應用腹部電腦斷層掃瞄影像之肝臟腫瘤自動輔助診斷系統

游崇善 [a], 黃聖方 [a*], 江國賢 [a,b]
Chung-shan Yu [a], Sheng-Fang Huang [a*], Kuo-Hsien Chiang [a,b]
[a] *慈濟大學醫學資訊研究所*
[b] *花蓮慈濟醫院*
[*] *通訊作者: 黃聖方*, SFHuang@mail.tcu.edu.tw

摘要

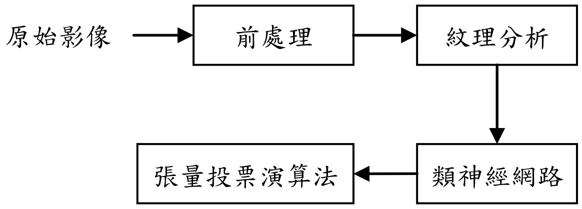
本研究實作了一個電腦自動的輔助診斷系統，能從腹部的電腦斷層掃瞄影像中偵測並描繪出肝腫瘤的輪廓，藉此輔助醫師觀測並規劃癌症治療。此系統主要分成三個步驟：首先透過肝窗的調校與型態學方法等前處理以定位肝臟的區塊。接著，再針對切割出來的肝臟區塊做紋理特徵的計算並透過類神經網路進行分類，以篩選出可疑的腫瘤像素。最後，我們導入張量投票演算法（tensor voting algorithm）將群聚這些像素點，來求得最後的腫瘤輪廓。

關鍵字：肝癌，電腦斷層影像，類神經網路，張量投票演算法

Abstract

In this paper, a computer-aided diagnostic (CAD) system for the classification of hepatic lesions from computed tomography (CT) images is implemented for assisting tumor inspection and planning treatment. The proposed system consists of three modules. First, we segment liver region from abdominal CT in the preprocessing. Next, the feature extraction module calculates texture characteristics, which are derived from the spatial gray-level co-occurrence matrices for each pixel in the segmented liver region. The classifier module uses back propagation neural network (NNs) to predict which pixel could be of tumor tissues. Finally, we use NN result and adopt tensor voting algorithm to group pixels for identify the true tumor position.

Key words: Liver CT, Neural Networks, Tensor Voting

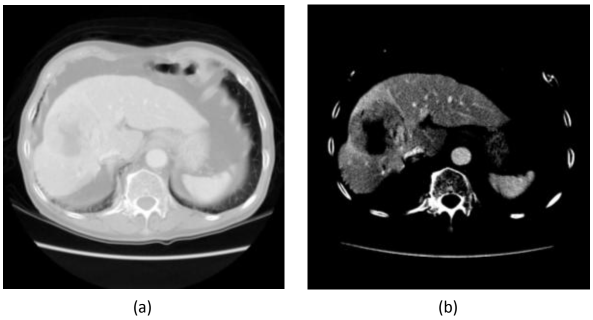


圖一 實驗流程圖

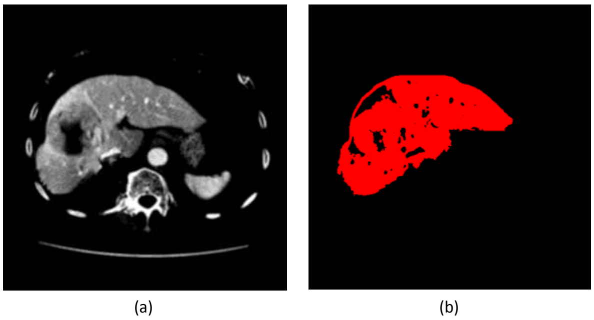
1、前言

在台灣，肝癌是致死率非常高的疾病；而目前幾種較常見的治療方法主要包括放射線治療、外科手術切除，或冷凍等等。對於一個醫師來說，不管選用何種治療方式，最重要的課題皆是透過醫學影像，來界定出肝腫瘤的位置與輪廓。一般來說判斷肝癌最常使用的三種醫學影像分別是超音波影像(Ultrasound，US)、電腦斷層掃瞄影像 (Computed Tomography，CT)，以及核磁共振影像(Magnetic Resonance Image，MRI)。因為影像解析度以及成本考量，故 CT 是其中最常被使用來診斷肝臟病變的影像技術[1]。

