

## 植基於 S-tree 技術的影像壓縮研究

陳文儉 侯錫坤

大葉大學資訊工程學系

51591 彰化縣大村鄉山腳路 112 號

### 摘要

使用空間資料架構描述二進位影像有一段悠久的歷史。S-Tree 是一種描述二值化影像的空間資料架構，近年來，應用 S-tree 結構在影像壓縮的研究包括無失真醫學影像壓縮及自然影像的廣先搜尋 S-tree 壓縮。

本論文提出一個修改植基於 S-tree 壓縮的描述灰階影像表示法。原始影像的第一次切割方式是根據其邊緣梯度來決定，邊緣梯度的計算是利用 Sobel 遮罩。次影像根據二元樹分解規則劃分成同質性區塊的集合。在每個分解步驟，次影像交替在 y 和 x 軸分割成爲兩個相等的部份，接著計算同質性區塊的平均值，根據深先搜尋，將次影像轉換成二元樹。隨著 S-tree 結構的建立，最後由一個邊緣梯度方向表，一個線性表及顏色表所組成的 S-tree 表示法用來儲存原始影像的資料。

根據實驗的結果顯示，本論文提出的方法在相同的壓縮倍率下與廣先搜尋 S-tree 壓縮方法比較，在平均 PSNR 提升 1.6 dB 左右，本方法有較好的重建品質。

**關鍵詞：**影像壓縮，S-tree，深先搜尋

## Image Compression Based on S-Tree Techniques

WEN-JAN CHEN and SI-KUN HOU

*Department of Computer Science and Information Engineering, Da-Yeh University*

*No.112, Shanjiao Rd., Dacun, Changhua, Taiwan 51591, R.O.C.*

### ABSTRACT

Using spatial data structures for representing binary images has a long history. The s-tree is one efficient data structure for such representation. In recent years, this structure has been applied to image compression, including retention of the resolution in medical images and breadth-first s-tree search compression (BFS-TSC) in natural images.

In this report, an image compression scheme using modified s-tree image representation is presented. The first partition of an original image accords the gradient of the edge. Sobel masks are used to compute the edge direction of a sub-image, which is partitioned into a set of homogeneous blocks according to the binary tree decomposition rule. In each decomposition step, the sub-image is divided into two equal parts, alternating in y- and x-axes. Then, the mean value of each homogeneous block is computed. According to the path of the depth-first search (DFS), the s-tree for the sub-image is constructed. The s-tree representation of the original image consists of three



tables: (1) direction-of-edge, (2) linear-tree and (3) color.

The experimental results show that the schemes used in this study produced better reconstructed image quality than the BFS-TSC, being about 1.6 dB in the same compression ratio.

**Key Words:** image compression, s-tree, depth-first search

## 一、緒論

隨著科技與資訊的日新月異，人類文明的紀錄也從文字發展到影像。而現今數位化與網路發展迅速的時代，無論是日常生活的點滴紀錄乃至於醫學部門對於病患病徵的診斷，無不使用影像紀錄。當一張張傳統相片隨著掃描器的出現被轉換成數位影像資料，數位相機、數位攝影機乃至於照相機的發明將數位影像資料量推上高峰後，面對龐大的數位資料，如何在有限的數位存取設備空間中儲存更多的資料及降低資料傳輸時所需要的時間成爲必須解決的方法。

資料的壓縮技術最早著重於類比通訊時降低資料傳送時所需要的頻寬。近年來，其研究目的主要爲減少儲存的空間及降低傳輸時間。隨著各項壓縮技術的發展，資料壓縮的應用也越廣泛。

資料壓縮技術的分類大多數人採用的分類法是將資料壓縮技術分爲無失真壓縮法 (lossless compression) 與失真壓縮法 (lossy compression) 兩類 [13]。Huffman 編碼、算術編碼、LZ 系列編碼皆屬較常見的無失真資料壓縮法，它們只試圖去掉資料累贅的部份，所有的資訊都仍留著，但壓縮比無法提高。常見的失真資料壓縮法則有預測編碼、VQ、轉換編碼、分頻編碼、小波編碼等，其不僅去掉資料累贅，同時也減少一些資訊量以求達到更高的資料壓縮比 [3]。

S-Tree 爲一種空間域上的影像表示法 [3]，它可以應用於二值化影像的無失真壓縮或灰階影像的有失真壓縮。本文將探討基於 S-Tree 壓縮模式的演算法，找出適當的失真品質與壓縮比關係，並嘗試將其運用於各類數位影像的壓縮上。

S-Tree 結構是一種階層式的資料結構。最初由 Jonge 等人 [12] 提出利用 S-Tree 方法去描述二值化影像。張真誠等 [1] 提出新的 S-Tree 方法應用於中國書法影像的壓縮。Chung 等 [7, 9] 以 S-Tree 及高氏著色法 (Gouraud shading method) [11] 應用於自然影像的失真壓縮。Chan 等 [4] 則以改良式的 S-Tree 應用於無失真醫學影像的壓縮

上。Chung 等 [10] 則以 SDCT 的區塊分割方式將其應用於動差計算上。其壓縮方法是將一幅影像轉換成二元樹，再建立兩張表格；一張表格稱爲線性樹表，另一張表格稱爲顏色表，以線性樹表和顏色表描述一幅影像達到影像壓縮的目的。而利用 S-tree 對二值化影像進行搜尋、查詢或鄰域的尋找操作等應用的研究也陸續出現 [8, 14]。而最近也有學者將 S-tree 的技術應用在碎形影像壓縮 [5] 及二元影像的壓縮上 [6]。

基本上，影像是由許多隨機的線條所構成，因此難有一致的方向性。對於 S-Tree 壓縮方式存在的一個問題是分割影像的第一刀以水平沿 x 軸或垂直沿 y 軸方向切割影像會因方向的差異產生不同的二元樹架構，相異的二元樹架構使得線性樹表及顏色表的長度不同，影響影像的壓縮比。

因此，本研究希望在使用 S-Tree 壓縮模式下，找出一幅影像中較合適的二元樹結構，以此結構建立線性樹表及顏色表後進行影像壓縮，進而提高影像壓縮比。

Chung 等 [7, 9] 首先提出以 S-Tree 及高氏著色法應用於自然影像的失真壓縮。高氏著色法使用 4 個像素灰階值去記錄一個同質性區塊，對於壓縮自然影像，我們亦嘗試降低記錄同質性區塊的像素值，將顏色表的編碼長度進一步減少。

S-Tree 方法是將一幅影像轉換成二元樹，再建立線性樹表及顏色表兩張表格；但二元樹架構會因切割影像方向的不同而使線性樹表及顏色表的編碼長度不同，影響影像的壓縮比。因此我們先將影像分成  $N \times N$  大小的次影像，利用邊緣檢測的方法偵測次影像的方向性，建立邊緣梯度方向表，接著將次影像轉換成二元樹，再建立線性表及顏色表，以此達到壓縮影像的目的。本篇論文其他章節架構如下：第二節我們將回顧相關的技術，包括 S-Tree 資料結構和同質性區塊。我們所提出的方法將詳細的在第三節中說明。第四節裡，將對我們的所提出的方法和廣先搜尋 S-tree 壓縮方法作相關實驗比較及分析結果。本篇論文的結論列於第五節。



