

個人化的美術影像風格查詢系統

A Personalized Fine Arts Painting Style Query System

劉勁男

沈錫坤

政治大學資訊科學系

g8910@cs.nccu.edu.tw mkshan@cs.nccu.edu.tw

摘要

數位典藏品中包含了大量的繪畫影像供使用者查詢。常見的風格查詢方式是提供 meta-data 來尋找。但是 meta-data 牽涉到解釋的部分，易生歧義。另一種查詢方式是提供使用者 content-based image retrieval(CBIR)，然而，目前的 CBIR 的相關研究尚不曾以風格為影像特徵進行查詢。所以本研究利用資料探勘的技術從低階影像特徵來分析風格，並且實作了一個『個人化的美術影像風格查詢系統』，提供畫風查詢及個人化繪畫影像查詢與過濾的功能。

關鍵字：個人化技術 資料探勘 美術影像風格 Content-based image retrieval

1. 導論

數位典藏品中包含了大量的繪畫影像供使用者查詢。常見的查詢方式是提供使用者利用作者，年代，主題，或是風格等 meta-data 來尋找。但是 meta-data 牽涉到解釋的部分，易生歧義。再者，如果使用者對畫作的 meta-data 一無所知時，便無從查起。另一種查詢方式是提供使用者 content-based image retrieval，以描述畫面部分影像特徵來查詢。

然而，目前 content-based image retrieval 的研究還不曾以風格為影像特徵進行查詢，例如查詢具有楊三郎風格的畫。為了提供風格的查詢，系統必須先從畫家的畫作中探勘出繪畫風格。

每個畫家都有其繪畫風格。風格可能牽涉到語意或詮釋，例如表達唐詩中田園的意境。風格也可能是畫作給我們的感覺，例如淡雅清新、明亮活潑。以目前資料探勘技術對於牽涉語意或詮釋的風格，

仍有其瓶頸與限制。但是，對於牽涉感覺的風格探勘，卻是可行的。

西洋繪畫的發展，可以概括分為古典、近代、現代三時期。其中近代時期的印象畫派試圖突破傳統，運用原始的色塊和條紋，不經過混色而直接著色，讓這些純色由觀賞者的眼睛加以重組和融合，表達出光線的種種變化，特別是透明度和明亮度。因此，我們主要的研究目標以印象畫派為主。

從印象畫派風格的描述中，常見兩類描述。一類是描述畫家常用的顏色。例如畢卡索早期傾向藍色系，後來傾向玫瑰色。另一類畫則是感覺的形容，例如梵谷的畫風充滿生命力，用色無拘無束，充滿強烈的個性特徵。因此，印象畫派中風格的描述，我們都可以低階影像特徵的角度來分析。

由於畫家的風格會表現在大部分畫作裡，因此我們應用資料探勘演算法從圖畫中的低階影像特徵找出共同的特性，並以定量(quantitative)的方式表示繪畫風格。例如畫作中常出現高亮度且高彩度的顏色，或是畫作中常將橘黃色系與高亮度的顏色一起搭配。

在有關影像探勘的研究方面，目前多集中在室內/室外或城市/風景等特定主題的影像自動分類[2][5]。其主要的資料探勘技術利用 Bayesian classification，或 neural network。但就我們所知，目前尚沒有研究針對美術繪畫影像的風格探勘。

因此本研究從美術畫作中萃取出低階影像特徵，並改進資料探勘技術中的 associative classification 來探勘出畫風，且實作了一個『個人化的影像風格查詢系統』。由於早期台灣本土畫家曾受過印象畫

派的影響，因此我們搜集了六位台灣前輩畫家的畫，分別是李梅樹、李澤藩、陳澄波、楊三郎、劉啟祥與顏水龍的畫作，再應用資料探勘的技術，從圖畫中的低階影像特徵探勘出繪畫風格。

