

東海大學資訊工程學系研究所
碩士論文

指導教授：蔡清欉 博士

利用腦部假體於線性頻譜混合分析之驗證
Verification of linear spectral mixture analysis using brain
phantom

研究生：張嘉元

中華民國 一〇一 年七月

東海大學碩士學位論文考試審定書

東海大學資訊工程學系 研究所

研究生 張嘉元 所提之論文

利用腦部假體於線性頻譜混合分析之驗證

經本委員會審查，符合碩士學位論文標準。

學位考試委員會

召集人

柯建全

簽章

委員

員

溫嘉憲 蔡志文

孫永年

柯建全

指導教授

蔡志文

簽章

中華民國 101 年 7 月 6 日

摘要

近年，廣泛用於遙測影像處理中的線性頻譜混合分解法被應用於屬於多頻譜影像之磁振造影之分析。線性頻譜混合分解法是一個常用於高頻譜影像(例如遙測影像)中次像素目標物偵測與物質分類之技術。由於在遙測影像中感興趣之目標物尺寸一般都小於地面解析度，此時則必須使用次像素目標偵測法來偵測遙測影像中之目標物，否則目標物太小難以辨識。然而在過去將線性頻譜混合分解法應用於磁振造影的實驗中，皆是利用電腦模擬出來的腦部影像以及真實的腦部磁振造影成像來做分析，雖然電腦模擬之影像在腦部組織量化的數據上有真實解，但電腦模擬之影像存在沒有達到次像素成像的問題，而真實腦部磁振造影則因為操作上無法實際將人體大腦取出來做組織的量化，所以影像量化的結果就必須經由專業放射部醫師來判斷結果的正確與否，因此線性頻譜混合分解方法是否能達到次像素的偵測和量化尚未得到證明，故本研究實際製作了假體，取得其經由磁振造影儀器掃描後的次像素成像，藉此來驗證線性頻譜混合分解方法對於次像素目標物偵測和量化的能力。

透過與假體的含量真實解比較可以發現，線性頻譜混合分解方法確實能計算出不同組織成份的含量百分比，驗證了其能改善傳統影像處理方法無法達到次像素偵測和量化的缺點，進而有效量化出腦部中的主要組織。

關鍵詞：醫學影像、磁振造影、線性頻譜混合分解、假體、遙測

Abstract

The technique of Linear Spectral Unmixing, which is widely used in remote sensing, has recently been applied to analyze MRI images. Linear Spectral Unmixing is a technique normally used in Hyperspectral images to sense target sub-pixels and classify materials accordingly. In remote sensing, the dimensions of an object of interest are usually smaller than ground resolution. Due to an increased difficulty in identifying objects of a smaller dimension, subpixel object sensing can thus be used to recognize an object.

The computer simulation brain images and real brain MRI scans are usually analyzed in the experiments of applying Linear Spectral Unmixing in MRI. Although there exists ground truth on the computer simulation data of brain tissues, an image cannot be created by subpixels in computer simulation images. It is impractical to quantize a real human brain from MRI; as such, the quantization process is completed by a professional physician. Thus, it is not yet verified that whether the method of Linear Spectral Unmixing achieves the sense of subpixels. In this research, a phantom has been made and its subpixels from MRI obtained to verify the sense and quantization capability of subpixel objects by the approach of Linear Spectral Unmixing.

Compared with the real ratio in the phantom, the method of Linear Spectral Unmixing is able to obtain the percentages of different tissues. It verifies that the approach is able to resolve the defect associated with traditional image processing methods – that is, an inability to sense subpixel – and result in the effective quantization of main brain tissues.

Keywords: Medical Imaging, Magnetic Resonance Imaging, Linear Spectral Unmixing , Phantom, Remote Sensing

致謝

轉眼間就要從東海畢業了，碩士研究過程中的努力總算也開花結果了，口試通過的那一刻心中真的充滿了無限的感動，首先要謝謝蔡清欉老師在我剛進東海時看見了我的優點讓我進入網路多媒體實驗室與大家一起努力，並在我研究的路上時常的鼓勵和指導，不論是在學業或生活上都讓我學到了很多，也很謝謝陳享民老師、張建禕老師、蔡志文主任、廖啟賢老師、柯朝輝老師對我的指導以及幫忙，讓我在研究領域上能不斷的進步，另外也要謝謝士煜學長、Mark學長在我有困難時的熱心協助。在研究生活的每一天，謝謝婉琳的相互扶持和經常的協助，很開心我們都一起畢業了，還有謝謝承恩、秉荃平常的協助，你們也辛苦了，也很開心認識計中的大家，仕偉學長、Susan、秀珍，與你們相處真的感覺很棒！

最後，要特別感謝的還是最敬愛的家人，有你們在背後的支持，以及你們的體貼與包容，才能讓我順利的完成研究所的學業，沒有你們就沒有我今天的成績單，如今即將邁向人生另一階段的旅程，希望將來的每一天，都能像過去一樣，每天都有愛、值得、平安，也祝福大家！

目錄

摘要	II
Abstract.....	III
致謝	IV
第一章 緒論	1
1.1 研究動機與目標	1
1.2 論文大綱	9
第二章 線性頻譜混合分析	11
2.1 線性頻譜混合模型	11
2.2 非負限制最小平方法(Nonnegativity Constrained Least Squares, NCLS)	14
2.3 完全限制最小平方法(Fully Constrained Least Squares, FCLS).....	16
2.4 核方法和核技巧(Kernel trick).....	18
2.5 以核為基礎之非負限制最小平方(Kernel Based Non-negativity Constrained Least Squares, KNCLS).....	20
2.6 以核為基礎之完全限制最小平方法(Kernel Based Fully Constrained Least Squares, KFCLS).....	21
第三章 自製假體	23
3.1 磁振造影	23
3.2 實驗設備	24

3.3 初步實驗	25
3.4 假體材質	28
3.5 假體設計	30
第四章 實驗結果	37
4.1 實驗環境	37
4.2 實驗影像	37
4.3 實驗結果	39
第五章 結論	51
參考文獻	53

表目錄

表 1 測得含量百分比與真實解之相關係數.....	45
---------------------------	----

圖目錄

圖 1	腦部磁振造影(a)PD 影像 (b)T1 影像 (c)T2 影像	3
圖 2	混合像素概念圖	4
圖 3	當成基底材質之矽膠	25
圖 4	磁振造影顯影劑	26
圖 5	容量為 150ml 的矽膠假體	27
圖 6	初步實驗假體磁振造影掃描結果(a) T1 影像 (b) T2 影像	27
圖 7	假體設計概念圖	29
圖 8	正方體假體	31
圖 9	不同傾斜角度的三種壓克力平台(a)0 度 (b)4.588 度 (c)8.047 度	32
圖 10	正方體假體經過不同角度平台的旋轉(a)0 度 (b)4.588 度 (c)8.047 度 ..	33
圖 11	正方體假體經角度旋轉後水平面(兩物質交界面)提升示意圖	34
圖 12	假體經由軸切面取像之示意圖	35
圖 13	軸切面取出之影像堆疊示意圖	35
圖 14	軸切面影像堆疊俯視圖	36
圖 15	角度水平之假體的 MRI 影像(a) PD 影像 (b) T1 影像 (c) T2 影像	38
圖 16	角度 8.047 度之假體的 MRI 影像(a) PD 影像 (b) T1 影像 (c) T2 影像	38
圖 17	角度 8.047 度之假體的 MRI 影像(a) PD 影像 (b) T1 影像 (c) T2 影像	39
圖 18	NCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度	40

圖 19	FCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度	41
圖 20	KNCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度.....	42
圖 21	KFCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度.....	43
圖 22	軸切面之影像堆疊側視圖	43
圖 23	假體含量百分比線性關係圖	44
圖 24	NCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度.....	47
圖 25	FCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度	48
圖 26	KNCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度.....	49
圖 27	KFCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度.....	50

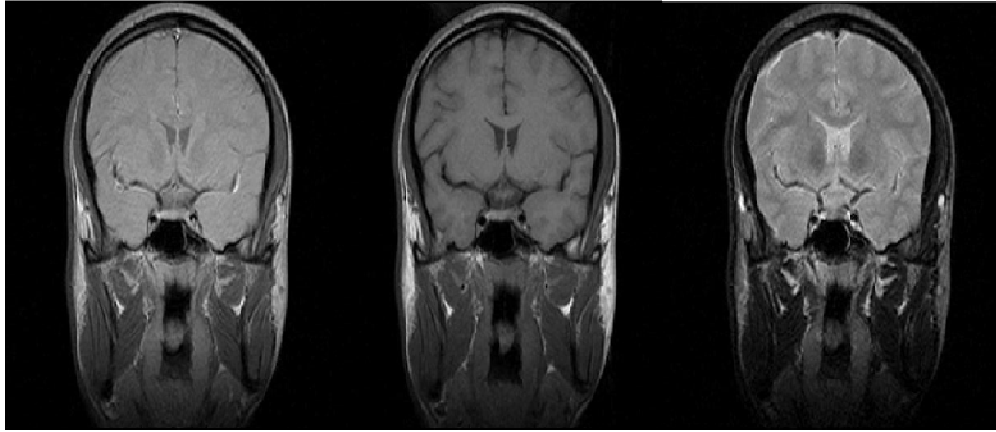
第一章 緒論

1.1 研究動機與目標

腦部是身體最重要的器官之一，可謂人體總司令，是個非常精密的器官，更重要的是，腦部是唯一的，絕大部份的神經細胞無法分裂和再生，因此若腦部一旦發生病變或傷害，對腦神經細胞的傷害，常是永久、無法挽回的破壞。根據過去的研究顯示許多腦部的疾病不只在功能上會產生障礙，也會導致腦局部的體積變化，如阿茲海默氏症、癲癇、老年癡呆症、過動兒、腦積水和精神分裂症等[1][2][3]。因此，有效的量化腦部體積可幫助醫師早期對腦部疾病的診斷，及早做藥物的控制，來減輕不可恢復的功能性喪失。

目前在醫學上針對腦部常做的檢查包括磁振造影(Magnetic Resonance Imaging, MRI)、電腦斷層攝影(Computer Tomography, CT)、腦波及神經超音波等。其中磁振造影在近二十多年間快速發展，並在各大醫院普及，成為各醫學中心研究的重心。磁振造影提供了高解析度的影像品質和豐富的生理資訊，能夠完整檢查腦部組織及顱內血管的結構，且最大的優點是沒有輻射的傷害，且能有多重切面以及非侵入性的檢查，是目前最先進且安全的醫學影像檢查，能協助醫師根據得到的影像做更準確的診斷，是應用很廣的一項檢查。

磁振造影的原理是依據所釋放的能量在不同的物質組織內部會有不同的衰減，通過外加梯度磁場檢測所發射出的電磁波，即可得知構成每一物體原子核的位置和種類，藉此就能得到磁振造影像。在磁振造影中，氫原子的原子核為人體成像的首選元素，因為人體的各種組織裡，含有大量的水和碳氫化合物，所以氫原子核的核磁共振靈活度高、信號強，所以為人體成像首選之元素。磁振造影的信號強度與被掃描物中的氫原子核密度有關，人體中不同組織間的含水比例不同，即含氫原子核數量的比例也不同，因此磁振造影掃描時產生的信號強度就會有所不同，利用這種差異就能將不同的組織分開。人體不同組織間或者正常組織與有病變的組織之間氫質子密度，氫原子核的密度均有會差異，磁振造影即可利用這些差異建構出質子密度影像(proton density weighted)、T1 影像(T1-weighted image)、T2 影像(T2-weighted image)三種不同對比的磁振造影像，如圖 1 為腦部磁振造影成像。



(a)

(b)

(c)

圖 1 腦部磁振造影像(a)PD 影像 (b)T1 影像 (c)T2 影像

(圖片來源：Internet Brain Segmentation Repository)

而為了量化腦體積數據，磁振造影分析的主要工作就是組織的分類，對於腦部磁振造影的檢查來說，腦部中主要有三大組織需要去分類，分別是白質(White Matter, WM)、灰質(Gray Matter, GM)以及腦脊髓液(Cerebrospinal Fluid, CSF)。而一般對於組織分類主要有兩大類的方法，第一種是利用像素間(inter-pixel)在空間域的相關性來對純像素(pure-pixel)做分類，而這類的方法需要將影像中的每一個像素硬性規定(hard decision)至某個類別，藉由這些類別達成影像中的分類、切割等目的，然而在磁振造影像中有部分體積效應(Partial Volume Effect, PVE)的問題，引發此問題的主要原因是因為解析度不足引起的現象，使得每一個像素(pixel)或體素(voxel)代表的不是唯一的組織，會多個組織訊號屬於同一個像素當中，此時的像素就不是傳統的純像素，而

