

科技部補助

大專學生參與專題研究計畫研究成果報告

* ***** ***** *
* 計 畫 *
* : 智慧型腹部脂肪偵測系統 *
* 名 稱 *
* ***** ***** *

執行計畫學生： 陳瑋晨
學生計畫編號： NSC 102-2815-C-040-002-E
研究期間： 102年07月01日至103年02月28日止，計8個月
指導教授： 秦群立

處理方式： 本計畫涉及專利或其他智慧財產權，2年後可公開查詢

執行單位： 中山醫學大學醫學資訊學系

中華民國 103年03月25日

(一)摘要

近年來因肥胖所引發的疾病逐漸增多，並且中心型肥胖以及內臟脂肪是導致許多肥胖衍生疾病的因素，同時加上患病率逐漸上升且日益劇增，使得研究人員急需有準確性的工具能判別出腹部脂肪的含量，針對腹部的皮下脂肪組織(SAT)、內臟脂肪組織(VAT)做區別，以協助醫療研究人員了解內、外部脂肪對人體健康的關聯性，或提供一個有用的診斷指標。在其它腹部脂肪研究中，我們發現使用腹部脂肪所做的研究，不外乎是以手動方式擷取脂肪影像或是以半自動方式擷取脂肪影像，但是自動化方法較為少數，所以本計畫希望朝自動化的方向去擷取及分割腹部的內、外脂肪區域，減少過去手動(人工)及半自動方式的時間，並且以低解析度電腦斷層掃描(Computed Tomography, CT)影像作為判斷腹部脂肪的基礎。過程中我們利用提出的前處理、分界線找尋演算法、Linking Algorithm 建構出一個自動化切割的架構。經由這個簡單且更快速的自動化分割架構，使得這項研究突破以往的限制，並且能保有手動分割的準確性，使此系統能更方便及有效率的協助醫生做醫學相關研究。

(二)研究動機與研究問題

肥胖與衍生的健康問題是一個主要的公共衛生議題，肥胖的朋友在日常生活中很不方便，坐公車時常常擠在一個狹窄的坐位上，令人感到不舒服，買衣服也要買大碼或加大碼，甚至幾乎找不到合適的尺寸，也有的因為肥胖而找不到好的對像。但肥胖除了被發現影響人們的外貌及生活習慣外，更是一項嚴重的健康問題。在美國，肥胖是僅次於吸煙所造成死亡的危險因子，每年約有 30 萬人死於肥胖的後遺症。通常肥胖者較容易罹患心臟血管疾病、高血壓、高血脂和糖尿病等，而且也容易造成情緒上缺乏自信及羞慚的社交困擾，嚴重時更可能引發憂鬱症等精神疾病。同時，體重過重也對肌肉骨骼系統造成沈重的負荷，容易產生關節肌肉酸痛、退化性關節炎或靜脈曲張，甚至於影響肺功能。而且，若肥胖問題放著不管，成年後，情況只會越演越烈，隨著年紀愈大，人體的肌肉組織會不斷流失，取而代之的是不斷增加的脂肪，根據 2009 年一項針對 77 歲老人腦部組織與肥胖關聯的研究，發現肥胖老人的腦部受脂肪侵蝕的情況比體重正常的老人來得嚴重，不僅大腦額葉的灰質與白質都比體重正常的老人少，其大腦體積也小了 8%，不僅如此，肥胖老人的腦部還提前老化了 16 年，儼如 93 歲老人的腦。在台灣，根據台灣近年來的研究報告，兒童和青少年的超重和肥胖的成年人在幾十年間增加了許多，並且有越趨於激烈的形勢產生，而這個問題也成為人們與政府必須重視的課題。

造成肥胖的因素有很多，主要是源自於現代人生活型態的改變、吃多運動少、基礎代謝率降低、壓力、內分泌疾病和其他因素的影響，而人身體上的脂肪通常可分為兩種：

1. 皮下脂肪：脂肪堆積在皮下，但在肌肉之上，看得到。
2. 內臟脂肪：圍繞著內臟（心、肺、消化道和肝等），看不到。

多數人對看得見的脂肪很在意，對於看不見的內臟脂肪卻不管，但內臟脂肪卻會對健康造成大問題，對於糖尿病、高血壓都有很大的正相關，甚至有些瘦子也有內臟脂肪過多的問題。在成年以後的肥胖類型，大多呈現中心型分佈，亦即分佈於腹腔附近，同時也有許多專家指出，腹部肥胖比全身肥胖危害更大，認為腹部脂肪分子很容易以游離脂肪酸的形式進入血液。但是目前許多人常用的 BMI 指標，難以表現脂肪的分布或實際體積，雖有腰圍腰臀比能指示脂肪分布，顯示自己是否為中心型肥胖，還是難以瞭解自身內臟脂肪的多寡及比例。

因此，本計畫希望利用低解析度 CT 的影像，發展出一套速度快、成功率高且精確度高的腹部脂肪偵測系統，使得研究人員在做相關研究時，能更快速及更清楚的了解到腹部皮下脂肪及內臟脂肪的含量多寡在肥胖者身上是否有引發疾病的可能性或影響力，並能及早做出相關的預防措施及治療方法，同時也可以輔助醫生診斷，並給予醫生一個指標，幫助診斷病患的肥胖情形，給予更良好的醫療服務，提升醫院的醫療品質。

(三)文獻回顧與探討

在過去腹部脂肪的研究中，有利用手動方式、半自動方式或是自動化方式擷取脂肪影像，其中有大部份都以 MRI 來做影像處理 [1-3]，而 CT 影像的研究占少數，雖然 CT 影像是可以準確的按照人體本身內部組織及器官的變化和特定單一影像作單一層面判別[4-5]，但是 MRI 是最能清楚顯示出每一種組織的差異性，並且擁有高解析度，不過 MRI 較 CT 昂貴許多，而且所消耗的時間也較 CT 增加許多，這些都在一定程度上限制了它的普及和應用，所以我們希望只利用 CT 影像就能簡單及快速地計算出腹部脂肪，並正確的分辨出皮下脂肪及內臟脂肪，且保有手動方式及使用 MRI 的準確性。

