

植基於邊緣特徵空間關係之影像查詢技術

潘迎欣

國立台中技術學院

資訊管理系

psal0524@yahoo.

com.tw

陳姿君

國立台中技術學院

資訊管理系

likedoudou@yahoo.

com.tw

翁倩儀

國立台中技術學院

資訊管理系

wennieghost@yahoo.

com.tw

吳憲珠

國立台中技術學院

資訊工程系

wuhc@ntit.edu.tw

摘要

本文提出一個新的以影像內容為查詢依據之影像查詢技術(Content-based Image Retrieval, CBIR)。以查詢影像內容為主之技術，其重要的關鍵乃在於從影像中擷取出具有區隔能力之特徵作為依據，發展出快速且精確的影像查詢系統。本文提出新的影像特徵分析方法：邊緣偵測特徵及邊緣樣式共相關矩陣。將此兩種的特徵與顏色直方圖相結合可以兼顧紋理特徵、空間關係以及色彩分佈之優點，進而有效地提升影像辨識的準確性。

關鍵詞：CBIR、直方圖分析法、邊緣偵測、邊緣樣式共相關矩陣

一、簡介

隨著多媒體時代的到來，網際網路的環境日漸成熟，數位技術也高度普及化，影像科技的便捷性與即時性，使得每日都會產生龐大的數位資料，網際網路上影像查詢技術逐漸取代文字查詢技術的地位，例如：醫學影像管理、博物館文物典藏、地理資訊系統、人臉指紋辨識、數位圖書館、入口網站的查詢系統等各種領域裡，都可看見數位影像技術廣泛被運用，因為從影像裡能帶來更多額外的資料，有些想查詢的內容是無法使用文字來描述，因此

獲得有效資訊的正確性會提高。如何將這些影像資料建構出一個有效率處理影像的機制轉化成為人們所需的資訊，同時不遺漏影像內的資料，得以了解影像資料技術的查詢方式已成為當前最受矚目的研究議題。

近年來的影像內容查詢技術(Content-based Image Retrieval, CBIR)[11]裡，大部份都以查詢影像內容為主要研究方向，一般可依影像顏色的分佈[2]，[5]、紋理結構[6]，[10]、外形[1]，[4]等分類做為影像的特徵，建立影像資料庫索引檔來查詢資料。顏色直方圖 (Color Histogram) [15]是最常被使用的特徵之一來當為查詢的依據，因為方法簡單且計算快速，但此方式只能表示影像的全域資訊，而無法取得影像的紋理變化以及影像物件之間相互的空間關係。假使有兩張影像內容相同但彩度不同，單單運用顏色直方圖的話，會因為無法判斷出它們紋理特徵相同而導致影像相似度非常低，因此錯誤率會相當的高。另外，學者 Huang 針對顏色直方圖的缺點提出顏色相關直方圖的方法 (Color-Correlogram, CC) [3]，[7]，[8]，[11]，[16]對顏色之間的空間分佈情形的資訊加以改良做為影像查詢的特徵，雖然此方法參考到顏色空間的關係但仍然存在一些缺點，就是沒有將物件邊緣的紋理特徵考量進去，而且也無法抵抗影像內容中的物件位移或旋轉的發生。因此針對查詢物

件時的精確度則稍嫌不足。為了將這些問題排除，本研究提出以的邊緣偵測當作影像紋理空間擷取特徵，並且透過邊緣樣式共相關矩陣利用 Sobel 運算後得到的梯度值可以組成十六種的可能組合-紋理樣式值累積在共相關矩陣中，同時結合顏色直方圖的色彩分佈，改善物件之間的空間關係，發展出一套重紋理特徵的影像查詢系統。

二、相關研究

(1) 邊緣偵測技術

影像處理上的梯度大小是用一階導數來實現，如方程式(1)影像 f 的 (x,y) 像素點的梯度定義，此向量大小如方程式(2)，其中牽涉到平方根的運算，一般做法是用絕對值來近似梯度的大小，如方程式(3)，雖然同向性的特質會消失，但計算較簡單且能保持灰階的相對變化。

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

$$\nabla f = |G_x| + |G_y| \quad (3)$$

1. Roberts 交叉梯度運算子(Roberts cross-gradient operator)

Roberts[13]於 1965 年提出邊緣偵測的方法，其使用 2×2 的遮罩算出梯度，如圖一給定的的係數，方程式(4)計算時參照圖二的編號，其中 z 為灰階像素值。

| | | | |
|----|---|---|----|
| -1 | 0 | 0 | -1 |
| 0 | 1 | 1 | 0 |

圖一：Roberts 交叉梯度運算子

| | | |
|-------|-------|-------|
| z_1 | z_2 | z_3 |
| z_4 | z_5 | z_6 |
| z_7 | z_8 | z_9 |