必須視為混合像素(mix-pixel)，如圖 2 為混合像素的示意圖。

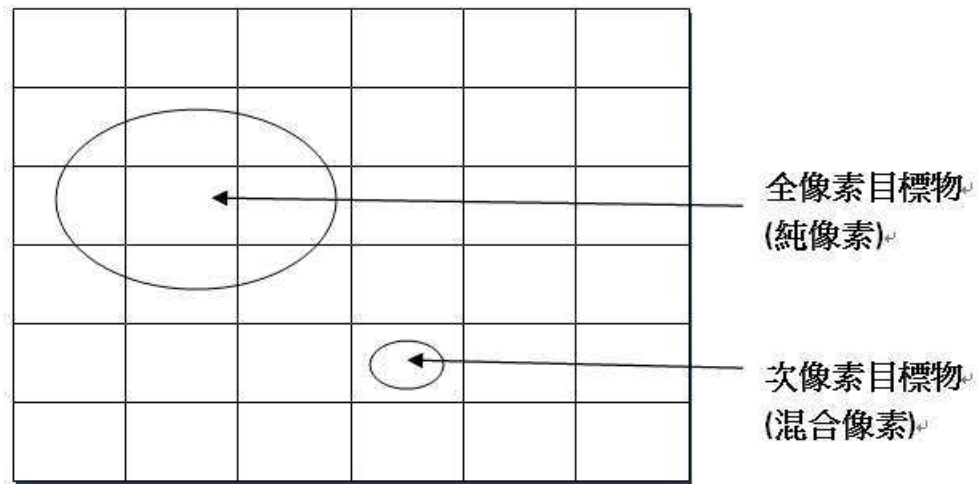


圖 2 混合像素概念圖

此外，在每張斷面影像，因為解析度不足，或者對核醫藥物代謝能力不同的鄰近組織因系統的点擴散函數(Point Spread Function, PSF)而影響彼此，造成一個像素內包含不只一種組織的資訊，通常稱此情形為溢出效應(spillover effect)。溢出效應也屬於部分體積效應的一部份，而實際上，部分體積效應並不是只有發生在組織小於解析度的狀況下才會有，小於解析度或說全寬半高(Full Width at Half Maximum, FWHM)兩倍大小的組織，部分體積效應就會逐漸出現，而組織越小，部分體積效應也越明顯。因此若利用傳統的以空間為基礎的影像處理方法來處理，便無法硬性規定每一個像素至某一個類別，也就無法偵測或量化影像中的不同物質，達成物質分類之目的。

為了解決此問題，組織物質分類的另一類方法是透過像素內的關係(intra-pixel)來達成分類。過去以頻譜為基礎的方法，廣泛用於遙測影像處理中的線性頻譜混合分解法 (Linear Spectral Unmixing, LSU) 即是此分類的方法。遙測影像因為有地面解析度(ground resolution)不足的因素，一個像素對應到地面有數公尺的寬度，因此許多個地面目標物經常會包含在一個像素當中，此時就不是傳統的純像素問題，用一般影像處理方法除了無法處理如此龐大的資料維度(data dimensionality)之外，對於這種次像素的個別物質偵測也無法處理，因而必須將像素視為混合像素(mixed pixel)，利用線性頻譜混合模型(linear spectral mixture model)[4][5][6]來處理，透過找出混合像素之中不同物質的含量百分比來將物質做分類，此類方法屬於軟性定義(soft decision)。

遙測影像屬於高頻譜影像(Hyperspectral images)，其頻譜解析度(spectral resolution)約含有數百個高頻譜感測器，可以提供數百個連續波段，而隨著成像光譜儀日趨發展成熟，更甚有含有數千個超高頻譜感測器之超高頻譜影像(Ultrospectral images)，能夠提供數千個連續波段。高光譜影像因含有較細緻且豐富的光譜資訊，因此以前利用多光譜影像無法辨識的地物，都可以利用高光譜影像來解決。而依據磁振造影的成像原理，磁振造影可視為多頻譜影像(Multispectral

images)，能提供三個波段之影像資訊，也就是 PD 影像、T1 影像以及 T2 影像等，而近年有研究也將線性頻譜混合分解法應用於磁振造影之分析[7][8][9]。

線性頻譜混合分解法應用於磁振造影之概念如下，磁振造影中所有的像素被當作一組元素集合之基準資料，這些資料由固定的組織成份所組成，而每一個像素都有其相對應的固有之組織成份。因此，每一個磁振造影中的像素都可用一個線性混合數學模型來表示，接著利用線性頻譜混合分解方法就能預測及推估出影像中每一個像素所包含之固有組織成份其含量百分比(abundance fraction)，藉此來達成組織之偵測、辨識、分類、量化或辨別等應用。

線性頻譜混合分解方法被應用到磁振造影主要為部分限制 LSU 法、完全限制 LSU 兩種方法，其中部分限制 LSU 的方法為非負限制最小平方法(Non-negative constrained least squares, NCLS) [10]，而完全含量限制之 LSU 的方法則是完全限制最小平方法(fully abundance-constrained least squares, FCLS)[11]。而隨著核(kernel)被引進了線性頻譜混合分析[12][13]，利用核能解決線性不可分問題之概念，原本的方法被延伸成了以核為基礎的線性頻譜混合分析(Kernel-based Linear Spectral Mixture Analysis, K-LSMA)。在遙測影像的實驗中，以核為基礎的線性頻譜混合分析比起原本的 LSU 方法結

果更能準確的將不同物質的含量計算出來。而近年也有研究將以核為基礎的線性頻譜混合分析應用到了磁振造影分析，其研究實驗結果亦顯示以核為基礎的方法在腦部組織的分類確實表現更佳。

然而在過去線性頻譜混合分析應用到磁振造影的實驗中 [14][15]，所使用的影像主要有兩類，第一類為合成之影像，主要是由麥吉爾大學建立之 BrainWeb 網站 [16] 來取得腦部磁振造影模擬之影像，此網站提供腦部磁振造影合成影像之資料庫給需要進行相關研究的人員使用，此外對於模擬之影像也提供組織分類的真實解，讓使用者能針對實驗進行量化研究和分析。第二類影像為真實腦部磁振造影影像，這些影像是真實由磁振造影儀器所取得的影像，主要是透過醫院方面提供並取得自願者的同意來使用腦部磁振造影。

然而兩類之腦部磁振造影在過去經由線性頻譜混合分解方法的實驗中都存在一個問題，對於第一類合成的影像來說，雖然 BrainWeb 網站針對其模擬的影像提供了組織分類之真實解，線性頻譜混合分解方法在此類影像也有良好的實驗結果，但這些模擬影像卻並非真正有達到次像素層級的模擬影像，無法真正計算並驗證其影像像素中不同組織所佔有的含量百分比，由於線性頻譜混合分解方法對於次像素的偵測和量化是最主要的特色所在，因此需要有一能針對次像素偵測和量化處理的影像來真正驗證此線性頻譜混合分解方法

的正確性。對於第二類真實磁振造影來說，其線性頻譜混合分解方法的實驗結果由於沒有真實解，因為操作上無法將真實人體大腦取出來做各個組織的量化，所以影像中組織量化的結果須透過專業放射部醫師的經驗來判斷實驗結果的好壞或正確與否。

此外，就過去遙測影像的實驗而言，使用的影像主要也是由電腦模擬影像搭配真實遙測影像來做實驗，如 AVIRIS 高光譜遙測影像，然而對於遙測影像的實驗結果，其對不同物質或區塊的分類，因為主觀的因素所以通常都僅依據視覺的觀察來判斷結果的好壞，而電腦模擬影像在真實上的效用也有待做驗證，因此，綜觀以上的問題，針對線性頻譜混合分解方法，需要有一個實質而非電腦模擬的假體，並且能有次像素設計的影像，以及能提供真實解來做實驗結果的驗證，藉此證實線性頻譜混合分解方法的正確性。

針對線性頻譜混合分解方法實作假體來驗證這是過去文獻中未曾有的，相對的，線性頻譜混合分解方法其對於次像素偵測和量化的能力一直未獲得真正的驗證，因此本研究實際製作了磁振造影假體來驗證過去使用的線性頻譜混合分解方法，在假體的設計上，本研究經由實驗挑選了適合的材質使其在不同的材質之間的磁振造影能有不同的對比，並設計有不同角度的壓克力平台，透過將假體旋轉不同的角度，使兩種不同物質在磁振造影掃描的切面上產生不同的比例混

合，並以數學方法計算出真實解來與線性頻譜混合分解方法的實驗結果做比較。

透過我們設計之假體，兩種線性頻譜混合分解方法，非負限制最小平方法、完全限制最小平方法以及其以核為基礎之版本等，其實驗的結果發現確實都能將不同比例之物質含量偵測並量化出來，與真實解的結果有一致性，驗證了線性頻譜混合分解方法在次像素偵測與量化的正確性。

1.2 論文大綱

本論文內容架構如下：第一章，簡單說明我們研究的動機與研究目標，以及過去研究的現況。

第二章，回顧了線性頻譜混合分析的方法，包含線性頻譜混合模型，其中有不同的含量限制，包括部分限制、完全限制最小平方法以及其以核為基礎之版本，都是本論文所探討之演算法的基礎。

第三章，介紹本研究實際設計並自製模擬磁振造影假體之過程，接著再透過上述之線性頻譜混合分解演算法進行實驗，偵測並量化影像中各物質的含量百分比。

第四章，為本研究實驗的結果，除了比較不同演算法之間所量化的結果之外，也將利用線性關係求出假體含量百分比的真實解，並與

實驗結果做一比較。最後，在第五章節提出我們的結論。

第二章 線性頻譜混合分析

由於本研究之目的是為了驗證線性頻譜混合分解方法在磁振造影中對於次像素偵測和量化的能力，所以本文除了前一章節介紹之磁振造影中產生次像素問題的主要因素，也就是部分體積效應之外，本章節會先介紹線性頻譜混合分解方法以及以核為基礎之線性頻譜混合分解方法等演算法，並於下一章節再進一步介紹自製假體的設計流程和細節，以及假體之磁振造影量化的流程。

2.1 線性頻譜混合模型

線性頻譜混合分析(Linear Spectral Mixture Analysis, LSMA)是過去在遙測影像中用來偵測與量化個別物質含量的技術，根據過去遙測研究[7][8][9]顯示，在超頻譜影像處理中被廣泛使用之線性頻譜混合分析可應用於磁振造影之分析。線性頻譜混合分解法之概念如下，假設影像中所有的像素被當作一組元素集合之基準資料，這些資料由固定的物質成份所組成，而每一個像素都有其相對應的固有之物質成份。因此，每一個影像像素都可用一個線性混合數學模型來表示，根據這個模型，接著再利用線性頻譜混合分解方法來預測及推估出影像中每一個像素所包含固有的組織成份之含量百分比。

例如當線性頻譜混合分解方法應用到腦部磁振造影時，線性頻譜混合模型的敘述如下，假設影像的維度(波段數)為 L ，當在磁振造

影中取得 T1、T2 和 PD 影像，磁振造影像的維度即為 3，也就是 $L = 3$ ；接著假設影像中包含了有 P 種組織成份，例如在腦部組織中主要的三大組織成份，灰質、白質以及腦脊髓液等，此時 P 即可假設為 3，這些存在於影像中的組織成份可由數學向量表示成 $M = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_p]_{L \times P}$ ，此外這些組織成份其相對應的含量百分比以 α 來表示，可表示成維度為 $p \times 1$ 之含量向量 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)^T$ ，其中 α_j 代表第 j 個組織成份 m_j 其相對應之含量百分比，但在此這些含量百分比是未知的，線性頻譜混合分解模型即假設磁振造影像中的像素 r 是由存在於影像中的組織成份向量 M 透過相對應的含量向量 α 作線性混合而成，其數學式可表示成：

$$r = M\alpha + n \quad (1)$$

其中 n 為雜訊，可表示量測之誤差。

線性頻譜混合分析的目的就是利用這些組織成份 M 經由線性頻譜混合分解模型解決線性反運算問題(inverse problem)將像素向量 r 做混合分解(unmixing)，藉此來預測及推算出每一個組織成份的含量百分比 α ，之後便可利用分解出來之含量百分比執行物質的辨識、分類、偵測、量化等工作。

值得注意的是，在線性頻譜混合分析中，對於每一個被估測的影像像素而言，不必然都會包含影像中全部 p 種物質，例如當某個組織成分 m_j 不存在於某像素中，此組織成份其對應的含量百分比 α_j 就等

於 0，也就是說整張影像中可能包含了很多組織成份，但一個像素中可能就只包含一個或數個組織成份。

針對在含量百分比 α 上的不同限制來區分，線性頻譜混合分析可以分成三大類：

- (1) 含量非限制線性頻譜混合分解法(abundance unconstrained LSU)，如正交子空間投影(orthogonal subspace projection, OSP)與最小平方正交子空間投影(least squares orthogonal subspace projection, LSOSP)是屬於非限制 LSU 法[17]。
- (2) 部份含量限制線性頻譜混合分解法 (partially abundance-constrained LSU)，如非負限制最小平方方法(Non-negative constrained least squares, NCLS)是屬於部份含量限制 LSU 法[10]。
- (3) 完全含量限制線性頻譜混合分解法方法 (full abundance-constrained LSU)，如完全限制最小平方方法 (fully abundance-constrained least squares, FCLS)則屬於完全含量限制之 LSU 方法[11]。

