

結合紋理分析與影像增強技術於電腦斷層影像中輔助診斷急性缺血性腦中風

Texture Analysis and Image Enhancement for Aided Diagnosis of Acute Ischemic Stroke in CT Image

黃綠宣^{a*}, 蔡佩娟^a, 李愛先^{a,b}, 蘇振隆^a

^a 中原大學生物醫學工程系

^b 亞東紀念醫院

*通訊作者：黃綠宣，midori@cycu.org.tw

摘要

本研究針對急性缺血性腦中風病發 3 小時內之腦部電腦斷層影像，利用紋理量化分析以及影像增強技術進行分析。紋理量化分析：針對中大腦區域影像使用紋理特徵編碼並擷取紋理特徵值，使用 t-test 統計分析左、右中大腦半球組織參數差異性；採用異常 18 張影像以及正常 4 張影像利用倒傳遞類神經網路進行加入紋理特徵編碼後之系統鑑別病變發生能力評估，準確率由 0.77 提高至 0.95、敏感度由 0.78 提高至 1.00、特異度皆為 0.75、Kappa Value 由 0.40 提高至 0.81。影像增強：由 5/3 小波轉換將影像分為數個子頻帶，使用多值增強演算法改善局部對比，再以反轉換得到增強後影像；採用 10 例異常與 2 例正常影像組由醫師視覺評估加入增強影像結果，準確率由 0.63 提高至 0.81、敏感度由 0.66 提高至 0.84、特異度由 0.5 提高至 0.80，病變位置偵測率由 0.40 提高至 0.72。

關鍵字：急性缺血性腦中風、紋理量化分析、影像增強、倒傳遞類神經網路、小波轉換

Abstract

This study used texture quantification and image enhancement technique to analyze the brain CT images within 3 hours after acute ischemic stroke onset. Steps of texture quantizing analysis include: 1. calculated texture features of middle cerebral artery (MCA) territory after using texture feature coding method (TFCM), 2. using t-test statistical analysis to analyze the difference of hemispheres side by side. There were 18 abnormal and 4 normal cases used thru back propagation neural network to evaluate this system. The accuracy, sensitivity, specificity and kappa value for evaluation of system to detect acute cerebral ischemic stroke with/without texture features were 0.95/0.77, 1.00/0.78, 0.75/0.75 and 0.81/0.40, respectively. For Image enhancement: brain image was separated into several sub-bands via 5/3 wavelet transform, and then use multi-scale enhancement algorithm to improve local contrast. Finally, the inverse transform was used to created an enhancement image. There were 10 enhanced abnormal and 2 enhanced normal images provided to physicians for evaluation. The accuracy, sensitivity, specificity and ratio of detected position were raised from 0.63 to 0.81, 0.66 to 0.84, 0.50 to 0.80, 0.40 to 0.72, respectively.

Keywords: acute ischemic stroke, texture quantizing analysis, image enhancement, back propagation neural network, wavelet transform.

1、前言

腦中風為中老年人常見的疾病之一，在急性缺血性腦中風初期的病變可由電腦斷層影像上特徵變化來診斷；但由於缺血性腦中風急性期特徵變化極細微，導致電腦斷層攝影有敏感度不高的問題，因而無法在有效治療時間 3 小時內給予治療而增加致殘程度。為了改善電腦斷層攝影偵測的不足處，本研究應用紋理特徵量化分析中大腦缺血性中風於急性期的紋理變化情形，並建立倒傳遞類神經網路架構以辨別病患腦部梗塞與否；另一方面，則應用影像增強技術，突顯病灶區域之對比度以提高醫師鑑別能力，透過這兩種影像處理技術的結合，以提供醫師於電腦斷層影像上病灶診斷的參考依據，進一步提高電腦斷層攝影檢查的偵測率。

2、材料方法

本研究採用的未打顯影劑腦部電腦斷層影像資料來源為亞東紀念醫院影像醫學科，影像大小為 512x512 像素，影像格式皆為 DICOM 格式。共收集 22 個案例影像，包含 4 例正常與 18 例異常，正常受測者需沒有任何中風病史以及腦部挫傷記錄，異常病例則需病發急性缺血性腦中風 3 小時內之影像。異常病例之確定則是根據病發 6 小時之後的電腦斷層攝影或擴散式磁共振檢查之影像。研究流程如 Figure 1 所示，輸入影像分別進行紋理參數分析與影像增強處理。