本系統提供二個功能：畫風查詢與個人化繪畫影像查詢與過濾。

一、畫風查詢：本系統利用畫風探勘找出每個畫家與別人不同的風格，並提供使用者以畫家風格做為查詢的條件。使用者可以查詢例如類似陳澄波畫風的繪畫影像，或是查詢結合顏水龍與劉啟祥畫風的繪畫影像。

二、提供個人化繪畫影像查詢與過濾的服務。使用者進行繪畫風格查詢時，應用探勘技術來取得使用者喜好。從使用者所選取的繪畫影像中，逐漸了解其喜好的繪畫風格。提供繪畫影像服務的網站因此可以傳送符合使用者喜好的繪畫影像。

在下一節裡，我們將概觀性地描述本系統。在第三節進行繪畫影像風格探勘的背景介紹。而針對繪畫影像風格探勘的改進則在第四節說明。第五節則說明繪畫影像風格探勘如何應用在個人化技術上。第六節將評估我們所提出方法的效果。最後一節則是結論。

2. 個人化的美術影像風格查詢系統

本系統分成兩個功能，一個是畫風查詢，另一個則是個人化繪畫影像查詢與過濾。

畫風查詢：進行畫風查詢前，系統先要探勘出繪畫影像風格。所謂的畫風是指大部分畫作中所呈現的共同特徵；從另一個角度而言，畫風是指與其他畫家的畫作相比，在畫作的共同特徵上之獨特性與差異性。我們先利用 association rule，找出每個畫家其所有畫作裡共同的特徵，再利用 data mining 中的 classification 演算法來進行畫家間特徵的比較。並把比較的結果，加以定量的描述，就是每個畫家獨特的風格。探勘繪畫影像風格分為三個議題。一、feature extraction，從美術影像中萃取低階影像特徵。二、mining module，從所有該畫家畫作的低階影像特徵找出共同的特

徵。三、classification，找出每個畫家與別人不一樣的低階影像特徵，就是定量描述的繪畫影像風格。

個人化查詢與過濾：我們利用在畫風查詢中所發展的繪畫風格探勘，觀察使用者的查詢記錄，探勘使用者喜歡以及不喜歡的繪畫風格。然後在使用者查詢時提供個人化推薦的服務。並且提供個人化過濾的功能，為使用者傳送喜好的畫作。

2.1 系統架構

本系統分成兩個 database 與五個 module。兩個 database 有 image database 跟 user database，分別記錄美術影像的低階影像特徵與風格以及使用者喜好的美術影像風格。五個 module 分別是：feature extraction，從美術影像中萃取低階影像；mining module，利用 data mining 的技術從圖畫中的低階影像特徵找出共同的部分；classification，把資料探勘演算法的結果組合，建成分類器；user interface 提供使用者查詢介面；recommendation，依據使用者喜好的美術影像風格推薦新進的美術影像。

本系統的系統架構圖如圖 1 所示。

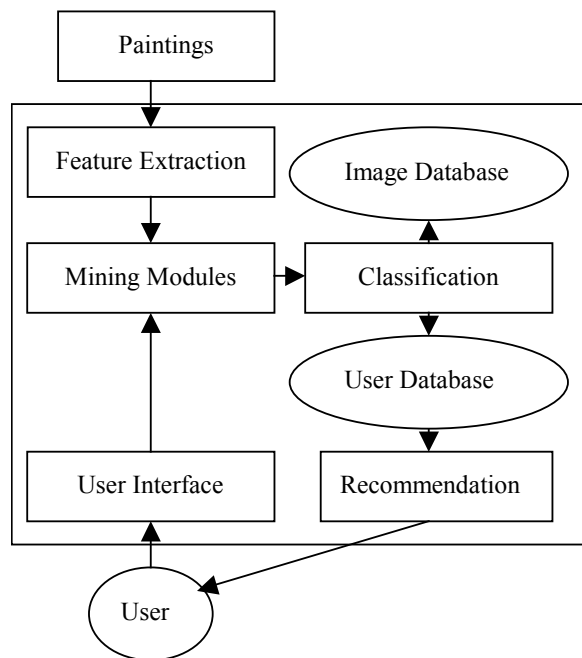


圖 1：系統架構圖

3. 探勘繪畫影像風格

3.1 影像特徵

在 image content-based retrieval 之中，常用的 feature 有 color、shape、texture 還有 spatial relationships。本系統萃取 color 與 spatial relationships 二個特徵。

