

國立政治大學資訊科學系  
Department of Computer Science  
National Chengchi University



商標設計之視覺元素分析  
Analysis of Visual Elements for Logo Design

研究生：陳柏銘

指導教授：廖文宏

中華民國一百零一年七月

July 2012

# 商標設計之視覺元素分析

## 摘要

商標是一種藉由圖像或是混和圖像與文字存在的標誌，經由特定的符號或是顏色所組成，利用圖像的組成、配置、形狀、顏色、混合、字體、字體顏色等視覺元素將會帶給人們不同的視覺感受。

過去的研究中，對於視覺元素在商標中扮演的角色偏向質化的探討，通常多利用使用者測試的方法找到設計元素與商標的相關度，較少應用電腦視覺對於圖像量化分析的方法，本研究的目的是在於利用各種視覺特徵的計算方式，分析各種商標中視覺元素的組成，包含商標中圖像的複雜度、和諧度、組成重複度等相關量化指標。

藉由大量透過網路上收集的商標進行分析後，可發現商標普遍具有低複雜度、高和諧度、低重複度的設計特性，本論文最後試著以商標獨特性指標代替商標辨識度以驗證本論文設計的分析方法可行性。由於在電腦視覺領域中相關於商標美學的研究並不常見，本論文亦希望能對電腦視覺分析應用在設計或美學的領域進行先導性的研究。

**關鍵字：**商標設計、美學、視覺因子、影像分析

# Analysis of Visual Elements for Logo Design

## Abstract

A logo is a mark composed of graph or a combination of text and graph. Typical visual elements in a logo design such as layout, shape, color (foreground and background), composition, and typeface. The graphical mark can exhibit interesting properties by mixing the elements in creative ways.

Most previous researches regarding the role of visual elements in logo design are of qualitative nature. In this thesis, we propose to incorporate visual feature extraction and analysis algorithms commonly utilized in computer vision to compute proper index and investigate key visual elements in logo design, including complexity, harmony and repetition.

After analyzing large amount of logos collected from the internet, we find out that most logos are of low complexity, high balance and exhibit some degree of repetition. We propose a new measure of “distinctiveness” and investigate its relationship with to the aforementioned properties. We hope that the results obtained in thesis serve as a catalyst to motivate further research in applying computer vision methods to the area of aesthetics and design.

**Keywords** : Logo Design 、 Aesthetics 、 Visual Factor 、 Image Analysis

## 目錄

1. 研究背景與目的 .....	1
2. 美學相關研究 .....	6
2.1. Guidelines for Selecting or Modifying Logos .....	7
2.2. 閱讀平面設計 .....	9
2.3. 小結 .....	10
3. 電腦視覺元素分析相關研究 .....	11
3.1. 影像複雜度 .....	12
3.2. 影像平衡度 .....	13
3.3. 影像形狀描述子 .....	14
3.3.1. Fourier Descriptor .....	16
3.3.2. Shape Context .....	18
3.4. 小結 .....	19
4. 研究方法 .....	20

4.1.	商標和諧度 .....	21
4.1.1.	分析方式 .....	21
4.1.2.	參考改進與修正.....	23
4.2.	商標清晰度 .....	24
4.2.1.	分析方法 .....	24
4.2.2.	Entropy: .....	25
4.2.3.	Feature Selection : .....	25
4.2.4.	Threshold.....	26
4.2.5.	Image Partition.....	26
4.2.6.	複雜度指標.....	29
4.2.6.1.	Feature Entropy .....	30
4.2.6.2.	Partition Entropy.....	30
4.2.6.3.	Area Ratio.....	30
4.3.	商標元件重複度 .....	31
4.3.1.	分析方法 .....	31
4.3.2.	前處理.....	32
4.3.3.	Fourier Descriptor .....	33

4.3.4.	輪廓重複度.....	35
4.4.	小結.....	36
5.	實驗結果.....	37
5.1.	商標資料庫與前處理.....	37
5.2.	商標平衡度.....	39
5.3.	商標複雜度.....	43
5.4.	商標元件重複度.....	48
6.	獨特度與視覺指標.....	51
6.1.	獨特度.....	51
6.1.1.	佈局特徵子.....	51
6.1.2.	前處理.....	53
6.1.3.	分析方法.....	53
6.2.	獨特度與商標指標.....	56
6.2.1.	獨特度與和諧度.....	57
6.2.2.	獨特度與精細度.....	58
6.2.3.	獨特度與重複度.....	59

7. 結論與未來方向 .....	60
8. 參考文獻 .....	61



## 圖目錄

圖 1-1 第一個向英國註冊的公司商標 .....	2
圖 1-2 Benz 與 Amazon 的商標，其中設計元素皆隱含該公司想要傳遞的特殊意義 ....	2
圖 1-3 星巴克咖啡從成立以來商標以改版過許多次，其中第二次為與每日咖啡合併，最新一次則是彰顯該企業文化的改變 .....	3
圖 1-4 Google 搭配不同的主題呈現不同的 Logo，為 Dynamic Logo 的一種表現 .....	4
圖 3-1 利用區塊分割法對影像的平衡度做計算，其中黑色圓圈為影像中佔有視覺感受的地方。 .....	13
圖 3-2 三個類似的形狀利用與中心距離進行 Shape Signature 後的結果 .....	17
圖 3-3 Shape Context 以形狀的外圍邊緣做為統計的參考點，之後以距離及角度分別統計每一個區塊內的邊緣點數量。 .....	18
圖 4-1 複雜度計算流程圖 .....	29

圖 4-2 利用拓撲架構分析出來的商標輪廓 .....	33
圖 4-3 將商標的輪廓利用 Centroid Distance 轉換之後，可將二維的空間資訊轉換成一維的連續資訊，y 軸資訊表示與中心點的距離。 .....	33
圖 4-4 左方為商標輪廓經由 Centroid Distance 轉換後的連續資料，右方為此輪廓經由 Fourier transform 後，將各頻率強度經過正規化後以直方圖表示的結果。 .....	34
圖 5-1 (左)UMD Logo Dataset (右)FlickrLogos-32 .....	37
圖 5-2 本研究使用的商標資料庫樣本 .....	38
圖 5-3 二值化商標的平衡度測試，SUM 為八個指數加總的平均，x 軸為計算出來的平衡度，y 軸為該商標所佔的比例。 .....	41
圖 5-4 灰階化商標的平衡度測試，SUM 為八個指數加總的平均，其中 x 軸為計算出來的平衡度，y 軸為該平衡度的商標所佔的比例。 .....	41
圖 5-5 利用 HSV 色彩空間 SV 的資訊取得的平衡度測試，SUM 為八個指數加總的平均，x 軸為計算出來的平衡度，y 軸為該平衡度的商標所佔的比例。 .....	42

圖 5-6 左側四張圖為平衡度較低的商標，右側兩張則為平衡度較高的商標。.....	42
圖 5-7 利用灰階化商標計算出來的 Feature Entropy，x 軸為計算出來的複雜度，y 軸為 相同複雜度的商標所佔的比例。.....	46
圖 5-8 利用灰階化商標計算出來的 Partition Entropy，x 軸為計算出來的複雜度，y 軸 為相同複雜度的商標所佔的比例。.....	46
圖 5-9 利用灰階化商標計算出來的 Area Ratio，x 軸為計算出來的複雜度，y 軸為相同 複雜度的商標所佔的比例。.....	47
圖 5-10 從 Feature Entropy 可看出大致可分為兩種，一種為極簡風格如右圖下，另一 種亦為複雜度不高，然而其顏色會互相交雜。.....	47
圖 5-11 每個商標中輪廓間的相似程度的距離，其中 x 軸為相似距離，距離 0 表示輪廓 為一樣，距離越遠表示差異越大，y 軸則為所佔比例。.....	48
圖 5-12 利用輪廓相似度計算出的商標元件重複度，其中 y 軸表示該重複度在資料庫所 佔的比例，x 軸表示為重複度。.....	50
圖 5-13 利用商標元件重複度，考慮商標內輪廓數量重新計算得出的重複度。.....	50

圖 6-1(左) Egenhofer 定義的八種空間相對關係，(右) Frank 定義的八個相對方向關係 .....	52
圖 6-2 (左) 商標內任兩個輪廓可能產生不同的相對位置關係，(中) 輪廓的相對位置 落在兩區域中間，(右) 大輪廓完全包含小輪廓。 .....	54
圖 6-3 三個不同商標其輪廓以及佈局特徵直方圖，由直方圖可以大致看出上、中兩個 商標相較於下方的商標在有較相近的佈局 .....	55
圖 6-4 利用佈局特徵直方圖相似度求出的商標獨特度，x 軸表示商標獨特程度，1 表最 獨特 y 軸為該獨特度佔商標資料庫的百分比.....	56
圖 6-5 商標獨特度與和諧度的關係圖，其中綠色直方圖表示該和諧度所佔有的數量比例， 橘色線條則說明該和諧度商標所分析出來的獨特度指標 .....	57
圖 6-6 商標獨特度與精細度的關係圖，其中綠色直方圖表示該精細度所佔有的數量比例， 橘色線條則說明該精細度商標所分析出來的獨特度指標 .....	58
圖 6-7 商標獨特度與重複度的關係圖，其中綠色直方圖表示該重複度所佔有的數量比例， 橘色線條則說明該重複度商標所分析出來的獨特度指標 .....	59

## 表目錄

表 2-1 四種商標設計準則與七種設計元素的相關度，對於企業最需要的高辨識度的商標最需要的自然、和諧度與描述力。.....	8
表 2-2 三種有用的商標設計準則與四項商標需求指數的相關度，提供企業選擇適合自己公司風格的商標設計準則依據。.....	8
表 4-1 八種影像分隔方式，計算平衡度的時候分別對黑白兩區塊內的資訊做加總，可取得八個指標再進行加總做為影像平衡度的評比.....	21
表 5-1 根據八個不同的區塊配置計算出來的影像平衡度，此處以 HSV 的 SV 資訊做為平衡度測試的依據。以 Adobe Flash 與 Intel Core 商標為例。.....	39
表 5-2 原圖與分割之後的影像以及其複雜度以 Adobe Flash 與 Intel Core 2 、 Basterisco.com 商標為例.....	44
表 5-3 原圖與取得輪廓後的商標，每個商標最多取 16 個輪廓在互相比較其相似度，此處以 Microsoft windows、Norwest bank、Asianet 等商標為例，.....	49

## 1. 研究背景與目的

符號的發明與使用早在文字以前，人類在遠古時代就利用簡單的圖形來記錄事物，例如在石壁上刻上各式的動物、人類或是武器以用作記錄所發現的生物或是發生的歷史。此外利用圓形、方形等幾何學上簡單的符號，可以很清楚且快速的記錄或是傳達訊息。英諺道：「A picture is worth a thousand words」，這正意謂著一張圖像勝過千言萬語的描述，商標正是一種這樣的符號，卻也不單純僅僅只是一個簡單的幾何符號，商標的目的與符號的目的不盡相同，隨著時代的演進，隱藏在商標內的含意可能是更耐人尋味的。

商標是一種藉由圖像或是混和圖像與文字存在的一種標誌，經由特定的圖型或是顏色所組成，有些商標甚至僅著重於文字設計，利用文字的顯著顏色或是字體型態，可發揮與圖像商標類似的應用，此類商標亦被稱作文字商標。商標最重要的目的為用來區別該公司與其他公司的產品。例如第一個於英國註冊的商標圖 1-1，為 1875 年由巴斯(Bass)公司提出的，該公司的商標為利用公司名稱以及紅色三角形組合而成，利用簡單的形狀以及公司名稱，巴斯公司的商標讓人們可以快速的利用其商標辨識出該公司的商品。



圖 1-1 第一個向英國註冊的公司商標

商標可能單純只是用來識別用，然而更有可能是一個企業的精神象徵或是企業文化的表現。商標可利用各種人類文化中各種符號的象徵，包括十字、月亮、波浪等符號來象徵出該公司的企業形象，例如書商亞馬遜公司(Amazon.com)的商標圖 1-2 (右)，下方的弧形代表”由 A 到 Z”，表示出亞馬遜出售的商品包羅萬象，此外下方的弧形並非單純的線條，該弧形更表示出微笑的意義，又例如賓士(Mercedes-Benz)公司的商標圖 1-2 (左)，該商標中的三芒星中的三個點分別代表陸地、海上、空中，表示出賓士公司的產品不管在任何地點都可以很有效率的在這些環境中進行運輸，這些也顯示出賓士公司的野心與企圖。



圖 1-2 Benz 與 Amazon 的商標，其中設計元素皆隱含該公司想要傳遞的特殊意義

此外商標不同於公司名稱，並不是一種固定不會變化的代表物，隨著公司文化的

變化、人類文明的進展、公司之間的合併、變化，公司成立時的目標與象徵並不能永久的表現出公司的特質，基於公司的文化不一樣，商標也會隨著時代的變化，例如星巴克(STARBUCKS)公司，該公司的第一個商標為 1971 年設計的(如圖 1-3，當時的第一版設計為基於 16 世紀斯堪地那維亞的雙尾美人魚木雕圖案，其最後的結果為棕色的雙尾美人魚圖案，其後星巴克與每日咖啡合併，為了同時能表現出兩家公司的特質，保留了星巴克的雙尾美人魚，但是顏色則改成使用代表每日咖啡的顏色：綠色，如此則產生了第二版的星巴克商標；2011 年，星巴克更進一步的移除了舊商標上” STARBUCKS COFFEE” 的圓環，象徵星巴克未來的產品將不再侷限於咖啡產品，其銷售據點也不再限制於其直營店。