圖二： 3×3 影像區域

$$G_x = (z_9 - z_5) \quad \text{及} \quad (4)$$

$$G_y = (z_8 - z_6)$$

2. Prewitt 運算子(Prewitt operator)

由 Prewitt[12]於 1970 年提出，這是以 3×3 的遮罩進行運算，有中心點，容易實現，是個效果不錯的邊緣偵測方法，其係數如圖三及方程式(5)、方程式(6)所示。

| | | | | | |
|----|----|----|----|---|---|
| -1 | -1 | -1 | -1 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | -1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 1 | -1 | 0 | 1 |

圖三：Prewitt 運算子

$$G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \quad (5)$$

$$G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7) \quad (6)$$

3. Sobel 運算子(Sobel operators)

Sobel[14]於 1970 年提出，修正 Prewitt 運算子的係數，給予中心點多一倍的權重，目的在於達到平衡，其運算方式及係數如圖四及方程式(7)所示。

| | | |
|----|----|----|
| -1 | -2 | -1 |
| 0 | 0 | 0 |
| 1 | 2 | 1 |

| | | |
|----|---|---|
| -1 | 0 | 1 |
| -2 | 0 | 2 |
| -1 | 0 | 1 |

圖 四：Sobel 運算子

$$\nabla f = \left| (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \right| \quad (7)$$

$$+ \left| (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \right|$$

(2) 影像查詢技術

1. 顏色相關直方圖

顏色相關直方圖技術是參考顏色之間的空間分佈情形的資訊，此方法是定義影像 I 中有 $n \times n$ 個像素，存在 C_1, C_2, \dots, C_m 等 m 種顏色，如此可在影像中獲得 $m \times m$ 種類的顏色關係來累積機率。因此顏色相關直方圖方法是以顏色屬性做為影像的特徵查詢出相似圖。雖然此方法將顏色間的關係表達出來，但對於影像內容中明暗變化以及物件的邊緣特徵沒有考量進去，所以精確度並不太高。

2. 顏色共相關矩陣 (Color Co-occurrence Matrix, CCM)

針對顏色相關直方圖取得的特徵並無考量到色彩空間分佈的關係，顏色共相關矩陣 (Color Co-occurrence Matrix, CCM) 改善此項缺失，增加矩陣來儲存顏色關係

的機率。CCM的矩陣大小是依據影像顏色種類的多寡來產生，所以一張256色的影像會產生一個大小為 256×256 的CCM。如果使用一張多色調(multi-tone)的影像會導致CCM矩陣的佔用的儲存空間增大而且花費的計算時間會較久，查詢時執行速度會變慢。此外，CCM 雖以色彩分佈的空間關係為特徵，但如有外來因素使得色彩複雜度變高，對於色彩複雜度的敏感度低，因此會降低精確度。

3. 樣式共相關矩陣(Motif Co-occurrence Matrix, MCM)

此技術是由Jhanwar[9] 等人提出，以一個3D矩陣，找出可能的樣式值，首先將每張影像切割成數個 2×2 的區塊，每個區塊都使用Peano scanning 方法以不重複方式(non-overlapping) 或 重複的方式(overlapping)進行處理並取代成特定的樣式值(motif)，樣式值的產生是先固定左上上的像素分別對右上、左下與右下進行計算，與像素距離最小者先選定，依照此模式比較運算後，將有六種可能的樣式值”Z”，”N”，”U”，”C”，gamma和alpha做為特徵值，如圖 五所示。最後計算計算兩張影像中每種樣式值之間的關係儲存於 6×6 的樣式共相關矩陣 (Motif Co-occurrence Matrix, MCM)計算出機率。

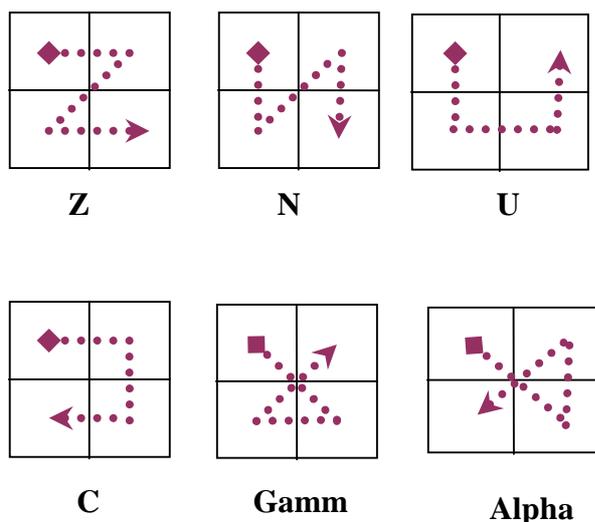


圖 五：MCM六種可能的樣式值

MCM與CCM主要的差別為CCM的矩陣大小是依據影像顏色種類的多寡來產生，而MCM矩陣的大小是以六種樣式值產生6×6的矩陣，MCM明顯所佔空間小了許多，此外CCM是直接記錄像素與像素間的關係，並沒有像MCM有分割成數個2×2的區塊進行掃描計算產生新的樣式值，所以對於紋理之間的變化，MCM較為敏感、準確，但CCM仍存的問題是，沒有考慮到顏色屬性，在彩度上的比對近乎於零。本文所提的方法將透過結合紋理與色彩資訊，則可獲得較佳的效果。