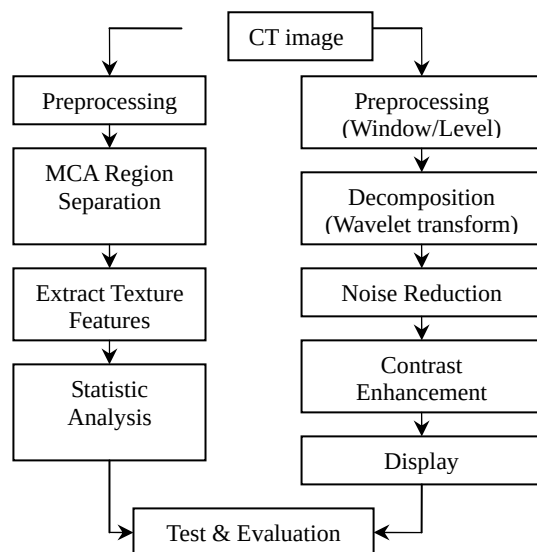


Figure 1 研究流程圖

2.1、紋理分析

急性缺血性腦中風，由於腦部結構特徵的變化，如：腦島帶狀特徵消失以及灰、白質界線不明顯等，造成腦部紋理改變，故採用紋理參數來分析。

影像前處理：利用腦組織與頭顱骨之間衰減係數相差 20~30 倍的關係，以二值化方式將腦組織與頭顱骨分隔開來，再以邊緣偵測法記錄腦部軟組織邊緣位置藉以去除其他多餘的影像資訊。

中大腦血液供應區分割：急性缺血性腦中風於中大腦動脈區域發生率較高，故以此區作為分析依據。分為前區(前大腦動脈與中大腦動脈間的分界)與後區(中大腦動脈與後大腦動脈間的分界)。前區利用側腦室的延伸角度(Ventricle Angle;VA)作為分割角度。後區則是利用頭顱長寬比例之頭顱型態定義分割角度。

由於病變發生初期特徵變化細微，導致傳統紋理分析效果不彰，因此將分割出的左、右中大腦動脈血液供應區以紋理特徵編碼法(Texture Feature Coding Method)[1]重新編碼成新影像再予以擷取參數分析。

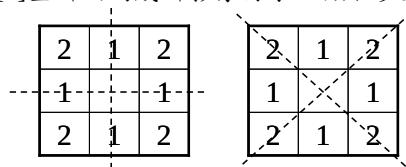


Figure 2 關聯性表示圖

		第一關聯性			
第二關聯性	類別	(i)	(ii)	(iii)	(iv)
	(i)	1	2	3	4
	(ii)	2	5	6	7
	(iii)	3	6	8	9
	(iv)	4	7	9	10

Figure 3 關聯性分類之可能組合

紋理特徵編碼法為考慮四個方向之間關聯性的表示法，以水平方向 2 點和垂直方向 2 點定義為第一關聯性四點，右斜對角線 2 點和左斜對角線 2 點定義為第二關聯性 4 點，如 Figure 2 所示。取連續 a,b,c 3 點，其相鄰兩點間的灰階值變化會有四種情形(為灰階差異容許量)：

- (i) $|I(a)-I(b)| \leq \Delta, |I(b)-I(c)| \leq \Delta$
- (ii) $|I(a)-I(b)| \leq \Delta, |I(b)-I(c)| > \Delta$
 $|I(a)-I(b)| > \Delta, |I(b)-I(c)| \leq \Delta$
- (iii) $I(a)-I(b) > \Delta, I(b)-I(c) > \Delta$
 $I(b)-I(a) > \Delta, I(c)-I(b) > \Delta$
- (iv) $I(a)-I(b) > \Delta, I(c)-I(b) > \Delta$
 $I(b)-I(a) > \Delta, I(b)-I(c) > \Delta$