## 二、相關技術回顧

### (一) S-Tree 資料結構

S-Tree 結構是一種特殊的二元樹階層式資料結構，其將影像以遞迴平分的方式尋找相同顏色的區塊，再描述整個影像，由 Jonge 等人 [12] 提出利用 S-Tree 方法去描述二值化影像，首先將一幅二值化影像轉換成二元樹，再利用深先搜尋的方式建立兩張表格；一張表格稱為線性樹表，另一張表格稱為顏色表，利用線性樹表和顏色表描述一幅影像以達到影像壓縮的目的。

對一幅二值化影像而言，其像素非黑即白。在壓縮影像即編碼階段時，首先檢查影像中所有的像素值是否相同，若像素不相同便將影像設定為二元樹的內部節點並以垂直或水平的方式把影像切割成兩個大小相等的正方形或長方形影像區塊；若像素值相同便將影像設定為二元樹的葉節點而不再切割。依此判斷方式先沿 x 軸再延著 y 軸交錯遞迴切割整張影像，並建立整張影像的二元樹。接著依據影像的二元樹建立線性樹表及顏色表兩張表格，以深先搜尋原則，當遇到二元樹的內部節點時，我們便記錄一個“0”在線性樹表，而顏色表中並不記錄任何的數值；當遇到二元樹的葉節點時，我們便記錄一個“1”在線性樹表內，同時在顏色表中以“0”代表白色，“1”代表黑色記錄該節點的像素值，如此建立線性樹表及顏色表。圖 1 的例子說明二值化影像的 S-Tree 資料結構而線性樹表和顏色表如下所示：

線性樹表：00010111000111011

顏色表：001101010

Chang 等 [1] 及 Chan 等 [4] 則提出一種改良式的 S-Tree 壓縮方式則是在線性樹表及顏色表之外再使用一張原始資料表，並將二元樹作削減。在建立二元樹步驟之後，利用後序法遍歷二元樹，把最底層的內部節點及葉節點組合成一個削減節點。將削減節點的線性表及顏色表內的資料放入原始資料表中，計算削減節點所需要新的編碼位元數並與原始資料表內所需要的位元數作比較，若削減節點的編碼位元數量不比原始資料表內的多，便可以往上再進一步削減二元樹，直到編碼長度不會因二元樹的削減而縮短為止，以使編碼的長度進一步縮小，例如圖 1 左子樹最底層的內部節點及葉節點我們考慮組合成一個削減節點時，原來用 S-Tree 來編碼共需要  $1+2+2=5$  位元，因需在顏色表分辨是白色、黑色及含有原始資料表，所以需改以

0	0	1	1
0	1	1	1
0	1	1	1
0	0	0	0

(a) 二值化影像陣列

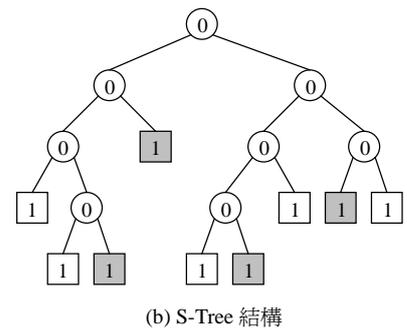


圖 1. S-Tree 範例

“10”表示黑色，“0”表示白色及“11”代表該節點含有原始資料表，此例子中這三個節點合併後需要線性樹表 1 位元其值為“1”、顏色表 2 位元其值為“11”及原始資料表 2 位元其值為“01”共 5 個位元，與未合併前相同，因此我們可以繼續往上層作同樣的動作，直到編碼長度不會縮減為止，如此即完成改良式的 S-Tree 壓縮方式 [1]。

Chung 等 [7, 9, 10] 則提出在建立二元樹後，以廣先搜尋的方式建立線性樹表，所建立的線性樹表再以階層壓縮技術截頭去尾，達到更緊密的壓縮目的。圖 1 的例子中，使用廣先搜尋的方式建立的線性樹表為 000010010011111111，最上方兩層為完全子樹，對應的內部節點全部為 0，所以我們可以丟掉根節點及第 1 層，只以 1 表示被丟掉的深度。同時線性樹表的底層皆為葉節點，對應的值皆為 1，我們也可以將底層的 4 個節點丟棄。藉此降低資料的結構。

### (二) 同質性區塊 (Homogeneous Block)

為了提高影像的壓縮比，Chung 等提出一種基於 S-Tree 結構及高氏著色法 (Gouraud shading method) [10] 的 STC (S-Tree compression) 方法 [7, 9, 10]，應用於區分影像中的同質性區塊與非同質性區塊，其中高氏著色法用來在指定的誤差容忍值之下控制影像品質。

STC 方法為檢查一幅影像是否為同質性區塊，若影像是一個同質性區塊，它將被設為二元樹的葉節點並不再切割。若影像不是一個同質性區塊，它將被設為二元樹的內部節點，再以水平或垂直方向細分成兩個相等大小的正方形或矩形影像區塊，如此遞迴切割直到找到全部的同質性區塊為止。STC 方法同樣以線性樹表和顏色表描述一幅影像，但顏色表內儲存的是一個同質性區塊四個角的像素值，而非區塊內所有的像素值，因此是一種失真壓縮方



法。接下來我們探討所謂同質性區塊的定義。

在切割影像期間，如果一個影像區塊內像素的預測灰階值接近其真正的灰階值，我們稱此影像區塊為同質性區塊。如圖 2 所示，假定一個影像區塊內四個角的座標為  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_1)$ ,  $(x_1, y_2)$ ,  $(x_2, y_2)$  且灰階值分別為  $g_1$ ,  $g_2$ ,  $g_3$  和  $g_4$ 。使用高氏著色法，在同質性區塊中計算某個像素的預測灰階值  $g_{est}(x, y)$  的方法為：

$$g_{est}(x, y) = g_5 + \frac{g_6 - g_5}{y_2 - y_1}(y - y_1) \quad (1)$$

此處

$$g_5 = g_1 + \frac{g_2 - g_1}{x_2 - x_1}(x - x_1) \quad (2)$$

且

$$g_6 = g_3 + \frac{g_4 - g_3}{x_2 - x_1}(x - x_1) \quad (3)$$

因此同質性區塊中，給定一個誤差容忍值  $\epsilon$ ，對於滿足  $x_1 \leq x \leq x_2$  和  $y_1 \leq y \leq y_2$  條件下的所有在座標  $(x, y)$  上的像素灰階值，其影像品質條件應控制在  $|g(x, y) - g_{est}(x, y)| \leq \epsilon$ ， $g(x, y)$  為像素在座標  $(x, y)$  上的實際灰階值。