為了在磁振造影中量化組織成份的含量百分比，必須在線性頻譜混合分解法當中的物質含量百分比加入一些限制，如此才能提供較正確的物質含量百分比，兩個含量限制分別是：

(1) 含量為非負值限制(Abundance Non-negativity Constraint, ANC) ,
限制每一個被估算的組織成份之含量百分比必須大於或等於零 ,
以數學表示法為： $\alpha_j \geq 0, \forall 1 \leq j \leq p$

(2) 含量加總為 1 之限制(Abundance Sum-to-One Constraint, ASC) ,
限制被估算的組織成份之含量百分比加總起來必須等於 1 , 以數
學表示法為： $\sum_{j=1}^p \alpha_j = 1$

在非負限制最小平方方法中就只利用 ANC 之限制 , 來避免計算過
程中含量百分比產生負值的不合理情況 ; 而完全限制最小平方方法
則利用了 ANC 與 ASC 兩種限制。

2.2 非負限制最小平方方法 (Nonnegativity Constrained Least Squares, NCLS)

在線性頻譜混合分解模型的式(1)中的含量百分比 α 是我們想要
去估測出來的 , 為了求出 α , 利用了最小平方誤差(least squares error,
LSE)當作標準 , 其做法敘述如下 , 首先得到式(1)中的誤差項 :

$$n = (r - M\alpha) \quad (2)$$

接著即可得到式(1)的平方誤差方程式 :

$$E = (r - M\alpha)^T(r - M\alpha) \quad (3)$$

然後再形成最小平方誤差方程式 , 須找到一個 σ 使得 E 為最小 , 方程

式表示為：

$$\min E = \min_{\alpha} (r - M\alpha)^T (r - M\alpha) \quad (4)$$

為了求解式(4)之求極值問題，將該式微分並令其等於 0：

$$\left. \frac{\partial E}{\partial \alpha} \right|_{LS} = 0 \Rightarrow -2M^T r + 2M^T M \hat{\alpha}_{LS} = 0 \quad (5)$$

整理之後即可得估計之含量百分比：

$$\hat{\alpha}_{LS} = (M^T M)^{-1} M^T r \quad (6)$$

而在非負限制最小平方法中，限制了含量須不為負值，因此式(4)的最小平方問題必須更改成：

$$\min E = \min_{\alpha} (r - M\alpha)^T (r - M\alpha) \text{ 且 } \alpha \geq 0 \quad (7)$$

式(7)是一個包含限制式的求極值問題，在此利用了拉格朗日乘數法(Lagrange multiplier)來求解，而因為式(7)中的限制式 $\alpha \geq 0$ ，這是一個不等式，會使得拉格朗日乘數不適合來解決最佳化問題，因此這裡利用一個未知的且限制為正的 P 維常數向量 $c = [c_1 c_2 \cdots c_p]^T$ ，其中 $c_j > 0$ ，對於所有 $1 \leq j \leq p$ ，來解決非負值限制，此時即可建立 Lagrange J 如下：

$$J = \frac{1}{2} (M\alpha - r)^T (M\alpha - r) + \lambda(\alpha - c) \quad (8)$$

其中 λ 即為拉格朗日乘數，隨著 $\alpha = c$ 並將式(8)微分並令其等於 0 可得到：

$$\left. \frac{\partial J}{\partial \alpha} \right|_{\hat{\alpha}_{NCLS}} = 0 \Rightarrow M^T M \hat{\alpha}_{NCLS} - M^T r + \lambda = 0 \quad (9)$$

整理之後可得到下列兩個迭代方程式：

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_{\text{NCLS}} &= (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^T \mathbf{r} - (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \lambda \\ &= \hat{\alpha}_{\text{LS}} - (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \lambda\end{aligned}\quad (10)$$

$$\lambda = \mathbf{M}^T \mathbf{r} - \mathbf{M}^T \mathbf{M} \hat{\alpha}_{\text{NCLS}} \quad (11)$$

含量限制為負的最佳化求解問題，可利用 Lawson 和 Hanson 提出的方法，稱為 NNLS[18]以及之後 Bro 與 Jong[19]根據 Lawson 和 Hanson 方法另外提出的出兩個快速的 NNLS 演算法，一個是 FNNLS，另一個則為 FNNLSb。他們的概念是將估測預估測的含量百分比 α 成兩個索引集合，主動集合(active set)和被動集合(passive set)。其中主動集合包含所有 α 中對應到負值或零的索引；被動集合則包含所有 α 中對應到正值的索引。一開始會初始化先設定主動集合為空集合，而被動集合則包含所有 α 相對應的索引，經過式(10)和式(11)兩個方程式的迭代之後， α 所對應的索引會在主動和被動集合之間變動，當最有佳解時，拉格朗日乘數向量 λ 會滿足庫恩-塔克(Kuhn-Tucker)條件 [20]：

$$\begin{cases} \lambda_i = 0, & i \in P \\ \lambda_i < 0, & i \in R \end{cases} \quad (12)$$

執行到最後被動集合中的索引其相對應的含量百分比 α 即是最後所要求得的物質成份之含量百分比。

2.3 完全限制最小平方法(Fully Constrained Least

Squares, FCLS)

除了非負限制最小平方法引入的含量非負限制(ANC)外，完全限制最小平方法另外加入了一個限制，含量加總為 1 (ASC)之限制。很多線性頻譜混合分析的方法為含量非限制的型態，因此對於推算出來的物質含量 α 無法反映出真實的含量百分比，因而無法真正達到量化的目的。在磁振造影的例子也相同，在真實磁振造影中，組織含量的數值一定是非負值，因為不可能會有組織成份的含量會是負數，這不符合常理，另外根據線性頻譜混合模型，理想上所有物質的含量百分比加總起來應該是為 1，因此加入兩個限制之目的就是為了讓線性頻譜混核分解法估測之含量百分比更為基礎的方法能提供更準確的物質含量百分比。

限制含量須不為負值的方法如前一小節所述，而為了另外再加入含量加總為 1 之限制，需要再定義新的物質特徵矩陣以及像素向量。

新的物質特徵矩陣定義如下：

$$N = \begin{bmatrix} \delta M \\ \mathbf{1}^T \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $\mathbf{1} = \underbrace{(1, 1, \dots, 1)}_p$ ，

新的像素向量則改變如下：

$$s = \begin{bmatrix} \delta r \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (14)$$

透過在矩陣當中加入向量 $\mathbf{1}$ 的目的是讓原本線性頻譜混合分解

模型的式子，如式(1)經過定義新的物質特徵矩陣以及像素向量展開之後會產生如：

$$\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p = 1 \quad (15)$$

之方程式，此即為物質含量百分比加總為 1 之限制。另外，式(13)與式(14)中之 δ 為控制 ASC 影響程度的參數。因此，利用此新定義的矩陣，將非負限制最小平方法中的物質特徵矩陣 M 由 N 取代，像素向量 r 由 s 取代即可得到完全限制最小平方法。

2.4 核方法和核技巧(Kernel trick)

接下來將介紹以核為基礎之線性頻譜混合分析方法，由於非負限制最小平方法和完全限制最小平方法這些線性頻譜混合分析的方法是線性的，所以對於當資料是線性不可分的情況可能無法解決，因此這些線性頻譜混合分析的方法紛紛又進一步被延伸為以核為基礎之線性頻譜混合分析方法，包含了以核為基礎之非負限制最小平方法(Kernel Based Non-negativity Constrained Least Squares, KNCLS)與以核為基礎之完全限制最小平方法(Kernel Based Fully Constrained Least Squares, KFCLS)[21][22]。

以核為基礎之方法的概念是去利用非線性版本的線性演算法[23][24][25]，將原始的資料隱性的映射至高維度特徵空間。舉例來說，

假設在原始資料空間包含資料 $\mathbf{X} = \{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^N$ ，而透過一個非線性函數 Φ 會將資料空間 \mathbf{X} 映射至特徵空間 \mathbf{F} ，一般而言此特徵空間通常是高維度空間，需視非線性函數 Φ 而定，其原始空間和特徵空間的映射關係可表示如下：

$$\Phi: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{F} \text{ by } \mathbf{x} \mapsto \Phi(\mathbf{x}) \quad (16)$$

此時就能利用核技巧隱性地計算資料在特徵空間 \mathbf{F} 中的內積，而不需要真正映射原始資料至特徵空間，直接利用核函數代替特徵空間 \mathbf{F} 中的內積運算[26]，表示如式(17)：

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \langle \Phi(\mathbf{x}), \Phi(\mathbf{y}) \rangle = \Phi(\mathbf{x}) \cdot \Phi(\mathbf{y}) \quad (17)$$

其中 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 為內積運算， K 為核函數。

如此一來原本將每一個資料都映射到特徵空間並計算內積的方式就能簡單的利用核函數來取代，減少了原本需要經過複雜的運算，也減少運算所需花費時間。

而一般 3 種常見的核函數如下：[27][28][29]

- (1) Polynomial learning machine, $(1 + \mathbf{x}^T \mathbf{y})^p$
- (2) Radial basis function network, $\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2\right)$
- (3) Two – layer perceptron, $\tanh(\beta_0 + \beta_1 \mathbf{x}^T \mathbf{y})$

而以核為基礎之線性頻譜混合分析方法過去在磁振造影的研究中，使用的核函數是比較普遍被使用的Radial basis function，因此在後面本研究的實驗中所使用的核函數也將以Radial basis function

為主。

2.5 以核為基礎之非負限制最小平方(Kernel Based Non-negativity Constrained Least Squares, KNCLS)

在 2.2 節當中，非負限制最小平方方法引入了含量非負值之限制，形成了解決最優化問題，並且利用拉格朗日乘數而得到式(8)，最後經過微分的計算得到式(10)、式(11)兩個迭代方程式。在這裡，應用前述之核技巧的概念，將原本需要計算原始資料映射到特徵空間的內積以核來取代，因此將式(10)、式(11)中會出現內積型式 $\Phi(x) \cdot \Phi(y)$ 的項目都以核函數取代，而形成下列兩個式子：

$$\hat{\alpha}^{\text{KNCLS}}(r) = K(M, M)^{-1}K(M, r) - K(M, M)^{-1}\lambda \quad (18)$$

以及

$$\lambda = K(M, r) - K(M, M)\hat{\alpha}^{\text{KNCLS}}(r) \quad (19)$$

藉此核之概念就能應用至非負限制最小平方當中而形成以核為基礎之非負限制最小平方方法。

2.6 以核為基礎之完全限制最小平方法(Kernel Based Fully Constrained Least Squares, KFCLS)

如同 2.3 節所述，為了實行含量加總為 1 和含量非負值之兩個限制，一個簡單的方法就是引入式(13)新的特徵矩陣 N 和式(14)新的像素向量 S 至非負限制最小平方法中，同樣的，在此也利用新的特徵矩陣 N 和像素向量 S 取代 2.5 節中以核為基礎之非負限制最小平方法中的特徵矩陣 M 和像素向量 r 來得到新的演算法，以核為基礎之完全限制最小平方法。

前述之線性頻譜混合分析方法，NCLS、FCLS、KNCLS 以及 KFCLS 在過去研究實驗的結果中[21][22]，四種演算法在遙測影像的分類而言，其中以核為基礎的方法能有效改進分類效能，然而當資料的混合程度不同時會有不同的分類表現，而當資料的混合程度大的時候，以核為基礎的方法會有比較佳的表現。此外對於磁振造影而言[15]，以核為基礎的方法總體上有較佳的表現，且有較高的雜訊容忍度，而其中 KFCLS 在當腦部影像有執行去腦殼程序或當影像有高雜訊時有較佳的表現。針對以上的結果，以及過去研究實驗之影像的各種問題，例如未提供真正的次像素影像或缺乏真實解來提供驗證等問題，因此本研究實際設計並製作實質的磁振造影假體，透過假體的含

量百分比之真實解將線性頻譜混合分析演算法做一實驗和比較，驗證其方法的可用性與正確性。

第三章 自製假體

過去線性頻譜混合分解法應用於磁振造影像的實驗中，存在了實驗之腦部模擬影像沒有實際達到次像素成像的問題，而其實驗用之真實腦部磁振造影像則因為操作上無法將真實大腦取出來做物質的量化，因此無法有效驗證實驗之結果，造成線性頻譜混合分解方法的能力無法真正被驗證。故本研究實際製作模擬腦部之假體，使其能有混合像素之磁振造影成像，將此成像應用至線性頻譜混合分解方法。

3.1 磁振造影

在實際製作假體之前，由於本研究主要針對的是腦部磁振造影像組織量化的問題，因此設計上必須考量磁振造影儀器成像的相關原理，透過此來找到適合做為假體之材質，如此才能透過磁振造影儀器取得良好且可用的影像，提供給線性頻譜混合分析演算法使用。因此，在此會先行介紹磁振造影的基本原理。