分別選取一組第一關聯性與第二關聯性的掃描方向所得分類結果，其可產生 10 種組合，如 Figure 3

所示。分別選取第一關聯性的 $0^\circ-180^\circ$ 水平掃描方向和第二關聯性的 $45^\circ-225^\circ$ 左斜對角線掃描方向可得到一組分類結果為 α ，而選取第一關聯性的 $90^\circ-270^\circ$ 垂直掃描方向和第二關聯性的 $135^\circ-315^\circ$ 右斜對角線掃描方向可得到另一組分類結果為 β 。將 α 與 β 相乘，即是代表該遮罩中心像素的紋理特徵數(Texture Feature Number; TFN)，如式(1)所示：

$$TFN(x, y) = \alpha(x, y) \times \beta(x, y) \quad (1)$$

紋理特徵值分佈為 1~100，但是實際上只有 42 個不同的數值，因此可將紋理特徵值重新對應到 0~41，則可得到紋理特徵值編碼後影像；之後再對於紋理特徵影像擷取其紋理特徵參數，包含灰階分佈直方圖以及空間灰階相關特徵參數值。而誤差容許量 Δ 定義如式(2)所示， $p_\Delta(TFN(x, y))$ 表示誤差容許量為 Δ 時，每一個紋理特徵數發生機率。

$$H_{TFN}(\Delta) = - \sum_x \sum_y p_\Delta(TFN(x, y)) \log p_\Delta(TFN(x, y)) \quad (2)$$

評估病變可能性主要根據左、右腦半球對稱區域變化差異評估腦部組織是否發生變異，因而取左右中大腦半球特徵參數之差異值做分析。並以統計學分析正異常病例間參數差異值的相關性，採用 t-test 進行分析以 P 值小於 0.05 表示兩群組間具有統計上顯著差異存在，以此為選擇參數進行類神經網路訓練之依據。最後系統經倒傳遞類神經網路分類後進行效能評估。

2.2、影像增強

急性缺血性腦中風在影像上最常出現的特徵為低密度變化情形，而此變化情形為腦組織灰、白質的變化，透過 Window/Level 調整影像衰減係數區間，Window Width 設定為 30H.U，Window Center 設定為 35H.U。

小波轉換將急性缺血性腦中風影像分解成多個頻帶，後續處理則根據頻帶不同以及小波係數不同做雜訊降低與對比增強[2]。本研究使用兩組 5/3 小波濾波器組，其小波低通與高通濾波器係數分別如式(3)(4)所示：

$$h_0 = [-\frac{1}{8}, \frac{1}{4}, \frac{3}{4}, \frac{1}{4}, -\frac{1}{8}], \quad h_1 = [-\frac{1}{2}, 1, -\frac{1}{2}] \quad (3)$$

$$h_0 = [-\frac{1}{8}, \frac{1}{4}, \frac{3}{4}, \frac{1}{4}, -\frac{1}{8}], \quad h_1 = [-\frac{1}{4}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{4}] \quad (4)$$

由於高頻雜訊存在於中、高頻帶中，雜訊值通常趨於頻帶中之越大值，使用 $\gamma < 1$ 的指數轉換曲線將亮區輸入值映射到較窄的輸出值範圍，可使原始頻帶中越大值轉換後對比度降低。

利用多值增強演算法[3]針對頻帶中小波係數做多調變性修改，依照頻帶中小波係數自適性選取小波係數區間，依各區間選用不同函數做修改如式(5)所示， p 值設為 0.9，而 m 、 n 為設定區間的自適性閾值，如式(6)所示[2]。可使得係數值小於閾值 m 做線性轉換，大於閾值 n 則保留原係數值，介於中間者則使用非線性轉換；以提高係數較小值的對比度，將低密度變化區域與其他組織對比拉大，達到視覺增強之效用。

$$y(x) = \begin{cases} x \cdot \left(\frac{m}{n}\right)^p & \text{if } |x| < n \\ x \cdot \left(\frac{m}{|x|}\right)^p & \text{if } n \leq |x| < m \\ x & \text{if } |x| \geq m \end{cases} \quad (5)$$

$$m = \min_{x \in \text{scale}} \{x\} + 0.9 \cdot (\max_{x \in \text{scale}} \{x\} - \min_{x \in \text{scale}} \{x\}) \quad (6)$$

$$n = \min_{x \in \text{scale}} \{x\} + 0.3 \cdot (\max_{x \in \text{scale}} \{x\} - \min_{x \in \text{scale}} \{x\})$$