Color：我們萃取 color feature 常見表示方法之一的 *dominant color*。當一幅繪畫影像被輸入時，我們計算其 color histogram，去掉出現次數太少的顏色。而在描述顏色方面，我們將 color space 從 RGB 轉換成 HSV，並進行降色，使用 HSV color space 的原因是因為 HSV color space 比 RGB color space 更接近人類的視覺上的感覺。

表示 HSV 的顏色方面，我們以 (h, s, v) 的方式來表示。其中 h 代表色度， $0 \leq h < 360$ 。而 s 代表彩度，v 代表亮度， $0 \leq s, v \leq 100$ 。

在降色方面，我們對 H, S, V 進行 uniform quantization，並取其區間的第一個值當代表。以降色成 256 色為例，指定 H 取 16 種，S 與 V 取 4 種。如此 S 就有 [0-24], [25-49], [50-74], [75-100] 四個區間，代表值就是 0, 25, 50, 75。

Color relationship：根據色彩調和的理論，顏色和顏色的搭配會營造出各式不同的感覺[6][7][8]。例如，淡黃色與紫色的組合會帶給人類不安焦慮的感覺。因此我們先利用 image segmentation 的技術找出 region。再用各個 region 的 dominant color 當代表色，之後再找出各個 region 間代表色的相鄰關係。在表示空間關係方面，我們以 (h1, s1, v1) • (h2, s2, v2) 的方式表示相鄰關係。

3.2 資料探勘方法

「資料探勘」(data mining) 的研究，從大量資料中整理出有用的資訊。常見的 data mining 技術有 association rule，sequential pattern，clustering，以及 classification。由於畫家的畫風可能來自於顏色的搭配，如白色與藍色一起用。因此在探勘繪畫影像風格的過程中，我們應用

association rule mining 的技術。

Association rule 是從顧客交易資料 (transaction data) 中，找出購買商品 (itemset) 間關連的行為。例如買奶粉且買尿布的顧客中有 40% 會買奶瓶。將一幅繪畫影像視為一筆 transaction，而這幅繪畫影像所萃取出來的低階影像特徵，以 dominate color 為例，就是這個 transaction 的 *itemset*，一個顏色，就是一個 item。而 support 是指 itemset 出現的百分比。此外使用者需指定 *minimum support* (min_sup)，而 association rule 會找出 support 超過 min_sup 的 pattern，稱為 *frequent pattern*。

例如有一畫家的四幅畫及其 dominant color，如表 1 所示。當 min_sup 設為 50% 時，mining 出來的 frequent pattern 為 <白紅> 與 <紫藍>，其 support 皆為 2。這表示在這位畫家 50% 的畫中同時出現白與紅兩種顏色，此外 50% 的畫中同時出現紫與藍兩種顏色。

表 1：Database D₁

畫作 ID	dominant color
100	紅 白 綠
200	藍 白 紫
300	紅 黃 白
400	紅 藍 紫

表 2：Database D₂

畫作 ID	dominant color
100	(22, 75, 25) (73, 0, 25)
200	(90, 25, 25) (315, 60, 25)
300	(225, 12, 25) (135, 50, 25)
400	(0, 25, 25) (270, 60, 25)

此外，相鄰關係的 mining 過程也和 dominant color 相似，此時每一個 item 就是一組相鄰關係，例如 <紅 • 藍>。而找出來的 frequent itemset 代表畫家常使用的相鄰關係組合，例如 <紅 • 藍 靛 • 黃>。