磁振造影的原理主要利用人體內部組織含氫原子的多寡來成像的，任何自轉的帶電的粒子均能產生電磁場，例如氫原子核，此時這些粒子會像小小的磁鐵一般，而磁振造影就利用此特性，將氫質子 (^1H) 置於在外加強磁場當中，若以 1.5 特斯拉(Tesla, T)的磁振造影儀器比較，地球磁場強度相較之下約只有三萬分之一，當有了外加強磁

場時，這些氫質子就會順著磁場方向排列，接著再以特定頻率的電磁脈衝(radio frequency, RF)來激發氫質子，此時氫質子就會受新磁場的影響而改變自旋排列方向，而當在電磁脈衝消失之後，這些氫質子便會返回原本的排列方向，就在這回復的過程中氫質子會產生訊號，這就是磁振影像訊號的來源，之後再以接收線圈來接收訊號，以及梯度線圈來做空間的編碼，經由電腦重建後即可得到我們觀看的影像。

由於人體有 70%是由水組成的，因此氫原子含量豐富，故可使用於磁振造影。人體中不同組織會有不同之 T1 弛緩時間(T1 relaxation time)和 T2(T2 relaxation time)弛緩時間，弛緩(relaxation)是指氫質子逐漸回復到平衡的狀態，透過不同的造影參數，也就是重覆時間(Repetition Time, TR)以及回音延遲時間(Echo Delay Time, TE) 可以產生不同的組織之對比(tissue contrast)，因而得到 T1 影像、T2 影像、PD 影像，因此我們利用實際假體模擬腦部組織間不同對比，藉由不同的 TR、TE 造影參數去取得不同之 MR 影像。

3.2 實驗設備

本研究磁振造影儀器之設備與台中榮民總醫院放射部合作，使用之磁振造影儀器為 GE Signa HDx 1.5T MRI，並由專業放射部醫師操作協助取得假體之磁振造影像。

3.3 初步實驗

因為腦部主要包含了三大組織，灰質、白質以及腦脊髓液，為了讓製作出來的假體在磁振造影成像時能產生不同的對比，因此在製作假體之前，我們經由許多試驗來尋找可以產生不同對比的方法和材質。



圖 3 當成基底材質之矽膠



圖 4 磁振造影顯影劑

在初步實驗中，本研究實驗利用矽膠(silicon)當成基底材質，如圖 3，而在矽膠當中加入了醫院在磁振造影檢查所使用的顯影劑(釷,Gd)(圖 4)，顯影劑也稱為造影劑或對比劑，目的是讓判讀醫師可以知道組織或病灶的血流灌注情形，有助於分辨病灶的本質是發炎性、血管性、亦或是腫瘤類病灶，注射顯影劑也可使血管的影像更清楚。因此初步實驗在矽膠製成的假體當中加入各種不同濃度的顯影劑組合期望能產生有不同對比的磁振造影影像。



圖 5 容量為 150ml 的矽膠假體

如圖 5 中，我們在三個相同容量都為 150ml 的矽膠製作而成的假體當中各加入不同濃度的顯影劑，三個假體由左至右分別加入了 1ml、5 ml 以及 9 ml 的顯影劑，藉此期望能產生有不同對比的磁振造影影像。

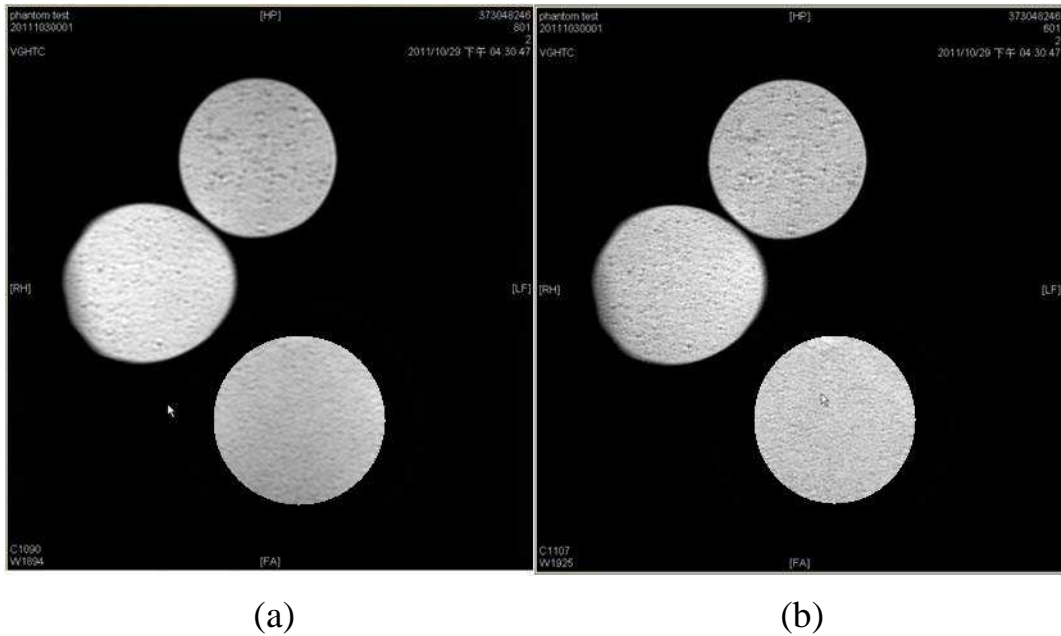


圖 6 初步實驗假體磁振造影掃描結果(a) T1 影像 (b) T2 影像

在尋找適合假體材質的初步實驗中，假體的磁振造影成像如圖 6 所示，成像結果顯示並未如預期中的依據不同濃度的顯影劑而有不同的對比成像，對比效果不明顯，且影像中似乎有過多的氣泡產生，此過多的雜訊會造成影像品質低落，無法利用於線性頻譜混合分析演算法中。

3.4 假體材質

有鑑於單一的假體基底材質欲顯示出不同對比的磁振造影像是困難的，經過反覆的實驗以及與台中榮總放射部醫師的討論，我們尋找了兩種材質當成上層和下層的物质成份，其假體設計構想如圖 7 所示，其中材質基本上必須滿足兩個特性：

- (1) 純淨無雜質
- (2) 兩假體材質之交界面必須是平滑的

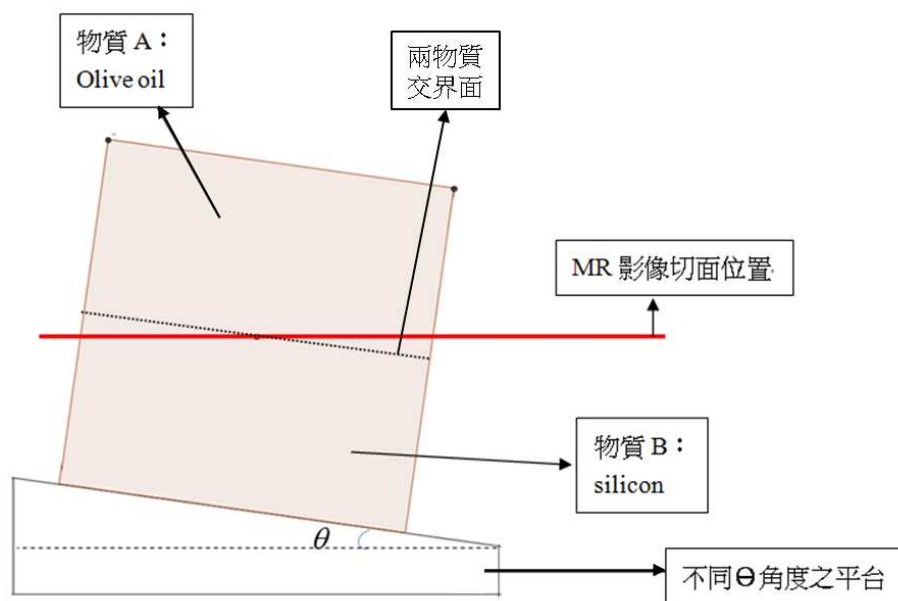


圖 7 假體設計概念圖

需要滿足第一個特性的原因主要是因為兩假體之材質所代表的都是腦部中的純物質組織，因此假體在磁振造影的成像必須是純的訊號，如此才能將任何雜訊對影像的影響降到最低，因此後續假體影像應用至線性頻譜混合分解方法時所計算出來的含量百分比，代表的才是只有兩個純物質個別所包含的。

滿足第二個特性的原因則是要避免假體兩個交界之間會產生空隙，因為一旦有空隙，假體經過磁振造影取像時空隙中的空氣訊號也會跟著跑到影像當中，使得訊號不純淨，如此即會造成線性頻譜混合分解方法時無法正確的量化假體中的純物質，同時也會造成物質含量百分比之真實解與線性頻譜混合分解方法估算出來之含量百分比因為存在雜訊誤差而無法做真正的驗證。

最後本研究選擇矽膠和純橄欖油來當成假體中的兩種物質成份，除了兩者材質皆符合需純淨無雜質的特性之外，其中一種假體材質選擇液態的物質也能讓兩假體物質在交界面緊密的結合，此也能符合交界面必須是平滑的第二個特性。而矽膠和純橄欖油經由磁振造影成像出來的對比也符合預期，因此選擇矽膠和純橄欖油來當成兩種假體中的材質。

3.5 假體設計

本研究假體的設計實體如圖 8 所示，盛裝假體的容器為 10cm(長) × 10cm(寬) × 10cm(高)之正方體壓克力容器，容量剛好是 1 公升，其中假體下半部填充的材質為矽膠，容積為 0.5 公升，上半部則為填充純橄欖油，容積為 0.5 公升。

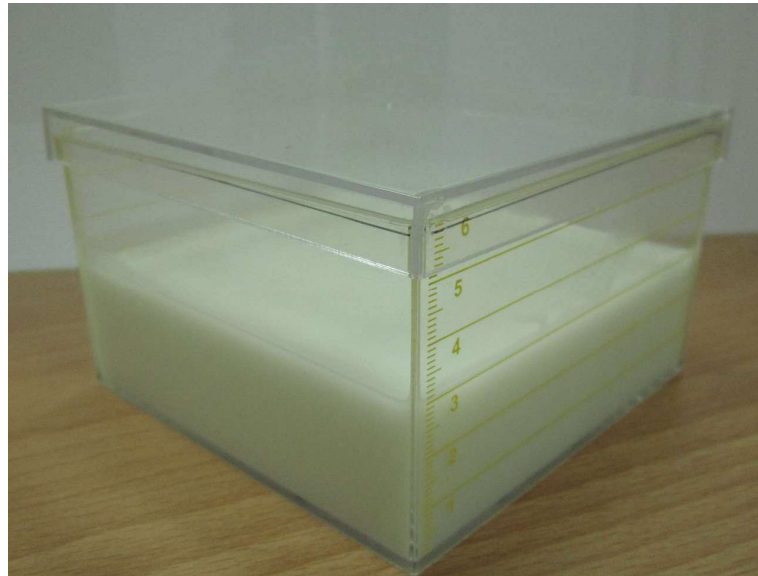


圖 8 正方體假體

為了模擬出混合像素的情形，我們利用如圖 9 有不同傾斜角度的三種壓克力平台，其中圖 9 (a)之傾斜角度為 0 度，也就是讓假體保持水平，圖 9 (b)為傾斜 4.588 度，圖 9 (c)則傾斜 8.047 度。接著將圖 8 之填充了兩物質的正方體假體放置於上述之三種壓克力平台上，如圖 10 所示，此時會使得假體中兩物質的交界面有不同角度的旋轉，而設計出來的傾斜角度是為了讓經過旋轉後水平面基準點會提升 0.4mm 和 0.7mm，旋轉之示意圖如圖 11 所示，並且正方體假體的中心點位置會保持在同一個定點，也就是正方體假體是以假體的中心點來做不同角度之旋轉。



(a)

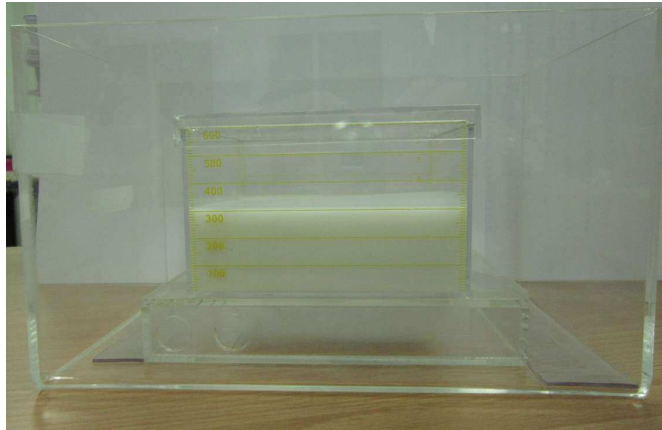


(b)

