

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

類神經網路於腹部 CT 影像腎臟囊腫及腫瘤之切割與辨識
(II)

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-216-014-

執行期間：92 年 08 月 01 日至 93 年 07 月 31 日

執行單位：中華大學資訊工程學系

計畫主持人：林道通

共同主持人：熊小澧

計畫參與人員：雷仲箴，蔡建材，劉明如

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫涉及專利或其他智慧財產權，1 年後可公開查詢

中 華 民 國 93 年 10 月 28 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

類神經網路於腹部 CT 影像腎臟囊腫及腫瘤之切割與辨識(II)

Segmentation and Recognition of Renal Tumor and Cyst Using Artificial Neural Network on Abdominal CT Images (II)

計畫編號：NSC 92-2213-E-216-014

執行期限：92 年 8 月 1 日至 93 年 7 月 31 日

主持人：林道通（中華大學資訊工程系） 熊小澐（台中榮民總醫院）

計畫參與人員：雷仲箎 蔡建材 劉明如（中華大學資訊工程所）

中文摘要

在先進國家當中，如美國、日本等等，已陸續將電腦輔助診斷的研發應用於醫學診斷，提供輔助的資訊；尤其在複雜的資料判讀，例如：電腦斷層掃描影像、超音波影像及心電圖(ECG)等等。本計畫提出的腎臟囊腫與腫瘤辨識主要分做兩部分進行，第一部份為先將所擷取出可疑的區域進行特徵抽取，利用紋理方法計算平均值、均勻度、對比度、熵、相關性等五項特徵。第二階段將特徵當作支援向量機的輸入，並運用支援向量機的方法，辨識此可疑之區域為腎臟囊腫或腫瘤。

關鍵詞：特徵抽取、紋理、支援向量機、腹部電腦斷層掃描影像、類神經網路。

Abstract

Computer-aided diagnosis already has been applied to medical diagnosis recently especially for complex data such as CT images, ultrasonic images, ECG, etc. In this project, we built an automatic operation for renogram processing by means of advanced computer technology. We proposed two stages processing: first is to extract features of doubtful regions by texture analysis method. The features such as mean, homogeneity, contrast, entropy, and correlation are provided as inputs to SVM neural network. The second stage is perform renal cyst/tumor classification using support vector machine technique. We have obtained acceptable results from the proposed method.

Keywords: Feature extraction, Texture analysis, Support Vector Machine, Abdominal CT Images、Artificial neural network

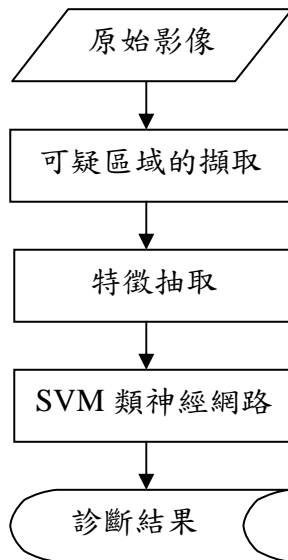
一、緣由與目的

傳統腎臟癌的三症狀（疼痛、腰部腫塊及血尿）並不常見，即使發現也可能太晚，腎癌的發生大多是慢慢無症狀的進行，有時也只是很輕微的血尿，因此中年人的健康檢查應包括腎臟的超音波檢查，以早期診斷可能存在的腎腫瘤。大部分顯而易見的腎臟病變包括大小不一的囊泡、腎臟之實質病變、腎臟腫瘤、或腎盂積水及結石等。除此之外，腎臟的尺寸大小與軸線的變化方向等等相關資訊也是臨床醫師很好的參考依據正常成年人的腎臟長度約為十至十二公分，呈概略外八字的形狀方向。因此，腎臟癌治癒率的大小主要在於是否能早期發現及準確的判斷，亦即針對小而局部的腫瘤組織早期偵測，以便協助後續的處理。