對於一個如圖 3 所示的影像區域，使用 STC 方法將影像分割成數個同質性區塊，則其利用深先搜尋所建立的 S-Tree 線性樹表及顏色表分別為

線性樹表：0010110010111

顏色表： $(a_{ul}, a_{ur}, a_{bl}, a_{br}), (b_{ul}, b_{ur}, b_{bl}, b_{br}), \dots, (g_{ul}, g_{ur}, g_{bl}, g_{br})$

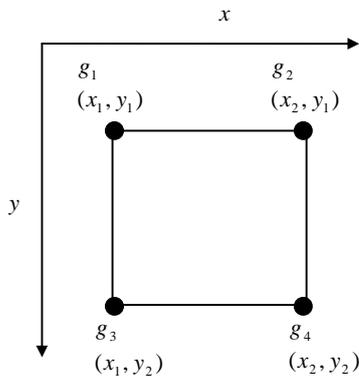


圖 2. 同質性區塊

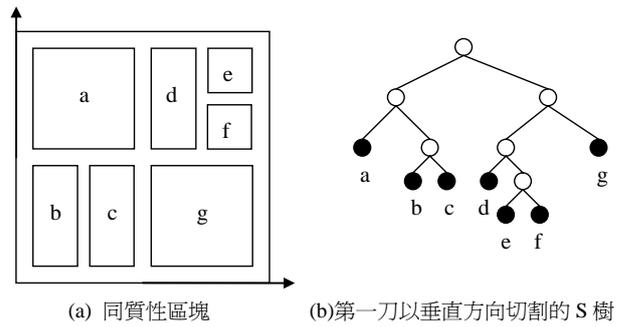


圖 3. 次影像切割範例

其中  $a_{ul}$  代表圖 3(a) 中區塊 a 的左上角像素的灰階值，而  $a_{ur}, a_{bl}, a_{br}$  分別為區塊 a 的右上角、左下角及右下角的像素的灰階值；而顏色表其他的值分別代表不同區塊的四個角像素的灰階值。

### 三、研究方法

#### (一) 邊緣梯度方向表

由於 S-Tree 壓縮方式有著切割影像時第一刀以水平沿 x 軸或垂直沿 y 軸方向切割影像最後將影響影像壓縮比的問題，所以我們必須將其列入影像壓縮時的考量範圍。以圖 2 來說，第一刀沿著 x 軸（水平方向）切起，壓縮影像陣列所需的位元總數為線性樹表 17 位元 + 顏色表 9 位元 = 26 位元。若圖 2(a) 的第一刀沿著 y 軸（垂直方向）切起，S-Tree 結構如圖 4 所示，以深先搜尋產生的線性樹表及顏色表如下：

線性樹表：000101101011010011011

顏色表：00101011010

所需的位元總數為線性樹表 21 位元 + 顏色表 11 位元 = 32 位元。因此對影像壓縮而言，如何找到最適合的 S-Tree 結構以降低線性樹表及顏色表長度變成一項課題。

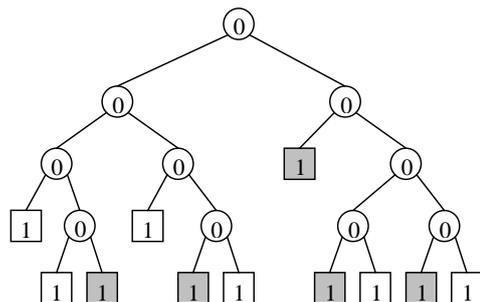


圖 4. 以垂直方向為第一刀切割的 S-Tree 結構



對於一張自然影像來說，很難有特定邊緣方向性產生，如果切割整張影像時只考慮第一刀的水平或垂直方向，對於 S-Tree 的二元樹結構便不容易達到進一步的壓縮目的。因此我們考慮將一幅影像分成  $N \times N$  大小的次影像，針對每個次影像中的邊緣特性決定第一次切割時採垂直或水平切割的方向作為壓縮次影像的編碼方式。

當次影像邊緣的 Sobel 運算水平梯度大於垂直梯度時，S-Tree 結構中第一刀使用水平切割次影像會得到較少的編碼長度，亦即會有較佳的壓縮比。反之，當次影像邊緣的垂直梯度大於水平梯度時，S-Tree 結構中第一刀使用垂直切割次影像會得到較少的編碼長度。因此在建立 S-Tree 結構的線性樹表及顏色表前，我們考慮先建立次影像的梯度方向表決定切割次影像第一刀的方向。

一幅影像被分成  $N \times N$  大小的次影像，每個次影像皆以 Sobel 運算計算水平及垂直梯度。若水平梯度大於垂直梯度，便在梯度方向表上增加一個“0”，其他情況則在梯度方向表上增加一個“1”。圖 5 為一張超音波影像並使用 Sobel 遮罩檢測邊緣的水平梯度方向、垂直梯度方向以及將整張影像切割成像素值為  $32 \times 32$  大小的區塊後判斷梯度大小的二值化影像。在圖 5(d) 顯而易見可判斷的，水平梯度大於垂直梯度的部份為整個圖形下方的線條區域。

## (二) 同質區塊的判定

過去有很多方法及應用針對黑白二值化影像的空間資料結構表示法提出來。但對於灰階影像提出空間資料結構表示法的反而不多。Chung 等 [7, 9, 10] 提出與內插法有關的高氏著色法 (Gouraud shading method) [11] 紀錄同質性區塊內 4 個角落的灰階影像像素值改良灰階影像空間結構，降低計算上的複雜度。

如圖 6 所示的次影像同質性區塊及二元樹，使用 Chung 等的 STC 方法，將同質性區塊視為一棵二元樹的葉節點，以廣先搜尋方式建立的線性樹表及顏色表分別為：

線性樹表：000100111001111

顏色表： $(a_{ul}, a_{ur}, a_{bl}, a_{br}), (h_{ul}, h_{ur}, h_{bl}, h_{br}), (b_{ul}, b_{ur}, b_{bl}, b_{br}), \dots, (g_{ul}, g_{ur}, g_{bl}, g_{br})$ ,

對於一個對應線性樹表二元字串的 1 所表示的同質性區塊，需要將左上、右上、左下、右下 4 個像素值加以紀錄，所以一幅大小為  $2^n \times 2^n$  的影像一開始會被分為兩個  $2^{n-1} \times 2^{n-1}$  的非重疊區塊，一直切割到最小的同質性區塊大小為  $2 \times 2$  個像素，而每個區塊都需紀錄 4 個角落像素的灰階