Association rule 能找出畫家常搭配使用的顏色，然而畫家的風格可能不只有顏色的關係，例如畫家喜歡以高亮度的顏色做畫。此時就要個別考慮色度或彩度或亮度間的關係。例如有一畫家的四幅畫及其

dominant color，如表 2 所示。當 min_sup 為 50%時，我們可以發現畫家常將兩個亮度 25 的顏色搭配使用。而且畫家也將彩度 25 與彩度 60 一起搭配使用。此外畫家也將彩度 25 且亮度 25 與彩度 60 且亮度 25 的顏色一起搭配使用。

由於傳統的 association rule 不能直接產生這種 pattern，於是 mining 時要進行轉化讓 association rule 可以處理。轉化的方式是針對每一個 color，產生所有的組合，包括 H，S，V 以及 HSV 兩兩間的組合。以第一幅畫為例，一共會新增下列 pattern：(22, *, *)，(*, 75, *)，(*, *, 25)，(22, 75, *)，(22, *, 25)，(*, 75, 25)。轉化之後，設 min_sup 為 2 時所找出的 maximum frequent pattern 如下：<(*, *, 25)>，support 為 4，以及<(*, *, 25) (*, 25, *) (*, 25, 25) (*, 60, *) (*, 60, 25)>，support 為 2。

3.3 Associative classification 分類器

當資料庫中有大量資料需要分類，卻沒有分類規則時，一般 classification 可以用兩個步驟進行分類。第一步驟，建出 classifier：先以已知類別的資料(training set)，training 出分類的規則，第二步驟針對未知類別的資料進行自動分類。由於我們在上一節的 mining module 中使用 association rule 的技術，因此我們在分類器上選擇 associative classification。

由 B. Liu 等人提出的 associative classification[3]是結合 association rule 與 classification 的分類方法，分類的依據是利用各類別間所探勘出來的 associative rules。由於利用 data mining 技術所探勘出來的 rule，可以代表該分類資料的共同特性。例如，影像資料庫中有 X，Y 兩類畫，如果 X 類畫中白與紅兩種顏色常常一起出現，而 Y 類畫中藍與黃兩種顏色常常一起出現。那麼分類器就可以 associative rules 的型式，表示成下列二條分類規則：<白紅>→<X>，<藍黃>→<Y>。而新增的畫作如果也是白與紅兩種顏色一起出現，那就會被分到 X 類。

Associative classifier 的組成是由分類

rule 與 default class 所組成。要建出 classifier 時，分為兩個步驟，第一個步驟是找出各類別的 frequent itemsets。例如，現在影像資料庫中有 X，Y 兩類畫，每一類畫各 10 幅。在針對 X，Y 兩類各進行 mining association rule 後，得到的 frequent itemsets 如表 3。

表 3：X 與 Y 的 frequent itemsets。
Class X Class Y

Itemset	Support	Itemset	Support
紅	10	紅	8
黃	4	黃	6
綠	4	綠	4
藍	6	藍	4
紅 黃	4	紅 黃	4
紅 綠	4	紅 綠	4
紅 藍	6	紅 藍	4
綠 藍	4	黃 藍	4
紅 綠 藍	4	紅 黃 藍	4

表 4：合併完的 frequent itemsets

Itemset	Confidence	Support	Class
紅 綠 藍	100%	4	X
紅 黃 藍	100%	4	Y
綠 藍	100%	4	X
黃 藍	100%	4	Y
藍	60%	6	X
黃	60%	6	Y
紅 藍	60%	6	X
紅	55.56%	10	X
綠	50%	4	X
紅 黃	50%	4	Y
紅 綠	50%	4	X

接著把兩類別的 frequent itemsets 合併。如果某一個 itemset 在 X，Y 兩類別中都出現，那麼只留下 support 大的一邊。如果兩邊 support 相同，則隨便取一邊。然後再依下列公式計算其 confidence：

$$\text{confidence} = \text{MAX}\{\text{support}_X, \text{support}_Y\} / (\text{support}_X + \text{support}_Y)$$

