量

分別針對 18 種影像處理方式，依照特徵選擇所選出的最佳特徵參數子集合來訓練分類器(SVM)並測試。測試組資料中含 26 位病人，54 張影像，經同樣的方法找出所有可疑微小鈣化點，其中屬於微小鈣化者共有 491 個，非微小鈣化者有 25697 個。圖 3-20 到圖 3-37 為各影像處理方式經不同特徵選擇方法對測試組資料所得的 ROC 曲線及面積(Az)。

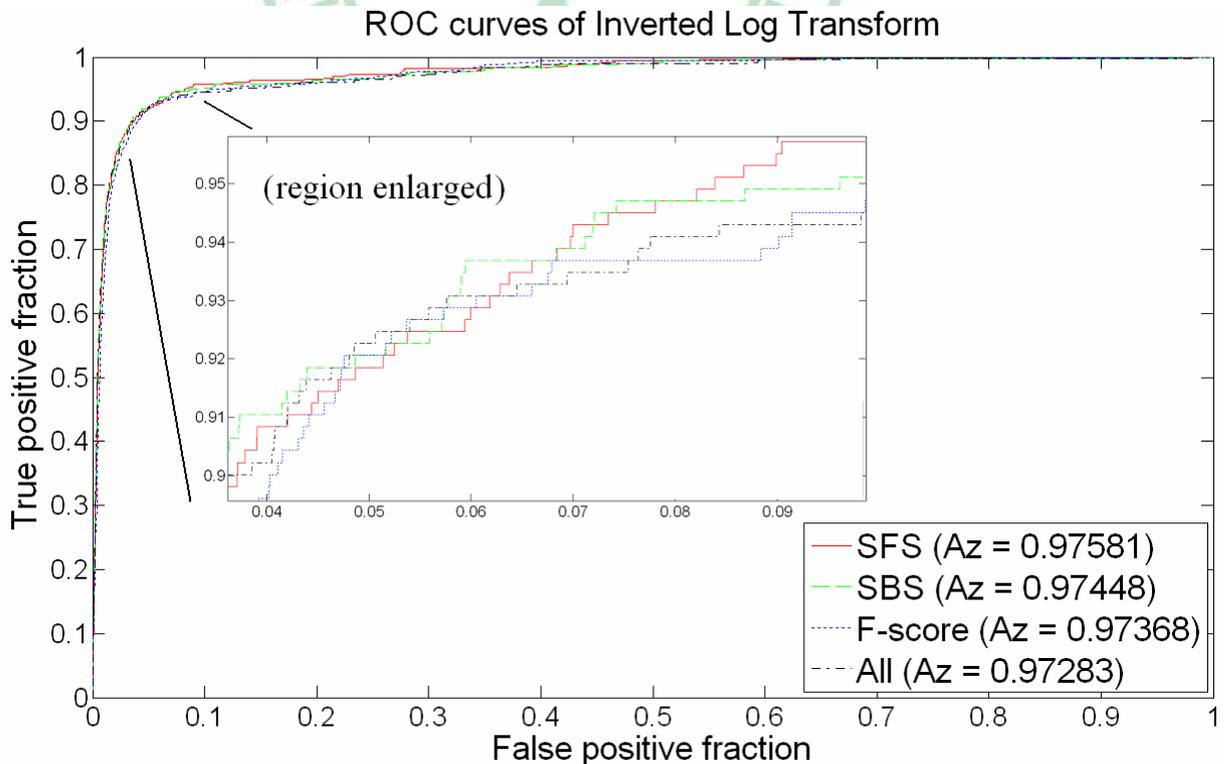


圖 3-20 Log 反轉換影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

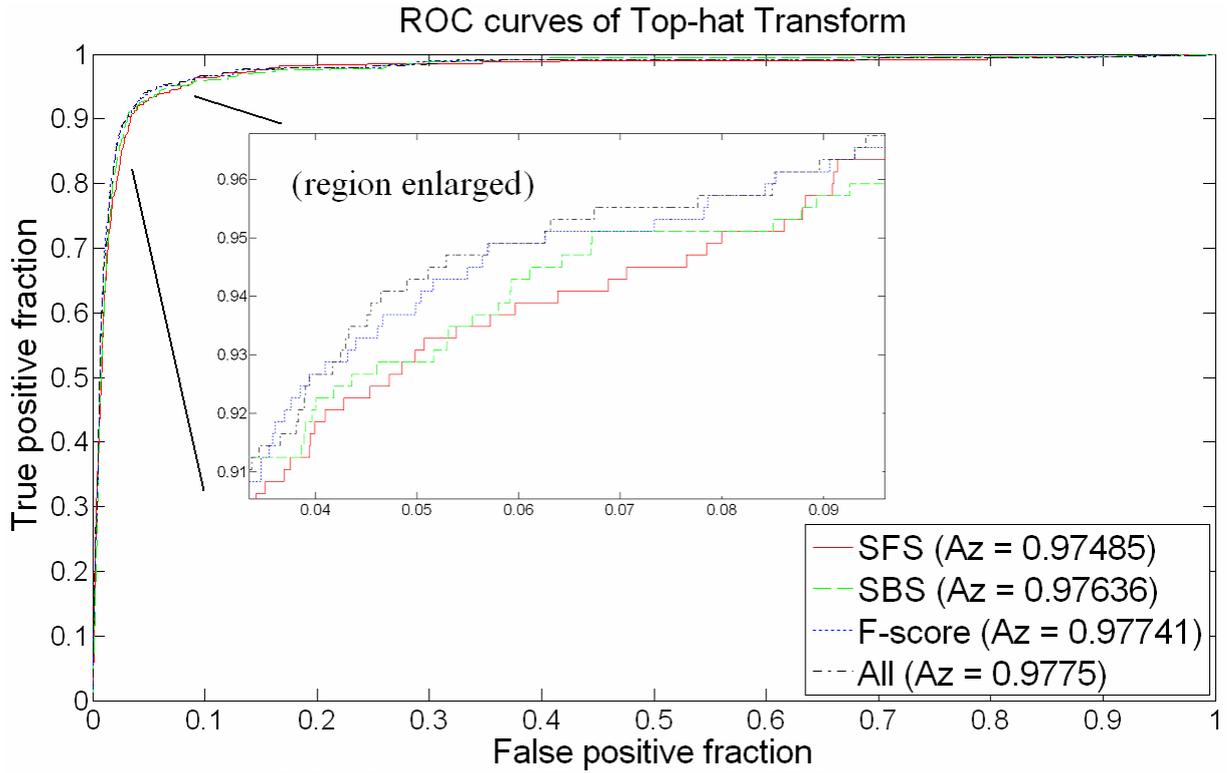


圖 3-21 Top-hat 轉換影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

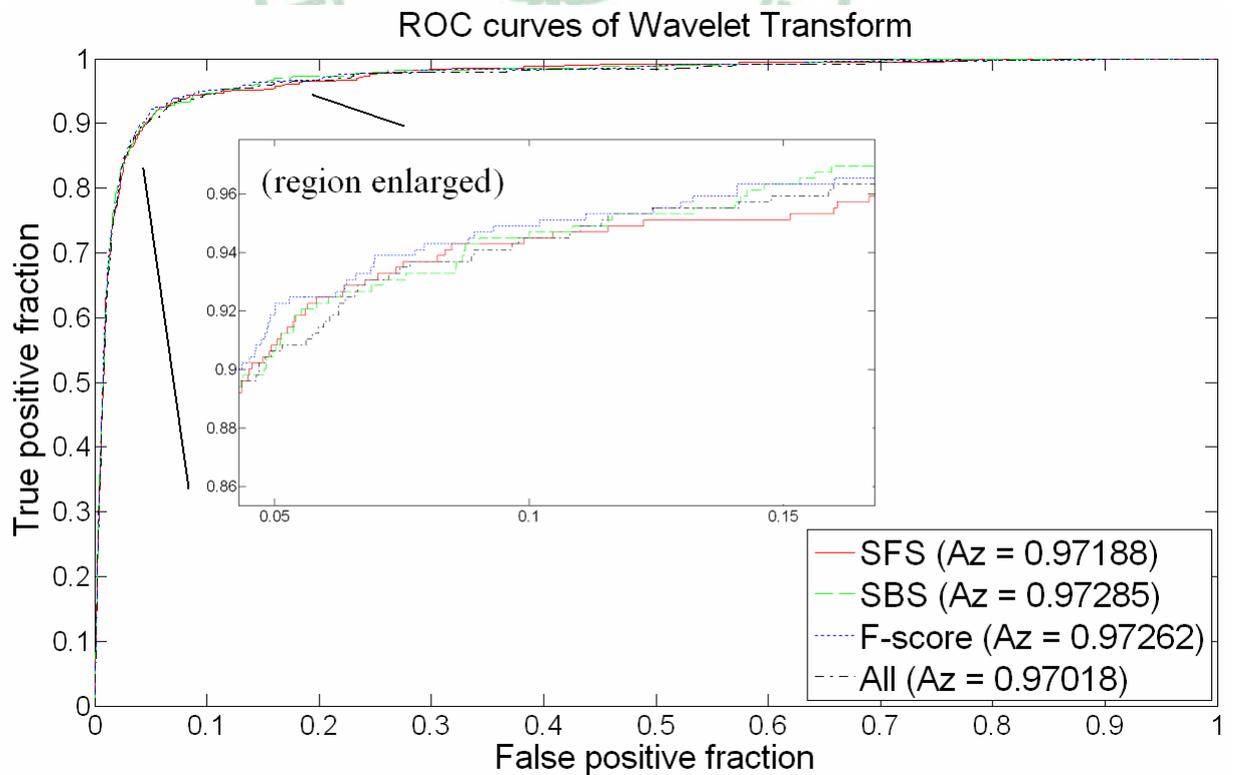


圖 3-22 小波轉換影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

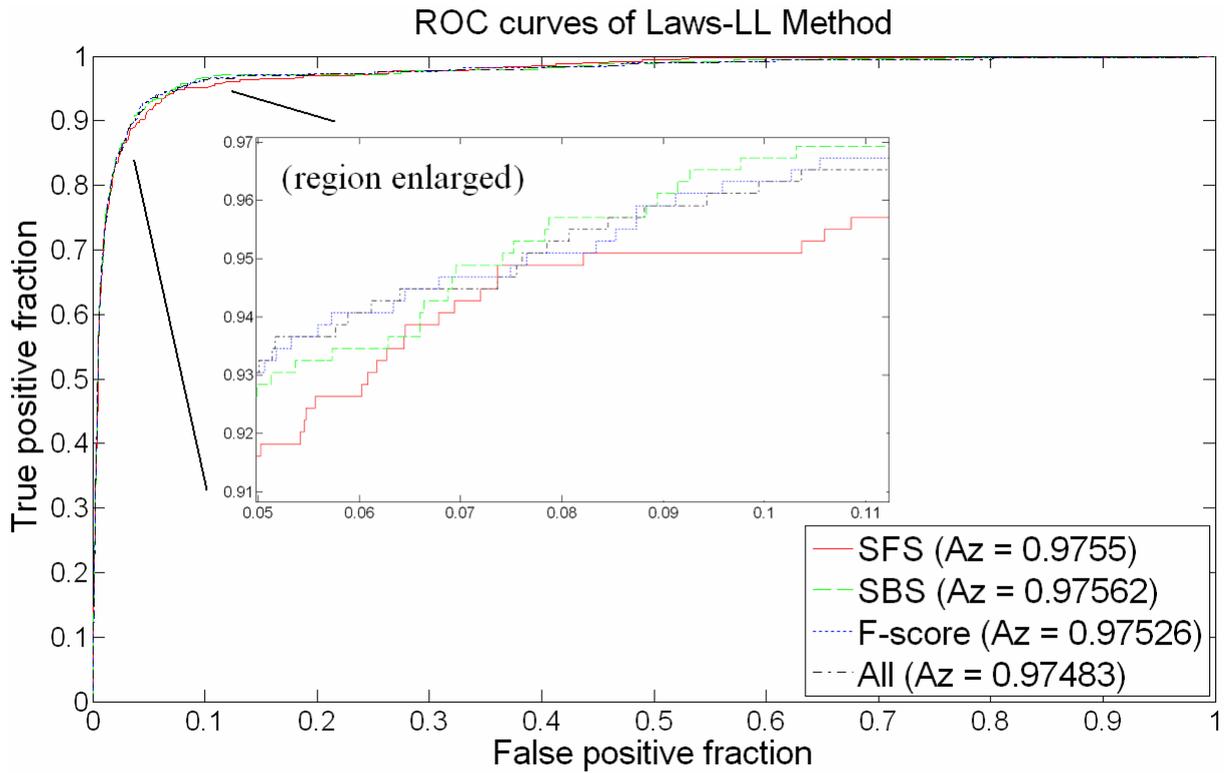