三、研究方法

本研究以 Sobel 的邊緣偵測、半放射狀掃描共相關矩陣與顏色直方圖做為基礎，發展一套重紋理特徵的影像查詢系統。邊緣偵測有眾多種方式，本研究採用 Sobel 的原因有兩點：

1. 與 Roberts 的交叉梯度運算子(Roberts cross-gradient operator)比較，Roberts 較不易實現，且能取得的紋理樣式太少，空間關係的範圍太小，同時，3×3的遮罩大小有明確的中心點比偶數的遮罩容易實現。

2. 與 Prewitt 運算子(Prewitt operators)比較，雖然 Prewitt 遮罩較 Sobel 遮罩容易完成，但我們仍需 Sobel 優越的雜訊抑制特性，而這也常成為影像查詢技術中的一大議題。

本研究是一種紋理特徵與空間關係兼具，再搭配色彩複雜度的影像查詢技術。第一項特徵值是採用 Sobel 的邊緣偵測，針對獲得的梯度值，以2×2的像素掃描擷取樣式值，並利用邊緣樣式共相關矩陣來儲存紋理關係。第二項特徵值是顏色直方圖正規化的特徵值。查詢時，先比較此兩項特徵值差異和，越小者與查詢圖越相近，詳細處理說明如下：

(1) Sobel 的邊緣偵測

彩色的數位影像有 R(Red)、G(Green)、B(Blue)三原色，在求出邊緣時，採 YUV 的方式求得顏色強度(0~255)，並以3×3的遮罩掃描，如圖六垂直、水平遮罩、圖七正負45度遮罩所示，再計算兩者的梯度和，若梯度小於200者，則將梯度設為零，以此方式，這四個遮罩的貢獻都可完整保留，也只會留下邊緣訊息強烈者的梯度，可由圖八、圖九及圖十得知較清晰、較少多餘線條，幾乎只留下主體的邊緣。

| | | |
|----|----|----|
| -1 | -2 | -1 |
| 0 | 0 | 0 |
| 1 | 2 | 1 |

| | | |
|----|---|---|
| -1 | 0 | 1 |
| -2 | 0 | 2 |
| -1 | 0 | 1 |

圖 六：利用垂直、水平遮罩

| | | |
|----|----|---|
| 0 | 1 | 2 |
| -1 | 0 | 1 |
| -2 | -1 | 0 |

| | | |
|----|----|---|
| -2 | -1 | 0 |
| -1 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 2 |