圖 1-3 星巴克咖啡從成立以來商標以改版過許多次，其中第二次為與每日咖啡合併，最新一次則是彰顯該企業文化的改變

除此之外，有些商標總是每天的不斷在改變，例如 Google 首頁的設計每天都在變換，對於這樣的商標稱之為動態商標(Dynamic LOGOS)如圖 1-4。不管一個商標是基於何種目的或是目標而設計，除了具備基本的美感外，一個好的商標最重要的就是需要擁有一定的獨特性以及辨識度，此外任何的商標皆需要明確的表達出其設計的要點，如何結合商標設計所表達或隱含的意義，並設計出獨一無二容易辨識，令人印象深刻的商標則是商標設計的重要課題。



圖 1-4 Google 搭配不同的主題呈現不同的 Logo，為 Dynamic Logo 的一種表現

在各種圖像中，包含圖像的組成、配置、形狀、顏色、混合、字體、字體顏色等視覺元素，以及陰影、背景色調、點、線、面等各種單元組成，應用在商標設計中將會帶給人們不同的視覺感受。過去研究中，對於視覺元素在商標上的應用曾有若干的探討，然而在相關文獻中鮮少提及基於電腦視覺技術分析視覺元素的作法，多數論文都是利用使用者測試，尋找到設計元素與商標的相關度；然而基於使用者測試的實驗設計，得到的成果較難以具體量化，或許利用電腦視覺中各種視覺特徵值的演算法，可以找出更有效的商標分析方式。

現今電腦視覺中大部分的研究是針對在辨識系統上，例如人臉辨識、景點辨識等應用，或是用來進行影像處理，例如模糊化影像的還原或是雜訊去除；另外一類則是影像分析的研究，這類研究通常是針對影像的複雜度、品質進行分析，希望可以找到更好的影像壓縮方式以方便儲存或是在應用在網路串流，較少針對電腦視覺與人類視覺的差異進行比對研究，對於電腦視覺在設計與美學上的應用則是更少數。

對於不同的視覺元素而言，在電腦視覺領域中亦有許多不同的特徵值計算方式，例如關於顏色的組成可使用 RGB 或是 HSV 等不同色彩空間做為分析的依據、在計算圖

像中的形狀可考慮各區塊邊緣的不同或是利用幾何學的定義來找出商標的形狀，該如何利用電腦視覺元素的分析方式來測量人類視覺的刺激是一個重要的問題，這些眾多視覺特徵值的測量方法該如何用來分析商標的設計元素則是另外一個具挑戰性的議題。

根據上述緣由，本研究主要的目的為探討電腦視覺領域中影像特徵值的計算方式該如何用來分析商標中存在的設計元素。重點放在針對商標設計準則中提到的重要設計元素該如何利用電腦視覺領域中的測量方法進行分析，例如利用電腦視覺領域中的測量方法來找出商標在視覺感受上是否平衡、是否有利用到重複的元件、或是該商標設計是否精細等。計算出來的這些指標，在經過大量的商標資料分析後，本研究提出大多商標具有的特性包含低複雜度，高和諧度，以及重複度不高等特性。

利用本研究提出的商標設計元素分析方法以及利用這些方式所建立影像特徵值與設計元素的特性，期望可以提供商標設計者一個檢驗其商標設計上的盲點，此外如同之前所敘述，由於利用電腦視覺的處理方式來分析美學的研究並不多見，本論文亦希望能對電腦視覺分析應用在設計或美學的領域進行先導性的研究。

本研究論文架構如下:第二章說明過去學者曾經研究過的美學相關研究及商標設計的準則。第三章探討與電腦圖形視覺元素相關的分析方法，第四章為本篇論文所提出針對不同視覺元素分析的方法說明，第五章則是利用收集的商標資料進行實驗分析與結果探討，第六章進一步探討商標獨特度與設計指標的關係，第七章則為本研究結論，並同時說明後續研究與方向。

## 2. 美學相關研究

既然商標是一種圖像，同時也是一種人工產品，也就是說商標研究也相關於圖像美學的研究。然而圖像的美學或是風格是否真能藉用電腦視覺領域來處理，Chan 在該研究[1]中指出可以利用畫家作畫的特性找出繪畫中特性的風格，這說明了美學因子還是可以利用電腦視覺的處理方法來進行分析。此外在之前的研究中也存在許多視覺元素與美學的相關研究例如影像中組成圖形的研究[2]或是組成圖形的配置與比例[3, 4]或是影像複雜度與美學的相關研究[5]，此外在影像中視覺元素通常有許多內含的意義，同樣的視覺元素對不同文化、歷史背景也會有不同的感受[6]，此外也有一些研究注意到年紀、種族的的不同對於影像和諧度的評斷是否會出現差異[7]，色彩對於不同性別也會給予不同的感受[8]。

商標設計也是一種圖形設計，當然也相關於美學研究，然而商標也有不同於影像美學的部份，那就是商標是基於特定的目的與理念設計出來的，在設計的時候往往需要利用視覺上的感受加入不同的設計因子，依據不同的文化背景、視覺設計，有不同與影像的設計準則[9-11]，此外商標設計為了辨識之用，往往會加入企業名稱，也是不同於其他類型影像設計的特點[12]。

根據上述論點，商標在設計上需要考量的因子，將不同於一般的影像設計，商標應該具有其對應的設計思維，例如根據美觀、特別、吸引人、辨識度高或是其他目的來產生的。對於大量可以運用的設計元素（形狀、字體、顏色...），這些元素會如何影響人類用來衡量一個商標的好壞是必須探討的。而這些設計因子運用在商標中對於人類視覺的感受(平衡、對稱、活潑)與商標設計的理念又存在怎樣的關係，也值得注意，因此

本章將會探討兩篇相關研究，[13]說明商標中可應用的設計因子，[14]則是說明視覺元素與商標設計理念的相關性研究，該篇也是本研究在美學相關研究最主要參考的著作。

## 2.1. Guidelines for Selecting or Modifying Logos [14]

Henderson 於該研究中指出，企業對於在有限的資源，期望其商標是具有高辨識度；Henderson 利用四項指數來比較一個好的商標應該有的性質，這四個指標分別是正確的辨識度、混淆度、情緒影響、具含意度等四項指標，此外為了建立商標設計元素與這四項指標的關係程度，Henderson 在研究中又定義出七種商標設計的指標，包含：

- 自然：表示出該商標的圖形是否與人類日常接觸到的經驗的程度而定，有可能是利用真實的圖像或是僅保留平常接觸事物的外型，有些圖像設計者指出僅保留外型、架構的設計是更有意義的。
- 和諧：和諧度指出該圖像是否對稱或是該圖像是否平衡，圖像是否平衡並不同於此圖形是否也對稱，對稱的圖形通常具有高平衡度，然而平衡度高的圖形也可能不代表其對稱度也高。
- 精細度：一個商標精細度的高低可由三個指標來做計算：複雜度、活動度、深度；複雜度可根據圖像中的單元組成多寡或是該商標是否有過多的修飾來計算，活動度可讓商標更活潑，深度高可以讓商標的外觀更具有立體感。然而這三個指標互相具有一定的相關度。
- 平行度：平行度表示出商標中線條或是圖形單元是否相鄰出現。

- 重複度：重複度表示出商標中一樣的圖形單元重複的出現。
- 比例：比例表示商標長度與寬度的比例，最有名的其中一種比例稱作”黃金比例”。
- 圓滑度：表示出該商標是否藉由弧線或是圓形來組成。

上述七個指標之外並不能用來說明一個好的商標應該要有怎樣的特性，Henderson 利用使用者測試收集測試者的回饋之後，最後將七項指標之間建立互相的關係。Henderson 發現七項設計指標之間是具有相關性的，並且其關係會產生非線性的關聯度，利用這七項指標的分析，該研究建立了三種不同目的(High-Recognition Logos、Low-Investment Logos、High Image Logos)商標設計準則，以及失敗的商標設計特性參考表 2-1。

表 2-1 四種商標設計準則與七種設計元素的相關度，對於企業最需要的高辨識度的商標最需要的自然、和諧度與描述力。

	自然	和諧度	精細度	平行度	比例	重複性
High-Recognition	高	中等-高	中等-高			一些
Low-investment	中等	高	中等-高	中等-高	黃金比例	
High-Image	中等-高	高	高			
Poorly Designed	非常低	低	太高/太低			

除了七項指標之外，Henderson 指出商標可能需要具有的四個重要特點：辨識度、混淆度、相關性、意義度，並分析出這些特點與三種商標設計原則的相關性，參考表 2-2，Henderson 並指出是否具有高辨識度往往是一個企業對商標最大的需求。

表 2-2 三種有用的商標設計準則與四項商標需求指數的相關度，提供企業選擇適合自己公司風格的商標設計準則依據。

	辨識度	混淆度	相關性	意義度
High-Recognition	高度需要	不需要	需要	需要
Low-investment	不適用	高度需要	高度需要	有用但非必須
High-Image	無關	無關	高度需要	有用但非必須

然而於此研究中僅針對沒有公司名稱的商標做分析，該研究專注於商標中的圖形而不是文字，然而文字也常常是商標中重要的一部分，甚至有些商標僅只有文字，對於內含文字的商標，該研究所得出的準則是否適用則有待確認。

Henderson 於該研究中透過使用者測試的方法來進行商標視覺元素分析，雖然使用者測試可以得知較為貼近人類視覺的辨識度、混淆度等資訊，對於其中許多的指標則往往也會因為使用者的個人習慣、文化背景等而產生變化，其結果可能是較不客觀的，然而本研究提及的各種視覺指標與商標設計準則已經具有一定的成果，在本論文中將針對該研究提出的商標設計元素做為分析的優先選擇。

## 2.2. 閱讀平面設計 [13]

Koschembar 於閱讀平面設計一書中指出，當商標被賦予太多含意的時候，是毫無意義的，商標的設計除了需要具有獨特性，更需要簡單明瞭，使其具有能快速理解的特性，此外並非所有的商標都必須具備該企業的名稱或內容，作者認為藉由處理文字，善用視覺元素和顏色產生的效果會更有效果。而商標設計如同一般設計特性，基本的設計概念是適用的。

- 字體：古典字體象徵傳統、保守、嚴謹、敏感等，黑體字代表冷淡、動力與信賴。
- 形狀：圓形給人沈靜、完美、和諧而菱形則給人活力、能量、速度等感受。
- 配置：水平給人平衡、安定，垂直給人具有動力或是分隔的感覺，對稱表示沈靜，也表示出無聊。
- 顏色：可區分為暖色系、冷色性、中性色系，暖色系代表情緒，積極，冷色系則代表沈靜，獨立自主等性質。

Koschembar 在文末中提及過度應用設計元素是危險的，所有視覺元素的基準為就一般設計而言，請勿僅使用認知心理學的觀點來設計商標，其結果可能非常可怕。如果單純使用以心理學的角度設計出來的商標將使得所有的商標變得單調無變化，在大多多的時候還是需要依賴自己的直覺，如果覺得設計正確就忽略規則，產生更多的可能性。

### 2.3. 小結

Koschembar 的論點說明了商標設計上雖然有一定的準則，然而在準則之外則必須依靠設計師的直覺，這表示了商標設計具有一定主觀成份，這些成分往往是難以單純僅用電腦視覺處理方式進行分析。Henderson 的研究指出商標最主要的設計理念也就是有高辨識度的商標，其應該具有的設計元素包括自然、和諧度、精細度、重複度等特性，考量到視覺處理適合用以處理可以較客觀且容易量化的資料，所以本研究選擇和諧度、精細度、重複度等特性做為本研究優先分析的設計元素。

### 3. 電腦視覺元素分析相關研究

在電腦視覺上，有許多相關於影像特徵描述子的研究，有些具有高穩定的區域特徵描述子例如 SIFT(Scale-invariant features transform)[15]或是 SURF(Speeded Up Robust Features)[16]等，這些描述子對於影像特徵有強力的描述力，也因為具有無視旋轉、雜訊、變形的影響，運用在影像辨識上可說是非常好的特徵子，然而，這些描述子對於人類認知上卻不具有任何的描述力，也就是無法用人類知覺說明這些特徵所描述的意義。這些特徵值雖然在影像辨識上具有一定的重要性，然而卻難以量化，不適合用在統計或分析上。

相較於這些具有較穩健性的且適用於影像辨識的特徵描述子，商標的分析或許應該使用更為符合人類視覺的影像特徵分析方法，例如圖形平衡度的測試[17]，或是關於複雜度的分析方式的研究[18-20]，這些影像分析的研究方法將能提供本研究選擇適當的分析方式。