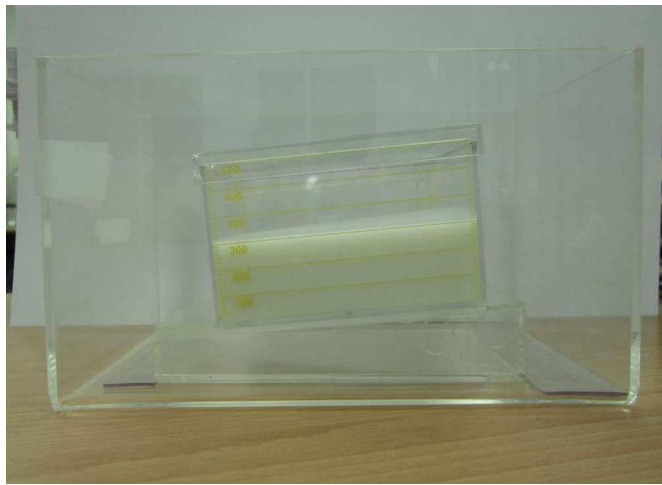


(c)

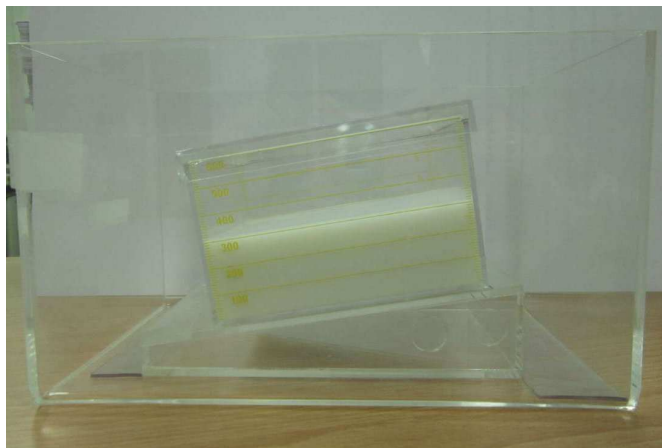
圖 9 不同傾斜角度的三種壓克力平台(a)0 度 (b)4.588 度 (c)8.047 度



(a)



(b)



(c)

圖 10 正方體假體經過不同角度平台的旋轉(a)0 度 (b)4.588 度

(c)8.047 度

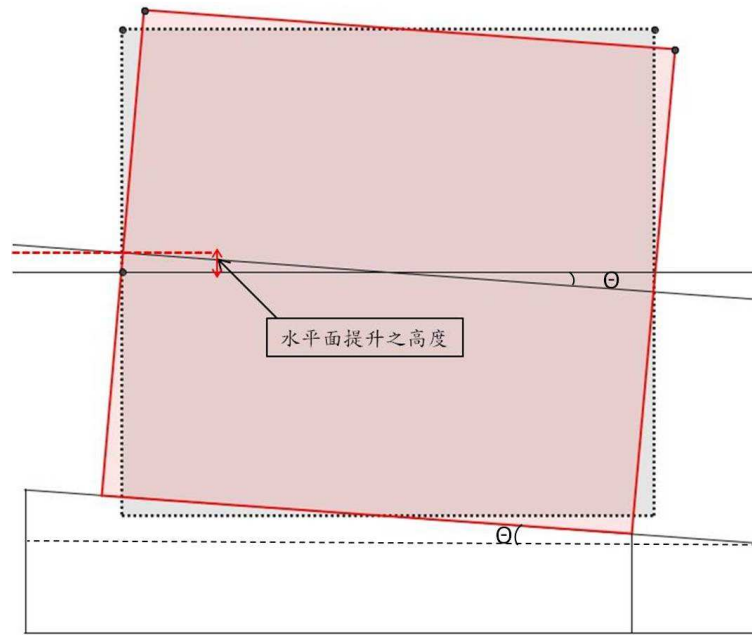


圖 11 正方體假體經角度旋轉後水平面(兩物質交界面)提升示意圖

經過旋轉之後的假體，我們透過磁振造影儀器在兩假體材質的交界面取得切面厚度 10mm 的軸切面(axial section)影像，取像示意圖如圖 12 及圖 13 所示，取得之影像即會使得在兩假體材質交錯之區塊產生不同含量比例的混合(如圖 14 中漸層之區塊)，此外由圖 13 可觀察到，當假體旋轉的角度越大，所取出之影像堆疊中之物質交界面就越陡峭，因此兩物質混合之比例關係也會不同。透過此假體角度的旋轉，即可製造出混合像素的情況，接著即能利用此影像以線性頻譜混合分析演算法來作分析，來推估出兩種物質的含量百分比。

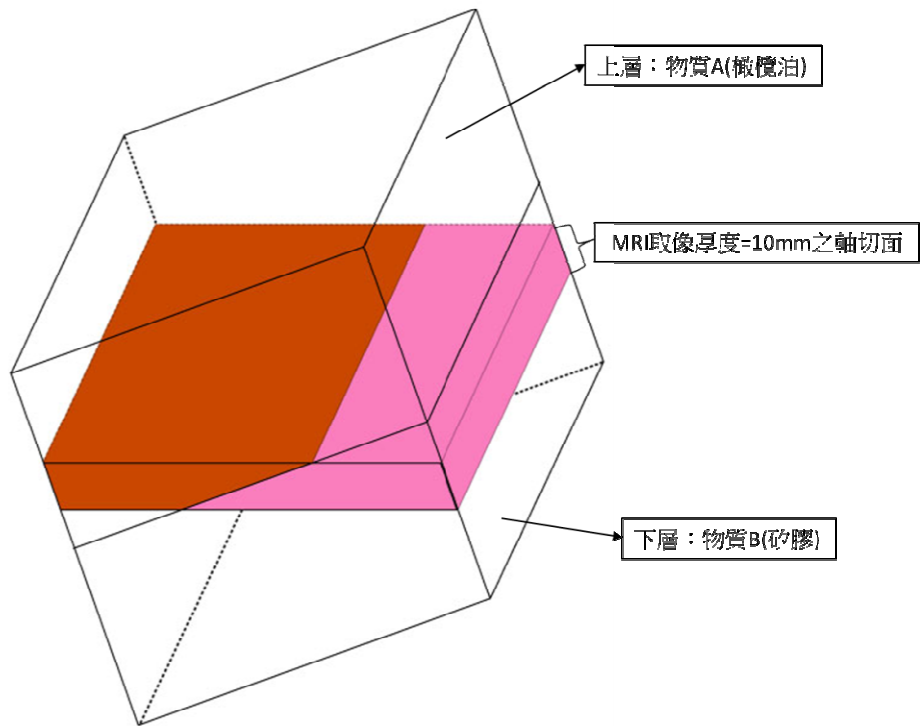


圖 12 假體經由軸切面取像之示意圖

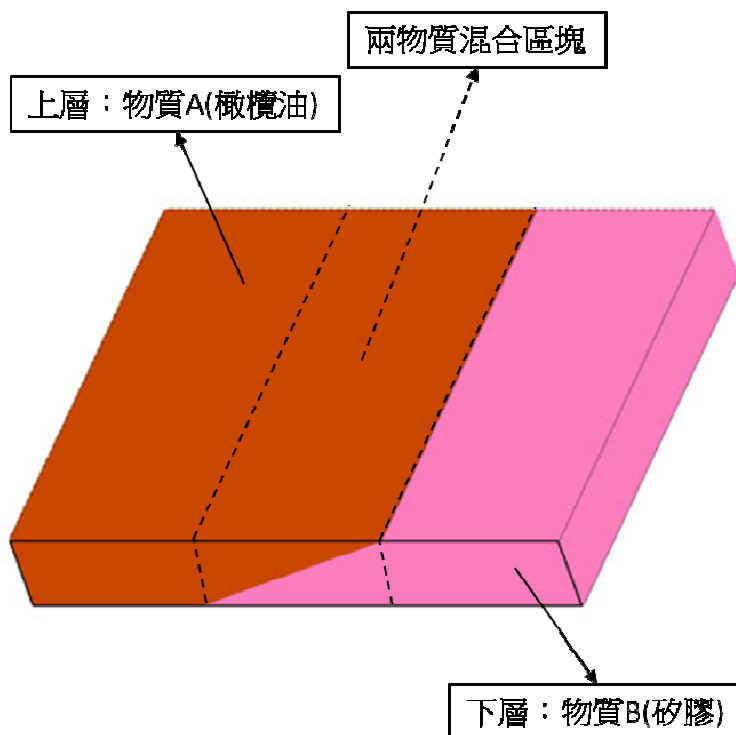


圖 13 軸切面取出之影像堆疊示意圖

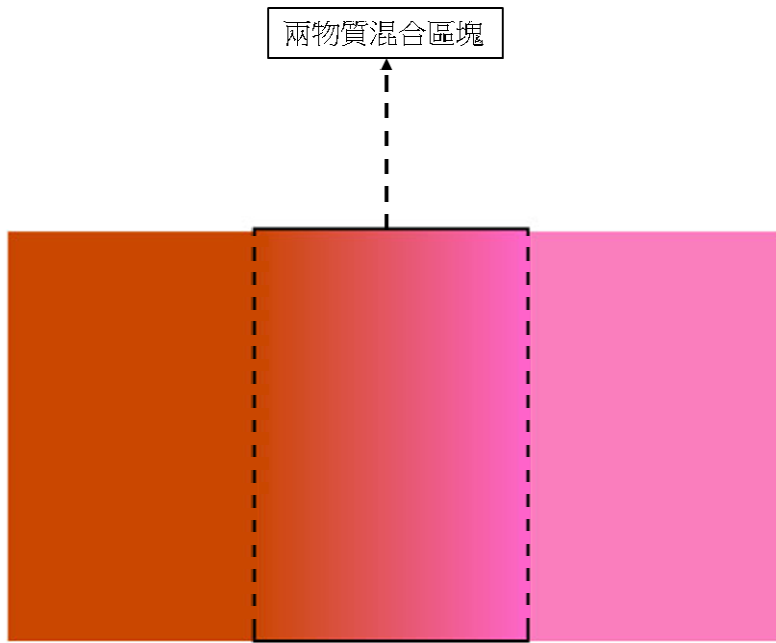


圖 14 軸切面影像堆疊俯視圖

第四章 實驗結果

4.1 實驗環境

對於我們實驗操作的環境上，硬體環境方面，我們使用的桌上型電腦中央處理器(CPU)為 Intel(R) Core2 Quad CPU Q9950，實體記憶體(RAM)4.0GB，做為資料運算處理的機器。作業系統(Operating System)選擇的是 Windows 7 SP1，並使用 Mathworks 公司的 Matlab 2010a 程式軟體做為處理磁振造影的工具，其提供各種的工具箱 (Toolbox)和本身容易操作的開發環境，可對資料做如影像處理、統計分析、訊號處理等各種應用。而假體的磁振造影取像設備使用的是台中榮總 GE Signa HDx 1.5T 磁振造影儀，對於線性頻譜混合分析演算法使用 NCLS、FCLS、KNCLS 以及 KFCLS 等四種演算法。

4.2 實驗影像

如同前一章節所描述之假體設計，正方體假體經由不同角度平台旋轉後，共會有三組實驗假體，分別是傾斜角度為 0 度、傾斜角度 4.588 度以及傾斜角度 8.047 度。透過台中榮總磁振造影儀器分別各可以掃描出三組影像，PD、T1 以及 T2 影像。如圖 15 至圖 17 所示。其中圖 15 為正方體假體容器放置在水平壓克力平台時的影像，圖 16