因此，我們透過電腦的快速處理能力，設計一套腎臟囊腫與腫瘤辨識系統，以便輔助醫師在臨床上的診斷。我們所設計的系統主要分為兩個階段，首先針對電腦斷層掃描影像進行半自動的可疑區域擷取，此步驟需額外藉由醫師的臨床知識。當可疑區域被擷取後，我們利用紋理(texture)的灰階共生矩陣(gray-level cooccurrence matrix)進行可疑區域的特徵抽取。由於特徵抽取的好壞會直接影響後端類神經網路在分類上的準確性與收斂時間[2]，所以我們統計出一組適當的特徵，分別是：(1)平均值(mean)，(2)均勻度(homogeneity)，(3)對比度(contrast)，(4)熵(entropy)，(5)相關性(correlation)。第二階段則是透過一個類神經網路-支援向量機 SVM (support vector machine) 針對可疑區域進行辨識的動作，最後給定一個診斷結果提供醫師在臨床上的參考依據。

二、結果與討論

我們所提出的腎臟囊種及腫瘤辨識系統大致上如事前所規劃的流程與方法進行實作，其程式區塊流程突如下所示：



圖一、程式流程

以下為實作結果範例：



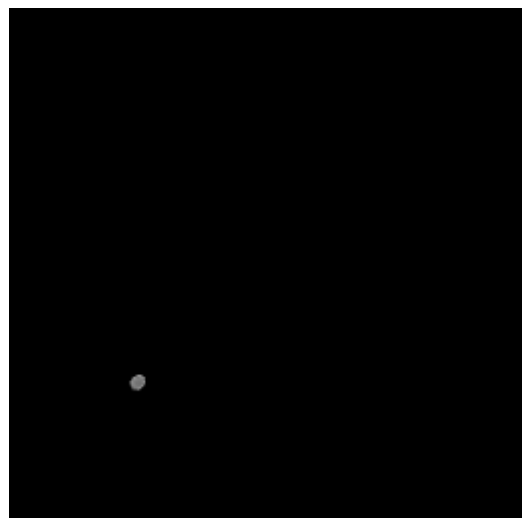
圖二、原始影像 I (the 13th slice)

圖二及圖三分別為兩個病人的腹部電腦斷層影像之其中一張切片(slice)，可以看出在右側腎臟均有異常的區域產生，於是我們使用區域成長的方法並搭配影像處理軟體(如：PhotoShop)半自動的將可疑的區域擷取出來，如圖四及圖五所示。

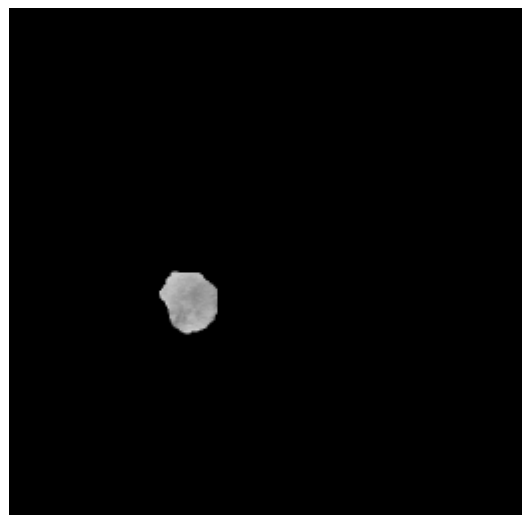
為了分析所擷取出來的可疑區域，我們使用了紋理的統計方法[1]，將可疑區域的原始值，透過位置運算子的計算求出一個灰階



圖三、原始影像 II (the 10th slice)



圖四、(圖一)之可疑區域



圖五、(圖二)之可疑區域

共生矩陣，並以此矩陣當作特徵抽取的依據。在此我們選用了五個較佳的特徵[5][6]，分別為：

(1) 平均值

$$X' = \frac{\sum_{i,j} X_{[i,j]}}{N}$$

其中 X' 為可疑區域的平均值， $X_{[i,j]}$ 為位置 $[i,j]$ 的灰階值， $N=I*J$ 為區域的大小。

(2) 均勻度

$$Homogeneity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g^2(i, j)$$

其中 g 為灰階共生矩陣經由正規化所得到的矩陣， N_g 為此矩陣之維度。此一紋理指標也稱為角二次矩或是能量值，其主要的功用是在量測影像中紋理的均勻性。即若其值接近 0 表示為不均勻的紋理區域，反之若接近 1 則為均勻的紋理區域。