圖 3-23 Laws 濾波(LL)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

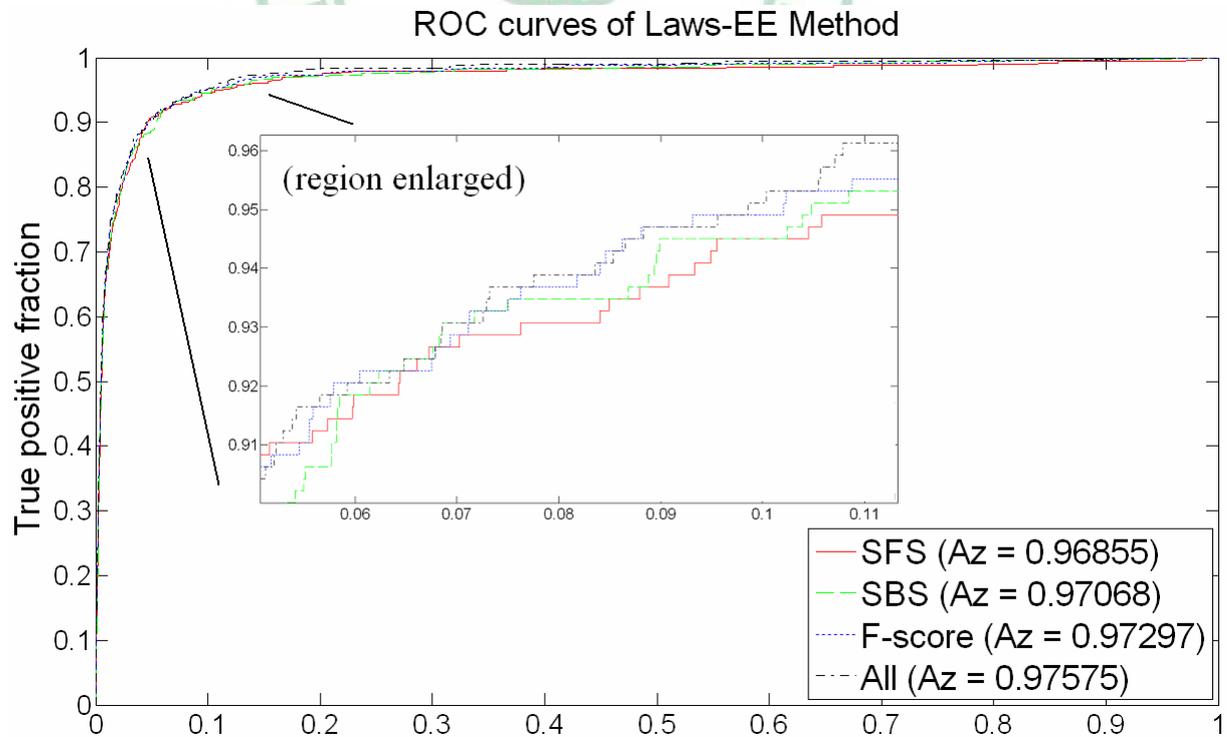


圖 3-24 Laws 濾波(EE)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

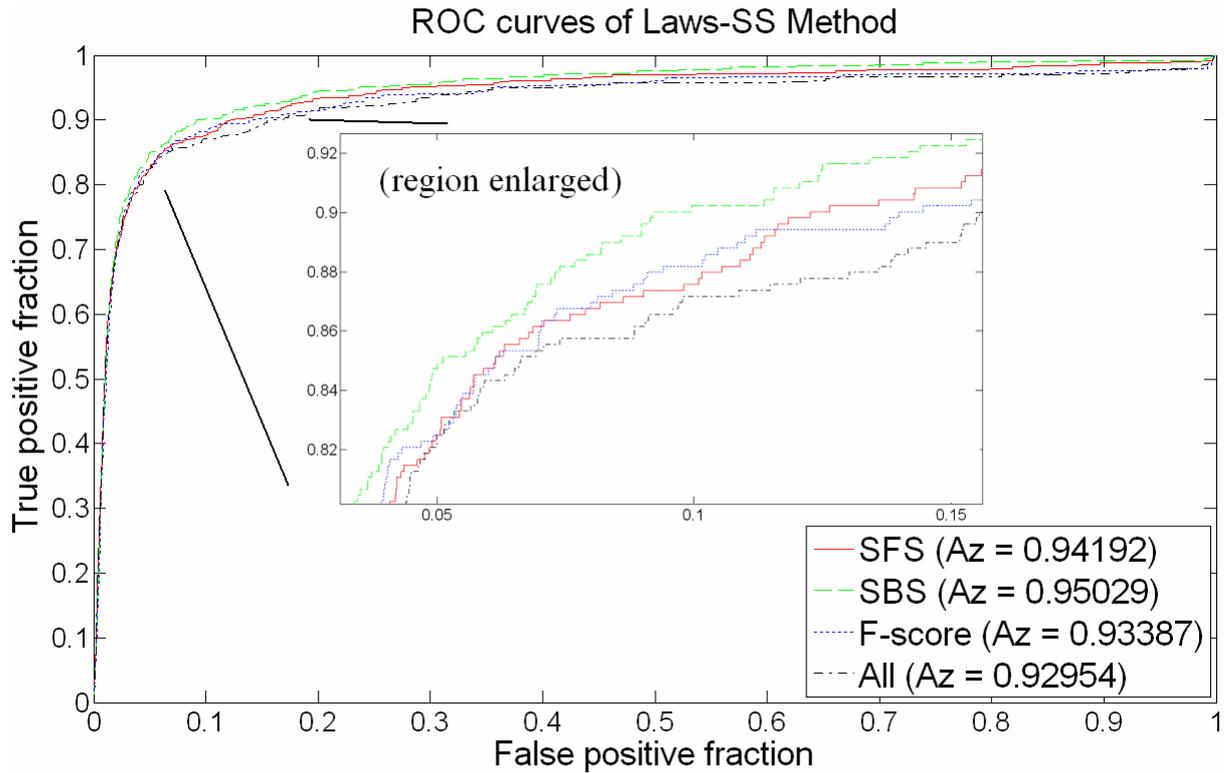


圖 3-25 Laws 濾波(SS)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

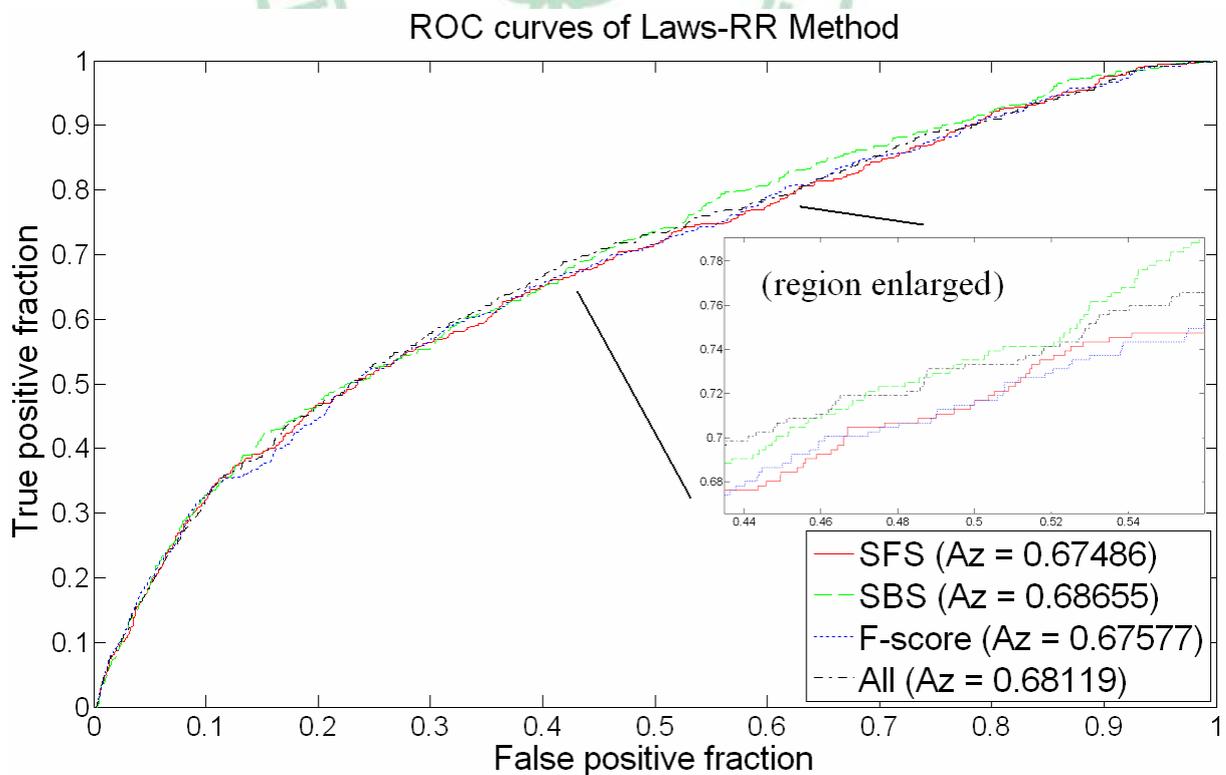


圖 3-26 Laws 濾波(RR)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

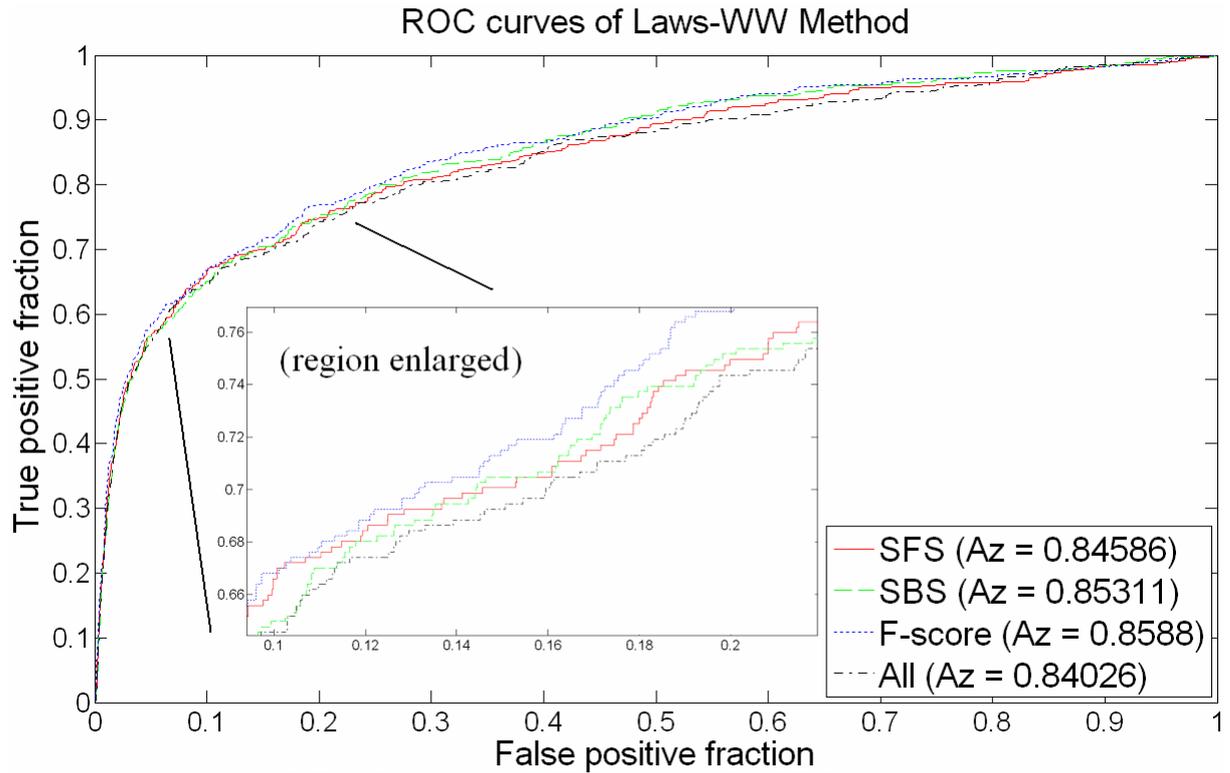


圖 3-27 Laws 濾波(WW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

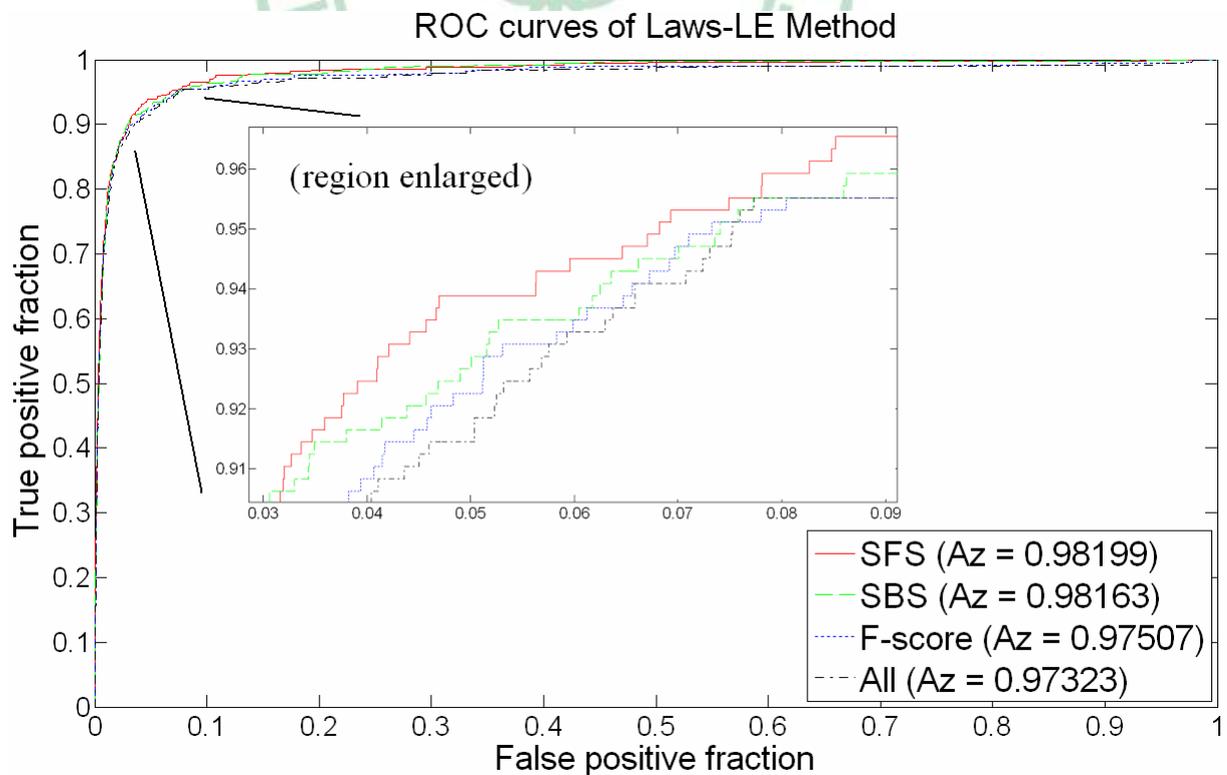