承接第二章，本研究將首先分析 Henderson 於該研究中指出的高辨識度商標所具備的設計元素中較容易量化的資訊，包含精細度、和諧度、重複度等資訊做為優先分析的選擇，關於精細度指標的分析，Henderson 指出精細度包括三種因子:複雜度、活潑度、深度等三項指標，其中活潑度、深度等兩項指標皆相關於複雜度，在電腦視覺領域中對於複雜度的分析也是較另外兩項指標成熟，所以本研究章針對複雜度做為分析精細度的依據，而在和諧度上可對應到視覺元素中對稱度與平衡度等兩項指標，由於對稱度與平衡度具有高度的相關性，在本研究中僅選擇平衡度做為分析的項目，在重複度上可想成如果重複的圖形一直出現的話其重複度則高，也就是可以利用形狀的相似度做為評

斷重複度的方法。

本章的後半段將分別針對影像複雜度、影像平衡度、形狀描述子以及空間相似度等在電腦視覺領域中用來分析影像的相關研究做一說明。

### 3.1. 影像複雜度

在 An Information-Theoretic Framework for Image Complexity [21] 研究中，Rigau 利用 information-theoretic 的方法來計算出一張影像的複雜度；在使得 MI (mutual information) 值計算為最大的前提之下，去選擇最適合的分隔點，以及分割方向(包含要選擇垂直分割或是水平分隔)；重複分隔步驟，直至將一張影像分隔出適當的區塊。其後再利用兩種方法來計算該影像的複雜度，其一為依據切割出來的區塊與整張圖的比例，另外則是利用分割出來的區塊計算取得 Jensen-Shannon divergence。利用這兩個值來說明一張影像的複雜程度。

Information Theory 是根據機率與數理統計來嘗試解決通訊系統、資料傳輸、密碼學等相關方面問題的研究方法，試著將資訊以統計的方法來考慮。Shannon 將一群資料之間的 Entropy 利用 (3-1 定義

$$H = - \sum_{bin} p \log p \quad (3-1)$$

Rigau 的研究結果成功的設計出一種計算影像複雜的方法，此外也說明經過模糊化的圖形將會比原來的圖形分割出來的區塊將會較少，也就是表明了其影像複雜度將會變

低，另外 Rigau 指出該方法亦可以用於彩色影像上，然而 Rigau 並沒有建立驗證機制說明其方法的準確度。Rigau 利用分割影像的方法建立複雜度的分析方法，這似乎是一個不錯且符合人類視覺的方法，故本研究會利用 Rigau 提出的辦法進行複雜度分析，然而在計算複雜度指標上將會利用較簡單但更符合人類視覺的方法做處理。

### 3.2. 影像平衡度

Wilson 於[17]中提出一種簡單新的影像平衡度測試方法，影像的平衡度指標是視覺美學很重要的一部分，Wilson 的測試方法極為簡單，利用影像的上下、左右、對角等區塊最後再進行加總，計算出該影像的平衡程度如圖 3-1 所示。

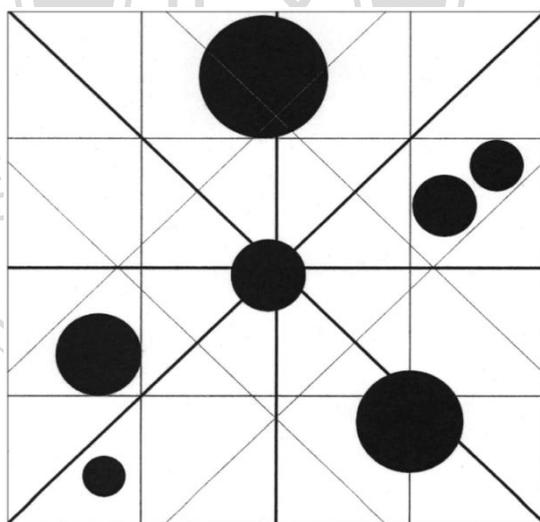


圖 3-1 利用區塊分割法對影像的平衡度做計算，其中黑色圓圈為影像中佔有視覺感受的地方。

該研究利用 Adobe Photoshop 產生的 216 張影像(分別由圓形、方形、六角形等三種物件組成的各種不同複雜度的影像)進行使用者測試，使用者被要求在十分鐘之內，

利用 1 到 5 等級完成對這 216 張影像平衡度評比，測試者皆需與螢幕保持一定距離，其研究結果顯示出該方法與測試者利用人類視覺得到的評比具有一定的線性相關程度。此外對於不同形狀(圓形、方形、六角形)組成的平衡度測試當中，發現由圓形組成的影像帶給測試者較為平衡的感覺，其次為六角形，方形給人較為不平衡的感覺。

Wilson 提出了一種快速的影像平衡度計算方法，該方法計算出來的數值與人類視覺的感受也具有一定的相關度，然而該方法只針對二值化影像，影像中不一樣的顏色、亮度皆會導致平衡度有差別，該方法則無法處理。本研究將針對其只能處理二值化影像的缺點做進一步的改善，考慮利用灰階化影像，或是利用 HSV 色彩空間的資料做為分析的依據，分析結果應較為貼近人類視覺。此外 Wilson 提出的方法也僅能針對長寬比為 1:1 的影像做處理，對於長寬比不同的影像則無法得知是否也符合人類視覺的感受。由於商標基於設計概念與應用的元素不同，商標的比例不一定是 1:1 的，對於這些商標可能可以考慮以中心的距離做為權重的分析依據，然而考慮到不同比例的商標其在人類視覺感受所早成的影響可能不一定，故本研究亦參考 Wilson 的作法將商標轉換成方形之後再進行分析，而針對其只能對二值化影像分析的問題做一改善。

### 3.3. 影像形狀描述子

商標的組成往往是利用一個或多個簡單的符號作為基準，搭配上公司的名稱或縮寫，利用顏色的改變或是形狀上的變形，帶給顧客視覺上不一樣的刺激，以利於品牌的辨識，也就是說除了顏色之外，形狀往往是商標最與眾不同的地方。此外依據前述有關商標設計的準則[14]，商標中的形狀如果接近日常生活中的事物外觀可使得商標更容易被辨識，而商標中的組成元件如果具有一些重複度也容易使人對該商標更有印象。

分析影像中的形狀可能有兩種方式，其一為找出圖形中特定形狀的組成，例如 Hough transform，其二為找出影像中形狀並計算相對應的形狀描述子，例如 Fourier Descriptor 或是 Shape Context 等。

Hough Transform 是一種應用在分析影像中是否含有特定形狀的分析方法，Duda 於該研究[22]中指出可以利用直線或圓形的幾何方程式，利用座標轉換計算出相對應的常數，然而該研究只能找出直線或是圓形的圖形，對應到商標的形狀很明顯是不夠的，Ballard 於[23]中指出可以利用 Generalized Hough Transform(GHT)找出任意的形狀，此外上有一些研究，例如[24, 25]皆使用 GHT 來找出符合自然的形狀，然而使用 GHT 將會遇到計算量非常龐大的問題，此外 Hough Transform 還是適用於找到特定的形狀，如此要如何找出具有代表性的形狀也將會是另一個問題，整體而言，Hough Transform 或許是一種好的形狀辨識分析法，然而卻不適合用在本研究中。

有關於形狀的描述方法大致上可分為兩種，一種為基於區域的形狀描述子、另一種為基於輪廓的形狀描述子。基於區域的形狀描述子通常必須考慮所有在形狀中每一點的資料且使用 Moments 來描述形狀，例如 Legendre moments[26]、Zernike moments[26, 27] 等，基於區域的形狀描述子需要考慮所有形狀中的每一個像素值，由於商標的圖形通常是較為簡單，在紋理特徵變化上也較一般真實物件更為單調，因此對於商標來說，基於區域的形狀描述子似乎較不適合應用在分析商標上。

另外一種為基於輪廓的形狀描述子，例如 Curvature Scale Space(CSS)[28]或是 Fourier Descriptor(FD)[29]等。相較於基於區域的形狀描述子，由於基於輪廓的形狀描述子只運用到形狀邊界的資訊，無法得知物體中內部的資訊。Bober[30]亦指出基於輪廓的形狀描述子有四個優點：

- 對於有相似材質但輪廓不一樣的形狀，基於輪廓的形狀描述子可以區分出形狀彼此間的差異。
- 基於輪廓的描述子適用於相近於人類語義的搜索。
- 對於非制式的變形，基於輪廓的描述子不容易受到影響。
- 基於輪廓的描述子對於影像受到投影扭曲的變形不容易受到影響。

根據 Marr[31]的研究指出，人類視覺中對於視覺刺激首先會基於形狀的輪廓，本研究也是基於設計美學的分析也就是相近於人類視覺的分析，所以基於輪廓的分析方法可能是較適合本研究的方法。基於輪廓的形狀描述子有 CSS 或是 FD，Zhang 於[32, 33]指出即便 MPEG-7 將 CSS 列入其應用的形狀描述子之一，其研究指出 FD 在描述力、穩定性、計算複雜度低、影像搜尋的成功率等 FD 的效率都較 CSS 更好。所以本研究也將會針對 FD 做一研究探討。

### 3.3.1. Fourier Descriptor[29]

Fourier Descriptor 是一種基於輪廓的描述方法，將找到的輪廓的座標利用傅立葉轉換可以將一堆原本只有離散的點資訊轉換成以頻率域上係數數列表示，使用 FD 的最大好處是其描述子具有旋轉不變，尺度不變等抗性。Shape Signature 為一種將二維座標資料轉換成一維資料的方法如圖 3-2。Zhang 於[34]中比較四種不同的 Shape Signature，例如使用輪廓的座標，與中心點的距離等轉換方式，Zhang 指出利用與中心點距離做轉換因為利用中心點將所有的座標做正規化參考(3-2，使得 FD 具有位移的不變性，Zhang

也在實驗的結果中指出利用與中心點的距離轉換的方法配合使用 Fourier Descriptors 具有最好的描述力。其原因是因為經由中心點距離轉換的方式，雖然僅考慮邊緣輪廓的點，然而有考慮到與中心的相對關係，所以可說是一種包含輪廓與區域的形狀描述子。

$$r(t) = ([x(t) - x_c]^2 + [y(t) - y_c]^2)^{1/2}, t = 0, 1, \dots, N - 1$$

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t) \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y(t) \quad (3-2)$$



圖 3-2 三個類似的形狀利用與中心距離進行 Shape Signature 後的結果

利用 FD 具有的特性，以及其對於輪廓的強描述力，計算速度快等好處，另外可以利用其係數的比較計算出輪廓的相似性(見 (3-3))，也就是可以利用商標各種內部輪廓的相似度計算重複度，以及利用各商標輪廓之間的相似度計算商標的獨特性，FD 似乎是一個適合於本研究的形狀分析方法。

$$d = \left( \sum_{I=1}^N |FD_i^Q - FD_i^T|^2 \right)^{1/2} \quad (3-3)$$

### 3.3.2. Shape Context

Shape Context[35]也是一種基於輪廓的形狀描述方法，在取得形狀的邊緣之後，Serge 計算參考點附近的其他邊緣點的分佈，以距離( $r$ )以及角度( $\theta$ )做為統計的依據，例如圖 3-3(左)統計符號“A”的邊緣點數量，之後以距離取對數加上每 30 度統計之後的直方圖，如圖 3-3(右)。

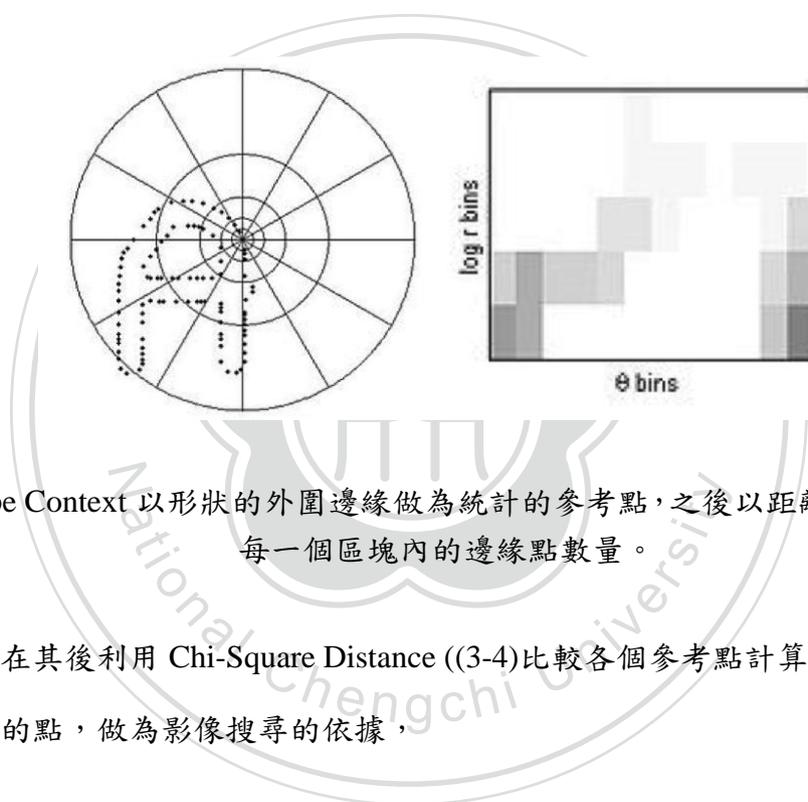


圖 3-3 Shape Context 以形狀的外圍邊緣做為統計的參考點，之後以距離及角度分別統計每一個區塊內的邊緣點數量。

Serge 在其後利用 Chi-Square Distance ((3-4)比較各個參考點計算出來的直方圖，找到差異最小的點，做為影像搜尋的依據，

$$C_{i,j} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[g(k) - h(k)]^2}{g(k) + h(k)} \quad (3-4)$$