最後視覺增強影像以問卷方式，由醫師以給分方式進行判讀影像；「0」分表示為正常案例，「3」分表示為確定有梗塞發生。

3、結果與討論

研究所使用的影像共計 22 張；18 張急性缺血性腦中風腦部基底核影像，4 張正常人腦部基底核影像。各參數差異值分析結果如 Table 1 所示，並以 t-test 統計分析於正常、急性缺血性腦中風案例間具有顯著差異之特徵參數，得知 P 值小於 0.05 的參數為：Entropy、Energy、Inertia、Intensity、Coarseness、Variance、Homogeneity 以及 Mean Converge。並將此 8 個特徵參數進行倒傳遞類神經網路運算，以 Leave-one-out 進行訓練與測試，Accuracy=0.95，Sensitivity=1，Specificity=0.75 以及 Kappa value=0.81。並與未經紋理編碼法而擷取紋理參數之系統，比較兩者效能結果如 Figure 4 所示，顯示有經紋理特徵編碼之特徵參數其系統鑑別能力之準確率、敏感度以及 Kappa 值皆較高。

Table 1 特徵參數於正、異常案例之表現

	Normal(n=4)	Abnormal(n=18)	P value
Entropy	0.0033±0.0025	0.0258±0.0169	0.002**
Energy	0.0013±0.0006	0.0117±0.0075	0.001**
Contrast	20334.6±14154	34317.7±29242.9	0.169
Inertia	0.3361±0.2148	0.96644±0.8368	0.017*
Intensity	0.6549±0.4217	2.2784±0.6549	0.005**
Regularity	5.0404±1.581	3.7537±3.1982	0.181
Coarseness	0.0216±0.0184	0.0807±0.0914	0.007**
Homogeneity	0.0009±0.0007	0.0066±0.0042	0.004**
Variance	0.7639±0.3524	2.3803±2.1304	0.003**
Mean Converge	0.0304±0.0245	0.1005±0.0977	0.016*

註：*表示 P value<0.05；**表示 P value<0.01。

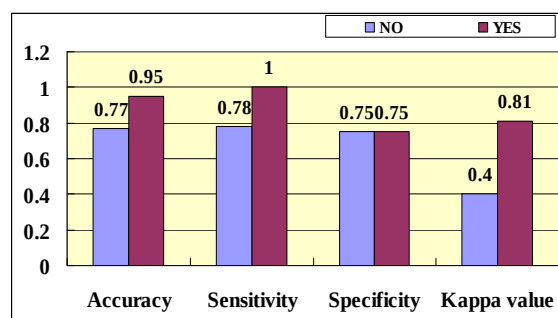


Figure 4 紋理特徵編碼加入與否之系統診斷效能

提供醫師作為輔助觀看低密度變化情形之增強影像其顯示結果如 Figure 5 所示。為了評估增強影像之效用，使用 2 例正常案例與 10 例急性缺血性腦中風案例進行醫師判讀，並且將影像分為原始影像組與增強影像組；原始影像組每組 1 張原始影像，增強影像組每組含有未經增強之原始影像 1 張以及不同階數小波增強影像 7 張每組共 8 張影像。分別由 5 位受測者進行兩組測試。視覺評估病變發生之評估結果如 Figure 6 所示，可見原本受限於肉眼限制而不易於原始影像中觀看的微小變化，在加入增強影像後對於病灶發生的偵測率有提高之趨勢。