不論採用何種治療方式，肝腫瘤影像的切割定位都需要以下的資訊：包括肝臟區塊輪廓的描繪、精確的腫塊大小、準確的腫瘤定位以及腫瘤鄰域的相對空間分析。然而檢測出肝臟腫瘤區塊是一個非常具有挑戰性的任務，因為有時腫瘤區塊和健康組織之間的差異與灰階變化量可能不是很大，因而在每次進行手動切割時，容易導致誤差。因此，發展一個客觀且結果一致的自動化電腦輔助系統，將對肝癌的診斷產生一定的助益。本研究提出了一個自動化的電腦輔助系統，用來從腹部的 CT 影像中偵測並描繪出肝腫瘤的輪廓。此系統主要分成以下三個流程（流程圖請見圖一）。首先，透過肝窗的調校與型態學方法等前處理，以定位肝臟大致的位置與範圍。接著，針對切割出來



圖二 (a)原始 CT 影像。(b)肝窗影像。



圖三 (a)原始影像(肝窗),(b)自動切割肝臟區塊。

的肝臟區塊內部進行紋理分析，並採用類神經網路對肝臟影像中的像素作分類，以標記出可能的異常組織像素。由於標記的像素有可能因為誤差而導致錯誤，因此最後，我們導入 tensor voting 演算法的技術，讓像素相互地進行投票，因而可將零散的點消除，把群聚的像素點聚集，並描繪出正確的腫瘤輪廓。

本論文的組織架構如下；在本篇論文的第二部分中，將介紹研究方法。接者在第三部分，將會描述初步的實驗結果。最後，則針對研究結果進行討論與分析以及未來方向。

2、方法

本研究中一共包含三個階段，流程圖如圖一所示。茲以下列章節進行說明。

2.1 研究材料

我們使用 50 個病患的腹部 CT 影像，每個病人的肝臟部位大約 30 張 CT 切面，因此共使用 1500 張腹部 CT 影像。我們將所有病患資料分為 5 組；每一次用其中四組的資料當作訓練的樣本，另外剩下的一組則拿來測試結果。

2.2 影像前處理

Hounsfield unit (HU 值)是用來表示 X 光在影像上衰減的量。在 CT 影像中，DICOM 檔的灰階值為-1024HU～+3071HU。一般的外科醫師在觀察病變的時候通常會將以較容易觀察的閥值來調整影像的對比度。閥值介於 100HU±150HU 之間一般稱之為肝窗 (liver window) [2]；從圖二中，可以發現影像經由肝窗強化後肝臟部分的灰階對比度會比原始影像清楚得多。在影像前處理的部分，我們先採用肝窗對原始 DICOM 影像進行對比強化後，並儲存成 512 × 512 像素、256 色灰階的點矩陣圖檔（BMP 檔）來做後續肝臟切割與紋理分析的動作。

為了從影像中萃取出肝臟範圍，一開始必須先將外圈骨頭上下緣的部分以設定好的閥值，把上緣 85 像素，下緣 370 像素的部分先行切除，以減少特徵計算所的需要運算量，並可因此節省程式執行的時間。在肝窗中除了肝臟之外，在影像中也可見到胰臟。就相對位置來說，在本研究中所使用的影像裡，肝臟的位置皆出現影像的左上角而胰臟位於右下角，利用此空間的特性，可先行將胰臟的一部分區塊加以排除，以免影響到最後肝臟切割的結果。在肝窗中，還可以觀察到肝臟的內部組織；相較其他的內臟組織，肝臟內部所呈現的灰階分佈較為凌亂，因此我們利用上述的影像，並計算每一個像素其鄰域的 Entropy（公式(6)）來做為定位肝臟區塊的依據。Entropy 計算所得的數值經過正規化至 0~255 的區間，所得到的值指定到該像素中，如此計算所形成一張灰階影像，最後再取一個灰階值上的區間閥值，將灰階值大於 170 小於 20 的區塊與在閥值內的區塊做二值化。接者從全白的像素中找出最大的區塊，此即標記為肝臟的區塊（圖三）。