Shape Context 的確在形容形狀的時候具有一定的描述力，其描述也符合人類視覺的分析，雖然 Marcal 於研究中利用 Shape Context 進行商標影像的搜尋[36]，然而 Shape

Context 是基於點與點之間的比較，如果需要延伸到輪廓上的比較首先需要找到一個適合以輪廓為基準的比較方法，另外會產生多點對多點的比較，其複雜度則會上升許多，應用在分析上較不適合。

### 3.4. 小結

在二、三章中提到兩種類型的相關研究：一種為商標視覺元素的相關研究，此類研究針對視覺元素應用在商標設計中的各種可能性做一比較與說明，清楚的指出商標設計中的要點，然而這些商標研究都專注於認知心理學的領域，往往僅僅只是利用使用者測試的方法評量視覺元素與商標設計的關係；另一種相關研究則是影像中視覺元素的計算方式，此類研究專注在視覺元素在影像中的分析方法，這類的分析方法往往是為了提供影像辨識或搜索的前處理或是影像特徵子的尋找，利用前述藉由尋找電腦視覺中商標中特徵值的擷取，結合商標美學的分析，可能可以提供設計者更容易找出商標設計上的盲點，或是適合的地方。這兩種類型的論文將幫助本研究能更快速的選擇出適合利用電腦視覺分析的視覺元素、分析方法以及如何商標的評比方法。

## 4. 研究方法

Henderson 於[14]指出對於一個公司的商標，高辨識度是最需要的，Henderson 於該研究中利用使用者測試的方式指出一個高辨識度的商標應該具有一些特性，例如高和諧度，輕微的重複度，以及不錯的描述力等，此外尚有例如商標的是否具有含意與影響力強等兩項重要特點，Henderson 在該研究中也指出這兩項對於商標是否容易辨識佔有非常重要的地位。然而，由於含意與影響力通常牽涉到顧客本身的教育與知識背景，這兩項的研究已超越電腦視覺研究的範疇，此外這兩項因子也是較難以進行量化分析，故在本研究中先略去這兩項因子，而僅以較符合人類視覺分析的和諧度、描述力、重複度等因子做為本論文研究分析的重點。

此處本研究捨棄在商標美學上很重要的分析項目：顏色，對於顏色不列為優先考量的原因為顏色雖然在視覺刺激上是非常重要的一個部分，然而顏色對視覺產生的刺激也極容易受到文化及生活背景所影響，其刺激較不客觀，此外對於顏色的刺激不同於其他視覺刺激通常是有其他含意存在，例如紅色可能代表活潑、陽光等，針對顏色用量化的分析是較無意義的。對於現行的商標而言，由於往往設計出來的商標會因不同產品或是不同背景，其顏色可能會因此加以修改，故本研究暫時不針對顏色進行分析。

本章之後將分別針對本研究進行的分析方法做說明，首先為和諧度的分析方法，第二個為複雜度的分析方法，第三個為分析商標內元件重複度的方法

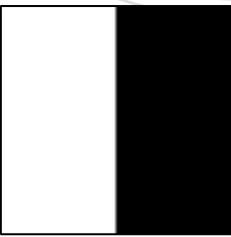
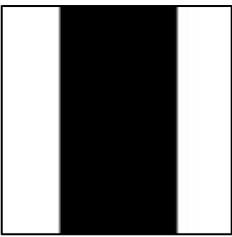
## 4.1. 商標和諧度

商標的和諧度可分為兩個依據，其一為是否平衡，另一為是否對稱，然而平衡度與對稱度在視覺上是具有一定相關性的，影像是否平衡往往也關係到是否對稱，所以在本研究中將不會將對稱度與平衡度分開分析，而僅以平衡度做為分析的依據，然而本研究使用的平衡度分析方法對於對稱度依然具有一定的描述力。

### 4.1.1. 分析方式

影像複雜度的測試方法將依據 Wilson 提出的平衡度計算方式，根據其平衡度的計算方式分別計算其八種區塊如表 4-1 所示，由於商標的在影像中的位置會影響到平衡度的計算，所以在要注意的部份是是否商標位於影像的正中央，故在前處理中會將商標影像中的邊框去除，除去位置對平衡度的影響。

表 4-1 八種影像分隔方式，計算平衡度的時候分別對黑白兩區塊內的資訊做加總，可取得八個指標再進行加總做為影像平衡度的評比

說明	圖例	說明	圖例
左 右		垂直內 垂直外	

上 下		水平內 水平外	
左下 右上		斜角內 斜角外	
右下 左上		反斜角內 反斜角外	

Wilson 將影像分隔為兩個區塊，兩個區塊在依照 (4-1) 的計算方式取得八個比值，最後取八個平均做為平衡度的指標。

$$S_1 = \sum_{width} \sum_{height} 1 \text{ if } (x, y) \in A1$$

$$S_2 = \sum_{width} \sum_{height} 1 \text{ if } (x, y) \in A2$$

$$R_i = \frac{|S_1 - S_2|}{S_1 + S_2} \quad (i \text{ 為不同的分割方式})$$

(4-1)

$$Balance = \frac{1}{8} \sum_{i=0}^7 R_i$$

#### 4.1.2. 參考改進與修正

在 Wilson 的方法之中僅計算二值化的圖像，然而在真實的影像中，亮度的強弱也將影響到平衡度的強弱，越接近白色的亮度對於平衡度所造成的影響將會越弱，所以平衡度的強弱將會改成亮度值所以平衡度的計算方式將會變成：

$$\begin{aligned} S_1 &= \sum_{width} \sum_{height} \overline{g(x,y)} \text{ if } (x,y) \in A1 \\ S_2 &= \sum_{width} \sum_{height} \overline{g(x,y)} \text{ if } (x,y) \in A2 \end{aligned} \quad (4-2)$$

$$\text{其中 } \overline{g(x,y)} = 255 - gray(x,y)$$

除了二值化以及灰階的影像之外，尚可考慮 HSV 色彩空間中色調(H)、飽和度(S)、亮度(V)的色彩資訊做平衡度的測試，其中因為色調 H 容易受到主觀意識影響，此外也較難以用在量化比較故捨棄之，僅利用飽和度與亮度做為分析依據。然而由於亮度越暗、飽和度較高會給人較為不平衡的感受，所以在計算的時候亮度需要做反相再做加總，期望可以在考慮飽和度資訊之後可以利用額外增加的色彩空間資訊使得平衡感更貼近人類視覺感受。在考慮飽和度與亮度的資訊之後其公式變成：

$$\begin{aligned} S_1 &= \sum_w \sum_h s(x,y) \text{ if } (x,y) \in A1 \\ S_2 &= \sum_w \sum_h s(x,y) \text{ if } (x,y) \in A2 \end{aligned} \quad (4-3)$$

$$V_1 = \sum_w \sum_h \overline{v(x,y)} \text{ if } (x,y) \in A1$$

$$V_2 = \sum_w \sum_h \overline{v(x,y)} \text{ if } (x,y) \in A2$$

$$R_i = \frac{|S_1 - S_2|}{S_1 + S_2} * \omega + \frac{|V_1 - V_2|}{V_1 + V_2} * (1 - \omega) \text{ (} i \text{ 為不同的分割方式, } \omega \text{ 為比重)}$$

影像平衡度的計算尚可以考慮其他資訊，例如色彩空間，或是邊緣強弱、多寡等其他資訊來做為計算的依據，然而由於色彩對於人類視覺的感受容易受到主觀意識的影響，此外也是較難以量化的資料，所以本研究僅先考慮亮度與飽和度等資訊做為最基本的影像平衡度依據。

## 4.2. 商標清晰度

商標的清晰度可分為三個分析指標：複雜度、活動度、深度，由於這三個指標具有一定的相關性，故本研究僅選擇在影像處理中也常用來分析的複雜度做為清晰度的指標。

### 4.2.1. 分析方法

在影像複雜度的計算上，將使用 Information Theory 中 Entropy 的計算方法，然後在找出何謂最適合的分隔點的，此分隔點將會使兩個區塊分割之後各自的 Entropy 加總為最小，在適當的分隔之後再利用分隔出來的區塊取得該商標的複雜度指標。由於利用

此處採用影像分隔的處理方式，不同的影像大小會造成複雜度的有所差異，所以在計算複雜度之前需要將影像的大小作正規化，在不改變商標的比例為前提之下，將所有的影像先進行正規化。

#### 4.2.2. Entropy:

根據 Information Theory，Entropy 的計算公式如 (4-4)

$$H = - \int p \log p \quad (4-4)$$

在處理離散的數學問題的時候通常將其改寫成 (4-5)

$$H = - \sum_{bin} p \log_2 p \quad (4-5)$$

#### 4.2.3. Feature Selection :

影像中可以選擇做為分析的資料有許多種，例如邊界、色彩、亮度、紋理等。在本研究中選擇影像的灰階直做為計算的目標，也就是利用亮度做為特徵值計算的依據。由於相同的影像如果經過些許的變化會造成影像複雜度的改變，雖然各張影像的複雜度關係是獨立的，在經過變化之後不一定會保有與原圖一樣的關係，也就是說兩張圖經過不同的影像變化後其複雜度的關係是可能改變的。

在特徵值上採用灰階影像資訊，將每一個像素點取得的像素資料轉換成 8-bit 的灰階影像資訊。灰階影像可做為簡單分析影像中亮暗的分布依據，通常在影像中亮暗轉換的地方通常會是各區域間的界限，所以也可以大致上為各區塊分割的依據。

#### 4.2.4. Threshold

要如何定義一張影像是否要繼續分割是困難的，由於影像本身具有的 Entropy 本就不同，如果使用相同的分割依據應該是不合理的，例如在一張本身就很凌亂的圖像中，或許找到特定的模式就可以說是分割完畢了，然而對於一張僅包含一個複雜模式的影像中，也許就不夠了。如果在本身就有相當差異程度的影像中使用相同的設定，這樣只會使一張影像被分成許多獨立的小區域，而使得各小區域間的相似度反而變得類似，無法顯現出各自的獨立性。所以在此處以原圖的 Entropy 做為基準點選擇一定的比例做為是否繼續分割的 Threshold，根據所選的比例不同可以將圖像分割成不同的表現形式。

#### 4.2.5. Image Partition

分割影像的依據有許多種，在本方法中將根據 Information Theory 計算出來的 Entropy 做為是否繼續切割的依據，可做為分割依據的方法有許多，本研究中採用分割的兩區塊其 Entropy 總和為最小為基準。

根據分割出來的兩個區塊去計算其各自的 Entropy，然而兩個區塊間的組合也有許多種方式，例如最大，最小，相差最大，總和最小等，在實驗中發現最適合的方式可能是以最小總和的方式來計算分割的依據點，其公式可參考(4-6)。

$$E_{1i} = H(I(0, i)) + H(I(i + 1, W));$$

$$E_{2j} = H(I(0, j)) + H(I(j + 1, H));$$

$$S = \text{Argmin}(E_{1i}, E_{2j}) \quad i = 0 \sim W, j = 0 \sim H; \quad (4-6)$$

$$\text{if}(E_1 < E_2) \{ c = i; p: \text{直切} \}$$

$$\text{else} \{ c = j; p: \text{橫割} \}$$

然而計算 Entropy 的時候相需要考慮其上限的部分，例如僅具有 8 pixel 的圖其 Entropy 最大只有 3，而具有 256 pixel 的影像則最大會有 8 的 Entropy；除此之外此方法尚需考慮各區塊大小造成的 Entropy 的組成，也就是要考慮區塊大小比例對於整體 Entropy 所佔的比重，否則可能切出一小塊直線會是最小總和的切法，所以原式修改成 (4-7)。

$$E_{1i} = \lambda_i * H(I(0, i)) + (1 - \lambda_i)H(I(i + 1, W));$$

$$\lambda_{1i} = (i + 1)/W$$

$$E_{2j} = H(I(0, j)) + H(I(j + 1, H)); \quad (4-7)$$

$$\lambda_{2j} = (j + 1)/H$$

$$S = \text{Argmin}(E_{1i}, E_{2j}) \quad i = 0 \sim W, j = 0 \sim H;$$

在 Partition 的過程中，如果計算出來的結果如果橫切與直切相等，會變成兩種切法都可以，此外我們通常不希望影像被分割成長條狀，所以不管是哪一種方法皆需考量

現在被分割的影像其長寬的比例，所以分割的依據公式變成 (4-8)。

$$S = \text{Argmin}(H * E_{1i}, W * E_{2j}) \quad i = 0 \sim W - 1, j = 0 \sim H - 1; \quad (4-8)$$

也就是說如果橫切與直切算出來的數值差不多的時候，會選擇將兩個區塊切成較接近正方的形狀。但是如果兩個區塊分析出來的 Entropy 差距有一定的級數的時候，也就是兩區塊相差一定程度的時候還是會以 Entropy 為主要分割依據。