圖 3-28 Laws 濾波(LE)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

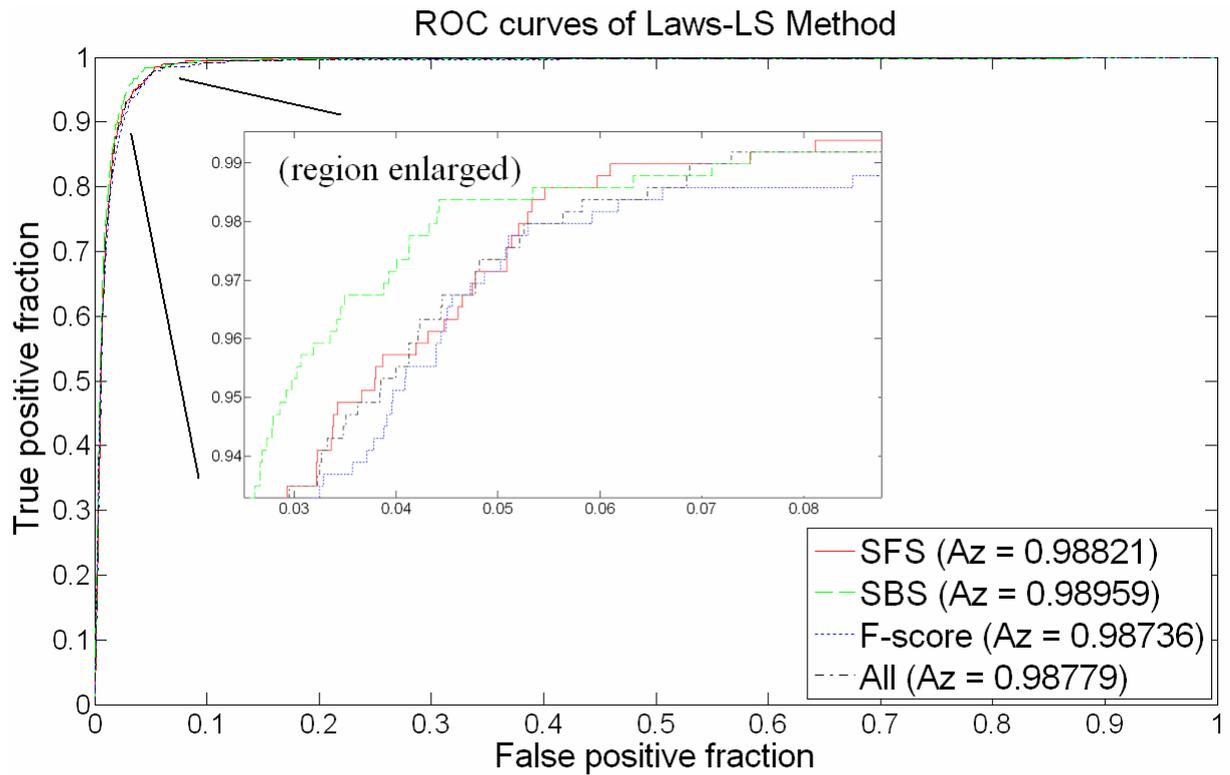


圖 3-29 Laws 濾波(LS)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

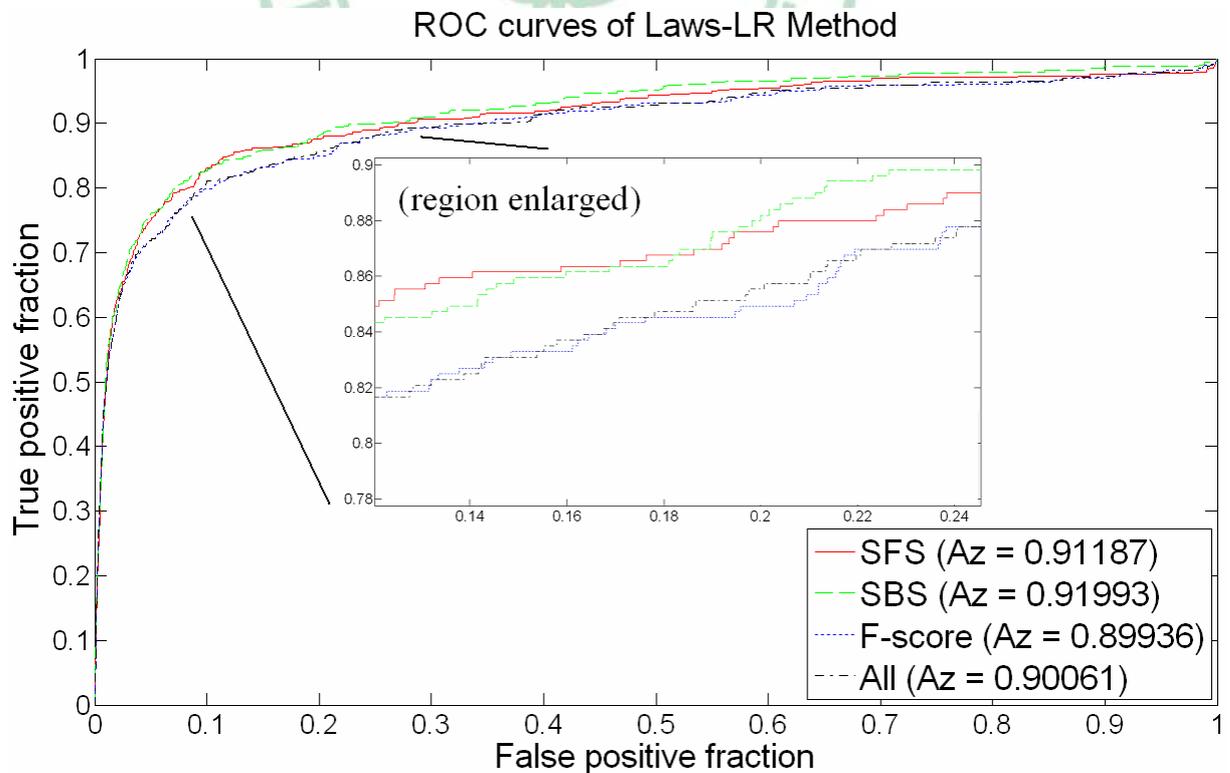


圖 3-30 Laws 濾波(LR)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

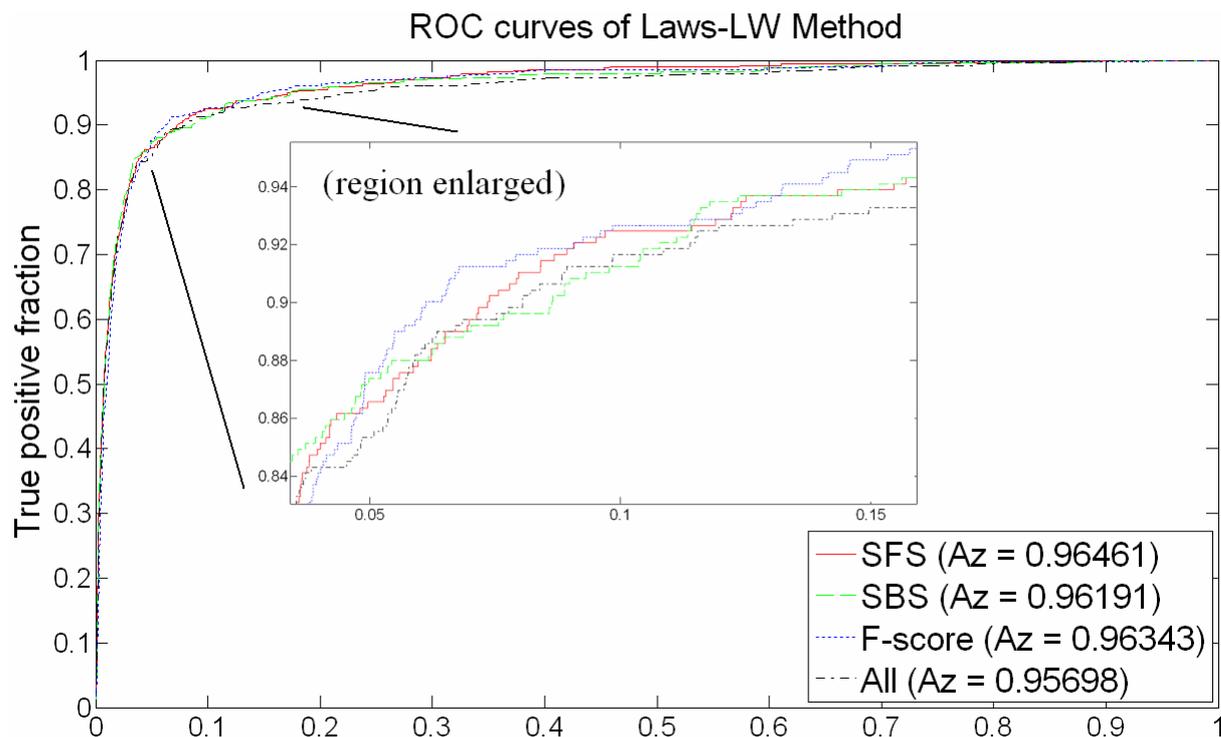


圖 3-31 Laws 濾波(LW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

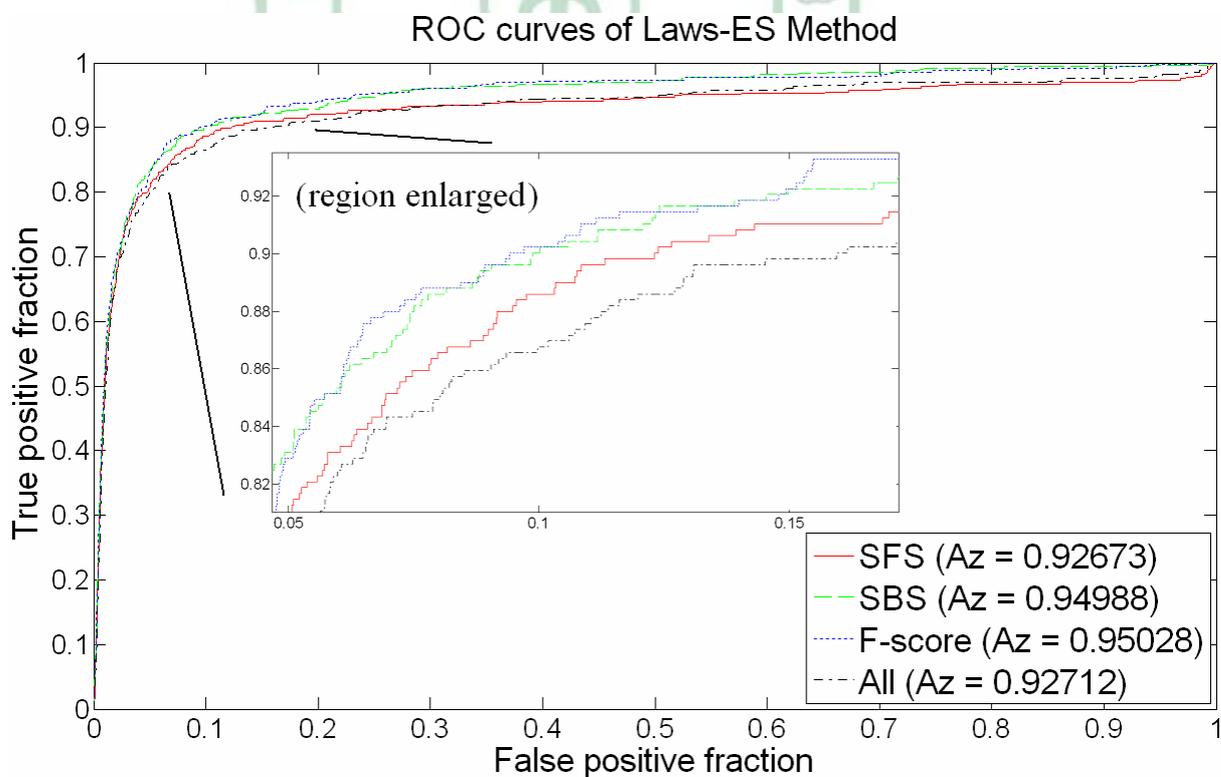


圖 3-32 Laws 濾波(ES)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

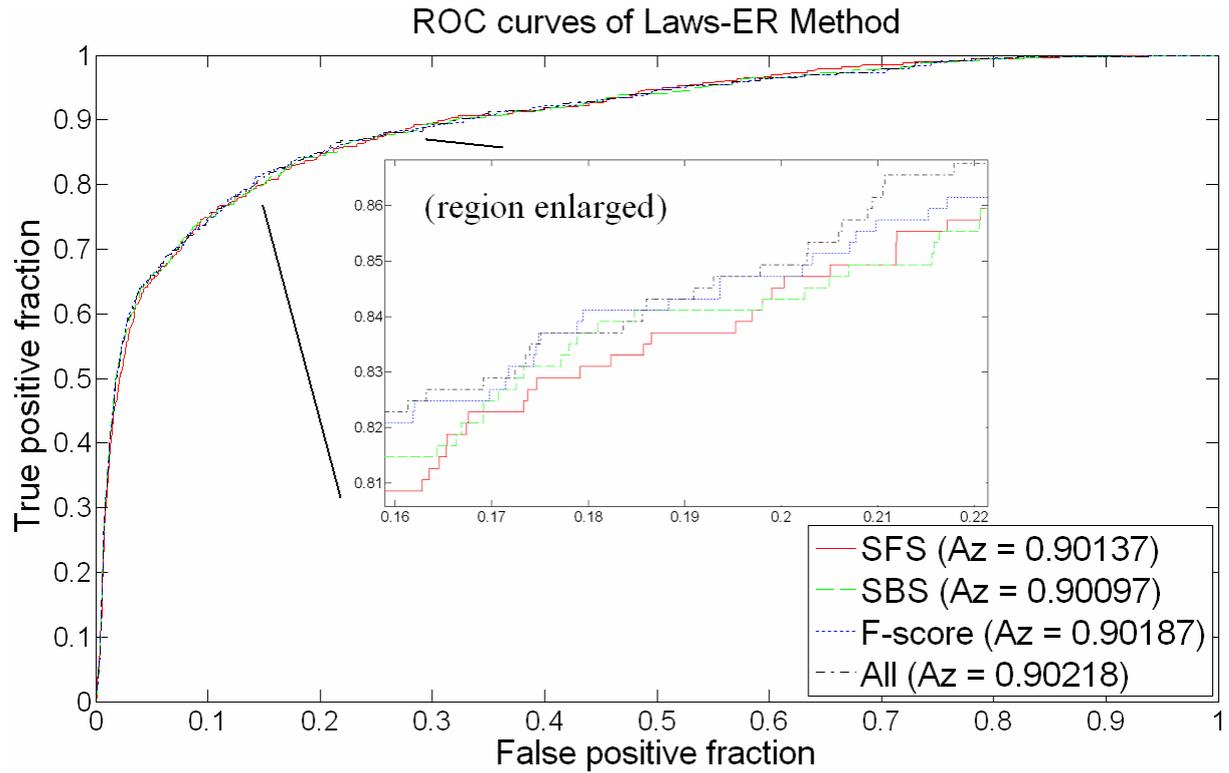


圖 3-33 Laws 濾波(ER)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