得出 confidence 後，再將合併完的 frequent itemsets 依 confidence 及 support 的順序排序，結果如表 4。

然後進行第二個步驟，Training-Classifier，以建出 classifier (C)。依表 3 的順序，將每條 rule 加進

classifier(C)，並記錄準確率，所謂的準確率是畫家的畫被分到正確的那一類的比例。除了記錄 rule 外，classifier (C) 隨時記錄一個 default class，是剩下未分類的畫中數量最多幅的類別。最後 classifier (C) 為：

- $\langle \text{紅 綠 藍} \rangle \rightarrow \langle X \rangle$ 60%
- $\langle \text{紅 黃 藍} \rangle \rightarrow \langle Y \rangle$ 65%
- $\langle \text{綠 藍} \rangle \rightarrow \langle X \rangle$ 68%
- default class: Y

Training-Classifer 的演算法如圖 2 所示。

4 分類器的改進

在本節，我們提出兩個改進 associative classification 的演算法。

4.1 Variant Support 分類器

由於每個畫家作畫習慣不同，因此 min_sup 會影響低階影像特徵的探勘結果。例如，一位畫家用色風格較為集中，那在 min_sup 的值較高時，仍然可以找出 frequent pattern，可是如果有一位畫家用色風格較為多樣，那麼找出 frequent pattern 就會較少。這時候建出來的 classification 就會偏向用色較為集中的畫家，造成用色多樣的畫家準確率降低。

然而傳統的 associative classification 中所有類別的 min_sup 是一樣的。為此，本論文提出改進的演算法，single-feature variant support (SFVS) classification，容許各個 class 進行不同 minimum support 的 mining。

在 training 的過程中，SFVS 會自動嘗試所有可能的 min_sup 組合，並選擇分類效果最佳的 min_sup 配對。而為了計算分類效果，我們採取 five-fold cross validation。分類前將資料分成五群。每一次取四群當 training set，另一群當 validation set，一共進行五次，再將分類準確度加以平均。因此每試一次 min_sup 配對，就會進行五次分類，並得到一組平均過的準確度。最後在試過所有可能的 min_sup 組合後，再依準確度選擇分類效果最佳的 min_sup 配對，及對應的分類器。SFVS classification 的演算法如圖 3。

Algorithm Training-Classifer

Input: painting database *DB*, frequent rules of all classes

Output: Classifier

1. sort rules by confidence and support
2. for each rule *r* do
3. for each painting object *p* in *DB* do
4. if *r* satisfies *p* then mark *p* to be classified
5. if $\exists p$ be classified correctly by *r* then
6. remove all marked *p* from *DB*
7. insert *r* into the end of Classifier
8. choose majority category of music in *DB* as *default_class(r)*
9. count total error of Classifier
10. remove rules after the first rule *r'* with the lowest total error in Classifier
11. insert the *default_class(r')* to the end of Classifier
12. return Classifier

圖 2：Training-Classifer 演算法

Algorithm Single-Feature-Variant-Supports-Classification

Input: painting database *DB*, candidates of min_sup *MS*, Pattern (Color histogram, Color Bins, or Color Relationships)

Output: Classifier

1. divide training data of each class *y* into 5 subsets $T_{y,k}$ of approximately equal size
2. for each combination of *min_sups* of all categories do
3. for *k* = 1 to 5 do
4. for each class *y* do
5. $training_set_y = \bigcup_{i \neq k} T_{y,i}$
6. $validation_set_y = T_{y,k}$
7. mine mixed frequent patterns from *training_set_y*
8. for each frequent patterns do
9. calculate confidence of frequent patterns
10. Classifier = Training-Classifer
11. classify each *validation_set_y* by Classifier and store the accuracy a_k
12. accuracy of the *min_sups* combination = $\sum a_k / 5$
13. return the Classifier with the highest accuracy