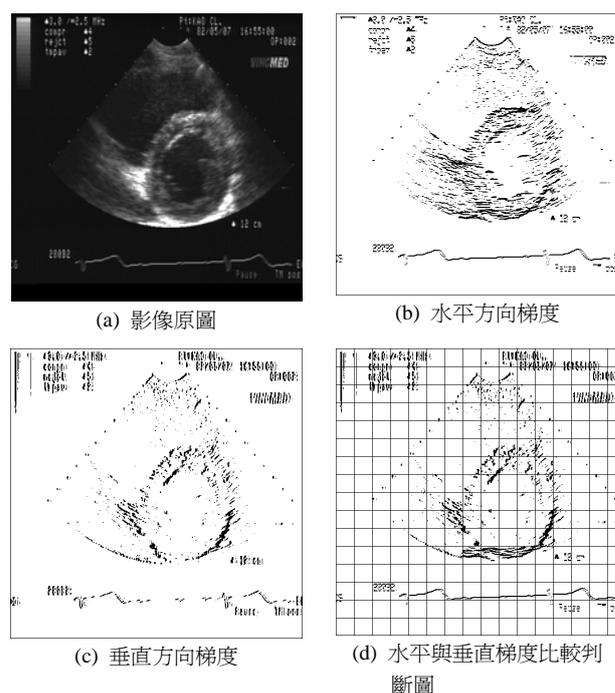


圖 5. 超音波影像的 Sobel 邊緣檢測圖

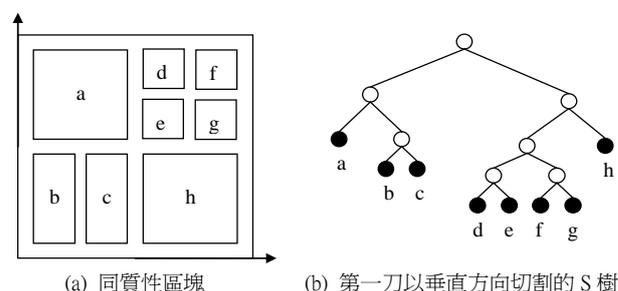


圖 6. 次影像切割範例

值。

觀察圖 6(a) 可以發現，對於相同大小的同質性區塊，若區塊的邊是重疊的話，便可能擁有相同的邊，例如區塊 b 右方的邊和區塊 c 左方的邊一樣長；區塊 d 右方的邊和區塊 f 左方的邊，同時區塊 d 下方的邊和區塊 e 上方的邊其實都可以共享。因此 Chung 等將原先  $2^n \times 2^n$  原始影像的最右邊一行及最下方一列複製一次，使得影像放大為  $(2^n+1) \times (2^n+1)$ ，切割影像時利用重疊的方法，讓兩個相鄰的影像有一個像素寬度重疊，這樣在重疊共享的邊上，只需要紀錄一次同質性區塊角落的像素值。

由於 Chung 等使用高氏著色法必需紀錄同質性區塊 4 個角落的像素值，我們考慮修改同質性區塊的紀錄方式嘗試降低記錄的像素值。若以同質性區塊的像素平均值做為



顏色表的內容，每個同質性區塊便只需要紀錄一個像素值。

對於一個四個角的座標分別為  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_1)$ ,  $(x_1, y_2)$ ,  $(x_2, y_2)$  的影像區塊，在判斷影像是否為同質性區塊時，首先給定一個誤差容忍值  $\varepsilon$ ，我們令  $g_1$  為比較像素灰階值，對於滿足  $x_1 \leq x \leq x_2$  和  $y_1 \leq y \leq y_2$  條件下的所有在座標  $(x, y)$  上的像素灰階值  $g(x, y)$ ，其影像品質條件應控制在  $|g_1(x, y) - g(x, y)| \leq \varepsilon$ ，若條件成立則視為同質性區塊，且我們在顏色表中記錄該同質性區塊所有像素灰階平均值。因此圖 6(b) 以深先搜尋方式建立的線性樹表及顏色表分別為：

線性樹表：001011000110111

顏色表： $a_{mean}$ ,  $b_{mean}$ ,  $c_{mean}$ , ...,  $h_{mean}$

為了達到更好的壓縮比率，我們允許同質性區塊裡的一個像素值超過誤差容忍值。因此設定一個函數  $\Delta\varepsilon$  做為超越誤差容忍值的倍數上限，由於人類視覺對微小變化不易察覺的特性，當誤差容忍值  $\varepsilon$  指定較小數值時， $\Delta\varepsilon$  便可以提高，使得影像的平滑區域不受單一像素雜訊影響而容易連結成一個同質性區塊。當誤差容忍值  $\varepsilon$  指定較大數值時，由於所允許的像素值間差異提高，為了避免其差異特性被平均值取代， $\Delta\varepsilon$  必需降低，以確保像素特性仍然存在。

### (三) 提出的 S-Tree 壓縮方法

在 S-Tree 的壓縮過程中，過去一直以整張影像為壓縮單位，儘管在建立二元樹後，有深先搜尋及廣先搜尋兩種建立線性樹表方式並且在線性樹表及顏色表有更多的演算表相繼提出。但對以次影像區塊為壓縮單位的方法卻無人提出，因此我們對於整張影像切割或次影像區塊切割的差異性為何亦感到興趣。本研究列出以水平切割次影像 STC、垂直切割次影像 STC 及判斷邊緣特性切割次影像 STC 三種方法對影像進行壓縮研究。

在 S-Tree 的二元樹架構中，越簡單的影像因線性樹表的長度較短而有較佳的壓縮比，而越複雜的影像則因線性樹表長度拉長而降低影像壓縮比。因此選擇的次影像大小亦影響整幅影像最後的壓縮比，因為對較簡單的影像而言，可能因使用的次影像太小增加總體線性樹表長度而喪失其壓縮優勢。

建立線性樹表所使用的搜尋方法上，使用深先搜尋或廣先搜尋所得到的編碼長度應該一樣，Chung 等提出以廣

先搜尋法可進一步縮短線性樹表的階層壓縮技術。對於一幅  $2^n \times 2^n$  的影像轉換成階層深度為  $k$  的二元樹而言，則最大深度  $k_{max}=2n$ ，若影像切割的最小區塊大小為  $2 \times 2$ ，則最大深度到  $k_{max}=2n-2$ 。由於以廣先搜尋法紀錄的線性樹表前面大多為 0，後面大多為 1，在整張影像的壓縮上可以將前面內部節點皆為 0 的階層數刪除，利用階層數  $k$  取代前方的 0，同時把位於最大深度  $k_{max}$  階層的 1 刪除，達到縮短線性樹表的目的。但對以次影像建立二元樹的方式而言，由於整張影像被切割為許多次影像，階層的壓縮技術對於整體壓縮助益不大，因此我們採用深先搜尋的方式建立線性樹表，以降低計算時間。表 1 顯示使用階層壓縮技術的廣先搜尋 (BFS) 及深先搜尋 (DFS) 在誤差容忍值  $\varepsilon = 10$ ，切割次影像大小為  $32 \times 32$  像素時，壓縮比及編碼時間的比較。使用階層壓縮技術的廣先搜尋壓縮比可以提高約 2%，但所花的計算時間卻增加約 17%。判斷邊緣特性壓縮編碼流程分別如圖 7 所示。