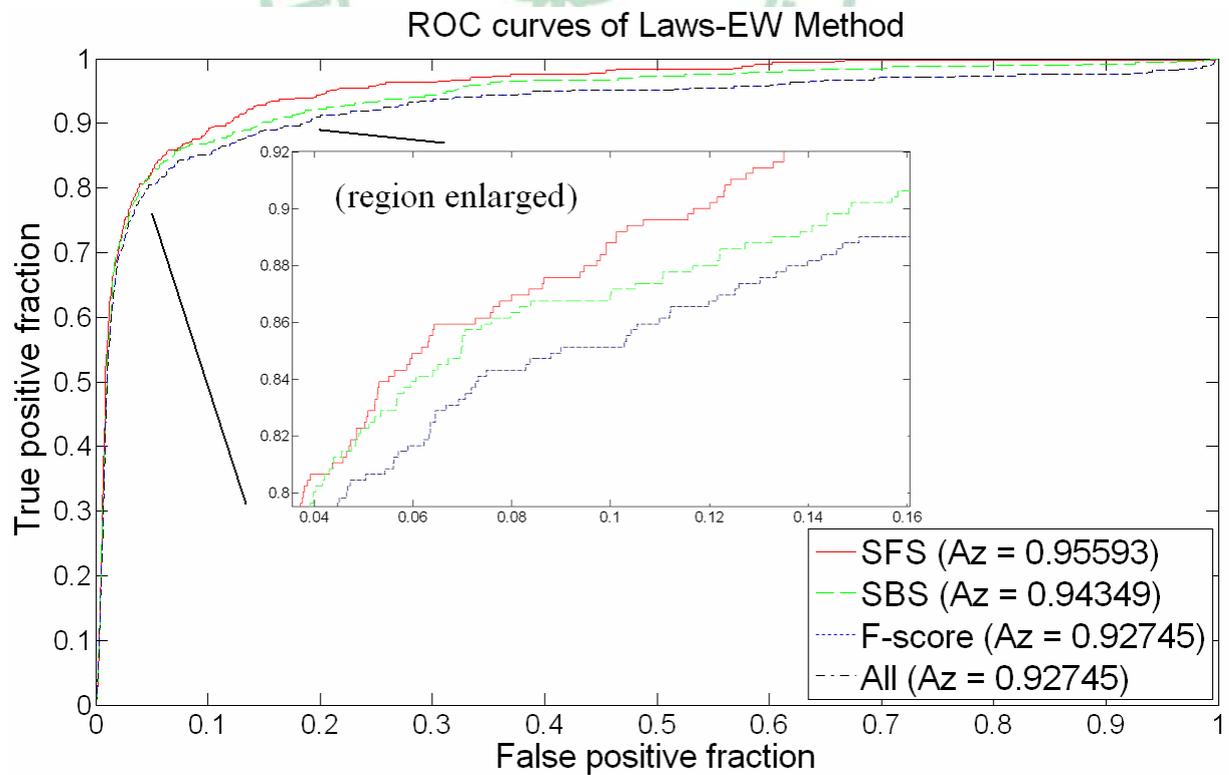


圖 3-34 Laws 濾波(EW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

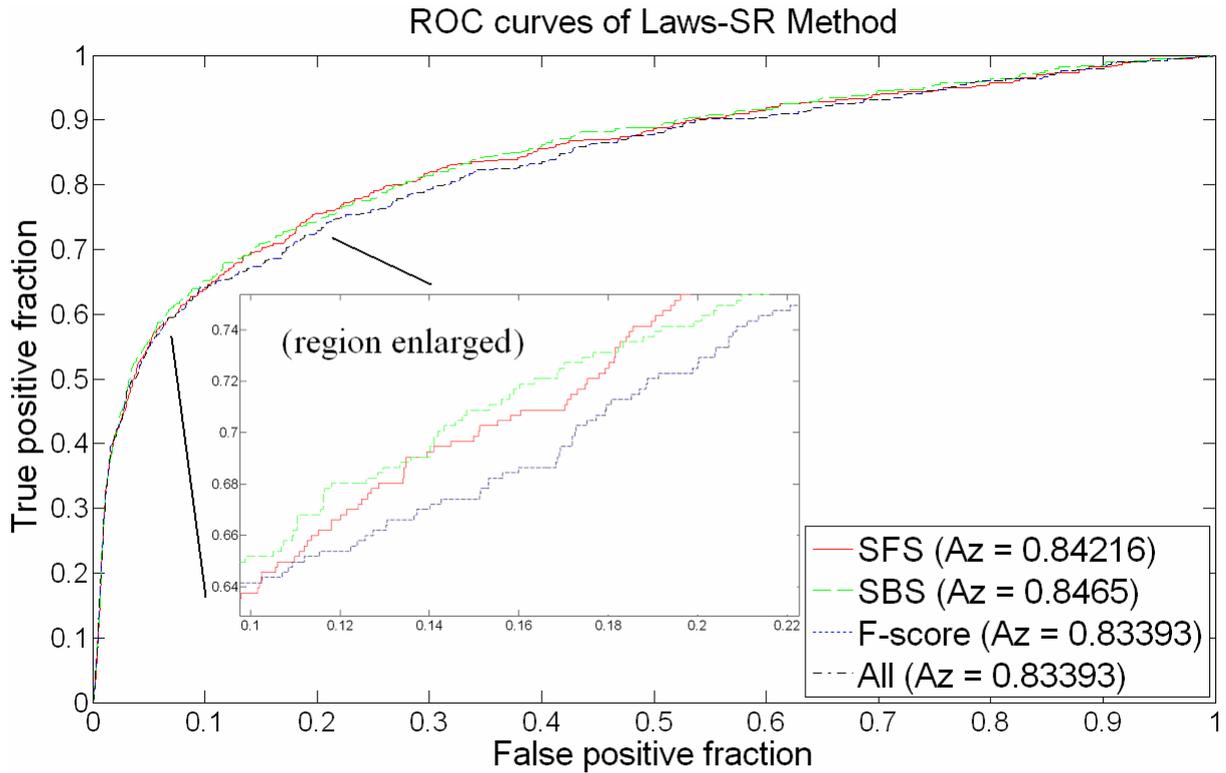


圖 3-35 Laws 濾波(SR)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

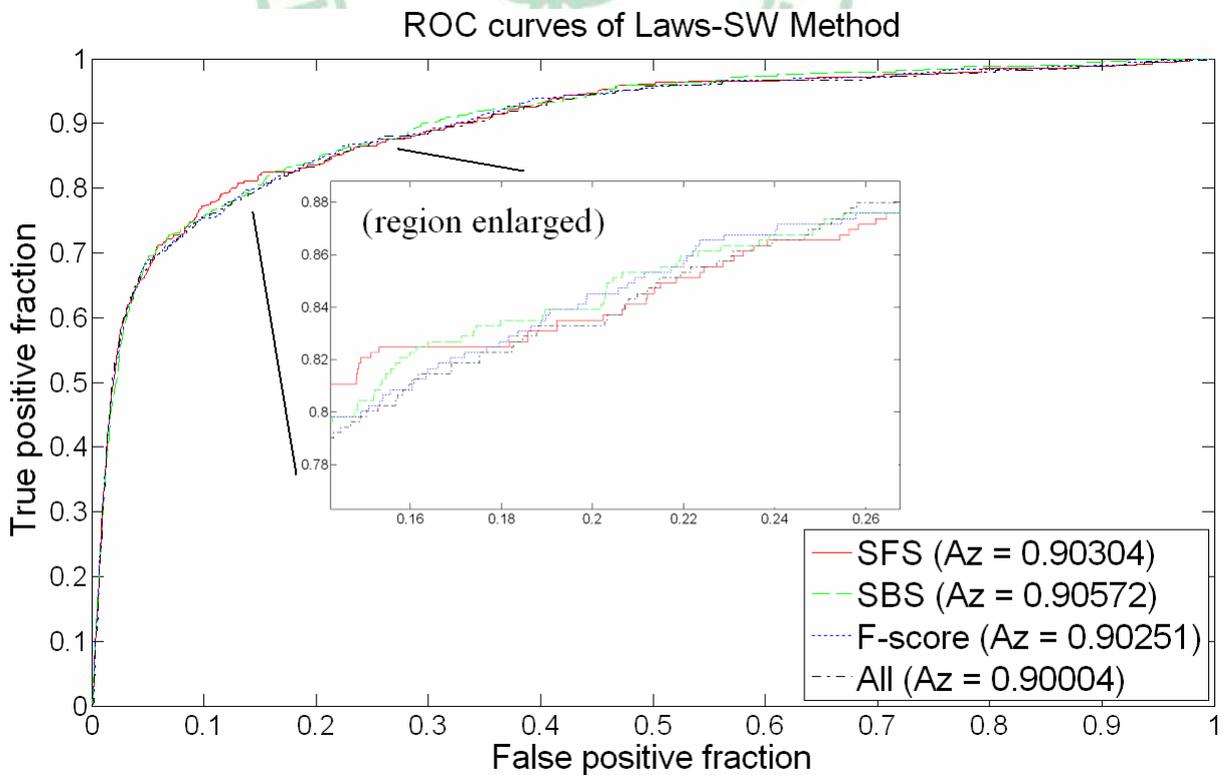


圖 3-36 Laws 濾波(SW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

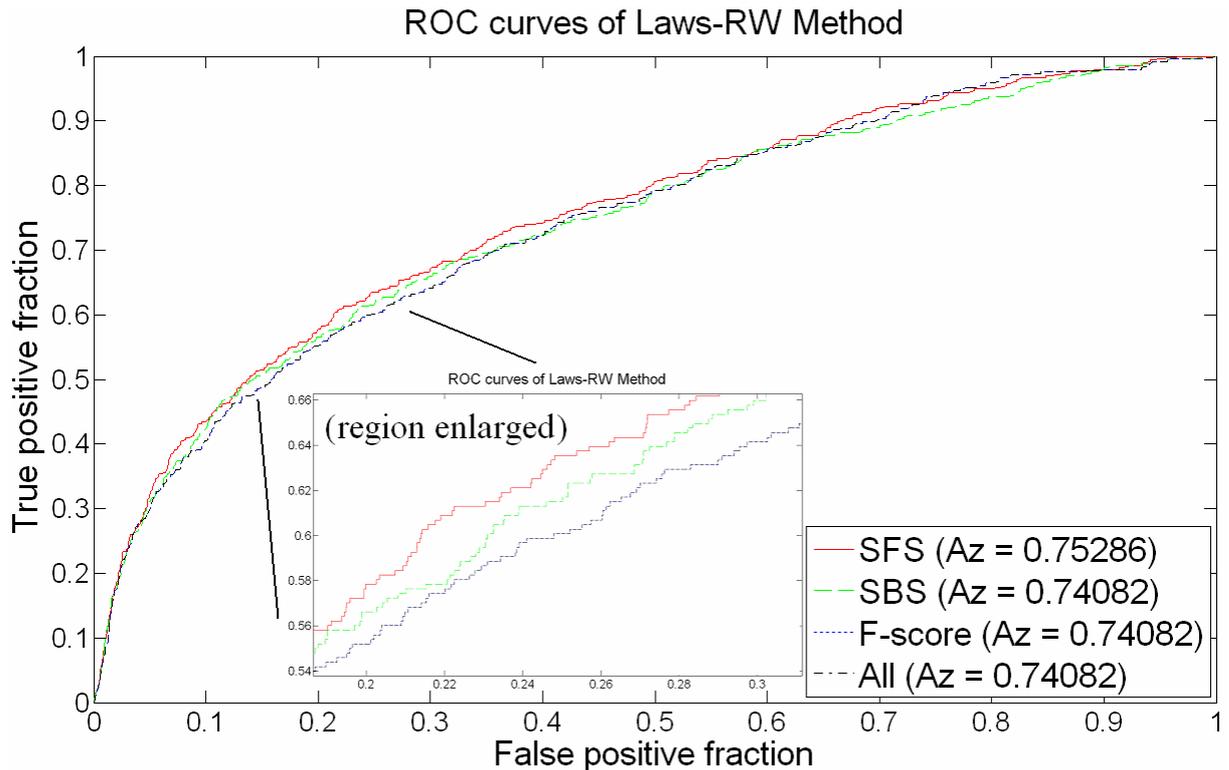


圖 3-37 Laws 濾波(RW)影像特徵參數對個別微小鈣化分類結果

除了比較三種特徵選擇方法的優劣之外，另計算使用所有 56 個特徵參數(All)所得出的分類器績效，以比較有無使用特徵選擇方法對分類器績效的影響。所有測試組資料在分類前已使用經訓練組所得到的平均數及標準差進行標準化動作。