圖 3：SFVS classification 演算法

4.2 Multiple-Feature Variant Support 分類器

SFVS classification 考慮的是每一分類內的資料特徵不同。然而，畫家的風格可能是不同特徵表示方式的組合。例如，一個畫家的風格是紅色系顏色與低彩度且低亮度的顏色(*, 25, 25)，而且他在相連關

係上藍色與白色搭配使用。

雖然經由 association rule 可以知道畫家常用的顏色組合，或彩度，色度，明亮度的喜好。但是，經由基本的 association rule 只能 mining 出同一種 feature 間的相關性，卻不能知道除了常用的顏色組合外，畫家是否一起搭配了例如色度與亮度的組合一起 mining。如圖 4 所示即是不同特徵組合的。

因此，我們基於 SFVS classification 提出了另一個改進的演算法 multiple-feature variant support (MFVS) classification，允許同時使用不同低階影像特徵進行分類。

因此 MFVS classification 會結合 color histogram，color relationships 與 color bin 等多種特徵的 frequent pattern，依其 confidence 排列，建立起 classifier。如同 SFVS classification 的作法，MFVS classification 利用 five-fold cross validation 進行 min_sup 配對的微調，並傳出分類效果最佳的 min_sup 配對，及對應的分類器。MFVS classification 的演算法如圖 5。

```

Color: <紅 (*,25,25)> → <X>
Color relationship: <藍 · 白 紫 · 綠> → <X>
Color: <黃 綠> → <Y>
Default_class: class Y
    
```

圖 4：MFVS classification 的例子

5. 畫風查詢

畫風查詢是提供使用者以畫家的風格進行查詢。畫家的風格來自於畫風探勘時所建立 classifier 的 rule。使用者可以選擇一個畫家的畫風，對美術影像資料庫中所有畫作的影像特徵進行比對。如果畫作的影像特徵符合風格的 rule，就是屬於該畫風的畫。此外根據此 rule 的 confidence 還可以代表這幅畫符合畫風的程度，最後畫面則依相似程度排列，如圖 6 所示。

除了查詢單一畫家畫風之外，本系統還可以查詢綜合畫風，如兼具李澤藩與顏水龍的畫風。這時系統會以李澤藩與顏水

龍畫風間共同的 rule 進行比對。

Algorithm Multiple-Feature-Variant-Supports-Classification

Input: painting database *DB*, candidates of *min_sup MS*

Output: *Classifier*

1. divide training data of each category *y* into 5 subsets $T_{y,k}$ of approximately equal size
2. for each combination of *min_sups* and multiple features of all classes do
3. for $k = 1$ to 5 do
4. for each category *y* do
5. $training_set_y = \bigcup_{i \neq k} T_{y,i}$
6. $validation_set_y = T_{y,k}$
7. mine frequent Color histogram, Dominant Color and Color relationships from *training_set_y*
8. for each frequent Color histogram, Dominant Color and Color relationships do
9. calculate confidence of pattern
10. $Classifier = \mathbf{Training-Classifier}$
11. classify each *validation_set_y* by *Classifier* and store the accuracy a_k
12. accuracy of the *min_sups* and multiple patterns combination = $\sum a_k / 5$
13. return the *Classifier* with the highest accuracy

圖 5：MFVS classification 演算法



圖 6：風格查詢範例

此外，藉由這些風格的 rule，可以驗證藝術評論者對六位本土畫家風格的描述。另外，在探勘出繪畫風格之後，就可以分類未知畫風的影像。例如，台灣的前輩畫家，如陳澄波，曾受印象畫派的影響。因此，我們可以利用從西方印象畫中探勘

出來的繪畫風格來分類早期台灣畫家的畫作，以驗證藝術評論者對畫家風格的描述。

6. 個人化推薦與過濾

除了利用畫風探勘找畫家的畫風外，我們還可以根據使用者的查詢行為，利用畫風探勘找出使用者喜歡與不喜歡的畫風，進行個人化的服務。

6.1 使用者喜好的取得與更新

當使用者第一次進入本系統時，user interface 會提示使用者進行註冊的動作，並進行查詢。當 user interface 把查詢結果依分數排列，呈現給使用者之後，系統會記錄使用者的行為，其中包括使用者預覽以及使用者下載的繪畫影像。