圖 七：利用正負45度遮罩

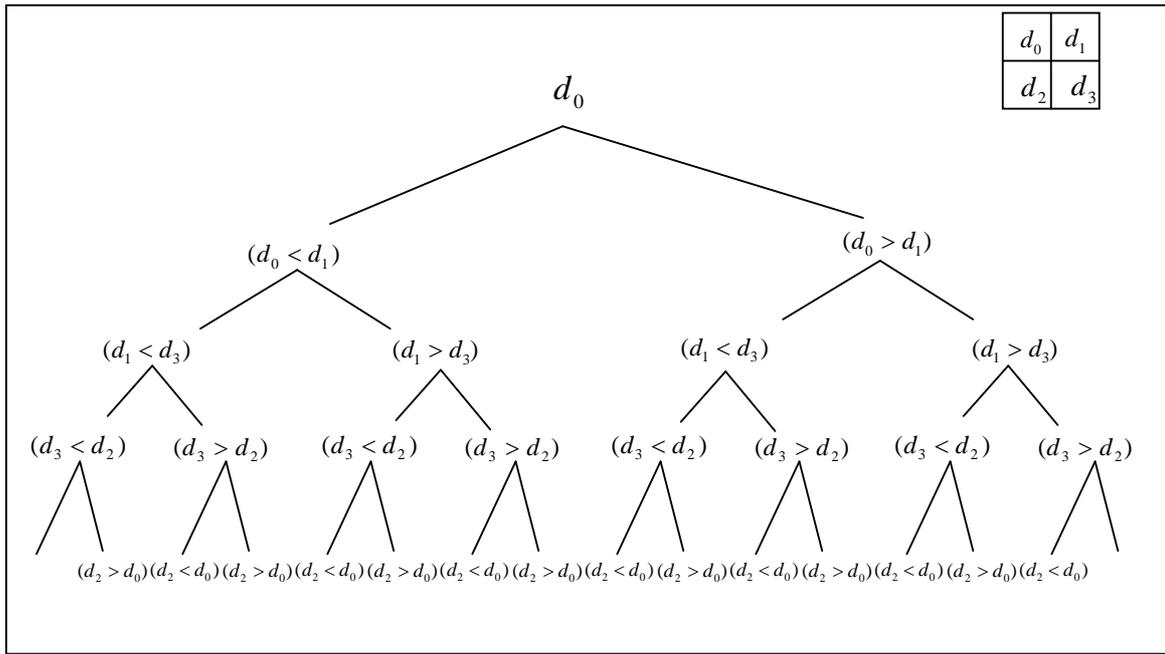


圖 十二：決策樹 - 紋理樣式值

繞一圈，每次比較結果有兩種，一種是前面的像素值小於後面的像素值，一種是前面的像素值大於後面的像素值，根據四次的比較結果，可得 16 種可能的組合 $2^4 = 16$ ，如同圖十二的決策樹。為能擷取更大範圍的影像紋理特徵，這些組合與鄰近的樣式值能表現出各個區塊包含的更多紋理關係，故累積在邊緣樣式共相關矩陣，其矩陣大小即為 16×16 的二維矩陣。



圖 八：查詢原圖

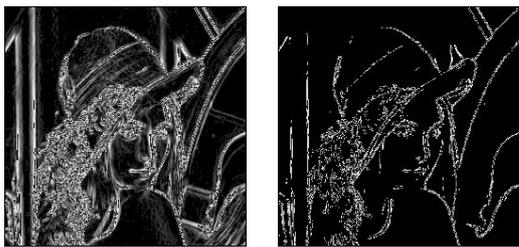


圖 九：梯度大於 0 圖 十：梯度大於 200

(2) 邊緣樣式共相關矩陣

由 Sobel 運算後得到的梯度值，用比較大小的方式來獲得第一種特徵值，其中比較方式如圖十一，第一次方向由 d_0 與 d_1 比較，第二次由 d_1 和 d_3 比較，第三次由 d_3 和 d_2 比較，第四次由 d_2 再和 d_0 比較，正好

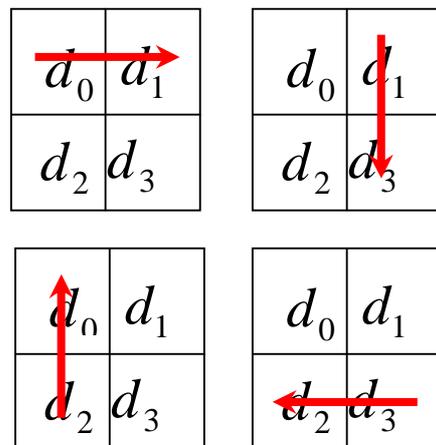


圖 十一：利用 Sobel 運算得到梯度值比較方式

累積方式採重複(overlapping)和半放射狀(semi-radial)的方式掃描，如圖十三中心點是 10 與左上角是 8，對應在(10,8)的位置上加一累積，中心點是 10 與正上方是 6，那就在(10,6)的位置上加一累積，中心點與右上角、中心點與正左方同理，如此一來，整張影像的紋理特徵都紀錄在邊緣樣式共相關矩陣中。

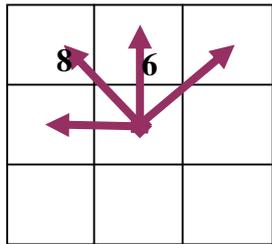


圖 十三：邊緣樣式共相關矩陣放射方向

最後將存在共相關矩陣內的值除以總像素個數，此步驟稱作「正規化(Normalization)」，正規化能將大小不一的影像，規範其特徵值在 0~1 之間，且總和為 1，此步驟能將大小不一的影像順利查詢出來。

(3) 顏色直方圖

彩色的數位影像中，顏色對圖片的資訊貢獻也很大，本研究使用最基本的技術「顏色直方圖」來增強顏色的特徵，其方法首先將影像分離成 R(Red)、G(Green)、B(Blue)三個色版，分別累積影像中每個像素值(0~255)出現次數，得到三個直方圖(0~255)，個別是 R、G、B 三原色，再將直方圖中的每個值除以總像素個數，此步驟稱作「正規化」，其意義等同於取得紋理特徵值做的正規化，最後顏色特徵值完成。

(4) 差異的求算

將欲查詢之影像計算出紋理特徵值與顏色特徵值，再將影像資料庫中的影像已事先計算好的特徵值取出，這樣的方式，便於日後查詢時特徵值的取得，加快查詢的速度。

差異只計算欲查詢之影像非零的特徵值位置與其他影像對應的位置之差，此兩值之差再除以兩值相加之和，將結果計算出的總和，即為差異，此方式是將差異正規化，使得差異的值接近零，大多都是落在 0~10 之間的浮點數。

以紋理特徵值來說，一個 16×16 的共相關矩陣中，當欲查詢之影像在(0, 0)的位置等於零，則跳過不計算於差異內，若(0,1)的位置不等於零，則擷取該張資料庫的影像在(0,1)的值，計算兩值之差再除以兩值相加之和，以此方式處理共相關矩陣後，其值之和當做為紋理特徵值的差異。