為正方體假體容器經由角度為 4.588 度的平台旋轉後的影像，圖 17

為正方體假體容器經由角度為 8.047 度的平台旋轉後的影像。

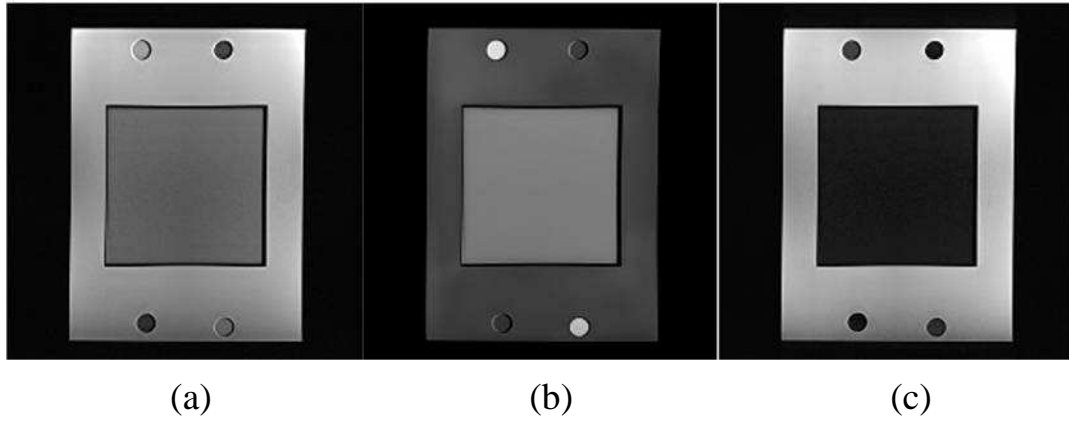


圖 15 角度水平之假體的 MRI 影像(a) PD 影像 (b) T1 影像 (c) T2
影像

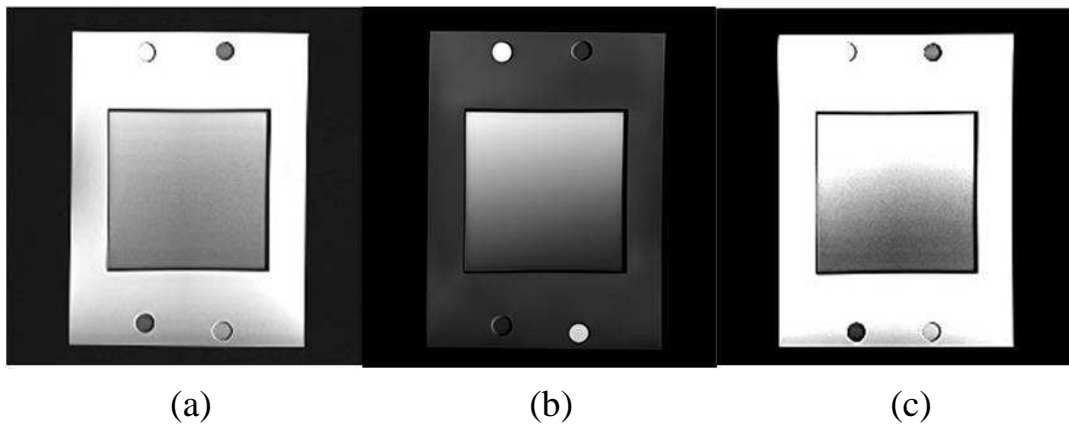


圖 16 角度 8.047 度之假體的 MRI 影像(a) PD 影像 (b) T1 影像 (c)
T2 影像

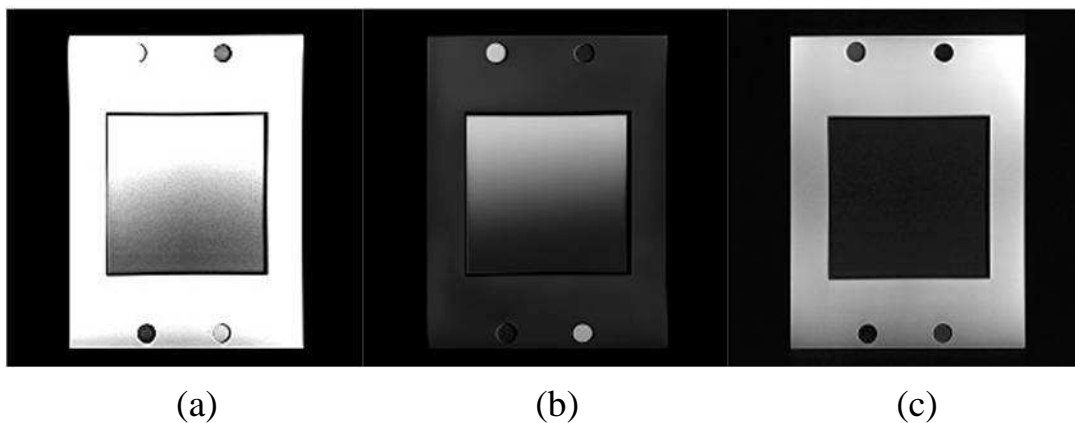
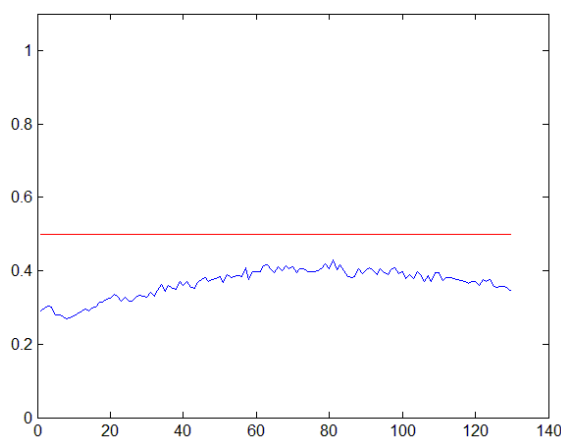
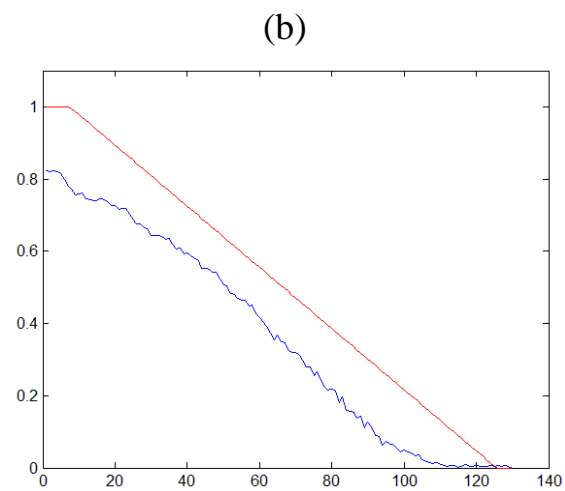
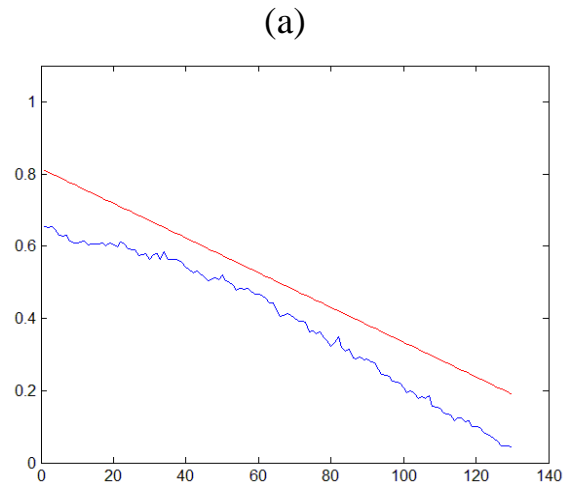


圖 17 角度 8.047 度之假體的 MRI 影像(a) PD 影像 (b) T1 影像 (c) T2 影像

4.3 實驗結果

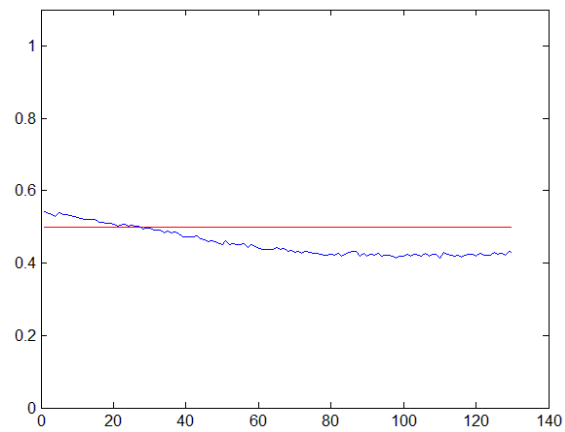
經由四個線性頻譜混合分解方法，非負限制最小平方以、完全限制最小平方方法以及其各別之以核為基礎的方法，實驗結果如圖 18 至圖 21 所示，其中 x 軸為像素的編號，而 y 軸代表的是物質成份的含量百分比，圖中的藍色線段部分即為線性頻譜混合分解演算法所推估出來的物質含量百分比。



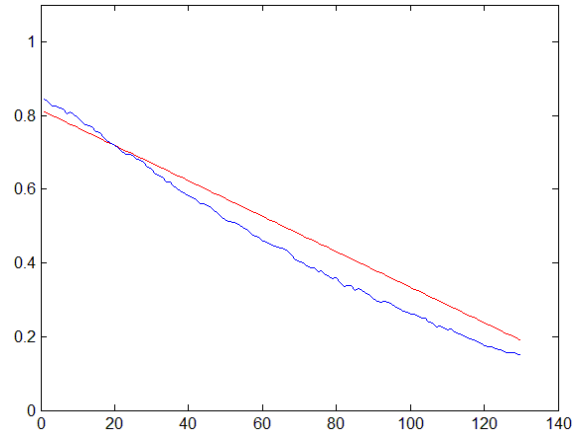


(c)

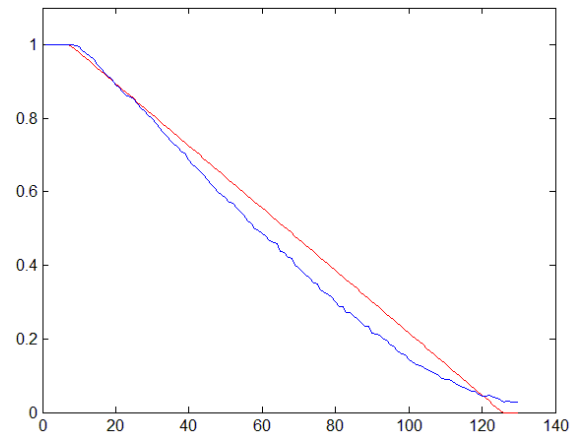
圖 18 NCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度



(a)

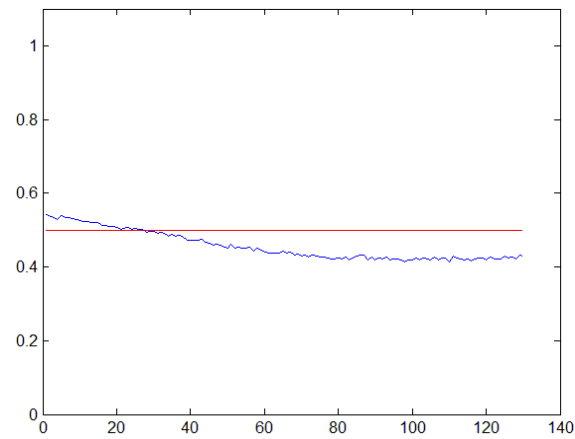


(b)

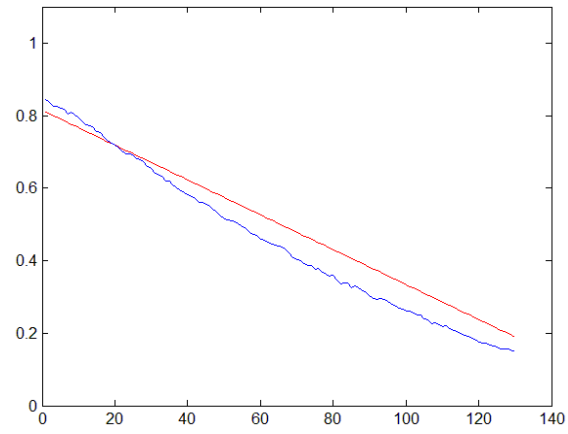


(c)

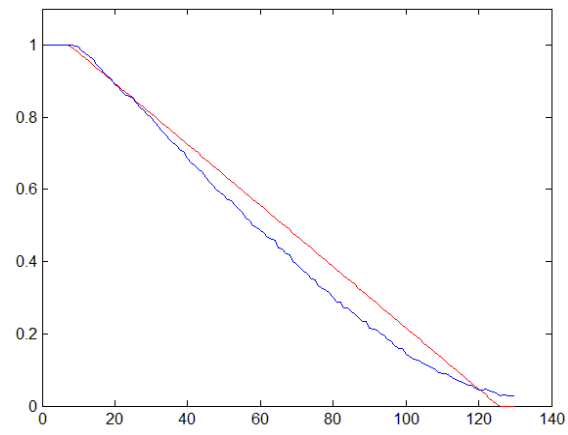
圖 19 FCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度



(a)



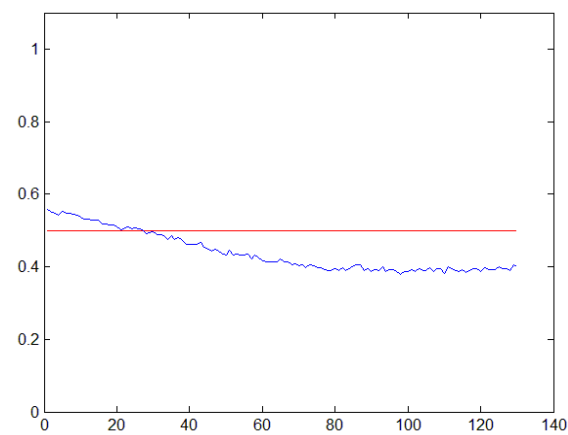
(b)