## 四、實驗結果與討論

### (一) 壓縮比與 PSNR

對於影像壓縮而言，我們使用資料壓縮比評估資料壓縮的效能，壓縮比 (compression ratio) 的定義如下：

$$Cr = \frac{\text{原訊號所需之位元數}}{\text{壓縮後訊號所需之位元數}} \quad (4)$$

數位影像經過處理後，可能會產生原始資訊的流失。我們提出的研究方法因為容許誤差容忍值的出現，為一種失真的壓縮方法。為了比較原始影像與經過處理後的影像

表 1. 使用廣先搜尋 (BFS) 及深先搜尋 (DFS) 壓縮比及編碼時間的比較

	廣先搜尋法		深先搜尋法	
	壓縮比	編碼時間	壓縮比	編碼時間
磁振造影	5.793	86.1	5.627	78.0
血管攝影	11.678	54.5	11.531	47.0
超音波影像	5.967	93.7	5.830	78.2
X 光影像	5.438	101.6	5.344	84.4
Lena	3.752	140.7	3.625	117.1
F16	4.380	121.8	4.210	104.7
Baboo	1.451	339.1	1.333	284.6
Pepper	3.602	137.3	3.474	121.9
平均	5.258	134.4	5.122	114.5



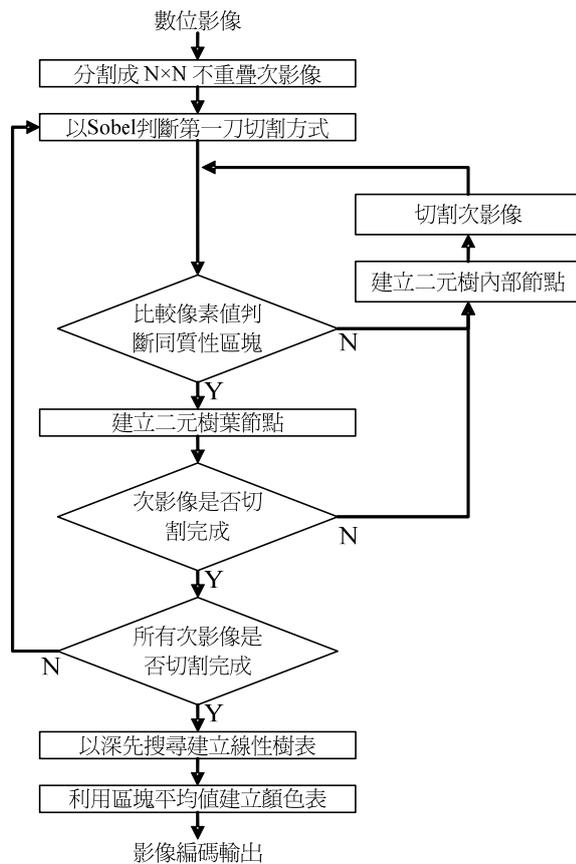


圖 7. 判斷邊緣特性切割次影像 STC 壓縮流程圖

差異程度，一般使用峰值訊號雜訊比（peak signal to noise ratio, PSNR）作為重建影像訊號品質的量測工具。首先計算兩張影像間的均方差（mean square error, MSE），其定義為：

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (\alpha_{ij} - \beta_{ij})^2 \quad (5)$$

其中  $m$ ,  $n$  分別表示影像的寬度及高度， $\alpha_{ij}$  表示原始影像位於  $(i, j)$  位置上的像素值， $\beta_{ij}$  表示經過處理後的影像位於  $(i, j)$  位置上的像素值。PSNR 的定義為：

$$PSNR(dB) = 10 \times \log_{10} \frac{(\text{maximum\_pixel\_value})^2}{MSE} \quad (6)$$

其中 maximum pixel value 的值由於測試的數位影像為灰階影像，位元深度為 8 位元，因此最大像素值為 255。PSNR 值越高，表示處理後的影像與原始影像的訊號相似程度越高。

## (二) 實驗結果與數據分析

我們使用 4 張醫學影像和 4 張自然影像進行數位影像壓縮測試。因為醫學影像的功能及分類皆不相同，因此分別以磁共振造影（magnetic resonance image, MRI）、血管攝影（angiography）、超音波（ultrasound, US）、X 光影像各取一張作為測試影像。8 張影像皆為像素大小 512×512 的灰階影像。

Chung 等 [7] 提出的 STC 表示法大致分為非重疊同質性區塊及重疊同質性區塊兩類，並直接切割整張影像。為了區分兩種方法，我們以 BFS-STC1 及 BFS-STC2 分別稱之。我們的研究方法則以水平切法、垂直切法及判斷邊緣式為簡稱。

在 STC 方法中，一個最小切割區塊包含 4 個角落的像素值，在此情形下，影像並未達到壓縮的目的。本研究方法中判斷邊緣式方法的最小切割區塊為一個像素值，對於次影像尺寸大小的選擇與壓縮比之間的關係，如表 2 及表 3 所示，次影像區塊若選擇在 16×16 或 32×32 會得到較大的壓縮比。

在誤差容忍值  $\epsilon = 10$  下，本研究的三種方法選擇的次影像大小分別為 16×16 及 32×32 像素與以整張影像直接切割的 BFS-STC1 及 BFS-STC2 影像進行壓縮比及 PSNR 值的比較，所得到的結果如表 4 到表 7 所示。我們可以發現使用判斷邊緣式研究方法的壓縮方式所得到的壓縮比率會

表 2. 醫學影像在誤差容忍值  $\epsilon = 10$  時，次影像大小與壓縮比之間的關係

次影像大小 (pixels)	8×8	16×16	32×32	64×64
磁共振造影	5.472	5.626	5.627	5.606
血管攝影	10.422	11.307	11.531	10.855
超音波影像	5.504	5.791	5.830	5.812
X 光影像	5.437	5.399	5.344	5.309
平均壓縮比	6.709	7.031	7.083	6.896

表 3. 自然影像在誤差容忍值  $\epsilon = 10$  時，次影像大小與壓縮比之間的關係

次影像大小 (pixels)	8×8	16×16	32×32	64×64
Lena	3.652	3.646	3.625	3.604
F16	4.191	4.236	4.210	4.150
Baboo	1.339	1.337	1.333	1.327
Pepper	3.534	3.517	3.474	3.432
平均壓縮比	3.179	3.184	3.161	3.128