2.3 紋理分析

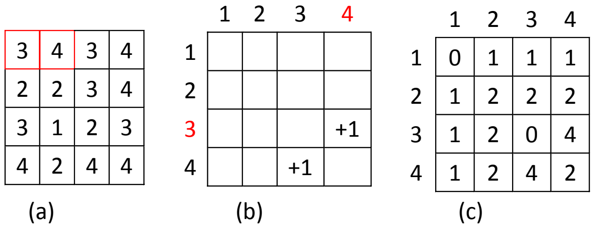
紋理（texture）意指一個小區塊當中的影像灰階分佈特徵。肝臟的腫瘤組織與正常組織之間可能會有一些灰階分佈的差異，因此利用紋理的特徵可以幫助我們定位腫瘤發生的位置。Haralick textures 是目前已知文獻中[3,4,5]，最常被用來做為腹部 CT 影像辨識的紋理特徵。此紋理特徵主要以共生矩陣作為基礎（Co-occurrence matrix），實作的方法是從一個像素 p 周邊的鄰域中，找出與 p 呈 0、90、135，或 45 度角的像素 q；點與點之間的距離 d 可自行設定。檢查兩

點的灰階值，並累計兩灰階值於相對空間位置為 0、90、135，或 45 度角時成對出現的次數，最後即可得到一個 256 × 256 的矩陣。其中縱軸代表 p 的灰階值，橫軸為 q 的灰階值。矩陣元素（G_p, G_q）應當是一個介於 0 至 1 的小數，代表該區域中灰階值 G_p 相對於灰階值 G_q 出現的比例。Haralick textures 即根據此矩陣，對矩陣元素作不同的統計運算，並以這些統計值做為描述該像素的特徵。圖三解釋共生矩陣的計算過程；其中令 d=1，且影像的灰階個數為 4 的時候，因此所得到的共生矩陣的維度將會是 4×4 的對稱方陣；圖三(a)為原始影像，其中當中心點為(0,0)（灰階值為 3）時，考慮其 180 度方向且距離為 1 的像素(0,1)（灰階值為 4），隨後便在(b)圖所示的矩陣中元素(3,4)與(4,3)的位置上累加一次。圖三(c)中元素值代表代表累計的個數，將該值除以所有元素值的總和，使得所有的元素值介於 0 到 1 之間，最後即可求得共生矩陣。

表格一 本研究中所使用的統計紋理特徵

Property	Equation	
Angular Second Moment	$f_1 = \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)^2$	(1)
Contrast	$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g} n^2\{\sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} p(i, j), \lvert i - j \rvert = n\}$	(2)
Correleation	$f_3 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} (ij)\, p(i, j) - u^2}{\sigma^2}$	(3)
Sum of Squares: Variance	$f_4 = \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} (ij)\, p(i, j) - u^2$	(4)
Inverse Difference Moment	$f_5 = \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1 + (i - j)^2}\, p(i, j)$	(5)
Entropy	$f_6 = -\sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log(p(i, j))$	(6)
Homogeneity	$f_7 = \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1 + \lvert i - j \rvert}\, p(i, j)$	(7)
Cluster Tendency	$f_8 = -\sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_g} (i + j - 2u)\, p(i, j)$	(8)

紋理特徵的計算是根據不同的四個方向求得的共生矩陣個別運算。因此對於每一種特徵，都會算出四個不同的值，然後再計算平均值來做為該特徵的估計值。我們所採用的鄰域範圍為 9×9 的方陣，所使用的統計方法則列於表格一。我們一共計算了 1、2、3 共 3 種距離加上原本圖形的平均值、變異數和 Entropy 當作特徵值，因此對於每個肝臟的像素一共使用了 27 個紋理特徵來表示。