分析影像複雜度的程式中詳細計算流程分成五個步驟，流程圖則如圖 4-1

1. 讀取影像，截取出要分析的視覺特徵子，同時計算出初始影像的 Entropy，根據設定的比例，找到停止分割的 Threshold。
2. 檢查是否還有影像區塊需要測試？沒有的話就跳到步驟五。
3. 測試影像區塊的 Entropy 是否大於設定的 Threshold，若是則跳到步驟二。
4. 若影像區塊大小夠大可以再分割，則根據設定的模式選擇最佳的分割點，將影像分割成兩個區域，跳到步驟二；否則直接跳回步驟二。
5. 計算分割出來的影像區塊計算最後的複雜度。

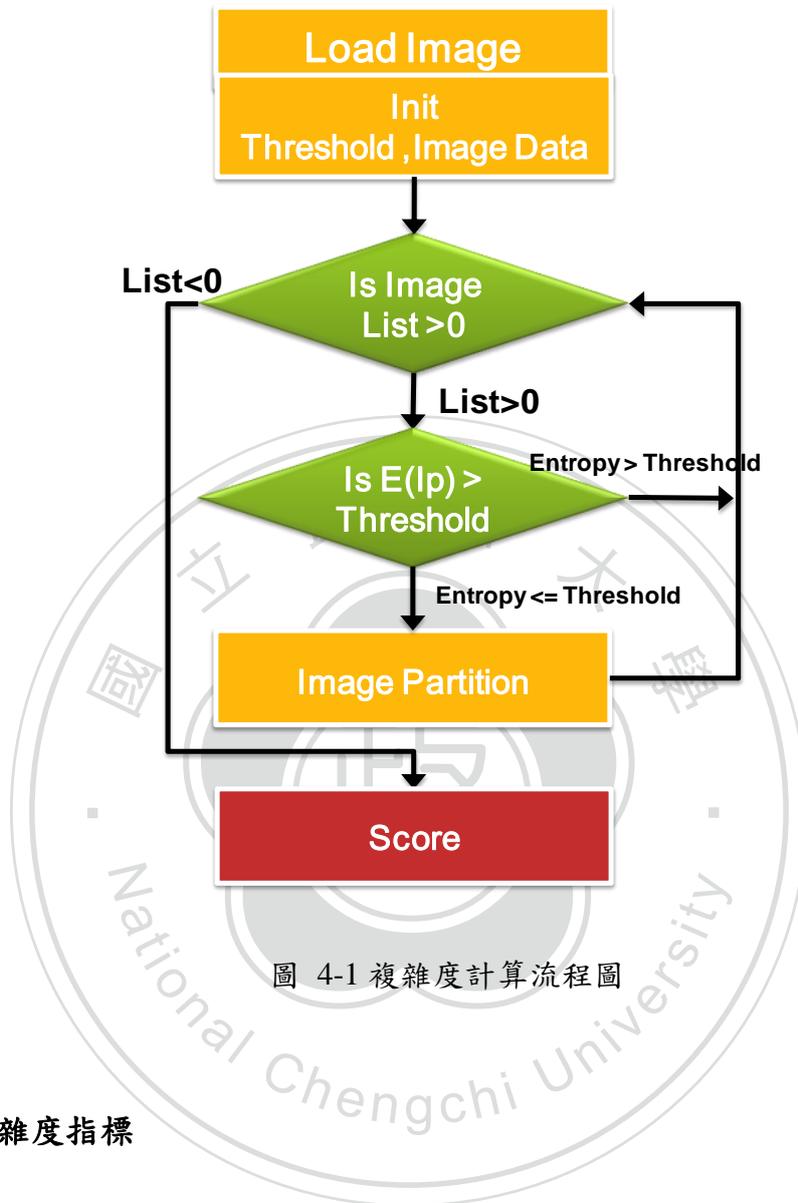


圖 4-1 複雜度計算流程圖

#### 4.2.6. 複雜度指標

在計算複雜度的指標時，利用已經不再被分割的區塊做為計算的依據，由於不再被分隔的區塊擁有各自的 Entropy，且各個區塊的大小也會對整體的 Entropy 有些微的影響，根據切隔出來的區塊數量也是一個指標，本研究利用三種不同的計算方式定義出商標的複雜度：區塊內容複雜度  $C_f$ 、區塊大小複雜度  $C_p$ 、以及區塊整體分隔複雜度  $C_r$ ，這三種複雜度指標具有不同的意義， $C_f$  表示區塊內圖型不同產生的複雜度， $C_p$  表示區塊大小組成的複雜度，而  $C_r$  則表現出整體的複雜度。

#### 4.2.6.1. Feature Entropy

由於本研究使用切割的方法是直線的，並沒有辦法將一個非方型的區塊分割在一起，然而利用猜測一樣的區塊應該會有相同的 Entropy，所以在此處利用計算在不同區塊中各自的 Entropy 並做一統計，如果許多區塊結為相同的 Entropy，將會使得 Feature Entropy 計算出來的數值降低，如果不相同，即時切割出來的區塊大小一樣也表示其並非是相同的，以此得到第一個複雜度指標。

$$C_f = H(H(Area_i)) \quad (4-9)$$

#### 4.2.6.2. Partition Entropy

切割出來的區塊即使擁有同樣 Entropy，雖然可能是因為根據分割的方式為直線會將其從同一個區域分割出來，但是這也表是影像中的分隔區域並不是單純的直線分隔才會造成這樣的區塊產生，如果兩個 Entropy 相等但是區塊大小不相等，這表示兩個區塊的內容類似，但是其大小是不一樣的，所以該影像是較複雜的，表示該影像複雜度應該提升。以此推論求得第二種複雜度指標。

$$C_p = H(Size(Area)) \quad (4-10)$$

#### 4.2.6.3. Area Ratio

根據上述兩種方式取得二種複雜度指標，已經可以大致上推算一張影像的複雜度，

然而考慮某一種情形，在某一張簡單的影像中單獨分析某一個區塊，以及分析整個原圖，如果該區塊分隔的項目與原圖算出來的 Entropy 皆相同，然而此部分只占整張圖的一小部分，以較符合人類視覺的角度來說，應該會認為單獨看的複雜度較高，然而其複雜度反而比整張圖的複雜度較小，這是因為沒有考慮到複雜度所佔據的區域，所以應該將區塊分割的比例加上考慮。

$$C_r = \frac{R}{N}, R = \text{分割的區塊數}, N = W * H \quad (4-11)$$

### 4.3. 商標元件重複度

商標內元件的重複度有助於人類對於該商標的視覺記憶，在分析上可利用電腦視覺中，透過計算商標內組成元件的形狀相近度達到其重複度的測量依據。

#### 4.3.1. 分析方法

由於本研究是針對於人類視覺的刺激上，且為了提供設計人員準則所以在選用的描述子則必須選擇貼近於人類視覺的分析方法，於相關研究中發現基於輪廓的 Fourier Descriptor 是一個貼近於人類視覺且計算容易的方法，所以針對商標重複度的指標，本研究將使用 Fourier Descriptor 做為分析的依據。

### 4.3.2. 前處理

要如何取得商標中的輪廓，本研究將利用 Suzuki 於[37]中提出的方法，利用基於拓撲架構的分析方法取得影像中的輪廓，使用該方法必須先將影像進行一些前處理，以利取得輪廓，以下說明其流程與目的。

- 利用高斯模糊以避免重複計算相近邊緣的問題。
- 將模糊過的影像進行 Canny 邊緣偵測，由於僅考慮輪廓的問題，去除掉計算輪廓時不需要的點。
- 利用分析拓撲架構取得影像中的輪廓。

經過上述的三個步驟可以快速的取得影像中的輪廓，如圖 4-2 中，然而可以發現會有輪廓太多的問題，所以分析出來的輪廓應該經過篩選。在人類視覺中對於影像中佔有較大面積的輪廓通常具有較強的刺激力，所以本論文首先刪除面積較小的輪廓，此外人類無法一次注意太多輪廓，如果一張影像的組成有太多輪廓則僅選擇出較具有代表性的，本研究輪廓篩選的依據可參考(4-12)

$C_i$  is rejected if  $A_i < S * 0.005$  ,  $S = Area(Image)$

$$Threshold = 0.8 \times \sum_{i=0}^{n-1} A_i , \text{if } C_i \text{ is accepted} \quad (4-12)$$

$C_i$  is accepted if  $\sum A_i < Threshold$  and  $i < 16$

根據上面的篩選條件，本研究所選出來的基為面積小於原始影像面積 0.5% 的輪廓不予考慮，另外則是僅選出較具有視覺影響力的 16 個輪廓，如圖 4-2 右。

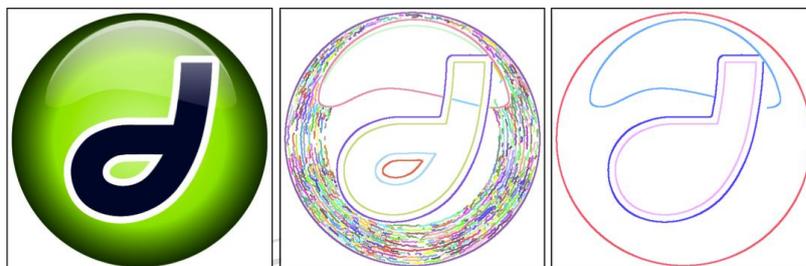


圖 4-2 利用拓撲架構分析出來的商標輪廓

#### 4.3.3. Fourier Descriptor

在取得主要的輪廓後，利用形狀描述子對輪廓做分析。輪廓是一群具有順序的點集合，集合之間的相似度並不好比較，本研究採用 Shape Signature 的方式，有就是將二維空間的點資訊轉換成一維的連續資訊，參考 Zhang[34] 的建議，使用 Centroid Distance ((3-2) 做為轉換的依據，將二維空間的點資訊轉為一維的距離資料。如圖 4-3 所示。

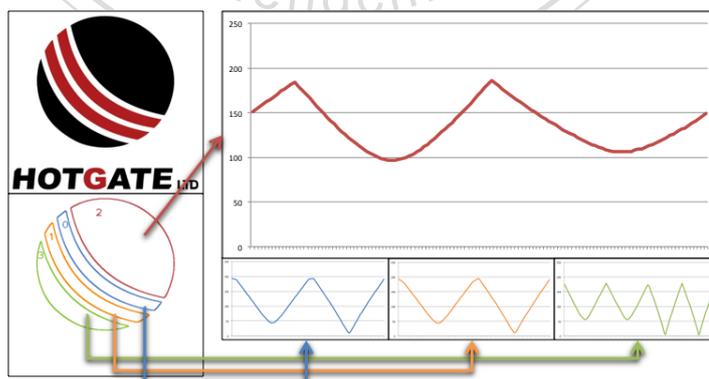


圖 4-3 將商標的輪廓利用 Centroid Distance 轉換之後，可將二維的空間資訊轉換成一維的連續資訊，y 軸資訊表示與中心點的距離。

為了能在之後利用 Fourier transform 轉換出來的資料能互相比較，在此先對這一維資訊進行重新取樣，使其成為具有相同比數的資料序列，之後便可利用 Fourier transform，將空間域上的點集合資料轉換成頻率域的資訊，如圖 4-4 所示。