以顏色特徵值來說，三個 256 的陣列各是代表紅、綠、藍三種顏色的特徵值，當欲查詢之影像在紅色 159 像素值的機率為零，則跳過不計算於差異內，在紅色 160 像素值的機率不為零，則擷取該張資料庫的影像在紅色 160 像素值的機率，計算兩值之差在除以兩值相加之和，以這個方式處理三種顏色的直方圖，其值之和當做為顏色特徵值的差異。

最後將紋理特徵值差異與顏色特徵值差異相加，其值愈小者愈相似。

四、演算法

以下說明本文所提出方法的步驟：

(1) 流程

步驟 1：讀檔

彩色影像讀入將三原色分別放入 Red[][]、Green[][]、Blue[][] 的陣列中，並以 YUV 的方式計算灰階值存入 Gray[][]。

$$Gray[i][j] = (\text{int})(0.299 \times Red[i][j] + 0.587 \times Green[i][j] + 0.114 \times Blue[i][j]);$$

步驟 2：採用 Sobel 求出梯度

用以下四個遮罩水平、垂直、負 45 度、正 45 度，對 Gray[][] 掃描求得的值，

即為梯度，且只有留下梯度大於 200 的梯度值，存在 Edge[][] 中。

```
int[][] h={{-1,-2,-1},{0,0,0},{1,2,1}};
int[][] v={{-1,0,1},{-2,0,2},{-1,0,1}};
int[][] n={{0,1,2},{-1,0,1},{-2,-1,0}};
int[][] p={{-2,-1,0},{-1,0,1},{0,1,2}};
```

步驟 3：針對梯度求出樣式值

樣式值取得的方式是以 2×2 的樣式值繞一圈比大小而得的，如同以下處理：

```
String kind = "";
kind+=edge[i][j]>edge[i][j+1]?1:0;
kind+=edge[i][j+1]>edge[i+1][j]?1:0;
kind+=edge[i+1][j]>edge[i+1][j+1]?1:0;
kind+=edge[i+1][j+1]>edge[i][j]?1:0;
```

kind 的值就像是 4bits 由 0、1 組成的二進制，此時再將 kind 轉成十進制，其範圍從 0~15，整張影像都計算出樣式編號，儲存到 Motif[][]，故邊緣樣式共相關矩陣為 16×16 的二維陣列。

步驟 4：將紋理關係累積到邊緣樣式共相關矩陣

以重複方式的半放射狀方式掃描，累積到邊緣樣式共相關矩陣 EMC_{CM}[16][16] 中。

```
EMCM[Motif[i][j]][Motif[i-1][j-1]]++;
EMCM[Motif[i][j]][Motif[i-1][j]]++;
EMCM[Motif[i][j]][Motif[i-1][j+1]]++;
EMCM[Motif[i][j]][Motif[i][j-1]]++;
```

步驟 5：正規化邊緣樣式共相關矩陣

完成紋理關係的累積後，將累積的次數轉成機率，正規化方式即是將共相關矩陣的各個值除以總像素個數，則取得紋理特徵值。

```
EMCM[i][j] /= totalpixels;
```

步驟 6：累積顏色直方圖

由讀入影像的 Red[][]、Green[][]、Blue[][] 個別累積在 Rhisto、Ghisto、Bhisto 的直方圖中。

```
Rhisto[red[i][j]]++;
Ghisto[green[i][j]]++;
Bhisto[blue[i][j]]++;
```

步驟 7：正規化顏色直方圖

完成顏色次數的累積後，將累積的次數轉成機率，正規化即是將三色直方圖個別除以總像素個數，則取得顏色特徵值。

```
Rhisto[i] /= totalpixels;
Ghisto[i] /= totalpixels;
Bhisto[i] /= totalpixels;
```

步驟 8：兩項特徵值差異計算，再排序

一張欲查詢之影像 Q 按照步驟 1 到步驟 6 求出兩項特徵值，對資料庫中影像 D 作查詢，影像 D 都已事先計算好特徵值另存起來，故可直接讀出影像 D 的特徵值，只在 Q 的特徵值不為零的位置，進一步計算與 D 對應特徵值的差異，其計算方式為兩值之差除以兩值相加之和，在共相關矩陣的地方，紋理特徵值差異的總和 (motifdiff) 乘以 3 倍，作為權重，在直方圖的地方，注意三原色各自累積差異後，將差異相加，以此作為顏色特徵值 colordiff，則總差異 (totaldiff) 為紋理特徵值與顏色特徵值之和，其處理如下：

```
if (EMCMq[i][j] != 0){
    motifdiff+=Math.abs(EMCMq[i][j]-EMCMd[i][j]) / (1+EMCMq[i][j]+EMCMd[i][j]);
}
if (histoq[i] != 0){
    colordiff+=Math.abs(histoq[i]-histod[i]) / (1+histoq[i]+histod[i]);
}
totaldiff = motifdiff * 3 + colordiff;
```