所以我們在文獻中，就針對使用 CT 影像的文獻作探討，在半自動方式中，Xiaojuan 等人[6]在 2008 年提出的報告中，他們對內外部脂肪邊緣是以自動化方式圈選，但是在內臟脂肪區域裡，卻必須以人工的方式挑選出非脂肪區塊的器官或是細胞組織。而在自動化方法中，Amol Pednekar 等人[7]提出了一個用於切割脂肪的階級式、多類別、多特徵且基於模糊的計算框架，他們使用了 Laws 特徵與 Gabor 紋理特徵來辨識是否為脂肪區域，結果中，雖然有確實展示出腹部脂肪全圖，其中正確率也不錯，但是計算框架過於複雜，而且沒有將皮下脂肪以及內臟脂肪個別分開。另外，Howard Chung 等人[8]也提出了自動化分割腹部脂肪的架構，他們利用常見的影像處理工具，分割出肌肉組織區域，再利用肌肉組織將脂肪區分成皮下脂肪及內臟脂肪，但是缺點在於，若是肌肉顯示的形狀不正常，他們就會分割不出來，而且整個的執行時間雖與手動化的方式 20-30 分鐘減少許多，但是還是需要 130 秒的時間來完成。

因此，本計畫的希望利用簡單的影像處理工具，不只正確的將腹部脂肪區域抽取出來，還要將皮下脂肪及內臟脂肪正確的分割出來，同時還能解決其他研究中出現的問題，更快速的完成此整個處理步驟。

(四)研究方法及步驟

本計畫進行自動化腹部脂肪切割系統其流程如圖1所示，當一張腹部CT影像進入系統後，會先做影像前處理，改善影像的亮度及對比，並切割出腹部區域，接下來，我們將不是脂肪組織的器官、其他組織除去，接著再對抽取後的脂肪影像做雜訊清除工作，得到TAT影像。最後，利用本計畫提出的分界線找尋演算擷取SAT和VAT的分界線，並使用Linking Algorithm連結分界線間的破洞，而結果部份我們將與合作醫院的醫師所圈選出的手動結果進行驗證，接下來會依序作詳細的介紹。

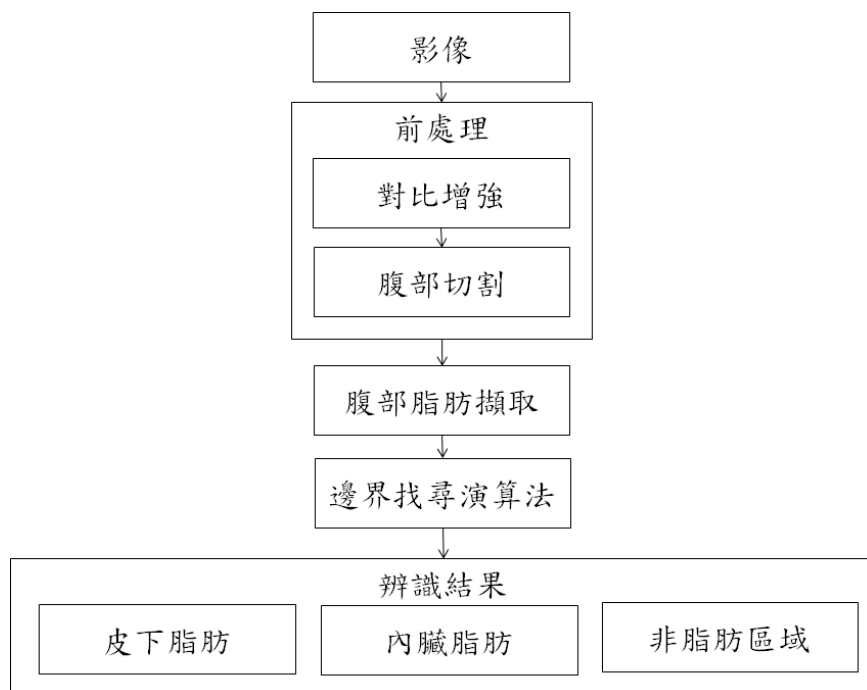


圖1、腹部脂肪偵測流程圖

1. 影像

腹部電腦斷層掃描影像中，我們使用影像格式為DICOM格式，其影像大小為512×512像素，每一個像素使用12bits來記錄CT值，而每一個像素代表現實長度的0.2mm。

2. 前處理

a. 對比增強

在前處理中，讀取一張如圖 2(a)的低解析度原始腹部 CT 影像後，從圖中可知，對比程度不明顯，因此無法清楚看出原始腹部圖像，首先，我們將對腹部 CT 影像進行對比增強，使腹部整個脂肪組織、非脂肪組織和器官都能更清楚的顯示，也讓各種組織的差異性加大，在此我們將利用三次曲線對比增強法[9]使影像對比更明顯且紋理更清晰，而圖 2(b)就是為三次函數對比增強曲線。三次曲線中，我們將找出反曲點(Inflexion Point)的座標(A,B)，接著進行影像對比增強。