將以上各圖數據整理於表 3-21，其中底色部分為該影像特徵參數搭配參數選擇方法中最好的結果(取到小數第 4 位)。

Laws 濾波影像中 LS 經 SBS 特徵選擇、LE 經 SFS 特徵選擇及 Top-hat 轉換影像使用所有特徵參數此三種方法為前三較佳的結果。將此三者兩兩交叉合併使用及合併使用三者的紋理特徵參數，其結果如圖 3-38。

表 3-21 測試組分類結果

	SFS	SBS	F-score	All
Log	0.9758	0.9745	0.9737	0.9728
Top-hat	0.9749	0.9764	0.9774	0.9775
Wavelet	0.9719	0.9729	0.9726	0.9702
LL	0.9755	0.9756	0.9753	0.9748
EE	0.9686	0.9707	0.9730	0.9758
SS	0.9419	0.9503	0.9339	0.9295
RR	0.6749	0.6866	0.6758	0.6812
WW	0.8459	0.8531	0.8588	0.8403
LE	0.9820	0.9816	0.9751	0.9732
LS	0.9882	0.9896	0.9874	0.9878
LR	0.9119	0.9199	0.8994	0.9006
LW	0.9646	0.9619	0.9634	0.9570
ES	0.9267	0.9499	0.9503	0.9271