(3) 對比度

$$Contrast = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-j)^2 * g(i, j)$$

此指標是量測影像中的對比以及影像區域的變化量。若其值很小表示此一區域在對比度上沒有很大的變化，反之則表示此一區域的對比度會有明顯的增加。

(4) 熵

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} g(i, j) * \log(g(i, j))$$

此指標是隨機性的一個量測，亦即若矩陣中的所有元素都相等時，則可得到一個最高值。

(5) 相關性

$$Correlation = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-X') * (j-X') * g(i, j)}{\sigma^2}$$

其中 σ^2 為變異數。此指標為量測影像中灰階線性相依的關係，若其值接近於 1 表示在此一成對的灰階度有一線性的關係，反之若接近於 0 則表示無一線性關係存在。

接著，我們將這五個特徵當作支援向量機的輸入，而支援向量機(SVM)[7][8]將透過其數學模型把輸入的資料對應到一個高維特徵空間，並且找尋一個最佳決策區域，線性分離所有所有特徵，達到我們所要的結果。其原理說明如下：

首先對每筆不同類的訓練資料加上"-1"

或是"+1"的標記，以數學表示為 $\{x_i, y_i\}, i=1, \dots, l, y_i \in \{-1, 1\}, x_i \in R^n$ 。假設有一超平面可以將標記為"-1"及標記為"+1"之兩類資料加以區分，則此超平面稱為區分平面，所有落在此平面上的 x 必須滿足 $w \cdot x + b = 0$, w 為超平面之法向量。其次定義區分平面之邊界為所有標記為"-1"、"+1"的訓練資料和區分平面的最短距離。由於我們所得到的資料無法線性區分兩類問題，因此需使用限制式為：

$$x_i \cdot w + b \geq +1 - \xi_i \quad \text{for } y_i = +1$$

$$x_i \cdot w + b \geq -1 + \xi_i \quad \text{for } y_i = -1$$

$$\xi_i \geq 0 \quad \text{for all } i$$

其中加入一個沈滯變數 (slack variable) $\xi_i, i=1, \dots, l$ ，即若訓練資料在分類發生錯誤時， ξ_i 就會大於 0。因此在求區分平面時，應使得 $\sum_i \xi_i$ 越小越好。所以欲求得具有最大邊界的區分平面，可在符合上述限制式的條件下，求出目標函數 $\|w\|^2 / 2 + C(\sum_i \xi_i)$ 的最小值，其中成本參數 C 可以實驗時自行調整。

接著，為了求得目標函數的最小值，可將其轉換成 Lagrange 表示式，如下：

Maximize:

$$L_D = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i x_j)$$

subject to:

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_j \leq C$$

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0$$

其中 α_i 為 Lagrange 係數， $k(x_i, x_j)$ 為核心 (kernel) 函數，定義為：

$$k(x_i, x_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$$

在此我們使用的核心函數為放射基底函數 (radial basis function)，其數學式如下所示：

$$k(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad \gamma > 0$$

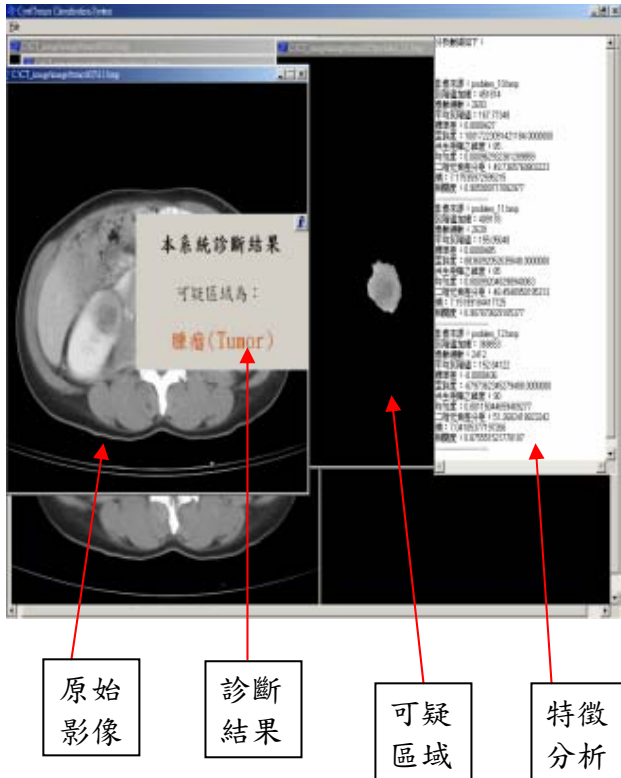
然後將 α_i 代入 $w = \sum_i \alpha_i y_i x_i$ ，即可求出目標函數。因此我們可以得到一個可以處理分類問題的決策函數：