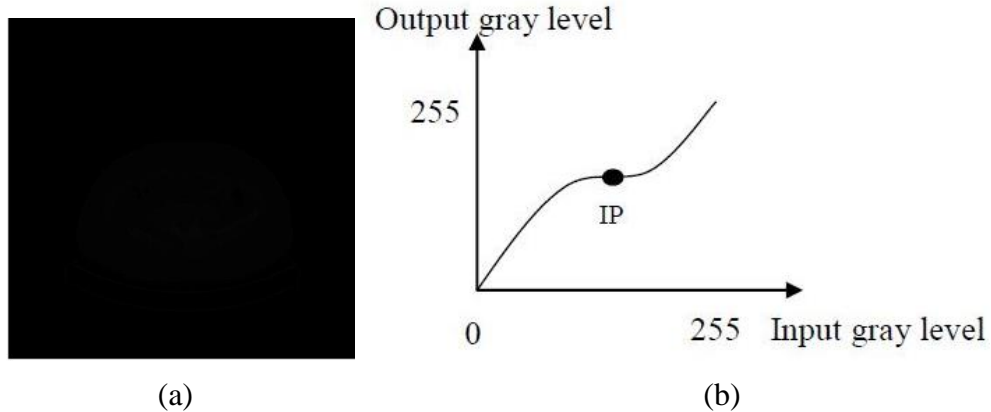


圖2(a)原始腹部CT影像(b)三次函數對比增強曲線
 方程式(1)為我們三次曲線， x 代表原始影像中的像素值， y 代表增強後影像中的像素值，由於曲線通過原點(0,0)，故 d 可省略。

$$y = f(x) = ax^3 + bx^2 + cx + d \quad (1)$$

在算出相關系數 a, b 和 c 前，我們必須先利用方程式(2)找出反曲點之 x 座標 A 。

$$A = \min_{x \in I} \{x\} + 0.7(\max_{x \in I} \{x\} - \min_{x \in I} \{x\}) \quad (2)$$

在方程式(2)中， A 代表反曲點之 x 座標， I 代表一張影像， x 為影像中的任一點像素值。接著，根據方程式(3)(4)(5)，我們可以得到對比增強的三次曲線。

$$c = 1 - a \times (255)^2 - b \times 255 \quad (3)$$

$$b^3 = 3 \times a - (255)^2 \times 3a^2 - 255 \times 3 \times a \times b \quad (4)$$

$$a = \frac{1}{(255)^2 - 3 \times 255 \times A + 3 \times A^2} \quad (5)$$

最後，圖3就是為對比增強後的結果，從圖中我們可以很明顯地看出腹部CT影像中清楚地顯示各個組織及部位。

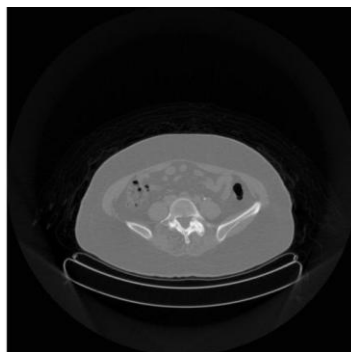


圖3為進行對比增強後的結果

b. 腹部切割

接著我們必須由圖2(b)取得初步的腹部區域影像，但最大的問題在於我們取得的CT影像不只是有腹部的區域，且還有加上手部以及底部的長條狀物的干擾。因此基於這項因素，我們利用二維最大熵閾值法取得二值化閾值，並且對有對比增強過後的圖2(b)進行二值化，使干擾物與腹部區域可以清楚辨別，其結果如圖3所示。

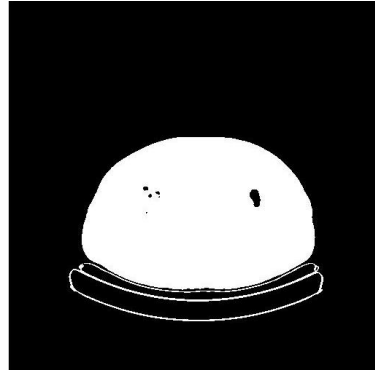


圖3、腹部二值化影像

從如圖3的腹部二值化後影像當中，我們可以清楚地得知中間的大型白色區域就是腹部區域，由於下方有長條狀物的干擾，所以我們將利用投影的方式，使得我們可以瞭解到腹部中的分布情形，並清楚地分割出腹部區域，其中投影公式如下所示：

$$\text{水平投影：} \quad P(y) = \sum_{x=1}^{\text{width}} I(x, y) \quad (6)$$

$$\text{垂直投影：} \quad P(x) = \sum_{y=1}^{\text{height}} I(x, y) \quad (7)$$

$I(x, y)$ 為所需要做投影的影像，而 $width$ 與 $height$ 則是所需要做投影影像的寬和高， $P(y)$ 為水平投影的後的於Y軸上所呈現的分布情形， $P(x)$ 為垂直投影後的值於X軸上所呈現的分布情形。

首先，我們將先使用水平投影如圖4所示，如此便能正確的框選出腹部的上下範圍，接著我們將利用接著使用垂直投影如圖5所示，如此便能正確的框選出腹部的左右範圍，而經過兩次投影後，就能正確的找到腹部的區域。