最後將差異的結果儲存在陣列中，排序結果愈小者表示愈相似，最後即可輸出相似的圖。

(2) 分析：

事先將兩種特徵值儲存起來，時間複雜度分成計算特徵值和計算差異階段。

計算這兩種特徵值的時間複雜度上，無可避免的都在 $O(\text{寬} \times \text{高})$ 的上限，但因為使用 Sobel 的關係，計算以加減法為主，所以計算速度將會快速一點。而計算差異的地方，因為是將原先計算的特徵值讀出，時間複雜度能控制在 $O(16 \times 16 + 3 \times 256)$ 的線性時間，假設資料庫有 N 張 $n \times n$ 的影像，現在輸入一張 $n \times n$ 的影像，首先計算兩種特徵值，則至少需要 $O(n^2)$ 的時間，計算差異，每一張與輸入的影像比較，則只需 $O(16 \times 16 + 3 \times 256)$ 的常數時間，與資料庫的 N 張影像作比較，也只須 $O(N \times (16 \times 16 + 3 \times 256)) = O(N)$ 的線性時間即可完成，在時間複雜度的角度來看，本研究方法有很大的貢獻。

五、實驗結果

本研究以 Sobel 的邊緣偵測的梯度為依據，用比較的方式得到樣式值，採重疊方式的掃描累積在邊緣樣式共相關矩陣，再用顏色直方圖加以輔佐。本研究方法(以 Sobel-CM 表示)與重疊方式的 MCM 在商標圖、灰階紋理圖、建築物這三個資料庫比較，使用的比較標準是第一張傳回正確的精確率，公式為： $\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$ ，以及前十張傳回正確的查詢率，公式為： $\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$ ，其中，TP：代表查詢到的相似圖，FP：代表查詢到的不相似圖，FN：代表未查詢到的相似圖，TN：代表未查詢到的不相似圖。

首先以商標圖作比較實驗，有八類變

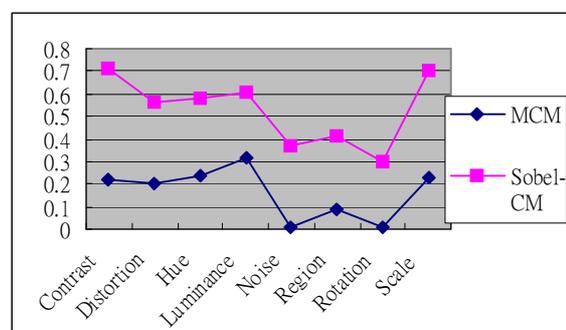
化彩色圖，各類一百張，變化種類包含 Contrast(對比)、Distortion(變形)、Hue(色相)、Luminance(亮度)、Noise(雜訊)、Region(區塊)、Rotation(旋轉)、Scale(影像大小)

以不同的變化圖找出原始圖，重複實驗 100 次，第一張就傳回正確的精確率，其結果如表 I 及圖十四，在對比與影像大小的精確率都達到 70%，且都比 MCM 高了 50% 的機率，其他每一類都高 MCM 約 30% 的機率，由於 MCM 的紋理樣式值不足，導致每一類平均精確率只有 10%~30%，最值得一提的是雜訊影像實驗結果顯示，本方法使用 Sobel 可以抑制雜訊干擾，因此有顯著的效果。

表 I

正確率(precision)

| precision | 方法名稱 | |
|------------|------|----------|
| | MCM | Sobel-CM |
| Contrast | 22% | 71% |
| Distortion | 20% | 56% |
| Hue | 24% | 58% |
| Luminance | 32% | 61% |
| Noise | 1% | 37% |
| Region | 9% | 41% |
| Rotation | 1% | 30% |
| Scale | 23% | 70% |

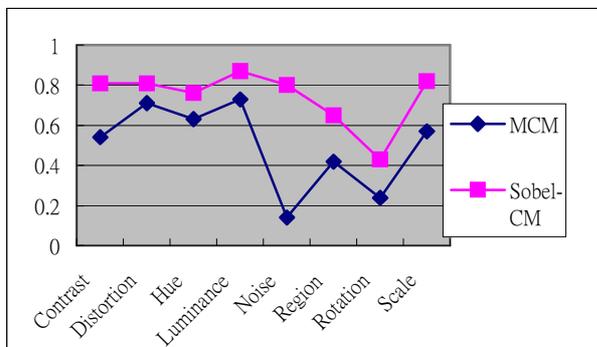


圖十四：正確率(precision)

以不同的變化圖找出原始圖，重複實驗 100 次，前十張傳回正確的查詢率，其結果如表 II 及圖十五，只有區塊和旋轉查詢率低於 70%，其他類接近 80% 或超過 80% 的機率被找回來，在變形、色相、亮度的影像中，本文的方法比 MCM 高了 10%，其他類則高了 20%~30% 以上，