本系統利用 mining module 與 classification，進行 two way classification。從下載的繪畫影像中，mining 出使用者喜好的美術影像風格。而從預覽但不下載的繪畫影像中，mining 出使用者不喜歡的美術影像風格，再存入 user database。

本系統利用 Boolean model 表示 user profile。User profile 是 classifier rule 的集合。因此更新 user profile 時，只要進行新舊 rule 間的聯集即可。

6.2 使用者喜好的推薦與過濾

當使用者再次進行查詢時，系統便利用先前的 user profile，對本次查詢的結果進行分數的調整，以達成推薦的目的。分數的調整公式如下：

$$score = score + \sum_{i=1}^{Nf} C(f_i),$$

其中，score 代表畫風查詢時的分數，而這幅繪畫影像有 Nf 個低階影像特徵， f_i 表示第 i 個影像特徵。而 C 的公式如下：

$$C(f) = \begin{cases} 1 & \text{if } f \in \text{like} \\ -1 & \text{if } f \in \text{dislike}, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中，like 表示使用者喜好的美術影像風格，而 dislike 表示使用者不喜歡的美術影像風格。

此外，利用 user profile，本系統尚可

以進行 push 的服務，當 image database 新增符合使用者喜好，但未看過的畫作時，本系統將寄 e-mail 提示使用者，並傳送畫作預覽給使用者。

7. 實驗

我們從文建會的台灣網路美術館、台北美術館及台灣省立美術館等網站蒐集了六位台灣前輩畫家的畫。其中陳澄波 43 幅、劉啟祥 54 幅、李梅樹 40 幅、楊三郎 38 幅、顏水龍 40 幅、李澤藩 41 幅。全部的畫作約 250 幅。畫作的大小約從 400x400 到 650x840 不等。

我們將這些畫作的格式從 JPG 轉換成 BMP，再進行特徵萃取。萃取後，降成三個範圍，128，256 及 512。128 色是 H 取 8，S 取 4，V 取 4。而 256 色是 H 取 16，512 色是 H 取 32，S V 與 128 色相同。

接著我們對六位畫家的 15 種兩兩配對，利用 MFVS classification 演算法，建出風格分類器。我們以準確率評估風格分類器的效果，所謂的準確率是畫家的畫被分到正確一類的比例。為了得到較合理的準確率，我們一樣採取 five folder cross validation，再將準確度加以平均如下表 5。

而我們探勘出來的六個畫家的風格如下。楊三郎好用高亮度，高彩度的顏色，使用的色系較富變化，包括 H225 的藍色，H45 的橘黃，H315 的桃紅色。而一般畫評家對楊三郎的評論則是：『色彩鮮麗多變，帶有濃厚之法國印象派情調』。

劉啟祥顏色色系較統一，偏好一起使用低亮度或低彩度的 H45 橘黃與 H135 綠色。而畫評家一般認為劉啟祥的畫風有：「色澤淡雅、清新」；「畫風靜謐優雅，用色單純而色感雋永」；「偏愛樸素色彩」。

陳澄波則偏好使用中間彩度（S25~S74）與中間亮度（V25~V74）一起出現的顏色組合。此外在空間關係上喜歡使用紅色（H0）與紅磚色（H22）相鄰，或者使用紅色（H0）與橘黃色相鄰（H45）的相鄰搭配。而一般畫評家認為陳澄波：「表現色彩強烈的台灣特色」；「用色大膽」；「自由奔放」。

顏水龍常用單一色系間的低亮度且低

彩度之色彩組合，這些色系包括 H90 的藍色，H225 的綠色或 H270 的紫色的。而一般畫評家認為顏水龍：「常大膽採用橙藍強烈對比」；「色調陰沈晦澀，摻雜大量的灰色」。