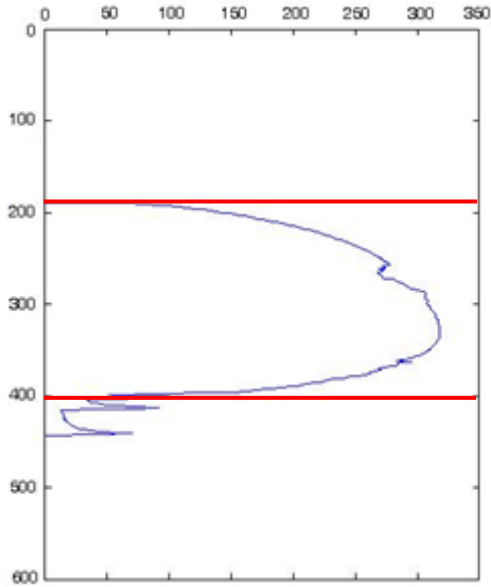


圖4、二值化腹部CT影像水平投影

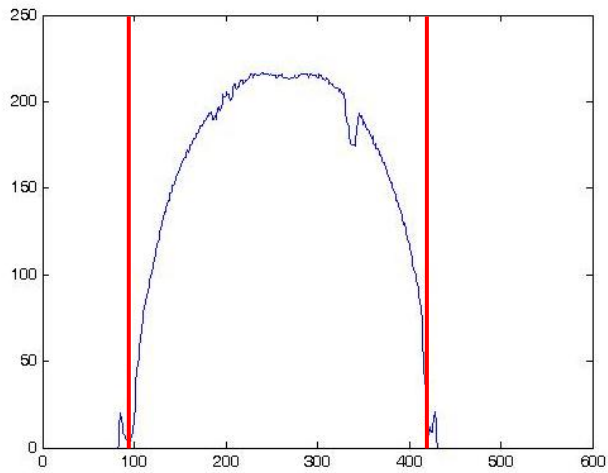
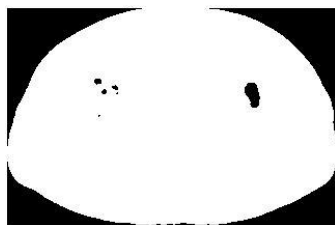


圖5、二值化腹部CT影像垂直投影

經過投影過後，我們將得到如圖6(a)的二值化腹部區域圖，但是我們需要對腹部內的組織進行辨識，所以最後利用二值化腹部區域圖6(a)對應到如圖3有對比增強過後的腹部CT影像，取得腹部區域影像的CT值，其結果如圖6(b)所呈現。



(a)



(b)

圖6(a)為二值化腹部區域影像(b)為腹部區域影像

3. 腹部脂肪擷取

經由前處理的過程之後，我們取得了初步的腹部CT影像，接著針對影像中脂肪與非脂肪區域利用Otsu演算法[10]取得二值化閾值，對所取得的腹部CT影像進行二值化將非脂肪的部分凸顯出來，如圖7(a)所示，再與圖6(a)進行XOR的運算。目的是為了讓影像中的脂肪組織呈現白色、非脂肪組織呈現黑色，以利我們方便觀察，其結果如圖7(b)所示。



圖7(a) 顯示非脂肪區域的白色部分 (b)顯示非脂肪區域成黑色、脂肪區域成白色

獲得純脂肪區域的影像後，我們發現脂肪外部留有明顯的皮膚層外框邊緣，且因為我們是對低解析度CT影像去做影像處理，所以在影像中我們抽取到許多小雜訊，由於雜訊的分布非常廣，而且也包含在脂肪裡面，使得這些雜訊的存在會讓結果的錯誤率增加，且也難以藉此找出內外部脂肪的分界線。對於這些雜訊干擾我們利用影像處理技術中膨脹和侵蝕的方法去把這些雜訊進行清除，其結果如圖8(a)所示。但是在圖中我們還是發現到腹部的邊緣不平滑(凹凸不平)，為了解決這問題我們利用中值濾波器的優點對影像作平滑處理，讓腹部外邊緣線更平滑如圖8(b)，最後將腹部脂肪區域影像8(b)對應至原影像圖6(b)取得HU值，如9(a)所示。

因為利用這些影像處理工具後，會使非脂肪部位增長出來，為了清除這些雜訊，我們就利用腹部區域二值化6(b)使用的二值化閾值，對圖9(a)進行二值化取得雜訊區域圖，且將雜訊區域在影像中以白色凸顯，如圖9(b)所呈現。最後我們再利用雜訊區域圖，使雜訊區域在影像中呈現為黑色，結果如圖9(c)所示。



圖8(a) 經過膨脹及侵蝕後影像 (b)經過中值濾波器後結果

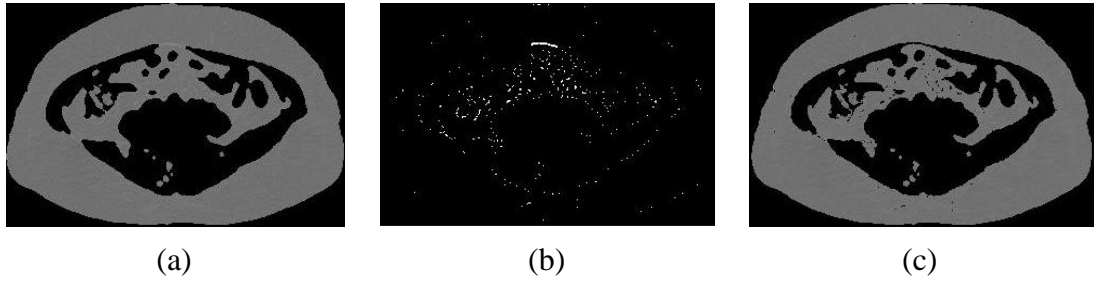


圖9(a) 還原HU值後影像 (b)雜訊影像 (c)純脂肪區域影像

4. 邊界找尋演算法

為了擷取 SAT 和 VAT，我們必須找出 SAT 和 VAT 區域之間的邊界線。因此，我們進行了在圖的二值化後 CT 影像如圖 6(a)上進行邊緣偵測，其結果如圖 10(a)所示。接下來，我們使用最大連結區域擷取腹部外邊緣，如圖 10(b)所示。得到腹部外緣之後，我們進行了 TAT 影像上進行邊緣偵測，提取 TAT 影像上全部邊緣，其結果如圖 10(c)所示。