3	4	3	4
2	2	3	4
3	1	2	3
4	2	4	4

(a)

	1	2	3	4
1				
2				
3				+1
4			+1	

(b)

	1	2	3	4
1	0	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	2	0	4
4	1	2	4	2

(c)

圖四 (a)原始影像，像素的灰階數為 4，(b)維度為 4×4 的共生矩陣，(c)累計結果

2.3 類神經網路

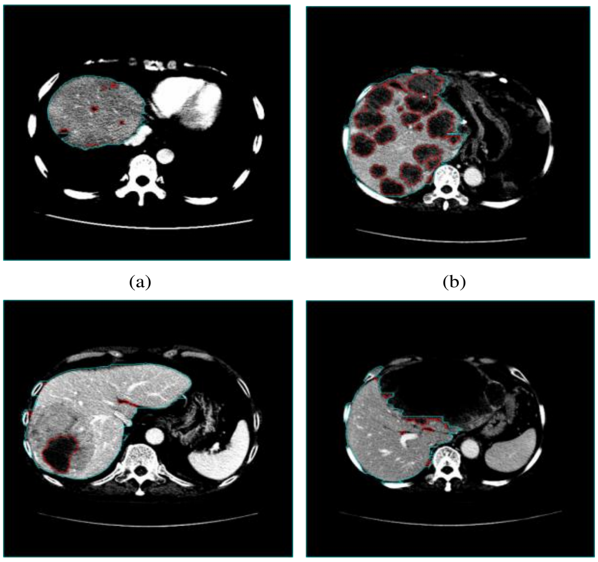
類神經網路被很廣泛的應用在許多人工智慧的研究領域，它擁有容忍錯誤、自我調校、自我學習等等能力。本研究中所採用的是倒傳遞類神經網路(Back Propagation Network)，並從實驗資料中取出 50 位肝癌病患，並由在每個病患的不同部位之腹部 CT 影像手動選取 10 個正常組織樣本，以及 10 個腫瘤組織的樣本。因此，包含 500 個正常的樣本，以及 500 個異常的樣本一共 1000 個筆樣本資料進行測試。我們採用 k-ford cross validation 的方去來測試類神經網路的準確度[6]，我們將 1000 筆資料分為五組，每次訓練的時候用其中的四組做為訓練樣本，而另外一組則當作測試樣本來使用。針對每一個樣本，計算共 27 個特徵，並先使用 t-test 方法進行測試，如果 p-value 小於 0.05 者代表在統計上具有顯著群組差異；經過此程序檢驗之後，最後僅保留 6 個 p-value 小於 0.05 的特徵，包括平均值、變異數、Entropy 以及共生矩陣之 Entropy、Energy 與 Variance。我們利用此 6 組特徵，來進行類神經網路的分類。

2.4 肝腫瘤偵測

將病患的腹部 CT 影像經由影像前處理的方法先將肝臟的區塊切出以後再將整張影像做紋理特徵的計算，將每一點有值的像素所計算出的紋理特徵值丟入訓練好的類神經網路做分類，標記出可能屬於腫瘤內部的像素點。

2.5 張量投票演算法

張量投票演算法是一種利用自然界的完形法則推論圖形的演算法[7]，利用特徵值當作每個點的特徵切向量資訊，而在自然界中每個完整形體的邊界切向量會依據物理法則形成某種規律的變化，張量投票演算法就是利用這種物理法則去推論出物體的完整形體，因此在使用類神經網路找出腫瘤的像素點之後再將整張圖拿去做張量投票演算法以將腫瘤的區塊能夠加上型態上的特徵使最後的腫瘤的邊界能夠更為準確貼近實際的邊緣。


(a) (b) (c) (d)