ER	0.9014	0.9010	0.9019	0.9022
EW	0.9559	0.9435	0.9275	0.9275
SR	0.8422	0.8465	0.8339	0.8339
SW	0.9030	0.9057	0.9025	0.9000
RW	0.7529	0.7408	0.7408	0.7408

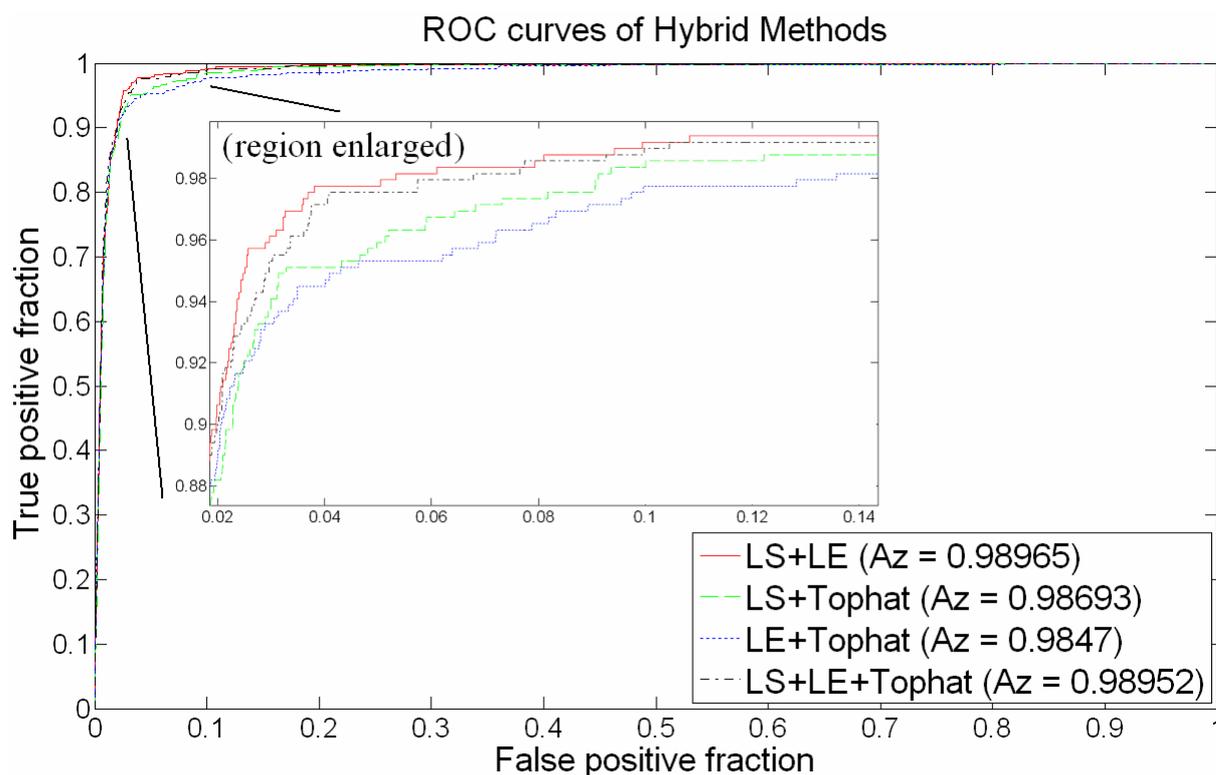


圖 3-38 合併特徵參數對個別微小鈣化分類結果

對於個別微小鈣化分類，合併使用 LS 和 LE 影像特徵參數有最好的結果，將此分類器模型套用到偵測微小鈣化群。使用作者所設計的簡易 GUI 程式，過程如圖 3-39 到圖 3-40。黃色方框代表系統判別為微小鈣化點的區域；綠色方框則是經由群聚動作，將個別微小鈣化點分群顯示微小鈣化群所在，其他 FPs 將在分群過程中被移除；紅色方框則為經醫師定義出的微小鈣化群位置。將結果投射在 Log 反轉換後的影像上，並可調整 window/level 以及圖片縮放、移動等來加以判斷。圖 3-40 為圖 3-39 分群後局部放大的影像。最後統計結果如下：在 54 張影像，67 個微小鈣化群中，依照 Kallergi[22]提出的定義，本系統有 90% 的敏感度，平均每張影像產生 0.74 個 FPs。