表 4. 醫學影像在誤差容忍值  $\epsilon=10$ ，次影像大小為  $16 \times 16$  像素的影像壓縮比與 PSNR 值

醫學影像	BFS-STC1		BFS-STC2		本研究方法					
					水平切法		垂直切法		判斷邊緣式	
	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR
磁共振影	4.088	40.883	5.564	34.610	3.941	40.883	4.338	40.657	5.626	40.112
血管攝影	11.111	39.620	10.795	38.056	10.342	39.628	9.224	39.333	11.307	39.567
超音波影像	4.141	36.858	5.064	34.563	4.063	36.846	3.663	36.820	5.791	37.205
X 光影像	3.584	35.981	4.906	34.298	3.560	35.981	3.678	36.052	5.399	36.788
平均	5.731	38.336	6.582	35.382	5.477	38.335	5.226	38.216	7.031	38.418

表 5. 自然影像在誤差容忍值  $\epsilon=10$ ，次影像大小為  $16 \times 16$  像素的影像壓縮比與 PSNR 值

自然影像	BFS-STC1		BFS-STC2		本研究方法					
					水平切法		垂直切法		判斷邊緣式	
	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR
Lena	2.814	36.508	3.626	33.908	2.773	36.511	3.084	36.376	3.646	36.511
F16	3.381	37.845	4.137	34.358	3.308	37.991	3.198	37.917	4.236	37.595
Baboo	1.240	37.352	1.305	33.099	1.210	37.352	1.176	37.922	1.337	37.382
Pepper	2.628	35.971	3.245	33.510	2.594	35.975	2.653	35.971	3.517	36.375
平均	2.516	36.919	3.078	33.719	2.471	36.957	2.528	37.047	3.184	36.966

表 6. 醫學影像在誤差容忍值  $\epsilon=10$ ，次影像大小為  $32 \times 32$  像素的影像壓縮比與 PSNR 值

醫學影像	BFS-STC1		BFS-STC2		本研究方法					
					水平切法		垂直切法		判斷邊緣式	
	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR
磁共振影	4.088	40.883	5.564	34.610	4.011	40.883	4.424	40.657	5.627	40.125
血管攝影	11.111	39.620	10.795	38.056	10.921	39.620	9.696	39.305	11.531	39.547
超音波影像	4.141	36.858	5.064	34.563	4.091	36.858	3.696	36.835	5.830	37.196
X 光影像	3.584	35.981	4.906	34.298	3.555	35.981	3.673	36.052	5.344	36.791
平均	5.731	38.336	6.582	35.382	5.645	38.336	5.372	38.212	7.083	38.415

表 7. 自然影像在誤差容忍值  $\epsilon=10$ ，次影像大小為  $32 \times 32$  像素的影像壓縮比與 PSNR 值

自然影像	BFS-STC1		BFS-STC2		本研究方法					
					水平切法		垂直切法		判斷邊緣式	
	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR
Lena	2.814	36.508	3.626	33.908	2.771	36.508	3.082	36.377	3.625	36.504
F16	3.381	37.845	4.137	34.358	3.326	37.832	3.211	37.783	4.210	37.912
Baboo	1.240	37.352	1.305	33.099	1.209	37.352	1.176	37.922	1.333	37.392
Pepper	2.628	35.971	3.245	33.510	2.592	35.971	2.650	35.970	3.474	36.385
平均	2.516	36.919	3.078	33.719	2.475	36.916	2.530	37.013	3.161	37.048

比水平切法、垂直切法及 BFS-STC1 的影像來得高些；與 BFS-STC2 的壓縮結果比較時，兩者之間則相當有競爭性。圖 8 及圖 9 顯示判斷邊緣式在  $32 \times 32$  大小的次影像下，誤差容忍值  $\epsilon=10$  所劃分的影像區塊。圖 10 到圖 13

顯示原始影像，BFS-STC1，BFS-STC2 與判斷邊緣式方法在誤差容忍值  $\epsilon=10$  時解壓縮的影像，判斷邊緣式影像劃分的次影像區域大小為  $32 \times 32$ 。其中圖 10 為超音波影像三種方法的比較，圖 10(a) 為原始影像，圖 10(b) 是以



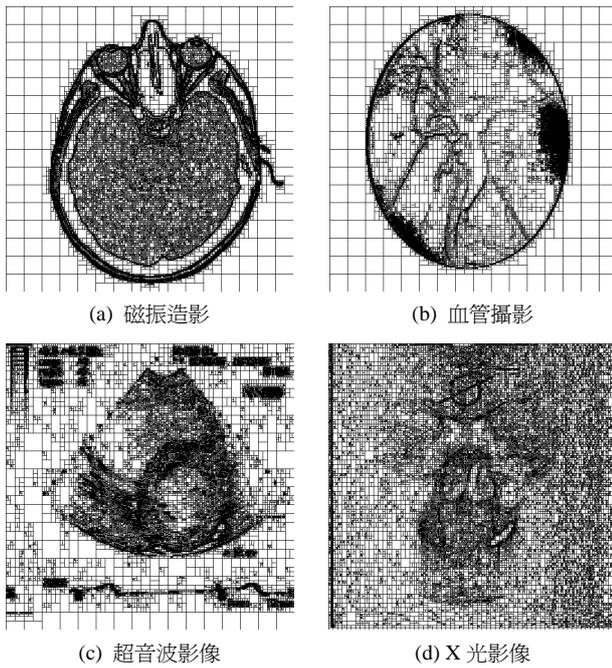
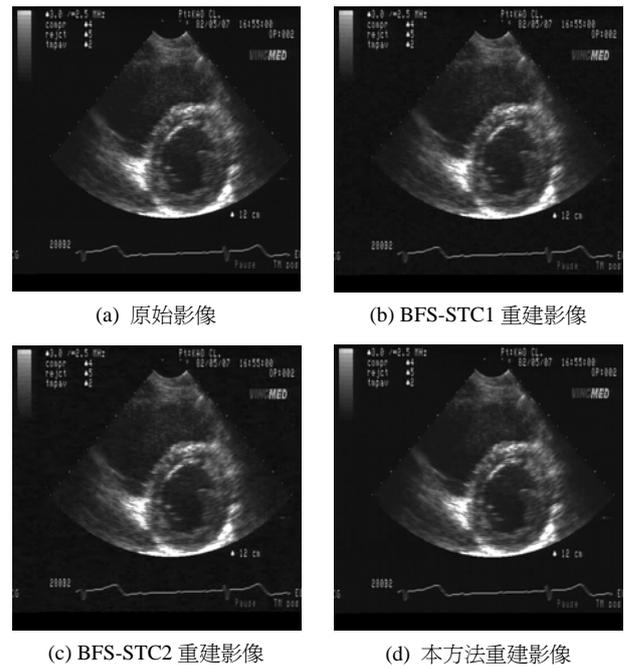
圖 8. 醫學影像在  $\epsilon=10$  所劃分的影像區塊