表 II
查詢率(recall)

| recall | 方法名稱 | |
|------------|------|----------|
| | MCM | Sobel-CM |
| Contrast | 54% | 81% |
| Distortion | 71% | 81% |
| Hue | 63% | 76% |
| Luminance | 73% | 87% |
| Noise | 14% | 80% |
| Region | 42% | 65% |
| Rotation | 24% | 43% |
| Scale | 57% | 82% |



圖十五：查詢率(recall)

以下是本文提出的方法與 MCM 在灰階紋理圖的實驗，共有 1776 張紋理圖，一組同類的紋理相似圖有 16 張，即有 111 種紋理，重複實驗 1776 次，結果如正確率 (precision) 表 III、圖 十六所示，本研究第一張就傳回正確的正確率 95%，MCM 64%。查詢率(recall) 表 IV 及、圖 十七所示，本研究在前 40 張就能傳回 84% 的相

似圖，MCM 僅有 48%，足以說明本研究採用的紋理特徵值可得到較有效的查詢結果。

表 III
正確率(precision)

| 張數 | 方法名稱 | | | | |
|----------|------|-----|-----|-----|-----|
| | 1 | 3 | 5 | 20 | 40 |
| MCM | 64% | 59% | 55% | 51% | 48% |
| Sobel-CM | 95% | 92% | 89% | 87% | 84% |

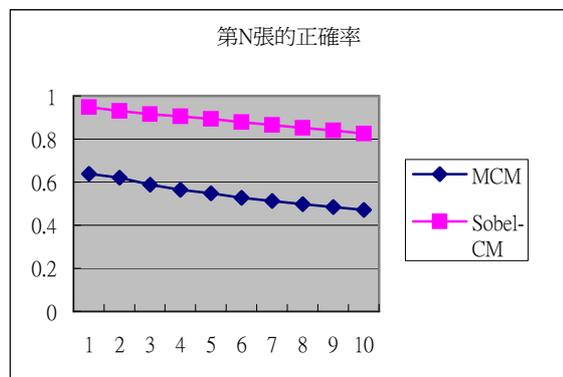


圖 十六：正確率(precision)

表 IV
查詢率(recall)

| 張數 | 方法名稱 | | | | |
|-----|------|-----|-----|-----|-----|
| | 1 | 3 | 5 | 7 | 9 |
| MCM | 4% | 12% | 18% | 47% | 58% |

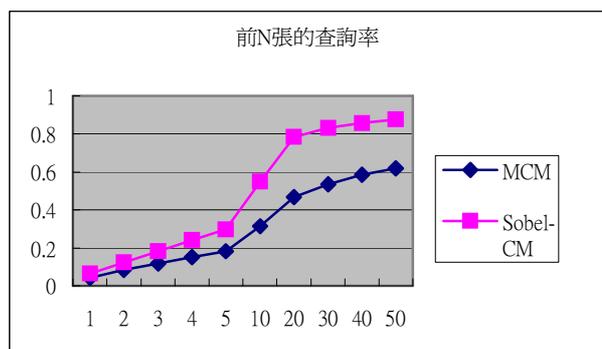


圖 十七：查詢率(recall)

以下是本研究與 MCM 針對建築物圖的查詢實驗，共有 167 張大自然和素材圖，樹林、樹叢、樹皮、樹枝、樹葉、瓷磚和建築、油畫和水彩畫、以及大豆小豆等，不僅顏色相近，甚至紋理都是一格一格、一顆一顆、一條一條的，還有一些看起來不相似的圖參雜其中，提高了查詢的困難度，結果如正確率(accuracy)表 V、圖十八所示，本研究第一張傳回正確的正確率 66%，而 MCM 僅僅 34%。

表 V
正確率(accuracy)

| 張數 | 1 | 3 | 5 | 7 | 9 |
|-------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| 方法名稱 MCM | 34% | 26% | 21% | 18% | 16% |
| 名稱 Sobel-CM | 66% | 40% | 33% | 27% | 23% |

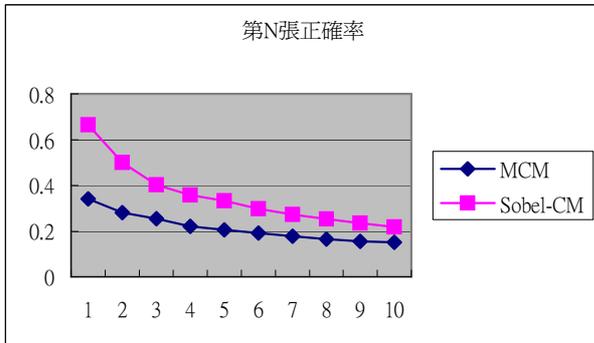


圖 十八：正確率(accuracy)

在建築物的資料庫中，重複實驗 167 次，結果如查詢率(recall)表 VI 及圖十九所示，本研究前 40 張傳回正確的機率為 82%，而 MCM 只有 74%。