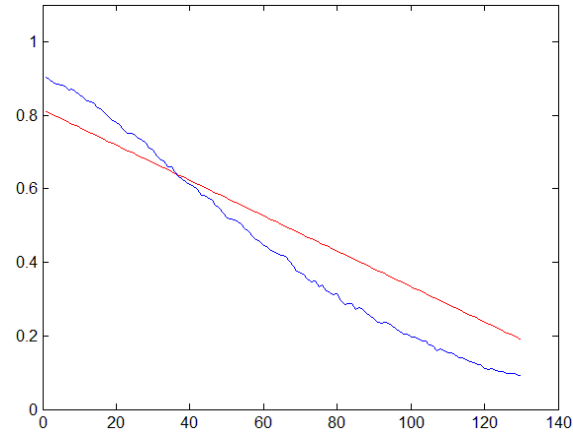
(c)

圖 20 KNCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047

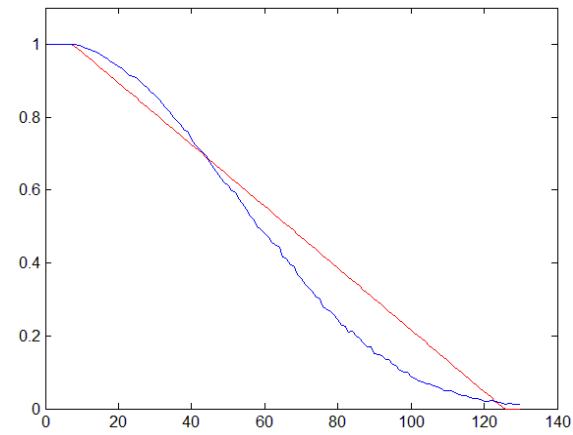
度



(a)



(b)



(c)

圖 21 KFCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度

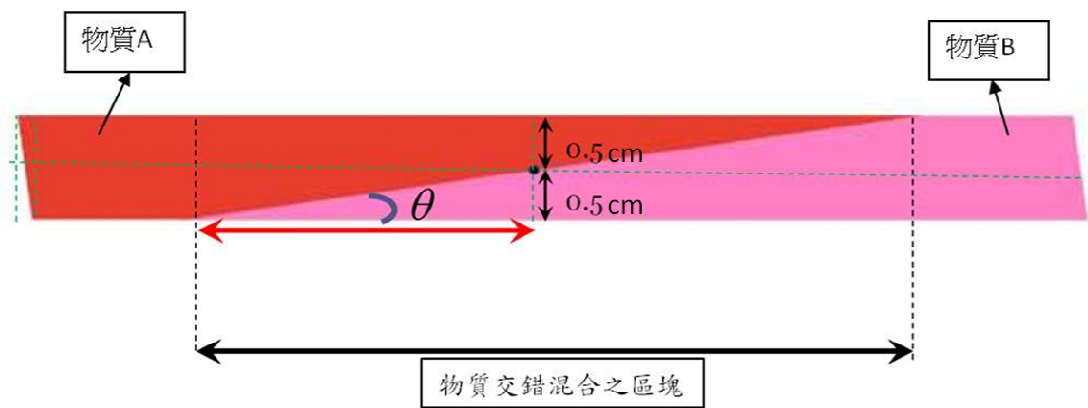


圖 22 軸切面之影像堆疊側視圖

值得注意的是，因為整張假體之磁振造影中，會產生部份體積效應的區塊只有在如圖 13 中兩物質交錯混合的地方，由其側視圖(圖 22)可以看出，兩物質各自的含量百分比會因為所在的像素點位置不同而讓兩物質有不同的比例混合，因此本實驗所顯示的結果只針對影像中有物質混合的區塊進行實驗。

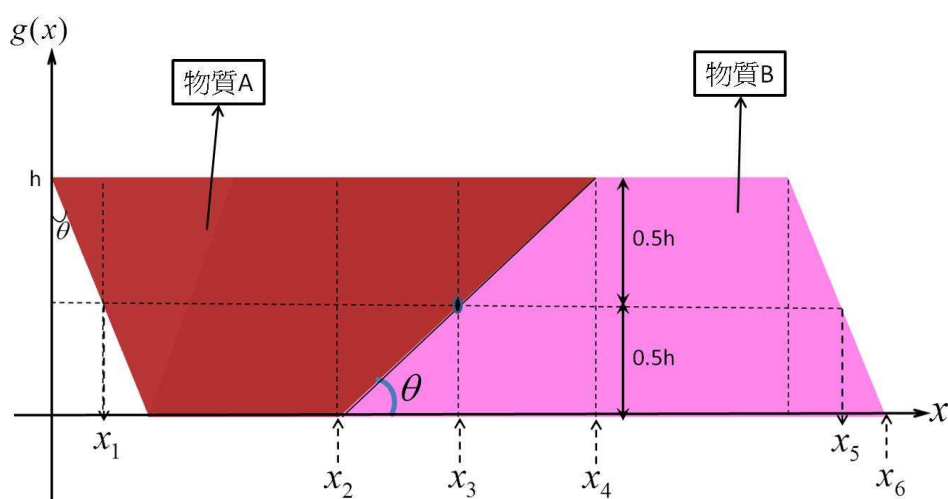


圖 23 假體含量百分比線性關係圖

另外，為了驗證線性頻譜混合分析演算法的實驗結果，因此在假體中的物質含量百分比必須有真實解，根據假體旋轉的角度 θ 不同，其假體兩物質的含量比例存在一定的線性關係，如圖 23 所示，此線性關係可用數學通式來表示：

$$g(x) = \begin{cases} 0 & , 0 \leq x \leq x_2 \\ (x - x_2)\tan\theta & , x_2 \leq x \leq x_4 \\ 1 & , x_4 \leq x \leq x_6 \end{cases} \quad (20)$$

$$x_1 = \frac{h\tan\theta}{2} \quad (21)$$

$$x_2 = \frac{2h\sin^2\theta + 2\omega\sin\theta - h}{\sin 2\theta} \quad (22)$$

$$x_3 = \frac{\omega + \frac{h\sin\theta}{2}}{\cos\theta} \quad (23)$$

$$x_4 = \frac{2\omega\sin\theta + h}{\sin 2\theta} \quad (24)$$

$$x_5 = \frac{2\omega + \frac{h\sin\theta}{2}}{\cos\theta} \quad (25)$$

$$x_6 = \frac{2\omega + h\sin\theta}{\cos\theta} \quad (26)$$

式(20)中 x 表示假體軸切面在 x 軸的方向中距離原點之距離，以毫米 (mm) 為單位，而 x_2 以及 x_4 各別是假體中物質混合區塊的臨界點，標示如圖 23 所示。 $g(x)$ 即為不同的 x 所計算出來物質 B 之含量百分比。

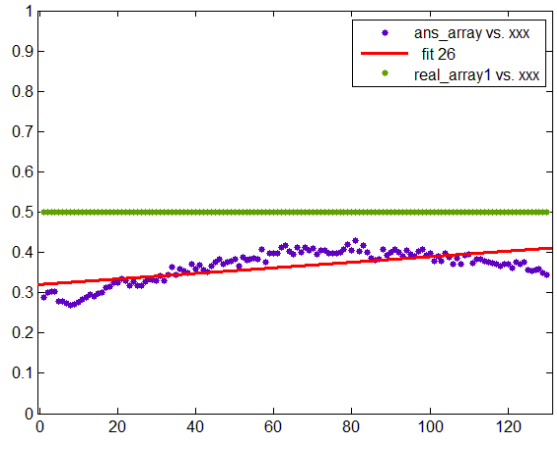
表 1 測得含量百分比與真實解之相關係數

假體旋轉 角度	NCLS	FCLS	KNCLS	KFCLS
0 度	0.9991	0.9997	0.9997	0.9995
4.588 度	0.9905	0.9948	0.9948	0.9938
8.047 度	0.9854	0.9943	0.9944	0.9889

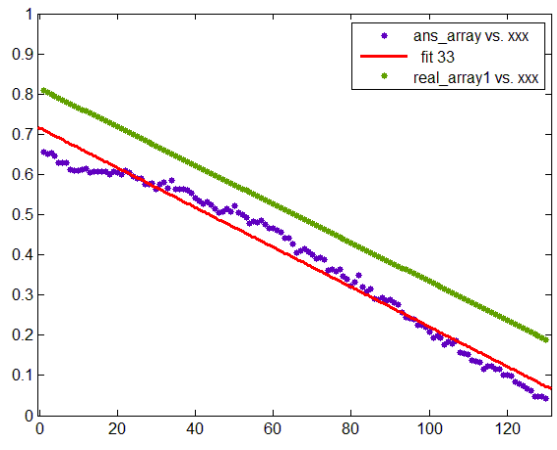
經由與真實解的比較，如圖 18 至圖 21 所示，紅色線段為利用式 (20) 至式 (26) 所計算出來的真實解含量百分比，而藍色線段則是線性頻譜混合分解演算法求出之含量百分比。為了比較兩者含量百分比的接近度，我們以兩種方法來評估演算法的準確度，第一種我們計算兩者之相關係數如表 1 所示，相關係數主要可以用來測量兩連續變數間關

係的強弱，相關係數越高，表示其相近程度就越高，表一顯示兩種線性頻譜混合分析之方法相關係數都有達至 0.9 以上，顯示皆能達到次像素偵測和量化的目的。

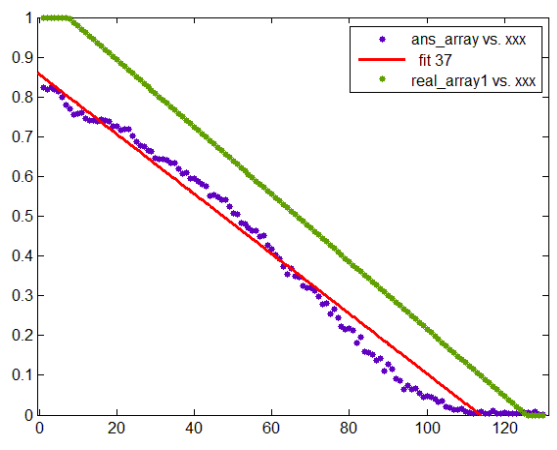
第二種本實驗使用迴歸分析來探討實驗數據與真實解之間的關係，如圖 24 至圖 27 所示，其中綠色線段為物質含量百分比之真實解，紫色線段為線性頻譜混合分析演算法產生的結果，紅色線段即為使用迴歸分析計算出來的值，表示其能夠最代表實驗演算法所產生之資料值，即圖中之紅色線段能夠最代表整個紫色的值。經由真實解與迴歸分析解比較得知，NCLS 與過去研究實驗結果相同，仍是四種方法結果最差的，但其以核為基礎的版本明顯改善了不少，顯示利用核的方法確實有幫助；而 FCLS 與 KNCLS 表現相近，此也顯示了核的方法大大提升了 NCLS 的能力，此外，KFCLS 表現沒有明顯的比 FCLS 和 KNCLS 還要好，反而在當角度為 4.588 度時表現反而比較差，然而，計算一定存在誤差，四種線性頻譜混合分析演算法大致上皆能根據不同的混合比例來算出接近之不同含量百分比，經由此一實驗也驗證了線性頻譜混合分解方法的可用性及正確性。



(a)



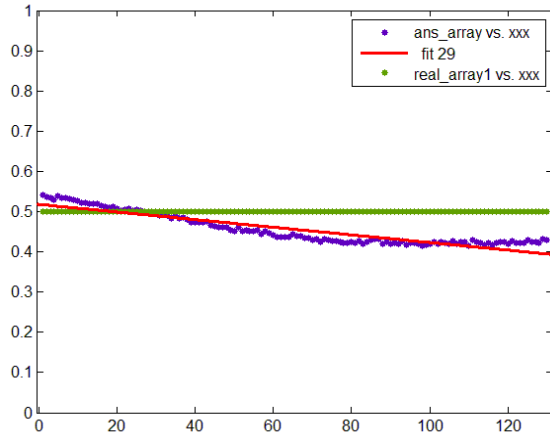
(b)



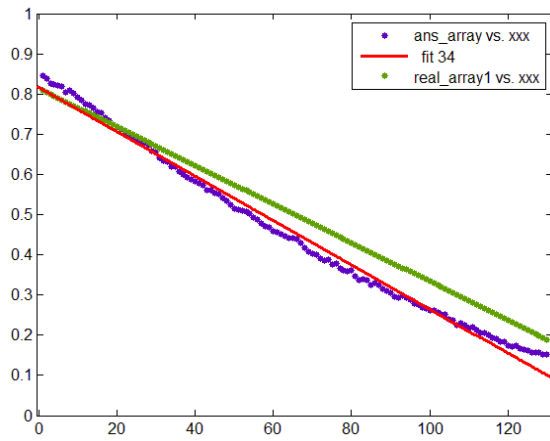
(c)

圖 24 NCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047

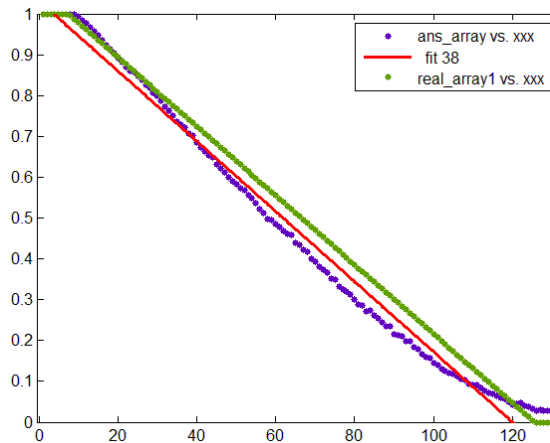
度



(a)