圖 10. 超音波影像

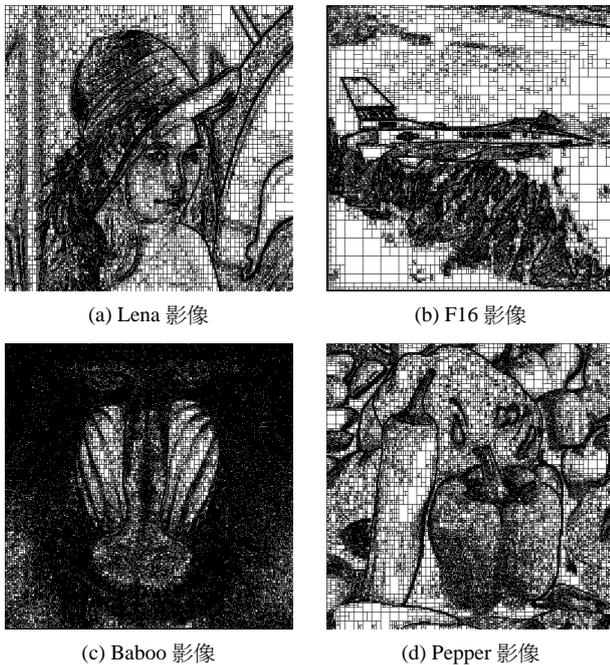
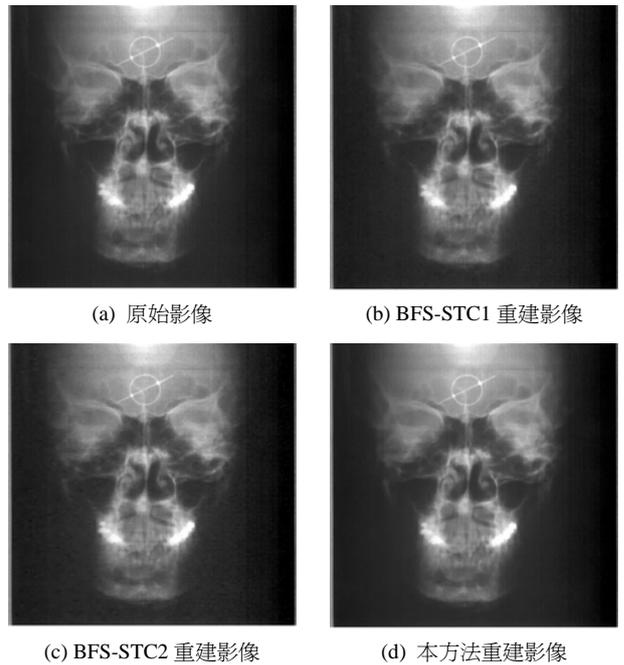
圖 9. 自然影像在  $\epsilon=10$  所劃分的影像區塊

圖 11. X 光影像

BFS-STC1 解壓縮後影像，其  $CR=4.141$ ， $PSNR=36.858$ ，而圖 10(c) 以 BFS-STC2 解壓縮後影像其  $CR=5.064$ ， $PSNR=34.563$ ，圖 10(d) 是以本文提出的判斷邊緣式方法解壓縮後影像其  $CR=5.830$ ， $PSNR=37.196$ ；而圖 11 為 X 光影像三種方法的比較，圖 11(a) 為原始影像，圖 11(b) 是

以 BFS-STC1 解壓縮後影像，其  $CR=3.584$ ， $PSNR=35.981$ ，而圖 11(c) 以 BFS-STC2 解壓縮後影像其  $CR=4.906$ ， $PSNR=34.298$ ，圖 11(d) 是以本文提出的判斷邊緣式方法解壓縮後影像其  $CR=5.344$ ， $PSNR=36.791$ ；而在自然影像的實驗結果如圖 12 及圖 13 所示，其  $CR$  及  $PSNR$





圖 12. Lena 影像

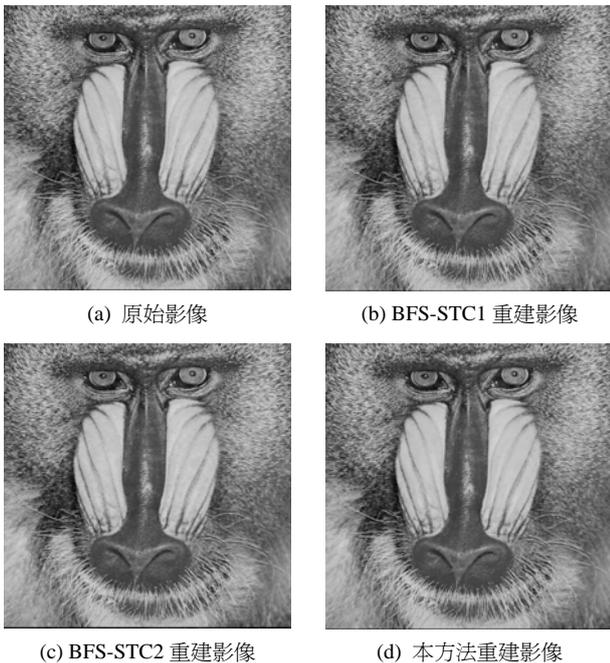


圖 13. Baboo 影像

可參考表 7，可以看出本文提出的判斷邊緣式方法不管在醫學或自然影像都有較高的壓縮比及重建影像品質。

從影像的品質來看，PSNR 值越高，表示經過處理後的影像越接近原始影像。由於影像的壓縮比和 PSNR 值之間存在著反比關係，壓縮比越大，影像品質便越差，因此

在壓縮比與影像品質之間如何取得平衡端看影像的用途而定。醫學影像牽涉到醫生對病人診斷的正確性，尤其是重要的病徵資訊不能夠遺失，對於影像品質要求特別高。一般影像品質 PSNR 值高於 35dB 人眼便難以辨別其差異，我們提出的判斷邊緣式的研究方法解壓縮後的影像在  $\varepsilon = 10$  時，判斷邊緣式的研究方法 PSNR 值會比 BFS-STC1 及 BFS-STC2 都高些。

我們使用次影像大小為  $32 \times 32$  像素的判斷邊緣式的研究方法與 BFS-STC1 及 BFS-STC2 的編碼時間進行比較，時間單位為毫秒。表 8 及表 9 顯示編碼時間及總切割的區塊數比較，由影像平均編碼時間可以看出我們的研究方法利用判斷邊緣梯度的編碼時間介於利用同質性區塊判定的 BFS-STC1 與 BFS-STC2 之間。由於 BFS-STC2 使用重疊邊分享的方式，使得計算複雜度增加，因此在區塊處理的時間上也增加許多。在切割區塊數上，BFS-STC1 的每個切割區塊都需要 4 個角落的像素灰階值，我們的研究方法每個區塊只用到一個區塊的平均灰階值，因此在儲存空間上，我們的研究方法較具有優勢。而我們的研究方法在醫學影像及自然影像的比較，可由表 8-10 看出醫學影像所需的執行時間較短，而在相同的壓縮倍率下，醫學影像的重建品質較好。