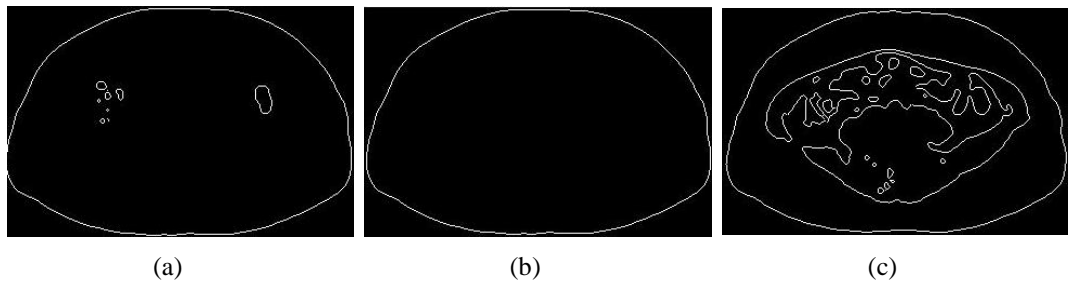


圖 10(a) 腹部區域邊緣 (b)腹部區域外緣 (c)TAT 邊緣影像

最後，我們會使用分界線找尋流程來搜尋 SAT 和 VAT 的分界線，分界線找尋流程圖如下：

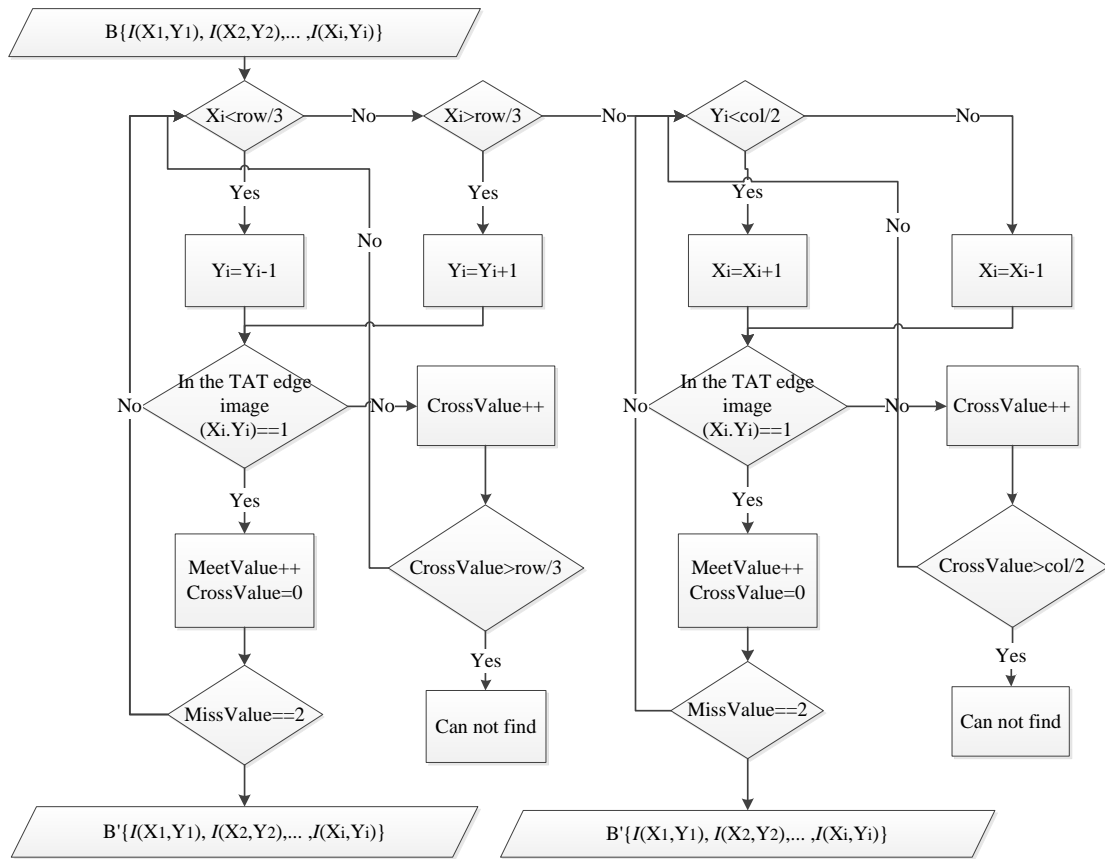


圖 11 分界線找尋演算法

在圖 11 的分界線找尋演算法內， $B\{I(X_1, Y_1), I(X_2, Y_2), \dots, I(X_i, Y_i)\}$ 表示為腹部區域外緣的每一個點，row 表示為 TAT 邊緣影像的列長度，column 表示為 TAT 邊緣影像的行長度，MeetValue 表示為碰到白點的次數，初始值為 0，CrossValue 表示為白點與白點的間距，初始值為 0。

一開始系統會先讀取在腹部區域外緣的每一個點，將在腹部區域外緣分成六個部分，如圖 12(a)所分布的位置圖。接著我們就以 TAT 邊緣影像，從上述的六個分布位置分別以由外往內的方式找尋 SAT 與 TAT 的分界線，如圖 12(b)所呈現的示意圖。當 X_i 小於 $row/3$ 時，這個點需要往下找尋；當 X_i 大於 $row/3$ 時，這個點需要往上找尋；當 Y_i 小於 $column/2$ 時，這個點需要往右找尋；當 Y_i 大於 $column/2$ 時，這個點需要往左找尋。接著系統將會判斷每次移動過後所在的點判斷是不是為白色的，當不是為白色時，CrossValue 就會增加 1，之後就會判斷 CrossValue 的值有無大於我們所設定的閾值 $row/3$ 與 $column/2$ 。假如大於的話，系統會判斷出沒有找尋到分界線，反之則繼續進行搜尋；當移動過後所在的點是白色的，MeetValue 就會增加 1，同時 CrossValue 會設為初始值 0，之後判斷 MeetValue 的值是不是為 2，當為 2 的時候就會判斷已找到分界線的其中一個點，反之則繼續進行搜尋，直到系統找到為止。過程中，我們就透過這個演算法反覆的搜尋，最後就會得到如