李澤藩常用單一色系間的高彩度（S50~S100）且低亮度（V0~V49）的色彩搭配。在色系方面常用 H180 的青色，與 H225 的藍色。而一般畫評家認為李澤藩：「用色豔麗、濃厚」。

李梅樹在空間關係上喜歡用紅色系明（V50~V100）與紅色系暗（V50~V100）相鄰。除此之外，李梅樹也常一起使用 H45 的橘黃，H315 的紫色。而一般畫評家認為李梅樹：「畫風細膩」；「明亮華麗」。

由以上可知，畫風探勘的結果與我們搜集有關這六位前輩畫家風格的評論大致符合。

此外，我們發現，劉啟祥、陳澄波與李梅樹間的準確率較其他人的低，原因可能是因為這三人都常用 H45 色系。

畫家	準確率	min_sup
陳澄波-劉啟祥	75.01%	0.3/0.3
陳澄波-李梅樹	75.56%	0.2/0.2
陳澄波-楊三郎	80.64%	0.1/0.2
陳澄波-顏水龍	85.89%	0.2/0.1
陳澄波-李澤藩	84.38%	0.1/0.3
劉啟祥-李梅樹	77.42%	0.2/0.2
劉啟祥-楊三郎	88.46%	0.2/0.2
劉啟祥-顏水龍	79.91%	0.2/0.5
劉啟祥-李澤藩	85.27%	0.1/0.1
李梅樹-楊三郎	75.15%	0.5/0.3
李梅樹-顏水龍	83.41%	0.2/0.2
李梅樹-李澤藩	80.00%	0.5/0.3
楊三郎-顏水龍	83.12%	0.3/0.2
楊三郎-李澤藩	80.12%	0.2/0.5
顏水龍-李澤藩	82.00%	0.2/0.3

8. 結論

本研究實作了一個『個人化的影像風格查詢系統』，以資料探勘的技術，設計畫風探勘的方法，從圖畫中的低階影像特徵探勘出畫風，並提供使用者做為查詢的條件。並且本研究提出了二個 classification

演算法，增進畫風探勘器的效果。

另外，本系統提供個人化繪畫影像過濾的服務，從使用者所選取的繪畫影像中，逐漸了解其喜好的繪畫風格。提供繪畫影像服務的網站因此可以傳送符合使用者喜好的繪畫影像。

目前我們正在研究從畫家的畫作中萃取畫家作畫時所用的筆觸（brush stroke）[4]，藉由描述筆觸的方向、粗細及弧度，來探勘畫家的畫風。

誌謝

本文接受國科會計畫編號 NSC 90-2213-E004-005 之經費支援，謹在此誌謝。

參考文獻

- [1] R. Agrawal and R. Srikant, "Fast Algorithms for Mining Association Rules." Proc. of International Conference on Very Large Data Bases VLDB'94, 1994.
- [2] C. Djeraba, "Relationship Extraction from Large Image databases." Proc. Second International Workshop on Multimedia Data Mining MDM' 2001.
- [3] B. Liu, W. Hsu, and Y. Ma, "Integrating Classification and Association Rule Mining." Proc. of ACM International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining KDD'98, 1998.
- [4] R. Sablatnig, P. Kammerer, and E. Zolda, "Structural Analysis of Paintings based on Brush Strokes." Proc. of SPIE Scientific Detection of Fakery in Art, SPIE-Vol. 3315, 1998.
- [5] A. Vailaya, M. Figueiredo, A. Jain, and H. Zhang, "Bayesian Framework for Hierarchical Semantic Classification of Vacation Images." Proc. of IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems, 1999.
- [6] 大山正，色彩心理學：追尋牛頓和歌德的腳步，牧村圖書出版，1998。
- [7] 林書堯，色彩認識論，三民書局，1983。
- [8] 李銘龍，應用色彩學，藝風堂，1994。