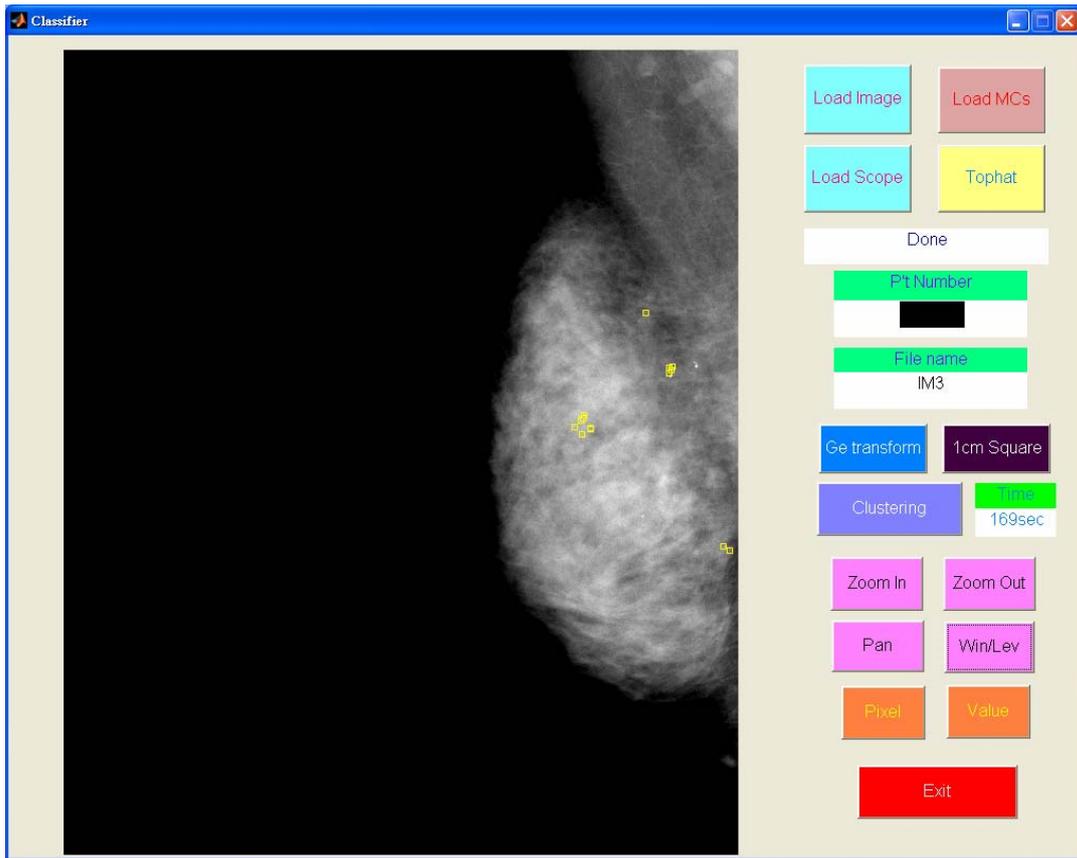


圖 3-39 個別微小鈣化偵測結果

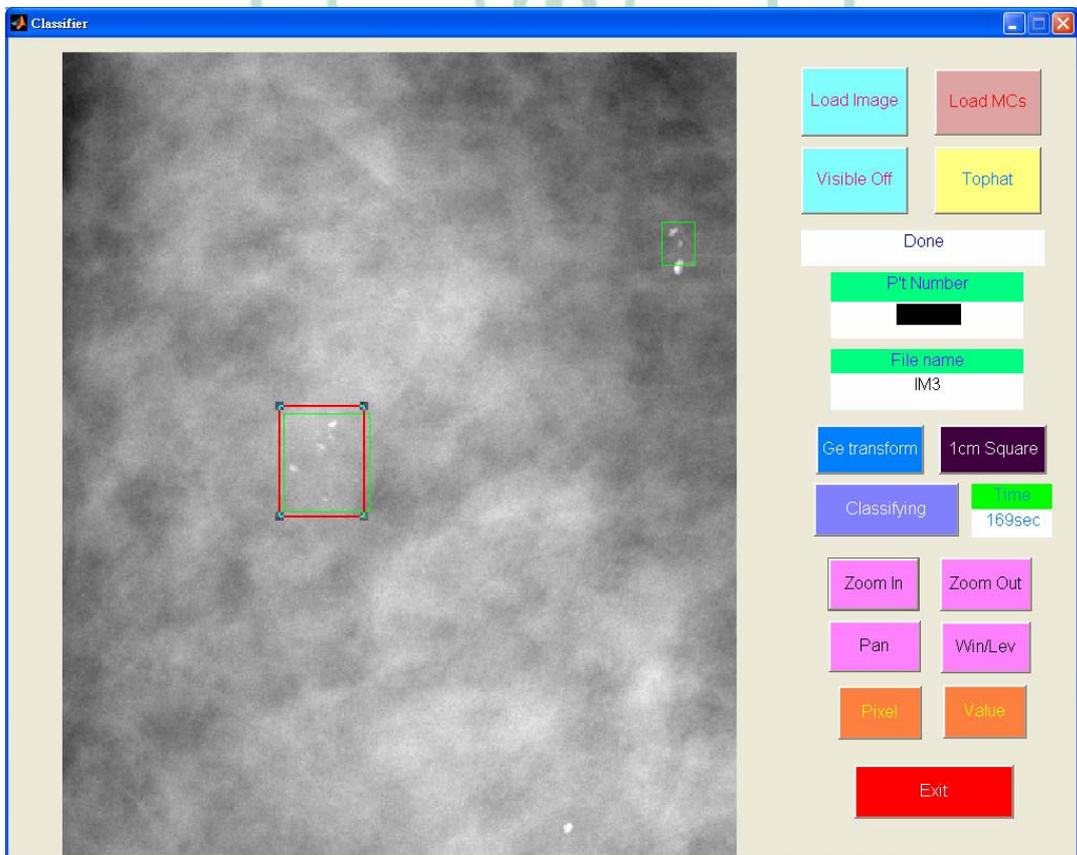


圖 3-40 微小鈣化群偵測結果

第四章 討論

4.1 結果討論

本研究採用自中國醫藥大學附設醫院放射科所提供的全域數位式乳房攝影原始影像。數位影像的使用更方便於影像處理過程，並可避免傳統底片在數位化(digitized)過程中產生的雜訊。

取得的原始影像經由 Log 反轉換以符合臨床判讀情況。接著合併使用 Top-hat 轉換及小波轉換來找出可疑微小鈣化點。為了降低產生的偽陽性訊號數量，經過雜訊去除步驟後，平均每張影像可以減少 250 個雜訊點。但是經由上述過程後，ground truth 中的 1050 個微小鈣化點只找出 1018 個，32 個並未被找出；原因可能在於這些微小鈣化點本身訊號不強，難與背景資訊分離，或是在雜訊去除步驟中被移除了。因為本研究最主要是找出微小鈣化群，加上未被找出的個別微小鈣化比例不高；也就是說，對於偵測微小鈣化群而言，找出每個個別的微小鈣化是非必要的，只要偵測出足夠的訊號即可[10]。在訓練組資料部分，採用微小鈣化比非微小鈣化資料量一比五的數量來當做訓練資料，因此共有 517 個微小鈣化，2585 個非微小鈣化資訊。

在特徵參數擷取方面，我們使用 18 種影像，四種角度分別計算 14 個特徵參數；經由實驗得知，不同角度所得到的訊號亦有其重要性，因此將其各自當做一獨立特徵參數使用，所以每種影像共可提取 56 個共同發生矩陣相關特徵參數。在執行特徵參數選擇之前，將所有訓練組資料用於定義分類器(SVM)的 hyperparameter，不同資料結構適合不同的參數值，此組參數將用於特徵參數選擇時的 SVM 及最後分類測試組資料所用的 SVM 上。由最佳參數搜尋結果來看，每一種影像所獲取的資訊得出的最佳參數都不同，沒有重複。

本研究使用三種特徵選擇方式：SFS、SBS 和 F 分數。在訓練組資料中，使用五次的交叉確認方法，試圖從 56 個特徵參數中，找出對分辨微小鈣化及非微小鈣化能較有貢獻的特徵參數。從結果觀察來看，從圖 3-2 到圖 3-19 中可以看出，F 分數在大多數情況下，所得到的均方差值皆較大；而 SBS 則大部分都有較低的均方差數值。此外，不同的影像處理方式所得到的均方差分布也不相同。從表 3-3 到表 3-20 可以看到，不同的特徵選擇方法所選出的最佳特徵參數子集合結果也不同。其中，在 Laws 濾波影像中，EW、SR 及 RW 三種影像經由 F 分數方法所得結果需使用所有特徵參數方有最佳結果，無法達到降低特徵參數數量及特徵選擇的目的。在此步驟有較低的均方差數值，代表在訓練組資料中，該種方法及其所選擇的特徵參數對分類器績效有所幫助，但實際應用在未經訓練的測試組資料有何表現將在以下做討論。

針對 18 種影像處理方式，三種特徵選擇方法加上使用所有特徵參數，分別訓練分類器，應用在測試組 26 位病人，54 張影像上。其中包含微小鈣化者共有 491 個，非微小鈣化者有 25697 個。使用 ROC 曲線及計算曲線下面積(Az)來當做評估各方法優劣的依據。從表 3-21 中看出，在大部分情況下，經過特徵參數選擇步驟所訓練的分類器其測試績效比未經過選擇、使用所有特徵參數做訓練的分類器要來的好。大多數經 SFS 及 SBS 所選出的特徵參數用來訓練分類器有較佳的結果；由 F 分數所選出的特徵參數用以訓練分類器，在測試組資料部分並不理想。此外，經過觀察，在特徵參數選擇過程中，該種影像處理方式在訓練組資料普遍有較低均方差者，用在測試組資料上也有較好的分類結果。以上現象皆與在訓練組資料中所觀察的相符合，總而言之，在訓練組資料中，經特徵參數選擇並在訓練組資料中獲得較低均方差者，應用在測試組資料上也同樣有較好的結果。特徵參數選擇的目的是期望使用較少的特徵參數依舊可以得到同樣的效能，藉此降低訓練分類器時輸入維度，減少訓

練時間。最重要的是，在測試過程中，愈少的特徵參數計算可以大大減少測試時間。

針對個別微小鈣化做分類的結果，Laws 濾波影像中的 LS 影像提取的紋理特徵參數經 SBS 選出者有最好的分類結果，其曲線下面積可達 0.9896；其次是 LE 影像經 SFS 選出的紋理特徵參數用以分類測試組影像達到 0.9820 的績效；第三是 Top-hat 轉換的影像，使用所有特徵參數訓練分類器有較佳的結果是 0.9775。將以上三組較佳的結果合併使用，由圖 3-38 中可看到，合併 Laws 濾波影像中的 LS 和 LE 影像的紋理特徵參數可以達到最好的分類效能，曲線下面積值有 0.9897；比單獨使用任何影像紋理特徵參數要好。而其他三種合併方式所得到的曲線下面積值皆比單獨使用 Laws 濾波影像中的 LS 特徵參數時還要低，顯示並非使用愈多特徵參數就有愈好的結果。

將合併使用 Laws 濾波影像中的 LS 及 LE 影像的紋理特徵參數所訓練出來的分類器應用在偵測微小鈣化群上，可得到 90% 的敏感度，平均每張影像產生 0.74 個 FPs。對於微小鈣化群產生 FNs 可能的原因為：該微小鈣化群本身微小鈣化數目不多(可能只有 3 個)，當系統誤判其中一個為非微小鈣化時，將不符合 Kallergi[22]提出的定義，而造成 FN 的發生。

本研究結果與 Ge 等人[11]在 2006 年所提出的方法做比較，同樣使用奇異公司(GE)的機器，取得數位乳房攝影影像，其系統得到最佳偵測效能為敏感度達 90% 時，平均每張影像產生 1.49 個 FPs。本研究所提出的系統，一樣可達到 90% 的敏感度，卻只有其一半左右的偽陽性誤判率。

4.2 研究限制

本研究仍有其不足的地方及限制存在：第一、本研究使用的影像處理方式皆應用在 Log 反轉換後的影像上，而 Log 反轉換方式為 Ge 等人

[11]所提出。雖然作者已比較過其轉換後影像與儀器廠商所使用的轉換方式所得影像像素值相差甚小，但尚未套用儀器廠商所提供的轉換影像於後續研究加以比較兩者差異。

第二、在找尋潛在可疑微小鈣化點時，仍無法將所有經醫師定義出的微小鈣化點找出，造成系統產生 FNs。雖這一部分造成的 FNs 比率不高，約 3% 左右；但可以再研究改善此問題的方式。

第三、找出的可疑微小鈣化點包含太多非微小鈣化資訊，雖然已透過雜訊去除步驟，平均每張影像可以減少 250 個雜訊，但還是需要研究更完善的方式以減少 FPs 的產生機會。

第四、文獻上對於分辨微小鈣化，除了使用紋理特徵參數之外，也有學者使用形態學相關等特徵參數。可以將其他文獻上出現過的特徵參數一併使用比較其結果。

第五、在特徵選擇方面，從結果可以看出，使用特徵選擇方法可以提高分類器的效能，且不同方法所得到的結果有所差異。因此，可以使用更多不同的特徵選擇方法，以找出最有效率的方式。

第六、除了使用 SVM 當分類器之外，亦可使用文獻上所使用過的其他分類器來測試其效能，做一客觀比較。

第五章 結論與建議

5.1 結論

乳癌在世界各國都已是女性癌症的前幾名，並且有其一定的死亡率。在台灣也是，女性乳房的癌症發生率更為所有女性癌症的第一名，不可輕忽。近年來，台灣跟隨國外的腳步，加強宣導乳房篩檢及防治的工作，建議 50 到 69 歲以上的婦女每兩年能接受一次常規的乳房攝影檢查。微小鈣化群被視為乳癌發生初期的重要象徵，乳房攝影則是診斷微小鈣化最有效率的工具。然而，微小鈣化本身的細小以及與背景乳房組織的對比度不佳，造成醫師在肉眼判讀上有些困難。因此，本研究透過影像處理技術，試圖找出一準確有效的方法，在乳房攝影影像上偵測出微小鈣化群，以提供醫師判讀時另一參考工具，進而提升診斷效率。