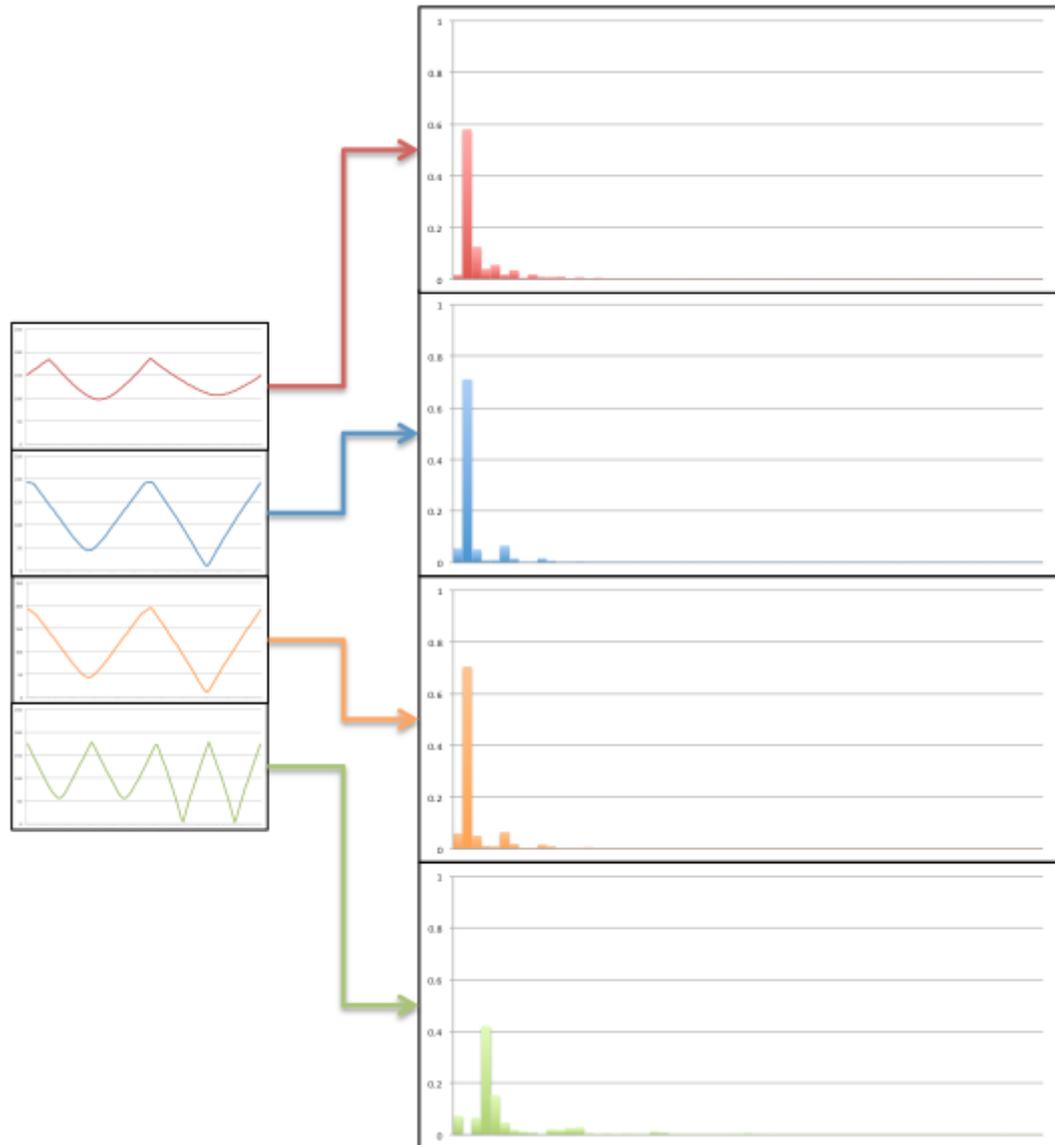


圖 4-4 左方為商標輪廓經由 Centroid Distance 轉換後的連續資料，右方為此輪廓經由 Fourier transform 後，將各頻率強度經過正規化後以直方圖表示的結果。

#### 4.3.4. 輪廓重複度

結合使用 Centroid Distance 與 Fourier transform，使得資料具有旋轉不變，位移不變，尺度不變等好處，所以可以藉由比較商標中各輪廓直方圖之間的相似度來測量其輪廓是否為一樣或相似。以此得到相似度。在比較直方圖的方法上，由於相鄰的資料表示其頻率是相近的，也就是在直方圖上相鄰的資料有一定的相關性，所以本研究採用 Earth Mover's Distance(EMD) [38]做為分析其相似度的依據，用以獲得比 Chi-square distance 更精準的資料。

在人類視覺中，對於相似輪廓的圖形便可能覺得是同樣的物體，然而並不知道利用 EMD 算出來的相似度中該如何定義重複或是不重複，此處本研究利用統計的方法，藉由找出所有單一商標內輪廓的相似度之後，利用其平均相似度以及標準差定義出是否重複的 Threshold，參考(4-13)。

$$\mu = Avg(EMD(C_i, C_j)) \text{ if } C_i, C_j \in \text{the same logo}$$

$$\sigma = Standard\ Deviation(EMD(C_i, C_j)) \text{ if } C_i, C_j \in \text{the same logo} \quad (4-13)$$

$$\Delta = \mu - \sigma/2$$

然而人眼不太可能進行太精細的比較，些許重複可能也會影響到人類的視覺感受，所以本研究將相似度分成四個等級，其定義如 (4-14)

$$SL = \begin{cases} 1 & EMD(C_i, C_j) < \Delta/4 * 1 \\ 2 & EMD(C_i, C_j) < \Delta/4 * 2 \\ 3 & EMD(C_i, C_j) < \Delta/4 * 3 \\ 4 & EMD(C_i, C_j) < \Delta/4 * 4 \end{cases} \quad (4-14)$$

以此本研究可以將輪廓間的相似程度利用(4-13)、(4-14)求得，在取得相似程度之後，對於單一商標的重複度便可以利用相似程度計算得到，參考[14]對於重複度的計算為類似或相同元件出現的次數另外考慮不同的相似程度其權重應該也越小，本研究以距離的平方倒數做為其權重，可得到重複度的計算方法，參考(4-15)。

$$R(I) = \sum_{i=1}^4 Count(SL_i) * \omega_i, \omega = \{1, 1/4, 1/9, 1/16\} \quad (4-15)$$

#### 4.4. 小結

至此本論文說明了如何利用電腦視覺的處理方式參考較貼近人類視覺的測量方法來評估商標設計的美學指標，其中包含精細度、平衡度、輪廓重複度等資訊，設計者可能利用本章所提出的測量方法快速評估自行設計的商標，以此做為其中一個檢驗其設計是否有不足的地方。

## 5. 實驗結果

在第四章本論文說明了如何利用電腦視覺的分析方法評估商標設計的視覺指標包含和諧度、精細度、重複度。在本章將說明利用前述提及的方式對大量商標進行分析後得到的結果，藉由這些結果將可提供建立商標設計指標的基準。

### 5.1. 商標資料庫與前處理

在商標資料庫的選用上，由於本論文想要找到的是商標的設計準則，所以必須對大量的商標進行分析。現今的商標資料庫例如 UMD Logo Database[39] 或是 FlickrLogos-32[40]，這些商標資料庫的建立目的通常為用來進行商標辨識的研究，所以有種類太少(UMD Logo Dataset 見圖 5-1 左)或是商標影像為真實生活的照片的問題(FlickrLogos-32 見圖 5-1 右)等，種類太少不適合用來進行量化的分析，而商標影像為照片則會因為背景以及解析度等造成分析上的干擾。



圖 5-1 (左)UMD Logo Dataset (右)FlickrLogos-32

基於以上因素，本研究使用的商標資料庫為自行從網路上搜索建立，現今資料內約有 26000 張商標，除了企業的商標之外也包含如電影、音樂、汽車等商標影像資料，圖像原檔為向量圖檔，避免在做分析的時候進行尺寸轉換時造成圖像模糊的影響。此外皆為僅有商標的影像，所以不會有背景或是其他雜訊的干擾問題，樣本如圖 5-2。



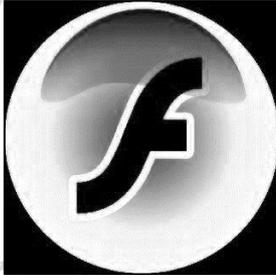
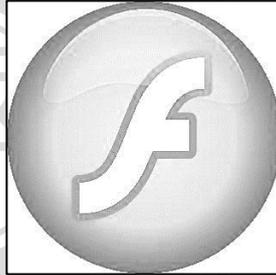
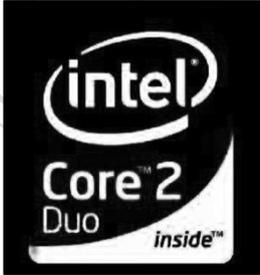
圖 5-2 本研究使用的商標資料庫樣本

前處理方面，依據商標分析方法的不同，將會使用相對應的前處理方式，例如平衡度的測試，圖的大小不會造成太大的差異，空白的區域也必須先去掉，而在複雜度的測試上則會有影像大小的問題，所以影像必須先將大小做正規化等，此外分析商標形狀的時候，必須先取得影像中較穩定的輪廓，則必須先進行高斯模糊使得相近的邊緣不會被計算成不同的輪廓。

## 5.2. 商標平衡度

根據選用不同的影像特徵子將會影響人類視覺中對平衡度感知刺激強弱的問題，此外電腦視覺中計算出來的特徵值的強弱不一定符合人類視覺的感受，如表 5-1 是以 HSV 色彩空間中的 SV 資訊做為計算的依據，可以清楚的看出飽和度(S)與亮度(V)數值大小對於人類視覺感受恰好是相反的。

表 5-1 根據八個不同的區塊配置計算出來的影像平衡度，此處以 HSV 的 SV 資訊做為平衡度測試的依據。以 Adobe Flash 與 Intel Core 商標為例。

原圖	保留 S 資訊	保留 V 資訊	平衡度
			$R=\{0.005,0.13,0.112,0.106,0.06,0.106,0.135,0.163\}$ <b>Balance = 0.102</b>
			$R=\{0.154,0.416,0.181,0.370,0.048,0.081,0.064,0.12\}$ <b>Balance = 0.180</b>

如果僅以二元化影像做為分析的依據，其統計結果如圖 5-3，可發現八個平衡度指標具有類似的分布，此外可注意到大多數的商標都具有高等的左右對稱度。圖 5-4 則是進一步改成以灰階化影像做為分析依據的結果，藉由考慮灰階影像的差異，所以區塊單點差異的最大值由二元化影像的 1 變成 255，其自由度將會上升，兩區塊的參考總和

也會有更多的差別，可預期計算出來的平衡度與僅考慮二元化影像時應該會有下降的趨勢，由圖 5-5 可看到平衡度如預期的下降，然而並沒有太明顯的下降，表示設計商標的時候設計者不會使用亮度相差太多的顏色，然而其自由度上升亦表示設計者會利用亮度使得商標較具活潑性。另外可注意到在內外的上下對稱指數與其他的有較大的不同，表示出設計者在設計商標的時候位在圖形中央與四周的比重可能是比較不同的，這與人類視覺是相符的。進一步的考慮 HSV 的資訊，結果如圖 5-5，除水平對稱(V)指標之外，其他指標都有明顯的改變，此外，本來比例呈現緩慢下降的趨勢，則變成先升後降，這可能是因為設計者會利用空間上顏色分布的不同，造成影像的平衡有較大的不同，以避免造成商標太單調。

經由三種不同分析方法參考的影像特徵的特點不同，透過單純二元化影像的平衡度測試說明了，設計者在設計的時候不會讓區塊分布有太大的差異，也就是會限制元件的位置分布，然而後兩個實驗則顯示出由於無法在分布上有太大的不同，設計者會使用顏色上的差異使得商標的活潑度能夠展現出來，然而不管利用哪一種因子來表現，還是不會有太大的差異出現，應該是太不平衡的設計對於人類視覺上是不美觀的原因。