圖 13(a)的分界線影像。

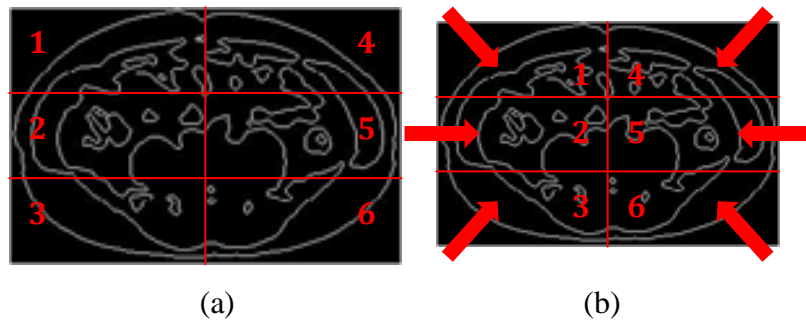


圖 12(a) 腹部邊緣影像六個位置分布圖 (b) 分界線找尋方向示意圖

接下來，我們已經擷取了一個初步的邊界線，如圖 13(a)。但是，我們仍然可以清楚地發現這個邊界是不完整的，而且是有很多的雜訊。為了消除不屬於 SAT 和 VAT 之間邊界線的點，我們進行兩次雜訊處理，對每一個點的 7*7 遮罩之內，進行處理並清除非必要的雜訊，在遮罩內，系統將判斷邊界圖像內的像素數目，如果中心像素的八個方向上的任何方向上的像素數小於 7，該像素點如圖 14(b)將被視為雜訊，因此，像素值將被設置為零，否則像素值如圖 14(a)將判定為非雜訊點，圖 13(b)顯示出了執行去雜訊後的結果。



圖 13 (a) 初步的邊界線 (b) 去雜訊後邊界線

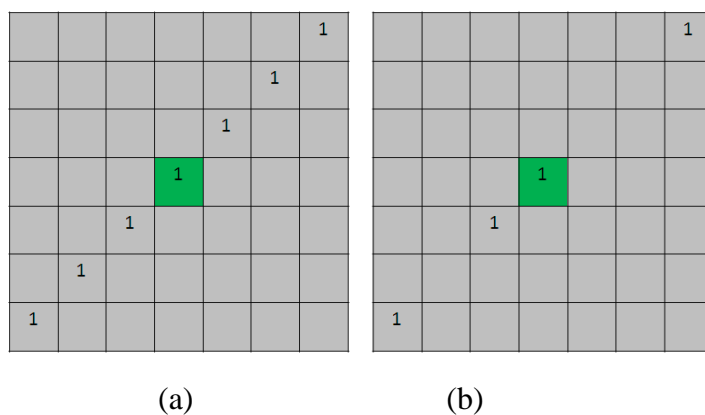


圖 14(a)非雜訊區域點 (b)雜訊區域點

接下來，因為邊界線如圖 13(b)並不是完整的連接，因此系統將搜索這些破洞點，而為了連接這些點，我們開發 Linking Algorithm，用於連接每兩個破洞點，下面則是我們的演算法：

Linking Algorithm

Input : $\{ P_0(X_0, Y_0), P'(X', Y') \}$

Output : $P_1(X_1, Y_1), P_2(X_2, Y_2), P_3(X_3, Y_3), \dots P_n(X_n, Y_n)$

While $D > \sqrt{2}$

If $Angle > 30^\circ$

$X_n = X_{n-1} + 1 \leftarrow V_x$ is positive

$X_n = X_{n-1} - 1 \leftarrow V_x$ is negative

End If

If $Angle < 60^\circ$

$Y_n = Y_{n-1} + 1 \leftarrow V_y$ is positive

$Y_n = Y_{n-1} - 1 \leftarrow V_y$ is negative

End IF

End while

$D \leftarrow$ The distance of P_{n-1} and P'

$D > \sqrt{2}$ means P_{n-1} and P' is not connected

$Angle \leftarrow$ The angle between D and V_y

$V_x = X' - X_{n-1}$

$V_y = Y' - Y_{n-1}$

在 Linking Algorithm 中， P_0 與 P' 是在內外脂肪分界線圖片如圖 13(b) 內每兩個需要連結的點，由於直接使用直線方程式連結會不平滑且不符合實際上的使用情況，所以藉由此演算法我們可以在 P_0 與 P' 連接的兩點間，取得需要連接的每一個像素點，且是較於平滑、較符合實際形狀。這過程中為了連接兩點之間的縫隙，我們先假設有一三角形，而這三角形是以兩個斷點間形成一隱形直角三角形，如果靠近 P_0 的角度小於 30 度如圖 16(a)，舊表示在水平向量是較長的，系統便水平地連接；如果靠近 P_0 的角度大於 60 度時如圖 16(b)，就表示著在垂直向量是較長的，系統便垂直地連接；但是，如果靠近 P_0 的角度為 30 度和 60 度之間，則表示兩個向量大致相等，系統便有傾斜地連接，直到以 30 與 60 間的角度完成兩段點之間的連線，最後形成一完整的 SAT 和 VAT 分界線，如圖 15 所示。

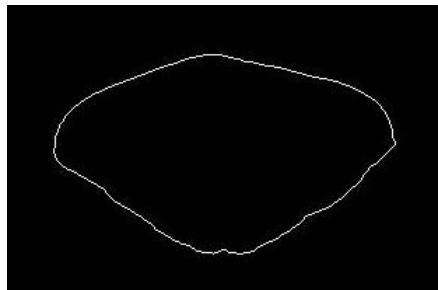
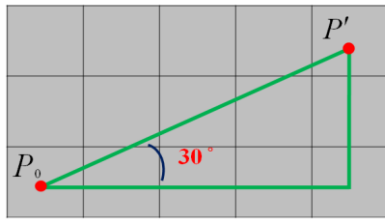
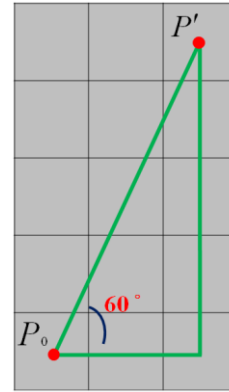