圖五 執行結果；其中，外圍輪廓代表肝臟切割的結果，內部輪廓為腫瘤偵測結果。(a) (b)為成功切割之結果，而(c)(d)為錯誤的切割結果。

3 實驗結果

經由程式所切割出來的肝臟區塊的結果如圖五，圖中包括自動切割的肝臟區塊(外圍輪廓)，以及偵測出的腫瘤輪廓(內部輪廓)與肝窗影像疊合的結果。其中，最後求得的肝臟切割準確率為 73%，剩下的 27%會切到多餘的區塊。如圖五之(a)(b)所示，肝臟切割如無失誤的話，腫瘤的位置通常皆可準確地定位。

4 結論

本論文中提出了一個應用於腹部 CT 影像的電腦輔助診斷系統，用以偵測肝臟腫瘤的位置與輪廓。本研究利用紋理特徵分析，並結合類神經網路，以篩選出肝臟內部腫瘤組織的像素。紋理特徵經過 t 檢定進行篩選，最後留下 6 組有用的特徵進行分類，平均的分類準確率為 96.6%。此外，在大部分的相關研究中，通常因為誤差而造成類神經網路分類錯誤，針對這個問題，本研究特別在其中導入張量投票法，使得空間位置接近的像素能聚合在一起，藉此濾除游離的影像當中的雜點，以定位腫瘤可能的位置。未來研究的工作期望能提高肝臟部位切割的準確，以排除其他和肝臟灰階與紋理相近的臟器，例如脾臟。另外，選擇的區塊大小也會影響到實驗結果，越小的判斷區塊有可能因資訊不足而無法準確判斷出腫瘤部位，而太大的判斷區塊在偵測過小的腫瘤時也會因為包含太多正常的肝組織而造成誤判，因此如何去找出一個有效的方式決定最適合的判斷區塊大小也是個很重要的問題。

表格二 類神經網路測試組測試結果（P 代表預測結果）

P	第一組		第二組		第三組		第四組		第五組	
	正常	異常	正常	異常	正常	異常	正常	異常	正常	異常
正常	100	0	100	0	100	0	95	5	94	6
異常	26	74	0	100	0	100	3	97	3	97

從最後得出來的結果當中我們可以發現不管是肝臟切割或腫瘤切割對於邊界上的判定往往是最容易造成錯誤的地方(圖五之(c)(d))，因為「部分體積效應」（partial volume effect）的緣故，使得肝臟與腫瘤的邊界大多模糊且難以辨認，因此在未來我們有必要考慮部分體積效應的問題，以增加對於型態上的判定，並提升實驗結果的準確性。

參考文獻

[1] H. M. Taylor and P. R. Ros, “Hepatic imaging: An overview,” Radiologic Clinics of North America, vol. 36, no. 2, 1998.

[2] William W. Mayo-Smith, Himanshu Gupta, Mark S. Ridlen, Jeffrey M. Brody, Nancy C. Clements, John J. Cronan, “Detecting Hepatic Lesions:The Added Utility of CT Liver Window Settings”, Gastrointestinal Imaging, P601-P604, 1999.

[3] Miltiades Gletsos, Stavroula G. Mougiakakou, George K. Matsopoulos, Konstantina S. Nikita, Alexandra S. Nikita, Dimitrios Kelekis, “A Computer-Aided Diagnostic System to Characterize CT Focal Liver

Lesions: Design and Optimization of a Neural Network Classifier," IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine, vol. 7, no. 3, September 2003.

[4] John E. Koss, F. D. Newman, T. K. Johnson, D. L. Kirch, "Abdominal Organ Segmentation Using Texture Transforms and a Hopfield Neural Network." IEEE Trans. Medical Imagong, vol. 18, no. 7, Ju;y 1999.

[5] Daniel Pescia, Nikos Paragios Stephane Chemoury, "Automatic Detection of Liver Tumors," IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 672-675, May 2008.

[6] J. A. Freeman and D. M. Skapura, Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques, Addison-Wesley, New York, USA, 1992.

[7] G. Medioni, M.S. Lee, and C.K. Tang, "A Computational Framework for Feature Extraction and Segmentation," –Elseviers Science, 2000.