表 VI
查詢率(recall)

| 張數 | 1 | 3 | 5 | 20 | 40 |
|-------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| 方法名稱 MCM | 13% | 23% | 29% | 54% | 74% |
| 名稱 Sobel-CM | 26% | 38% | 47% | 68% | 82% |

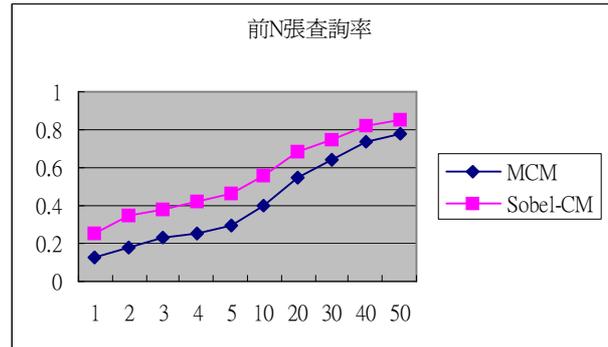


圖 十九：查詢率(recall)

五、結論

本研究所提出的影像查詢技術使用 Sobel 邊緣偵測、邊緣樣式共相關矩陣以及顏色直方圖，不僅包含邊緣的紋理與空間關係的特徵，也具備顏色複雜度的特徵，可以抵抗影像多項變異，舉凡對比、變形、色相、亮度、雜訊、區塊、旋轉、影像大小等變異，都能有效查詢。對於灰階紋理圖的查詢結果，則更為準確，可達到以最少傳回張數，將所有相似圖都傳回。與 MCM 相比較，由於 MCM 的紋理樣式少，且無法抵抗雜訊，甚至是非主體的多餘線條，都會影響到結果。相較於 MCM 來說，本研究所提出的影像查詢系統有較佳的正確率與查詢率

六、參考文獻

- [1] M. Adoram, and M. S. Lew, "IRUS : Image Retrieval Using Shape," *IEEE International*

- conference on Multimediz Computing and System*, 2, pp. 597-602,1999
- [2] C. S. Fuh, S. W. Cho, and K. Essig, "Hierarchical Color Image Region Segmentation for Content-Based Image Retrieval System," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 1, pp. 156-162.
- [3] P. Chang, J. Krumm, "Object Recognition with Color Co-occurrence Histograms," *IEEE Computer Society Conference on CVPR*, Vol. 2, pp. 498-504, 1999.
- [4] Y. K. Chan and C. C. Chang, "A Color Image Retrieval System Based on the Run-Length Representation," *Pattern Recognition Letter*, Vol.18, Issue : 5, Apr.2001, pp. 447-455.
- [5] J. M. Fuertes and M. Lucena, "A Scheme of Colour Image Retrieval from Databases," *Pattern Recognition*, Vol. 22, pp. 323-337, 2001.
- [6] M.Flickner, H.Sawhney , W. Niblack.,J.Ashley., Q. Huang, M. Dom B.,Gorani, J. Hafner, D. Lee, D Petkovic., D. Steele, and P.Yanker, "Querying by Image and Video content : The QBICSystem," *IEEE Transactions on Computer*, Vol. 28, No.9, pp. 23-32,1995.
- [7] J. Huang, Kumar, S. R., Mitra, M., Zhu, W. J., and Zabih, R. , "Image Indexing Using Color Correlograms," *Proc. 16th IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.762-768, 1997.
- [8] J. Huang, Kumar, S. R., Mitra, M., and Zhu, W. J., "Spatial color indexing and applications," *Proc. 8th Intl. Conference on Computer Vision*, pp. 245-268, 1999.
- [9] N.Jhanwar et al., "Content Based Image Retrieval Using Motif Cooccurrence Matrix," *Image Vision Computing*, Vol. 22, pp. 1211-1220, 2004.
- [10] J. Krumm and S. A. Shafer, "Texture Segmentation and Shape in the Same Image," *The Fifth International Conference on Computer Vision, Cambridge, MA, USA*, Vol. 1, pp.121-127, 1995.
- [11] V. Kovalev, S. Volmer, "Color Co-occurrence Descriptor for Querying-by-Example," *Multimedia Modeling*, pp. 32-38, 1998.
- [12] J. M. S. Prewitt, "Object Enhancement and Extraction," in *Picture Procession and Psychopictorics*, Lipkin, B. S., and Rosenfeld, Academic Press, New York, 1970.
- [13] L. G. Roberts, "Machine Perception of Three-Dimensional Solids," in *Optical and Electro-Optical Information Processing*, Tippet,J.T.(ed.), MIT Press, Cambridge, Mass.
- [14] I.E.Sobel, "Camera Models and Machine Perception," Ph.D.dissertation, Standford University, Palo Alto, Calif. 1970.
- [15] M. Swain and D. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 7, No. 1, pp. 11-32, 1991.
- [16] Seong-O Shim and Tae-Sun Choi, "Image Indexing by Modified Color Co-occurrence matrix," *Proceedings of International Conference on Image Processing*, Vol. 3, pp. 493-496, 2003.