圖 15 完整的 SAT 和 VAT 分界線



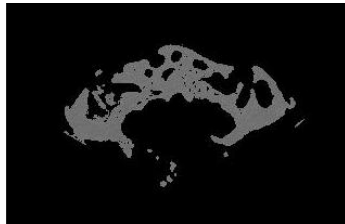
(a)



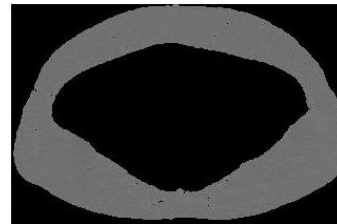
(b)

圖 16(a)角度小於 30 度 (b)角度大於 60 度

最後，系統將由提出的 Linking Algorithm 擷取出 SAT 和 VAT 區域的分界線之後，並以這個區域分界線對先前擷取出地的 TAT 影像圖 9(c)作分割動作，把 SAT 如圖 17(a)和 VAT 如圖 17(b)個別顯示出。



(a)



(b)

圖 17 (a) SAT 影像 (b) VAT 影像

(五)實驗結果

在這個計畫中，腹部影像的來源是來自中山醫學院的腹部CT攝影資料庫，影像的數量總共使用50張腹部CT攝影的影像來進行演算法的測試，影像格式為DICOM，影像大小為512×512。經過演算法運作後，將會自動的抽取出脂肪區域，並且找尋到腹部影像中內部脂肪與外部脂肪的分界線。下面將會以不同張數部位的圖個別顯示原始影像、總脂肪、內部脂肪及外部脂肪的分割影像圖。

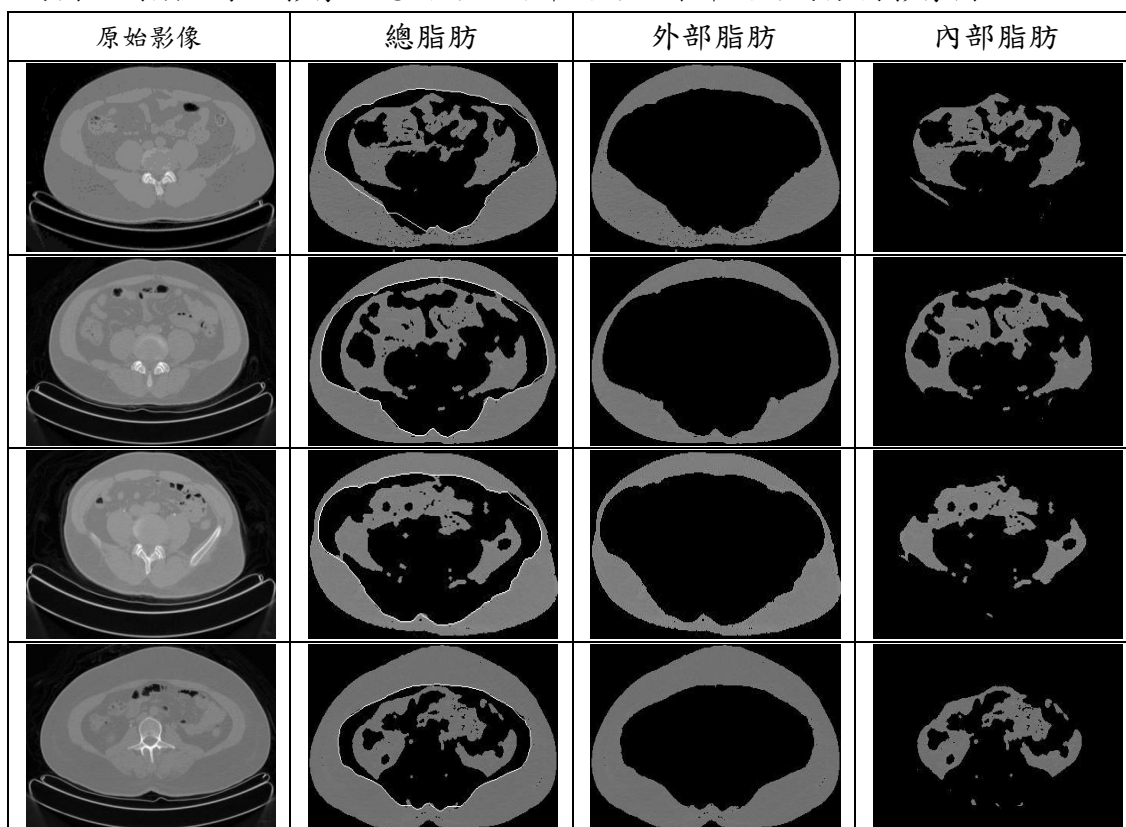


圖 18、由左到右分別表示為原始影像、總脂肪、內部脂肪及外部脂肪的分割影像圖

在醫學的診斷程序上，實驗的準確性必須以公正方式來評比才能令人信服。根據醫學影像技術普遍採用的四個統計值：腹部脂肪-正確辨識個數(True Positive Number, TPN)，非腹部脂肪-正確辨識個數(True Negative Number, TNN)，腹部脂肪-錯誤辨識個數(False Negative Number, FNN)，和非腹部脂肪-錯誤辨識個數(False Positive Number, FPN)，他們詳細的說明如下表所示：

表 1、TPN、TNN、FPN 和 FNN 說明

	實際	偵測(自動)
TPN	脂肪	脂肪
TNN	不是脂肪	不是脂肪
FPN	不是脂肪	脂肪
FNN	脂肪	不是脂肪

並且本計畫使用其所衍生的三個效能因子做比較，他們分別是偵測率 (Detection Rate, DR)、錯誤警示率 (False Alarm Rate, FAR) 和正確分類率 (Correction Classification Rate, CR) 三個，詳細的計算如下：

$$\text{偵測率(DR)} : DR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$\text{錯誤警示率(FAR)} : FAR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (12)$$

$$\text{正確分類率(CR)} : CR = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (13)$$