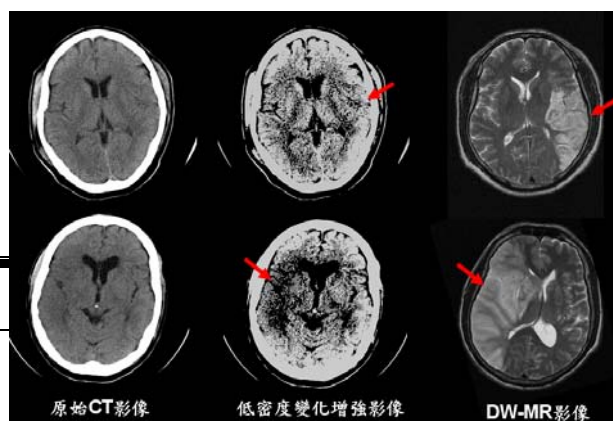


Figure 5 增強影像偵測病灶結果

對於異常案例，加入評估急性缺血性腦中風發生位置之辨識，兩組之辨識結果如 Figure 7 所示，可見 5 位受測者於原始影像組中對於病變發生位置偵測率相當低，加入增強影像後皆有明顯提升，平均由 0.40 提升至 0.72。Figure 6 亦顯示三種不同鑑別病變發生之診斷結果，可見醫師觀看原始未增強之影像的判斷力最低，加入增強影像後醫師對於判讀影像的能力提升，而以紋理量化分析系統的準確率與敏感度皆大於醫師視覺判讀能力，特異度則是醫師診斷結果較佳。因此，結合辨識病變發生能力高之系統與可供醫師判讀病變發生與發生位置之增強影像，相互佐證可改善電腦斷層攝影對於急性缺血性腦中風之偵測率；亦可先以系統鑑別病灶發生情形，醫師再由病變發生的增強影像上進一步瞭解病灶位置，如此可在診斷上提供更進一步的鑑別資訊。

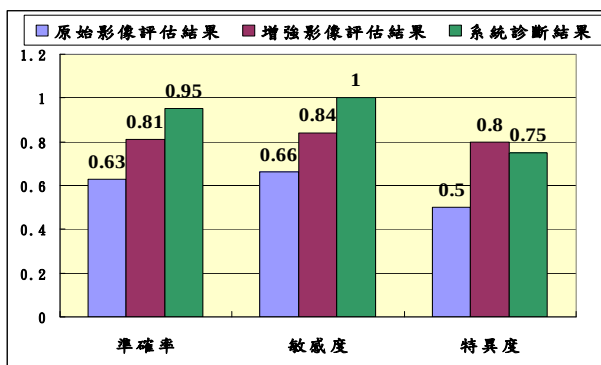


Figure 6 病變發生之視覺評估結果與系統診斷結果

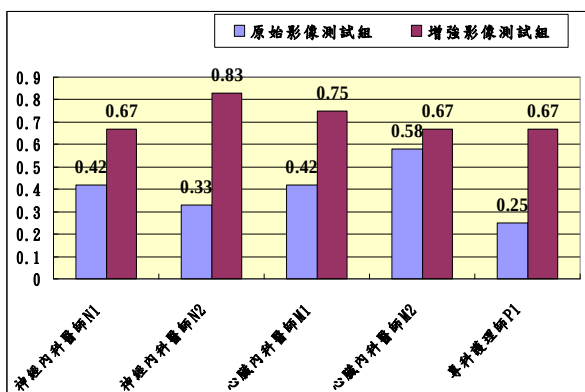


Figure 7 病變發生位置視覺化評估結果

4、結論

本研究結合紋理量化分析與增強影像技術，透過類神經網路應用進行系統訓練及診斷，並與醫師視覺評估整合，可提供電腦紋理資訊以及人眼視覺資訊，藉此增加急性缺血性腦中風之偵測能力。紋理量化系統效能可達到 Accuracy 為 0.95、Sensitivity 為 1、Specificity 為 0.75 以及 Kappa value 為 0.81；顯示系統對於鑑別急性缺血性中大腦中風具有高可信賴度。視覺評估加入增強影像之結果：Accuracy 由 0.63 增加到 0.81、Sensitivity 由 0.66 增加至 0.84 以及 Specificity 由 0.5 增加至 0.8，而病變發生位置偵測率由 0.38 提升至 0.7；可見加入增強影像後可改善電腦斷層影像在偵測急性缺血性腦中風發生率以及病變發生位置偵測率。藉由整合具有高辨識率之量化分析系統與具有病變位置偵測率的視覺化增強影像，可彌補高鑑別能力之系統不能對病變發生位置做偵測之不足之處，並且提供醫師進一步確認病灶位置。未來在高辨識力的診斷系統上可再加入其他大腦區域一併評估，再融入醫師對於臨床上生理資訊的專業判斷，電腦斷層攝影對於急性缺血性腦中風之偵測必會大為提升。

參考文獻

- [1] M.H. Horng, "Texture feature coding method for texture classification," Opt. Eng., vol 42, pp.228-238, 2003.
- [2] A. Przelaskowski, K. Sklinda, P. Bargiel, J. Walecki, M. Biesiadko-Matuszewska, and M. Kazubek, "Improved early stroke detection : Wavelet-based perception enhancement of computerized tomography exams," Computers in Biology and

Medicine, vol.37, pp.524-533, 2007.

- [3] Jean-Luc Starck, Fionn Murtagh, Emmanuel J. Candes, and David L. Donoho, "Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform," IEEE, vol.12, pp.706-717, 2003.