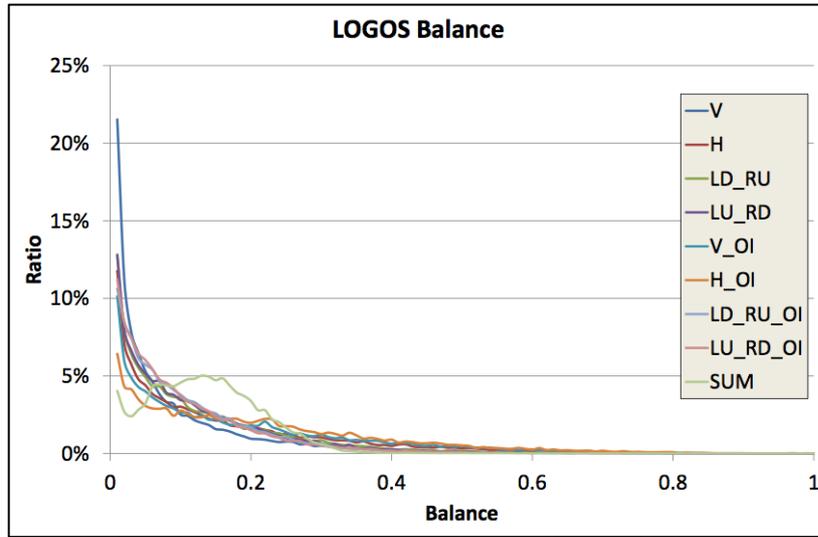


圖 5-3 二值化商標的平衡度測試，SUM 為八個指數加總的平均，x 軸為計算出來的平衡度，y 軸為該商標所佔的比例。

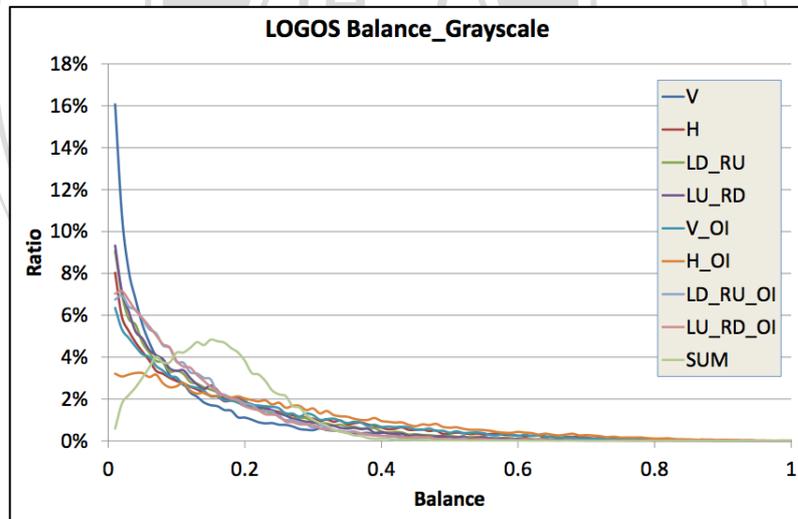


圖 5-4 灰階化商標的平衡度測試，SUM 為八個指數加總的平均，其中 x 軸為計算出來的平衡度，y 軸為該平衡度的商標所佔的比例。

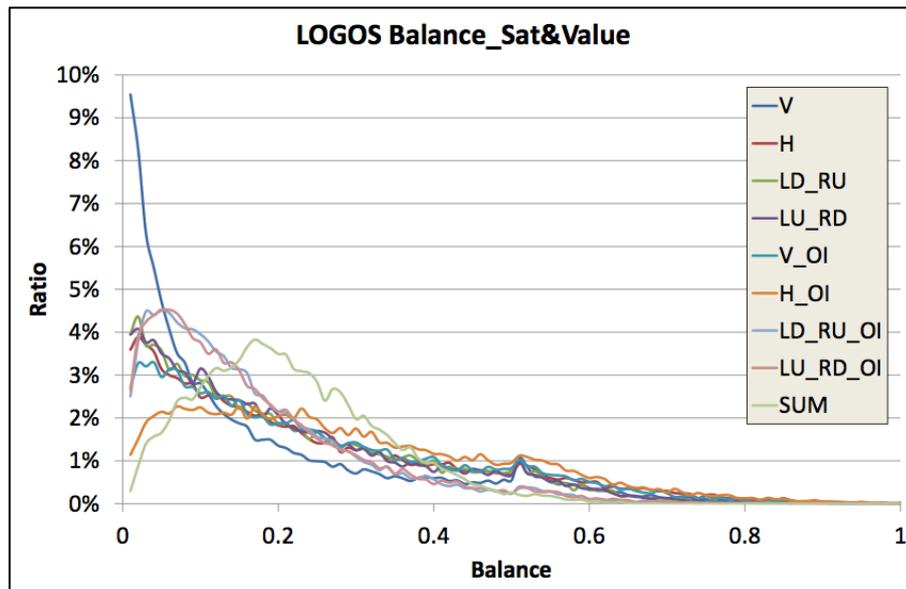


圖 5-5 利用 HSV 色彩空間 SV 的資訊取得的平衡度測試, SUM 為八個指數加總的平均, x 軸為計算出來的平衡度, y 軸為該平衡度的商標所佔的比例。



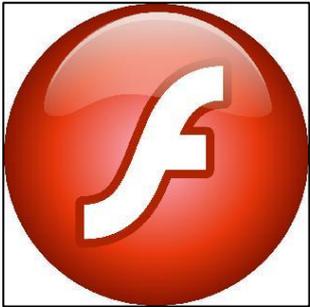
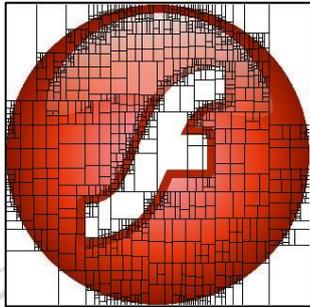
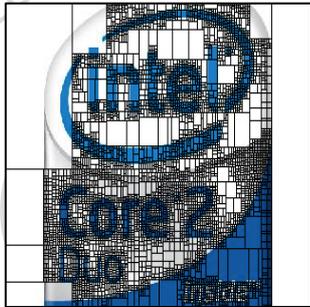
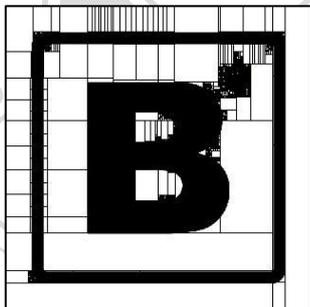
圖 5-6 左側四張圖為平衡度較低的商標, 右側兩張則為平衡度較高的商標。

### 5.3. 商標複雜度

藉由不斷的選出最適合的切割點，本研究用來分析複雜度的方法可以順利的將商標切割成多個區塊，再藉由這些區塊計算出三個複雜度的指標，如表 5-2 所示；然而可以發現並非分割出來的區塊越多其複雜度越高，這是因為有許多分割出來的區塊其組成是相同的，本研究使用的計算方式正好可以避免這種情形發生。此外對於部分的商標計算出來的 Partition Entropy 是大於 Feature Entropy，說明了並不能僅使用一種 Entropy 做為商標複雜度的指標，兩種 Entropy 應該都應該要包含在複雜度的計算當中。



表 5-2 原圖與分割之後的影像以及其複雜度以 Adobe Flash 與 Intel Core 2 、  
Basterisco.com 商標為例

原圖	切割後	複雜度
		<p>Entropy Feature=9.04</p> <p>Entropy Partition=6.96</p> <p>Ratio=1.12%</p>
		<p>Entropy Feature=5.41</p> <p>Entropy Partition=3.94</p> <p>Ratio=3.70%</p>
		<p>Entropy Feature=3.60</p> <p>Entropy Partition=5.45</p> <p>Ratio=0.39%</p>

根據每個分割區域的複雜度計算出來的 Feature Entropy (FE) 數值較高表示該商標每個區塊內的 Entropy 較不相同，也就是利用較多的元件組合成一個商標。結果如圖 5-7 所示，大致可將商標分成兩種主要類型，第一種可說是即簡設計，也就是設計者會使用較少、較簡單的元件去組成商標，使得其複雜度極低( $<1$ )，另外一種複雜度設計則是稍高(1.8~3)，設計者比起第一種使用較多不同的元件設計商標，其目的應該是輕微增

加商標的變化。不管是哪一種設計，可發現設計者皆不會使用太多不一樣的組合來組成商標，很明顯高複雜度對商標來說是不利的。

Partition Entropy(PE) 與 FE 不同，該指標表示的是分割區域的組成其大小的差異度，結果如圖 5-8，可發現商標大致在複雜度為 2 的附近呈現常態分布，說明商標設計在元件大小的組成上應該有一定的規則，且不會使用過多的設計元素，使得複雜度過度上升。

而在 Area Ratio 表示出的則是分割出來的區塊與原圖的比例，由圖 5-9 可以再一次地說明商標的設計上不會使用太複雜的設計，幾乎所有的商標都有相似的 Area Ratio 值。

利用本研究收集的商標資料庫中，進行影像複雜度的分析結果統計如圖 5-7、圖 5-8、圖 5-9 所示，在不同的 Threshold 設定下，隨著 Threshold 值的減小，複雜度的指標會有上升的趨勢，這是因為設定越嚴格會分隔出更多的區塊，然而可發現 Threshold 對於三種指標的分布影響力是有限的。此外圖 5-7、圖 5-8、圖 5-9 明顯的指出三種指標有顯著的不同點，Feature Entropy 具有較大的變化性，對於商標而言可能有兩種或多種以上的不同的類型，對於 Partition Entropy 而言，則沒有太顯著的分類，而在 Area Ratio 其差異度也是較小。