DR代表是腹部脂肪的偵測率，若百分比越高則偵測率越高，FAR代表是腹部脂肪偵測的錯誤率，若百分比越低則錯誤率越低，CR代表是腹部脂肪偵測的正確分類率，若百分比越高則正確分類率越高。下表為我們系統執行後的成功率。

表 2、系統成功率

	DR	FAR	CR
TAT	90.5%	6.4%	90.2%
SAT	93.5%	21.7%	88.8%
VAT	91.7%	8.8%	90.8%

圖 19 為本計畫中所提出的系統介面圖，目前系統執行在 Intel 雙核心、2.4GHz 和 4G RAM 的記憶體之下，一張影像執行平均需要花費 1 秒。

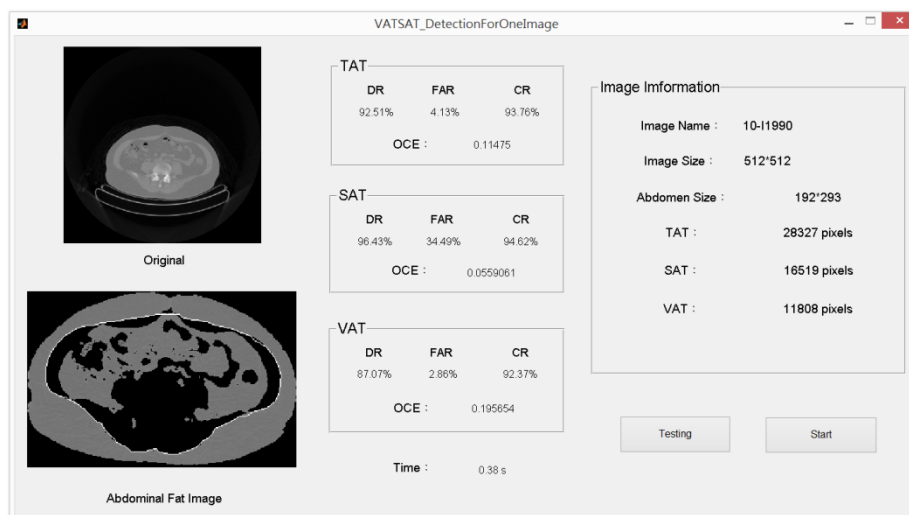


圖 19、系統介面圖

(六)結論與建議

目前腹部脂肪偵測的研究有很多，但是大多集中在於MRI，或者無法分割內外部脂肪等，因此本研究中應用醫學專業知識與資訊科技來快速建立一個自動化系統的影像處理架構，使用二值化偵測脂肪及非脂肪部位，並提出了一個方法擷取內臟脂肪及外部脂肪的分界線，其獲得了約90%的成功率，並且對比先前的手

動分割脂肪的方法，其平均所花費的時間為15~30分鐘，但是利用我們的自動化系統之後，平均所花費的時間為1秒以內。在未來的研究中將繼續尋找更佳的二值化方法或使用圖形識別等方式進行實驗，以提高腹部脂肪的偵測率，並且更精進系統以期更加符合醫生或相關研究人員的需求，讓使用者們可以隨時的快速了解腹部脂肪的區域與病情或相關研究的關聯，並提供一份有效的參考。

(七)參考文獻

- [1] Houchun H. Hu, Michael I. Goran, and Krishna S. Nayak, “Assessment of Abdominal Adiposity and Organ Fat with Magnetic Resonance Imaging,” *Body and Organ Fat Quantification - Advances in CT and MRI Techniques*, vol. 12, pp. 504-515, 2011.
- [2] Josephine Jensen, and Cecilie Benedicte Anker, “Segmentation of Abdominal Adipose Tissue in MRI in a Clinical Study of Growth and Diet,” Technical University of Denmark, DTU Informatics, 2011.
- [3] Jin Y, Imielinska C, Laine AF, et al., “Segmentation and evaluation of adipose tissue from whole body MRI scans,” *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Berlin: Springer, pp. 635–642., 2003.
- [4] Mourtzakis M., Prado C. M. M., and Lieffers, J. R., et al., “A practical and precise approach to quantification of body composition in cancer patients using computed tomography images acquired during routine care,” *App. Physiol. Nutr. Metab.*, vol. 33, pp. 997-1006, 2008.
- [5] Shen W., Punyanitya M., and Wang Z., et al., “Total body skeletal muscle and adipose tissue volumes: estimation from a single abdominal cross-sectional image,” *J. Appl. Physiol.*, vol. 97, pp. 2333–2338, 2004.
- [6] Xiaojuan Li, Jack F. Youngren, and Ben Hyun, et al., “Technical evaluation of in vivo abdominal fat and IMCL quantification using MRI and MRSI at 3T,” *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 26, pp. 188–197, 2008.
- [7] Amol Pednekar, Alok N. Bandekar, and Ioannis A. Kakadiaris, et al., “Automatic Segmentation of Abdominal Fat from CT Data,” *IEEE Workshops on Application of Computer Vision*, vol. 1, pp. 308-315, 2005.
- [8] Howard Chung, Dana Cobzas, and Jessica Lieffers, et al., “Automated segmentation of muscle and adipose tissue on CT images for human body composition analysis,” *SPIE Medical Imaging*, 2009.
- [9] Chin-Teng Lin and Chiun-Li Chin, “Using Fuzzy Inference and Cubic Curve to Detect and Compensate Backlight Image,” *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 8, no. 1, 2006.
- [10] Nobuyuki Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9: 62-66, 1979.