本研究使用原始數位乳房攝影影像，透過 Log 反轉換方式使影像符合臨床判讀情況，並且用於之後的影像處理上。使用 Top-hat 轉換及小波轉換找出潛在的可疑微小鈣化點，再針對這些可疑區域做判斷，此舉比對整張影像做分析來的更有效率，節省電腦計算時間。對於其中產生的非微小鈣化訊號，使用簡單的規則判別方法，將一部分雜訊去除。

由於有些微小鈣化與背景訊號太過相近，要準確分割出微小鈣化的形狀並不容易，本研究主要在探討不同影像處理方式所得到的紋理特徵參數，用於分辨微小鈣化組織的效用，以取代使用形態學特徵參數來分辨微小鈣化，避免分割過程時的錯誤造成分類器的誤判。使用 18 種影像，分別提取 56 個共同發生矩陣相關的紋理特徵參數。透過三種特徵參數選擇方法，找出最佳特徵參數子集合，來訓練分類器；在此所使用的分類器為支援向量機。

在分辨微小鈣化上，從 Laws 濾波影像中，經由 SBS 特徵選擇方法

所選出的 22 個 LS 影像提取的紋理特徵參數有最好的表現，其 ROC 曲線下面積可達 0.9896；由 SFS 選擇出的 14 個 LE 影像提取的紋理特徵參數有次佳的結果。合併 LS 和 LE 特徵參數則可以更提升其效能到 0.9897。其中透過特徵參數選擇方法，不只提升分類器的效能，也可以大幅降低輸入特徵向量的維度；在 LS 影像的特徵參數上降低了 61%，在 LE 影像上則是 75%。

使用最好的分類結果應用到偵測微小鈣化群上，本研究提出的系統可以有 90% 的敏感度，平均每張影像只有 0.74 個 FPs。以上結果顯示使用支援向量機搭配經特徵選擇所選出的紋理特徵參數對於分辨微小鈣化及非微小鈣化組織有其不錯的表現。

本研究完成以影像處理的方式，在原始乳房攝影影像上偵測出微小鈣化群，有良好的偵測能力，並有效減少誤判，且實際應用到臨床醫學影像上。建立一套可用在臨床診斷上的電腦輔助偵測系統，提供醫師診斷微小鈣化及微小鈣化群時的參考依據，並降低微小鈣化群誤判個數，進而提升醫師的診斷效率。

5.2 建議

本研究使用中國醫藥大學附設醫院放射科所提供的全域數位式乳房攝影原始影像來做影像分析，並由該科專科醫師定義 ground truth 來比對研究結果的準確性。為了更客觀與其他學者所提出的方法做比較，未來可以使用其他已知資料庫中的影像，應用於本系統，將本系統的結果與他人做比較，則可以了解本研究所提出的方法對不同來源影像的適用性及穩定性。

本研究透過使用紋理特徵參數進行特徵參數選擇以訓練分類器達到分辨微小鈣化及非微小鈣化組織的目的，進而偵測出微小鈣化群所在位置。經本研究實驗之結果可獲得不錯的偵測能力，但所使用的訓練組

及測試組資料量仍可持續擴充，增加分類器對各類資料的認知及獲得分類結果。使本系統效能評估更具公信力，系統偵測能力更加完善。

未來可以改進潛在可疑微小鈣化點找尋的方式，使用更多相關的特徵參數，不同的特徵選擇方法以及嘗試各類的分類器於此研究領域。將偵測效能更加提升，減少 FPS 跟 FNs 的產生，使偵測系統更有可信度。

本研究已基本建構出一套電腦輔助偵測系統於微小鈣化群上，日後可將此系統功能更加完備，與臨床醫師討論可增設的功能及需求，使系統更符合臨床上所需。此外，已有國內外學者研究偵測微小鈣化群並分辨其良惡性，未來本研究也可朝此目標前進，整合良惡性微小鈣化群組織的特性，加入醫師的專業知識，開發出針對微小鈣化群的電腦輔助診斷系統，提供醫師更多臨床上的參考依據及應用價值，減少病人不必要的切片檢查，最終達到早期診斷的效果。



參考文獻

1. “2007國民健康局年報,” 中華民國行政院衛生署國民健康局, 2008.
2. “Breast cancer facts and figures 2007-2008,” *American Cancer Society*, 2009.
3. “FDA approves computer-aided detection for digital mammography from Fischer imaging and R2 technology,” *R2 Technology Inc.*, 2007.
4. K. L. Bontrager and J. P. Lampignano, “Mammography,” *Textbook of radiographic positioning and related anatomy*, Elsevier Mosby, 2005.
5. E. Lazarus, M. B. Mainiero, B. Schepps, S. L. Koelliker, and L. S. Livingston, “BI-RADS lexicon for US and mammography: interobserver variability and positive predictive value,” *Radiology*, vol. 239, no. 2, pp. 385-391, May, 2006.
6. M. Gülsün, F. B. Demirkazik, and M. Anyürek, “Evaluation of breast microcalcifications according to breast imaging reporting and data system criteria and Le Gal’s classification,” *Eur. J. Radiol.*, vol. 47, pp. 227-231, 2003.
7. A. M. Knutzen and J. J. Gisvold, “Likelihood of malignant disease for various categories of mammographically detected, nonpalpable breast lesions,” *Mayo. Clin. Proc.*, vol. 68, pp. 454-460, 1993.

8. D. B. Kopans, “The positive predictive value of mammography,” *AJR.*, vol.158, pp.521-526, March, 1992.
9. E. A. Sickles, “Breast calcifications: mammographic evaluation,” *Radiology*, vol.160, no.2, pp.289-293, August, 1986.
10. A. Wróblewska, P. Boninski, A. Przelaskowski, and M. Kazubek, “Segmentation and feature extraction for reliable classification of microcalcifications in digital mammograms,” *Opto-Electron. Rev.*, vol.11, no.3, pp.227-236, 2003.
11. J. Ge, B. Sahiner, L. M. Hadjiiski, H. P. Chan, J. Wei, M. A. Helvie, and C. Zhou, “Computer aided detection of clusters of microcalcifications on full field digital mammograms,” *Med. Phys.*, vol.33, no.8, pp.2975-2988, July, 2006.
12. S. N. Yu, K. Y. Li, and Y. K. Huang, “Detection of microcalcifications in digital mammograms using wavelet filter and Markov random field model,” *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol.30, pp.163-173, April, 2006.
13. E. Regentova, L. Zhang, J. Zheng, and G. Veni, “Microcalcification detection based on wavelet domain hidden Markov tree model: study for inclusion to computer aided diagnostic prompting system,” *Med. Phys.*, vol.34, no.6, pp.2206-2219, June, 2007.

14. D. Betal, N. Roberts, and G. H. Whitehouse, "Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology," *Br. J. Radiol.*, vol.70, pp.903-917, September, 1997.
15. S. Yu and L. Guan, "A CAD system for the automatic detection of clustered microcalcifications in digitized mammogram films," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.19, no.2, pp.115-126, February, 2000.
16. I. El-Naqa, Y. Yang, M. N. Wernick, N. P. Galatsanos, and R. M. Nishikawa, "A support vector machine approach for detection of microcalcifications," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.21, no.12, pp.1552-1563, December, 2002.
17. H. Soltanian-Zadeh, F. Rafiee-Rad, and S. Pourabdollah-Nejad D, "Comparison of multiwavelet, wavelet, Haralick, and shape features for microcalcification classification in mammograms," *Pattern Recognit.*, vol.37, pp.1973-1986, October, 2004.
18. J. C. Fu, S. K. Lee, S. T. C. Wong, J. Y. Yeh, A. H. Wang, and H. K. Wu, "Image segmentation feature selection and pattern classification for mammographic microcalcifications," *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol.29, pp.419-429, September, 2005.

19. A. Karahaliou, S. Skiadopoulos, I. Boniatis, P. Sakellaropoulos, E. Likaki, G. Panayiotakis, and L. Costaridou, "Texture analysis of tissue surrounding microcalcifications on mammograms for breast cancer diagnosis," *Br. J. Radiol.*, vol.80, pp.648-656, August, 2007.
20. L. Wei, Y. Yang, and R. M. Nishikawa, "Microcalcification classification assisted by content-based image retrieval for breast cancer diagnosis," *Pattern Recognit.*, vol.42, pp.1126-1132, June, 2009.
21. Y. W. Chen and C. J. Lin, "Combining SVMs with various feature selection strategies," *Feature extraction, foundations and applications*, Springer, 2006.
22. M. Kallergi, G. M. Carney, and J. Gaviria, "Evaluating the performance of detection algorithms in digital mammography," *Med. Phys.*, vol.26, no.2, pp.267-275, February, 1999.
23. R. F. Walker, P. Jackway, and I. D. Longstaff, "Improving co-occurrence matrix feature discrimination," *Proceedings of the 3rd Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp.643-648, 1995.
24. R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol.SMC-3, no.6, pp.610-621, November, 1973.

25. T. Arodz, M. Kurdziel, T. J. Popiela, E. O. D. Sevre, and D. A. Yuen, "Detection of clustered microcalcifications in small field digital mammography," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol.81, pp.56-65, January, 2006.
26. H. Takeo, K. Shimura, T. Imamura, A. Shimizu, and H. Kobatake, "Detection system of clustered microcalcifications on CR mammogram," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol.E88-D, no.11, pp.2591-2602, November, 2005.
27. S. K. Yang, W. K. Moon, N. Cho, J. S. Park, J. H. Cha, S. M. Kim, S. J. Kim, and J. G. Im, "Screening mammography-detected cancers: sensitivity of a computer-aided detection system applied to full-field digital mammograms," *Radiology*, vol.244, no.1, pp.104-111, July, 2007.
28. L. Wei, Y. Yang, R. M. Nishikawa, and Y. Jiang, "A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered microcalcifications," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.24, no.3, pp.371-380, March, 2005.
29. A. S. Majid, E. S. de Paredes, R. D. Doherty, N. R. Sharma, and X. Salvador, "Missed breast carcinoma: pitfalls and pearls," *Radiographics*, vol.23, pp.881-895, July, 2003.
30. 連國珍, "數位影像處理," 儒林圖書公司, 2008.
31. 繆紹綱, "數位影像處理," 台灣培生教育出版股份有限公司, 2003.
32. 徐曉珮, "數位影像處理," 新加坡商湯姆生亞洲私人有限公司台灣分公司, 2005.

33. MathWorks, “Image Processing Toolbox User’s Guide,” *The MathWorks, Inc.*, 2007.
34. K. I. Laws, “Texture energy measures,” *In: Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop; Los Angeles*, 1979.
35. S. Theodoridis and K. Koutroumbas, “Pattern Recognition,” *Elsevier*, 2006.
36. C. C. Chang and C. J. Lin, “LIBSVM: a library for support vector machines,” 2009. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>
37. 莊克士, “醫學影像物理學,” 合記圖書出版社, 2003.