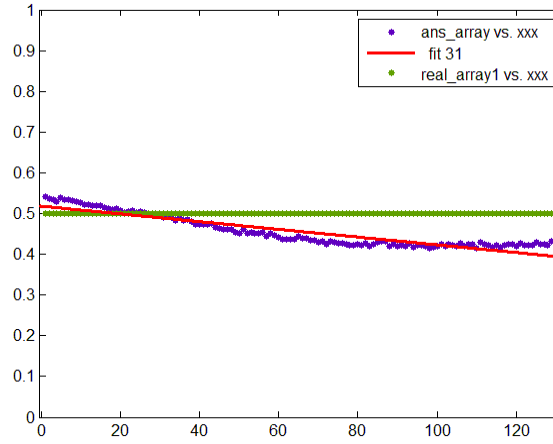


(b)

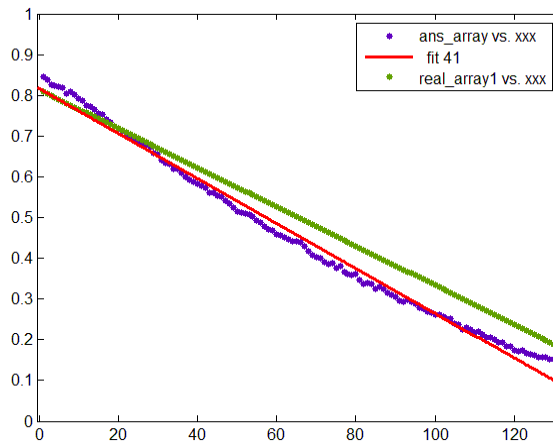


(c)

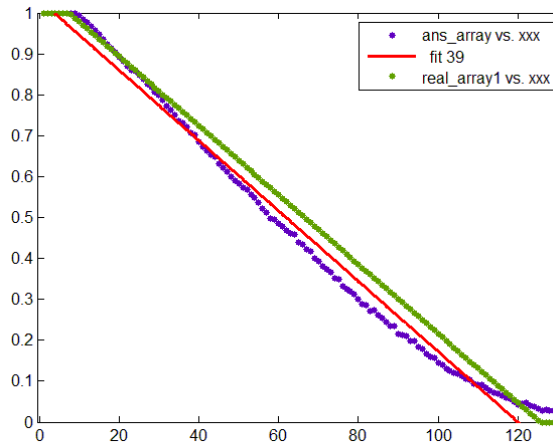
圖 25 FCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047 度



(a)



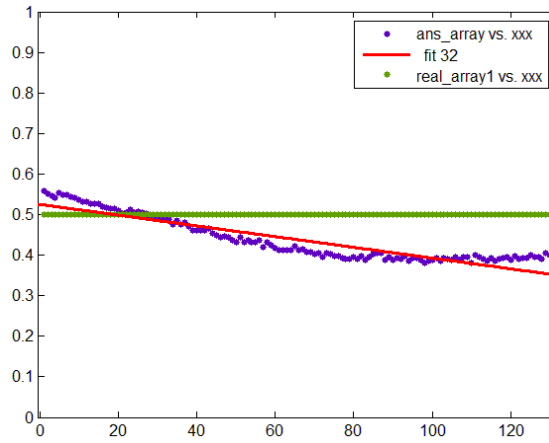
(b)



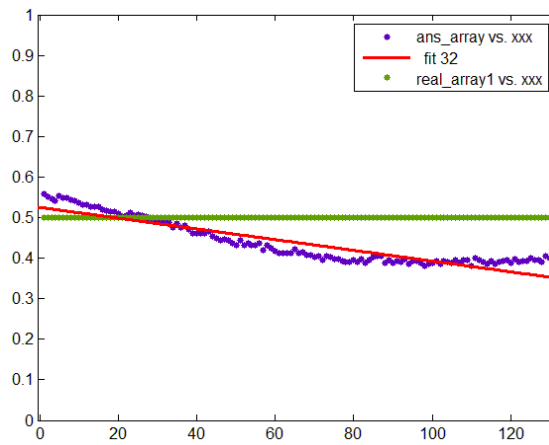
(c)

圖 26 KNCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047

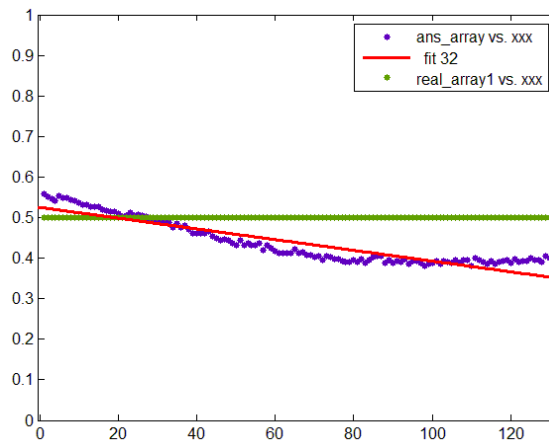
度



(a)



(b)



(c)

圖 27 KFCLS 執行結果(a)角度 0 度 (b)角度 4.588 度 (c)角度 8.047

度

第五章 結論

線性頻譜混合分解方法是個嶄新的技術，過去被廣泛用於遙測影像之分析，其可達到次像素偵測分析的能力，解決了高頻譜影像中部分體積效應的問題，透過此方法使遙測影像能達到偵測、分類、量化之目的。而近年線性頻譜混合分解演算法也被應用到了腦部磁振造影，來達成腦部中主要的三大組織，灰質、白質以及腦脊髓液的分類和量化。磁振造影由於其成像的原理，藉由產生的 T1、T2 和 PD 影像，可以視為多頻譜影像，也因此適用於線性頻譜混合分解演算法。

部分體積效應同樣存在於醫學影像中，這一直是需要克服的問題，經由過去研究發現，線性頻譜混合分析為基礎的方法能有效量化腦部中感興趣的目標組織。隨著技術的發展，核能解決線性不可分的概念也應用到了線性頻譜混合分析當中，實驗結果亦顯示隨著核的結合，大大的提升了線性頻譜混合分析量化物質的能力，近年也有研究將此以核為基礎之線性頻譜混合分析的方法應用到了腦部磁振造影，實驗結果亦顯示對於分割出腦部的三大組織，白質、灰質以及腦脊髓液，以核為基礎之線性頻譜混合分析方法皆比過去的方法有顯著的改善。

然而，過去的這些實驗中所用來驗證的實驗影像，幾乎都是以電腦合成之腦部磁振造影影像，線性頻譜混合分析演算法是否能真正達

到次像素的偵測和量化一直未得到真正的驗證。因此本論文實際製做了假體，使其磁振造影能達到次像素的層級，藉此對於線性頻譜混合分析演算法做驗證，包括了非負限制最小平方、完全限制最小平方、以核為基礎之非負限制最小平方以及以核為基礎之完全限制最小平方等四種演算法。

實驗結果顯示，經過與真實解的比較發現，線性頻譜混合分析的方法確實能有效量化混合像素中的個別物質含量，也顯示了過去應用至腦部磁振造影中確實能有效量化出腦部的三大主要組織，改善傳統影像處理方法無法達到次像素偵測和量化的缺點，協助醫師對於腦部疾病的診斷。

參考文獻

- [1] D. L. Pham, C. Y. Xu, and J. L. Prince, “A survey of current methods in medical image segmentation,” *Annu. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 2, pp. 315–337, 2000.
- [2] T.B. Dyrby, E. Rtrup, W. Baare, et. al. “Segmentation of age-related white matter changes in a clinical multi-center study.” *NeuroImage*, 41: 335–345, 2008.
- [3] L. T. Westlye, K. B. Walhovd, A. M. Dale, et. al. “Increased sensitivity to effects of normal aging and Alzheimer's disease on cortical thickness by adjustment for local variability in gray/white contrast: A multi-sample MRI study.” *NeuroImage*, 47: 1545–1557, 2009.
- [4] R.O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons, New York, 1973.
- [5] L.L. Scharf, *Statical Signal Processing*, ch.9, Addison-Wesley, 1991.
- [6] R.A. Schowengerdt, *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*, 2nd ed., Academic Press, pp.470-471. , 1997.
- [7] C. M. Wang, S. C. Yang, P. C. Chung, C.C.-C Chen, Y. N. Chung, C. W. Yang, C. I. Chang. “Detection of spectral signatures in MR images for classification.” *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 22: 50-61, 2003.
- [8] Y. C. Ouyang, H. M. Chen, J. W. Chai, C.C.-C Chen, C. C. Chen, S. K. Poon, C. W. Yang, S. K. Lee. “Independent Component Analysis for Magnetic Resonance Image Analysis.” *EURASIP J Adv Signal Process*, 2008(780656): 1-14, 2008.
- [9] Y. C. Ouyang, H. M. Chen, J. W. Chai, C.C.-C Chen, S. K. Poon, C. W. Yang, S. K. Lee, Y. C. Ouyang “Band Expansion-Based Over-Complete Independent Component Analysis for Multispectral Processing of Magnetic Resonance Images.” *IEEE Trans Biomed Eng*, 55(6): 1666-1677, 2008.

- [10] C.-I Chang and D. C. Heinz, "Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, ol.38, no.3, pp.1144-1159, May 2000.
- [11] D. C. Heinz and C.-I Chang, "Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.39, no.3, pp.529-545, March 2001.
- [12] H. Kwon and N.M. Nasrabadi, "Kernel matched subspace detectors for hyperspectral target detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, no.2, pp.178-194, February 2006.
- [13] G. Camps-Valls and L. Bruzzone, "Kernel-based methods for hyperspectral image classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 43, no.6, pp.1351-1362, June 2005.
- [14] E.L. Wong and C.-I Chang, "Linear spectral unmixing approaches to magnetic resonance image analysis," *SPIE Conference on Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XIV*, March 16-20, Orlando, Florida, 2008.
- [15] E.L. Wong, *Partial Volume Estimation of Magnetic Resonance Image Using Linear Spectral Mixing Analysis*, Electrical Engineering, software engineer, NASA Goddard Flight Center, April 25, 2011.
- [16] <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>
- [17] C.-I Chang, "Orthogonal subspace projection (OSP) revisited : a comprehensive study and analysis," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.43, no.3, pp.502-518, March 2005.
- [18] C. L. Lawson and R. J. Hanson, "Solving least squares problems," in *Proc. Classics in Applied Mathematics*, Philadelphia, PA, 1995.
- [19] R. Bro and S. D. Jong, "A fast nonnegativity-constrained least squares algorithm," *J. Chemom.*, vol.11, pp.393-401, 1997.

- [20] C. L. Lawson and R. J. Hanson, “Solving least squares problems,” in Proc. Classics in Applied Mathematics, Philadelphia, PA, 1995.
- [21] K. Liu, C.-I Chang, and Y. Du, “Kernel-based linear spectral mixture analysis for hyperspectral image classification,” in Proc. 1st IEEE GRSS Workshop Hyperspectral Image Signal Process.—Evolution Remote Sensing, Grenoble, France, Aug. 26–28, pp. 1–4. , 2009.
- [22] K. H. Liu , E. Wong, E. Y. Du, C.C.-C Chen, C-I Chang, “Kernel-Based Linear Spectral Mixture Analysis” IEEE Journals & Magazines, Vol9, pp.129-133, Jan. 2012.
- [23] G. Gamps-Valls and L. Bruzzone, “Kernel-based methods for hyperspectral image classification,” IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 43, no. 6, pp. 1351–1362, Jun. 2005.
- [24] N. Scholkopf and A. J. Smola, Learning With Kernels. Cambridge, MA:MIT press, 2002.
- [25] T. Hofmann, N. Scholkopf, and A. J. Smola, “Kernel methods in machine learning,” Ann. Stat., vol. 36, no. 3, pp. 1171–1220, 2008.
- [26] Genton, Marc G. “Classes of Kernels for Machine Learning: A Statistics Perspective. ” Journal of Machine Learning Research 2, 299-312. 2001.
- [27] N. Scholkopf and A. 1. Smola, “Learning with Kernels. “, Cambridge MA:MIT press , 2002.
- [28] Hofmann, T., B. Schölkopf, and A. J. Smola. “Kernel methods in machine learning. ” Ann. Statist. Volume 36, Number 3 (2008), 1171-1220.
- [29] S. R. Gunn, “Support vector machines for classification and regression. ” Technical report, Faculty of Engineering, Science and Mathematics School of Electronics and Computer Science., May 1998. D. L. Pham, C. Y. Xu, and J. L. Prince, “A survey of current methods in medical image segmentation,” Annu. Rev. Biomed. Eng., vol. 2, pp. 315–337, 2000.