我們將 BFS-STC1、BFS-STC2 及使用  $32 \times 32$  次影像大小的判斷邊緣式三種方法的壓縮比儘量調整在相互接近的程度，如表 10 所示。可以觀察到，在三種方法的平均壓縮比均接近 3 時，研究的方法以較小的誤差容忍值得到較高的壓縮比，且 PSNR 值也較另外兩者要高一些。而誤差容忍值  $\varepsilon$  也許可以根據影像複雜度來適應性產生，但在不同的應用其對影像重建品質或壓縮倍率的需求或許不盡相同，所以在本研究中是以使用者視其需求來輸入誤差容忍值  $\varepsilon$ 。

## 五、結論

在空間資料結構表示法上，S-Tree 提出一種可作為選擇的壓縮方式，本研究提出以判斷次影像邊緣特性決定第一刀切割方向，並以同質性區塊的像素灰階平均值代替需要填入區塊 4 個角落像素灰階值的高氏著色法。實驗結果顯示，研究方法的壓縮比與 BFS-STC2 方法有相當的競爭性，在 PSNR 的表現上則比其更佳，且因影像切割的複雜度降低，壓縮時間也較短。對於需要較高的影像壓縮比，



表 8. 醫學影像在誤差容忍值  $\epsilon=10$ ，次影像大小為  $32 \times 32$  像素的影像編碼時間與區塊數比較表

醫學影像	BFS-STC1		BFS-STC2		判斷邊緣式	
	編碼時間	切割區塊數量	編碼時間	切割區塊數量	編碼時間	切割區塊數量
磁共振影	60.8	15320.0	110.7	33452.0	78.0	37268.0
血管攝影	45.1	5584.0	78.2	16804.0	47.0	18186.0
超音波影像	71.9	15077.0	132.9	33825.0	78.2	35967.0
X 光影像	79.6	17356.0	138.9	33307.0	84.4	39243.0
平均	64.4	13334.3	115.2	29347.0	71.9	32666.0

表 9. 自然影像在誤差容忍值  $\epsilon=10$ ，次影像大小為  $32 \times 32$  像素的影像編碼時間與區塊數比較表

自然影像	BFS-STC1		BFS-STC2		判斷邊緣式	
	編碼時間	切割區塊數量	編碼時間	切割區塊數量	編碼時間	切割區塊數量
Lena	78.1	22266.0	151.4	46450.0	117.1	57851.0
F16	71.8	18541.0	131.3	41335.0	104.7	49808.0
Baboo	104.6	50994.0	312.8	138530.0	284.6	157310.0
Pepper	79.6	23800.0	165.8	51556.0	121.9	60352.0
平均	83.5	28900.3	190.3	69467.8	157.1	81330.3

表 10. 影像在壓縮比近似相等時 BFS-STC1、BFS-STC2 和判斷邊緣式各項數值比較表

影像	BFS-STC1			BFS-STC2			判斷邊緣式		
	$\epsilon$	CR	PSNR	$\epsilon$	CR	PSNR	$\epsilon$	CR	PSNR
磁共振影	6	2.997	45.992	4	3.051	39.082	3	3.078	48.291
血管攝影	8	7.902	41.484	9	8.744	38.948	8	8.456	40.407
超音波影像	7	2.131	39.032	6	2.120	37.502	4	2.085	41.294
X 光影像	7	2.164	38.159	6	2.124	37.308	4	2.078	41.795
Lena	7	1.922	39.164	6	1.910	37.560	5	2.037	40.270
F16	5	2.071	42.904	4	1.970	41.437	3	2.039	44.443
Baboo	15	1.480	33.230	13	1.503	30.826	14	1.501	35.146
Pepper	8	2.013	37.726	7	1.983	36.106	5	1.896	40.385
平均	7.8	2.952	39.995	6.8	3.060	37.523	5.8	3.039	41.664

較佳 PSNR 值，低壓縮時間的影像處理使用者來說，本研究方法是亦是一種可考慮的使用方法之一。

就整體視覺效果而言，由於 S-Tree 屬於區塊式的切割方法，在影像平滑區域的視覺上容易產生區塊效應 (blocking effect)。雖然 BFS-STC2 考慮以重疊邊緣的方式降低區塊效應的影響，但其計算的複雜度卻大幅增加壓縮時間的負擔，而且平滑區的同質性區塊增大時，區塊效應仍然相對明顯。在 S-Tree 的壓縮技術上，分開處理壓縮及降低區塊效應的方法，或是將其整合在一起對影像處理的整體時間及影像品質之間的關係而言，或許是未來可以研究的一個方向。

## 參考文獻

1. 張真誠、黃國峰、陳同孝編著 (民 89)，電子影像技術，松崗電話圖書資料股份有限公司，台北。
2. 鍾國亮 (民 93)，資料壓縮的原理與應用，第二版，全華科技圖書股份有限公司，台北。
3. 戴顯權 (民 91)，資料壓縮，第二版，紳藍出版社，高雄。
4. Chan, C. S. and C. C. Chang (2005) A lossless medical image compression scheme using modified S-tree structure. The 19th International Conference on Advanced Information Networking and Applications. Taipei, Taiwan.
5. Chung, K. L. and C. H. Hsu (2006) Novel prediction- and subblock-based algorithm for fractal image compression.



- Chaos, Solitons and Fractals*, 29(1), 215-222.
6. Chung, K. L., H. L. Huang and I. C. Chen (2003) New two-phase spatial data structures with applications to binary images. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 14(2), 97-113.
  7. Chung, K. L. and J. G. Wu (2000) Improved image compression using S-tree and shading approach. *IEEE Transactions on Communication*, 48(5), 748-751.
  8. Chung, K. L., J. G. Wu and J. K. Lan (1997) Efficient search algorithm on compact S-trees. *Pattern Recognition Letters*, 18(14), 1427-1434.
  9. Chung, K. L., W. M. Yan and Z. H. Liao (2002) Fast computation of moments on compressed grey images using block representation. *Real-Time Imaging*, 8(2), 137-144.
  10. Chung, K. L., Y. W. Liu and W. M. Yan (2006) A hybrid gray image representation using spatial- and DCT-based approach with application to moment computation. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 17(6), 1209-1226.
  11. Foley, J. D., A. V. Dam, S. K. Feiner and J. F. Hughes (1990) *Computer Graphics: Principles and Practice*, 2nd Ed., Addison-Wesley, Reading, MA.
  12. Jonge, W. D., P. Scheuermann and A. Schijf (1994) S+-trees: An efficient structure for the representation of large pictures. *CVGIP: Image Understanding*, 59(3), 265-280.
  13. Sayood, K. (2005) *Introduction to Data Compression*, 3rd Ed., Morgan Kaufmann, San Francisco, CA.
  14. Tsai, Y. H. and K. L. Chung (1999) Some image operations on S-tree-related spatial data structures. *Image Vision Computing*, 17(12), 897-904.

收件：97.02.18 修正：97.03.27 接受：97.05.26