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i k(x_i, x) + b)$$

當 $f(x) > 0$ 時，表示該資料與標記為"+1"的資料

屬於同一類，反之則屬於另一類。

最後我們在實作上引用了LIBSVM的工具[9]，透過一個包裝好的函示庫的呼叫，得到我們最後診斷結果。下圖為我們程式執行的結果及畫面的說明：



圖六、完成之電腦輔助診斷系統使用介面

此一病例共計有14張腹部電腦斷層掃描影像(從腎臟出現至消失為止)，其中有三張切片出現了可疑的區域，本系統會依序讀入這三張影像，並加以計算，然後綜合這三張影像的結果，給出一個合適的診斷結果，如此可以降低誤判的情況發生，也就是說當其中一張發生誤判，而其他兩張均為正確的情況下，其結果會加以補償而得到較正確的診斷結果。

三、計畫成果自評

對於這個計畫而言，我們得到一個還頗令人滿意的結果，總結其優點有：

- 決定一組適當的特徵
- 獲得合理的網路收斂速度
- 得到可接受的辨識結果
- 輔助醫師在臨床上的診斷

大體來說，可疑區域不是很複雜的影像，辨識的結果都能符合醫師的需求，換句話說，特徵擷取的好壞很容易影響最後的辨識效果。其次，在腎臟囊腫與腫瘤的辨識系統到目前為止還未有十分精確的方法被提出，或許在未來有較成熟的技術被發表出來，相信我們將會提出更令人滿意的辨識方法。整個計劃中程式寫作的流程都依照事前的規劃進行，大致上沒什麼問題。不但提升的程式寫作的實力，最大的收穫在於從資料的收集與醫師的討論中，獲得許多寶貴的知識與經驗。

四、參考文獻

- [1] R. C. Gonzalez & R. E. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley, 2nd Edition, 2002.
- [2] S. A. Husain & E. Shigeru, "Use of Neural Network for Feature Based Recognition of Liver Region on CT Images", Proceedings of the 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop, Volume:2, 831-840, 11-13, 2000.
- [3] B. V. Ginneken & B. M. Romeny & M. A. Viergever, "Computer-Aided Diagnosis in Chest Radiograph: A Survey", IEEE Transaction on Medical Imaging, Volume:20, Issue:12, 1205-1208, 2001.
- [4] S. Joo & Y. S. Yang & W. K. Moon & H. C. Kim, "Computer-Aided Diagnosis of Solid Breast Nodules: Use of an Artificial Neural Network Based on Multiple Sonographic Features", IEEE Transaction on Medical Imaging, Volume:23, Issue:10, 1292-1300, 2004.
- [5] A. L. Amet & A. Ertuzun & A. Ercil, "Texture Defect Detection Using Subband Domain Co-occurrence Matrices", IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, 205-210, 1998.
- [6] A. Baraldi & F. Parmiggiani, "An Investigation of Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix Statistical Parameters", IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Volume:33, Issue:2, 293-304, 1995.
- [7] C. W. Hsu & C.J. Lin, "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines", IEEE Transaction on Neural Networks, Volume:13, Issue:2, 415-425, 2002.
- [8] E. Osuna & R. Freund & F. Girosit, "Training Support Vector Machines: An Application to Face Detection", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 130-136, 1997.
- [9] C. C. Chung & C. J. Lin, "LIBSVM: a Library for Support Vector Machines", <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>