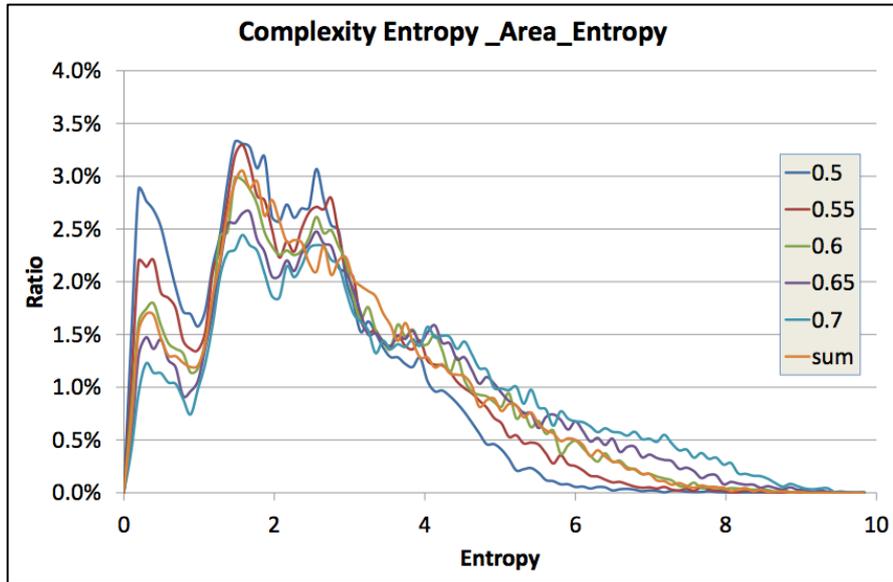


圖 5-7 利用灰階化商標計算出來的 Feature Entropy，x 軸為計算出來的複雜度，y 軸為相同複雜度的商標所佔的比例。

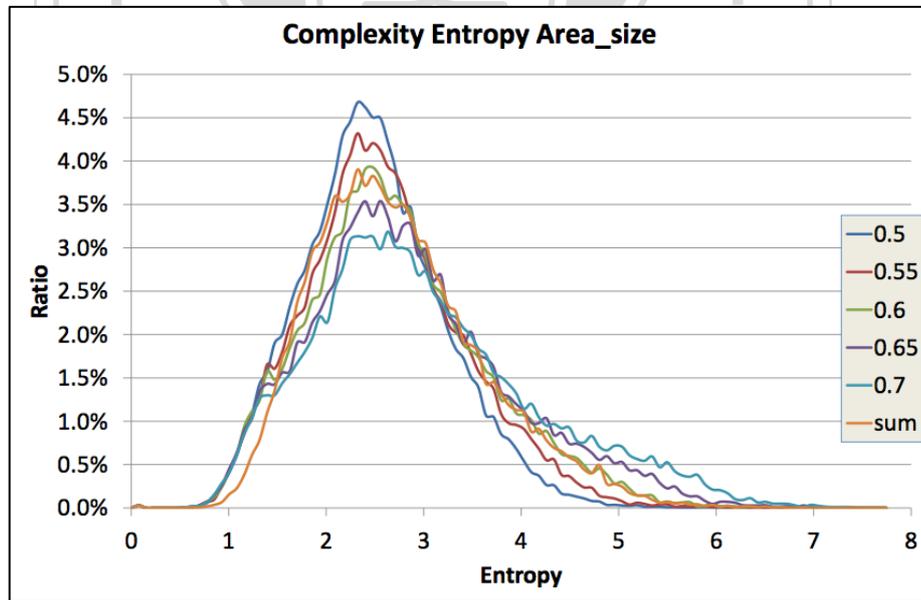


圖 5-8 利用灰階化商標計算出來的 Partition Entropy，x 軸為計算出來的複雜度，y 軸為相同複雜度的商標所佔的比例。

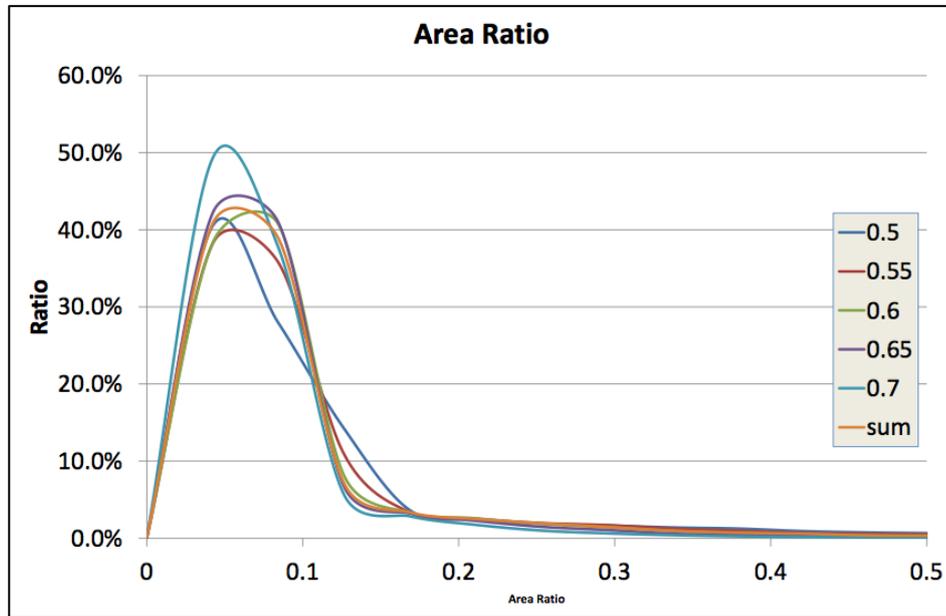


圖 5-9 利用灰階化商標計算出來的 Area Ratio，x 軸為計算出來的複雜度，y 軸為相同複雜度的商標所佔的比例。

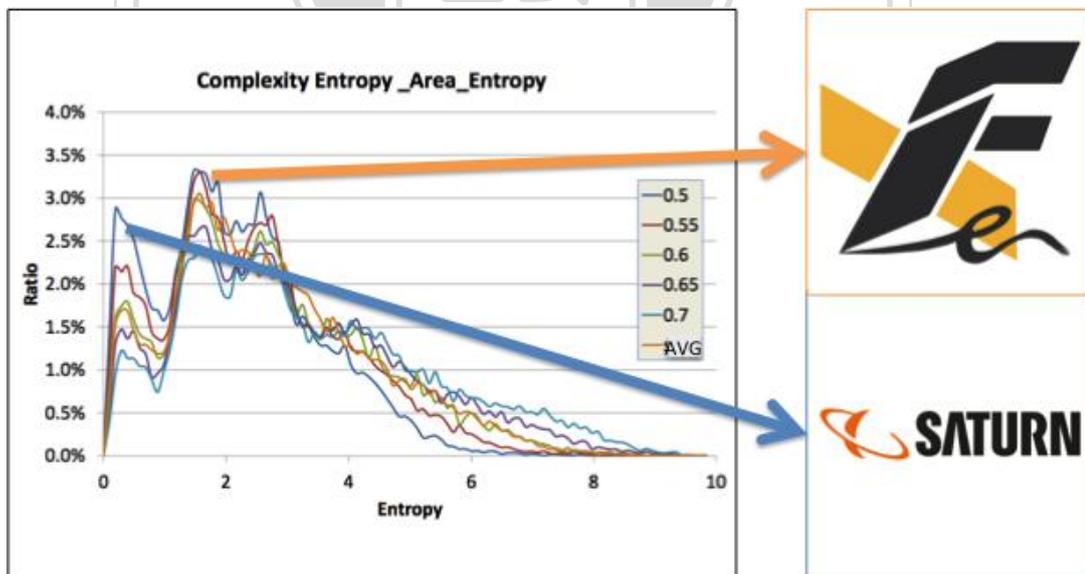


圖 5-10 從 Feature Entropy 可看出大致可分為兩種，一種為極簡風格如右圖下，另一種亦為複雜度不高，然而其顏色會互相交雜。

## 5.4. 商標元件重複度

根據本研究計算重複度的方法，必須先定義出差距在多少以內的輪廓稱作重複，所以必須先計算出商標資料庫內各輪廓內的差異度以此做為分析的依據。此處專注於單獨商標內輪廓的重複度，所以僅進行同一張商標內的輪廓間比較，對於僅有單一輪廓的商標則不做分析，也就是對於僅有 2 個輪廓的商標僅計算一次，而對於有 16 個輪廓的商標則需要比較 120 次，套用本研究使用的商標資料庫其計算出來的結果為：輪廓間的差異度平均為 3.268456,其標準差為 3.22939。所以  $\Delta$  計算出來為 0.413。輪廓間的相似度分析結果如圖 5-11。可看出輪廓間的相似程度大略呈現常態分布。

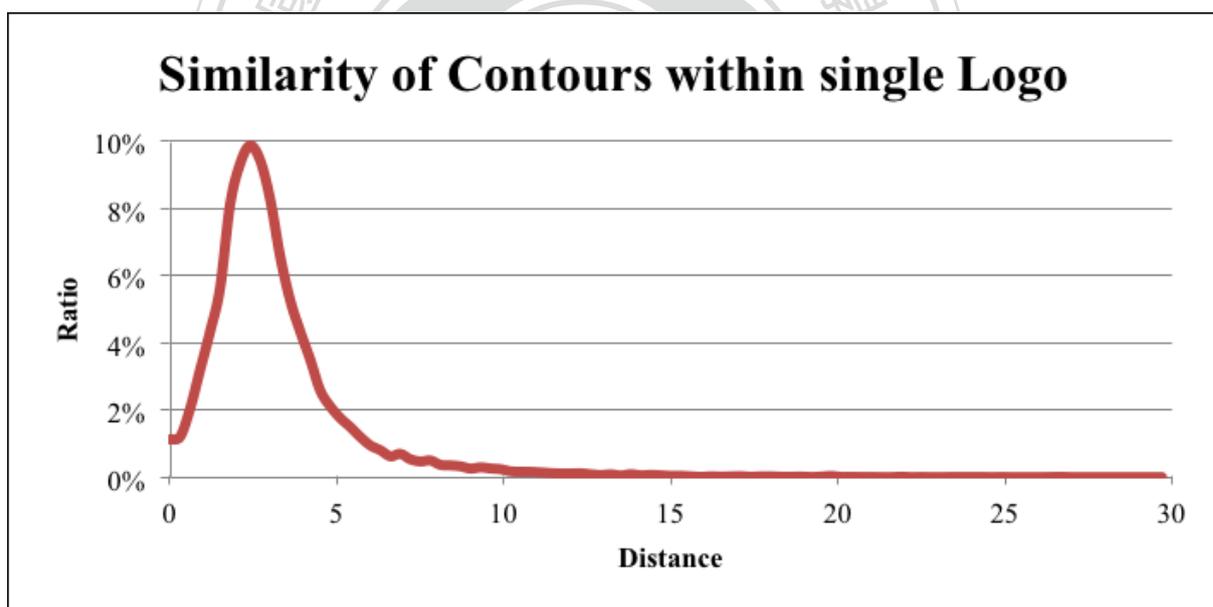
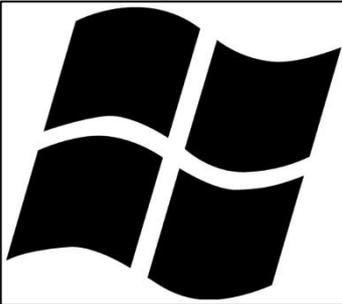
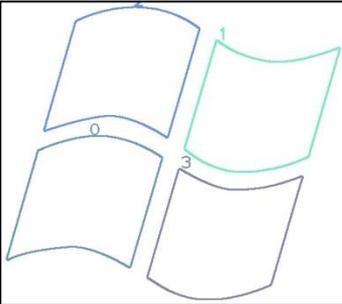
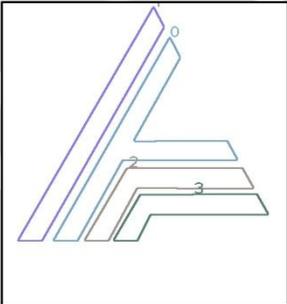
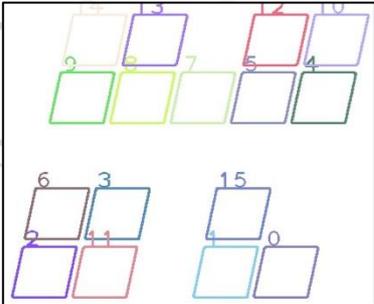


圖 5-11 每個商標中輪廓間的相似程度的距離，其中 x 軸為相似距離，距離 0 表示輪廓為一樣，距離越遠表示差異越大，y 軸則為所佔比例。

根據上述結果得到的平均，標準差之後得將輪廓的差異度轉換成相似度，將所有輪廓的差異度計算出來之後，利用商標內各輪廓的相似度後得到商標內元件的重複度，

如表 5-3 所示。

表 5-3 原圖與取得輪廓後的商標，每個商標最多取 16 個輪廓在互相比較其相似度，此處以 Microsoft windows、Norwest bank、Asianet 等商標為例，

原圖	切割後	複雜度
		<p>Contour Count = 4 Repetition = 6</p>
		<p>Contour Count = 4 Repetition = 1.972</p>
		<p>Contour Count = 16 Repetition = 108.75</p>

根據本研究的定義，一張商標最多只取 16 個主要輪廓，彼此互相比較次數為 120 次，若兩輪廓極為相似則重複度為 1，故本實驗計算出的最大重複度為 120，其結果如圖 5-12，可發現大部分的商標其重複度皆低於 15，這可能是因為商標不會使用太多不同的元素，而如果在使用較多輪廓的情形下則可能會使用較不同的元素，當然也有例外，

也就是存在使用許多同樣輪廓的商標如 下方 Norwest Bank 公司的商標是利用許多同樣的方塊所組成的，其重複度在本研究的計算方法下高達 108.75。另外如果額外考慮商標中輪廓數量的多寡，可以看出平均輪廓重複度的不同，可參考圖 5-13，注意到有大約 1.5% 的商標在其輪廓的組成是幾乎完全一樣的，而 75% 以上的輪廓平均重複度是低於 0.1 的。

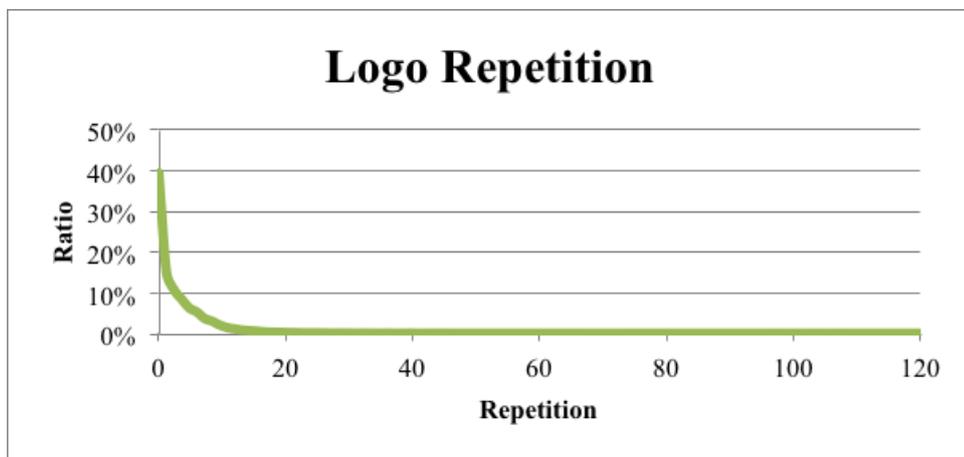


圖 5-12 利用輪廓相似度計算出的商標元件重複度，其中 y 軸表示該重複度在資料庫所佔的比例，x 軸表示為重複度。

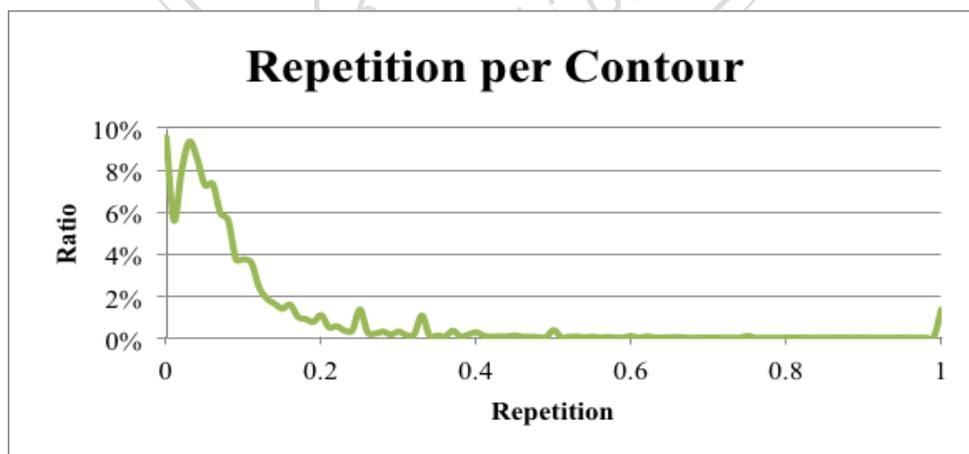


圖 5-13 利用商標元件重複度，考慮商標內輪廓數量重新計算得出的重複度。

## 6. 獨特度與視覺指標

本研究所提出的三個指標分析方法主要為針對該商標是否為一個”容易正確辨識”的商標設計，也就是說找出不容易被混淆的商標其應有的特性。然而人類對於是否能正確辨識上除了利用視覺上的感受之外有一大部分是利用知識背景來進行圖像記憶與辨識，也就是說人類所認知的”是否容易正確辨識”，在僅考慮視覺因子的情況下是無法正確的被量化的，故本研究在此將以另一個視覺的指標衡量辨識度，也就是獨特度，然而正如同之前所提，辨識度是無法被量化的，一個較不一樣的商標雖然不一定可以容易被辨識然而卻比較不容易被混淆，也就是視覺辨識度與獨特度有一定的相關性。

### 6.1. 獨特度

以往有一些研究是利用影像中物件的配置做為影像辨識的依據[41-43]，這些研究也說明了在影像在空間配置的關係有助於提昇正確辨識的效果，此外對於一個商標而言 Koschembar 也提到了商標的配置會影響到商標的視覺感受[13]，所以在獨特度的測量上，本研究將利用人類視覺對圖像的感受也就是佈局做為分析的依據，在佈局特徵分析的設計上，考慮到商標的組成通常是較簡單的，且使用的影像皆為沒有旋轉或是雜訊等問題的影像，可以利用最直接方法且不需要考量到佈局特徵子的強健性的問題。

#### 6.1.1. 佈局特徵子

關於商標中的佈局可以利用影像中的空間相似度進行分析，對於空間相似度的分

析上也就是必須先針對佈局找到一定程度的描述子，例如 Egenhofer 利用空間中任意兩個物體的空間結合拓撲學上的應用對其空間關係進行編碼[44]，其關係圖如圖 6-1(左)，Egenhofer 定義出 8 種基本的拓譜關係包含不相交、包含、在裡面、相交、相等、覆蓋、被覆蓋、重疊；此外在空間佈局很重要的一個要點為方向，所以 Frank 亦利用垂直線、水平線將空間分成四個方向(東、南、西、北)或更進一步的衍生成八個方向(東、東北、東南、北、南、西、西北、西南)等方向，如圖 6-1(右)。

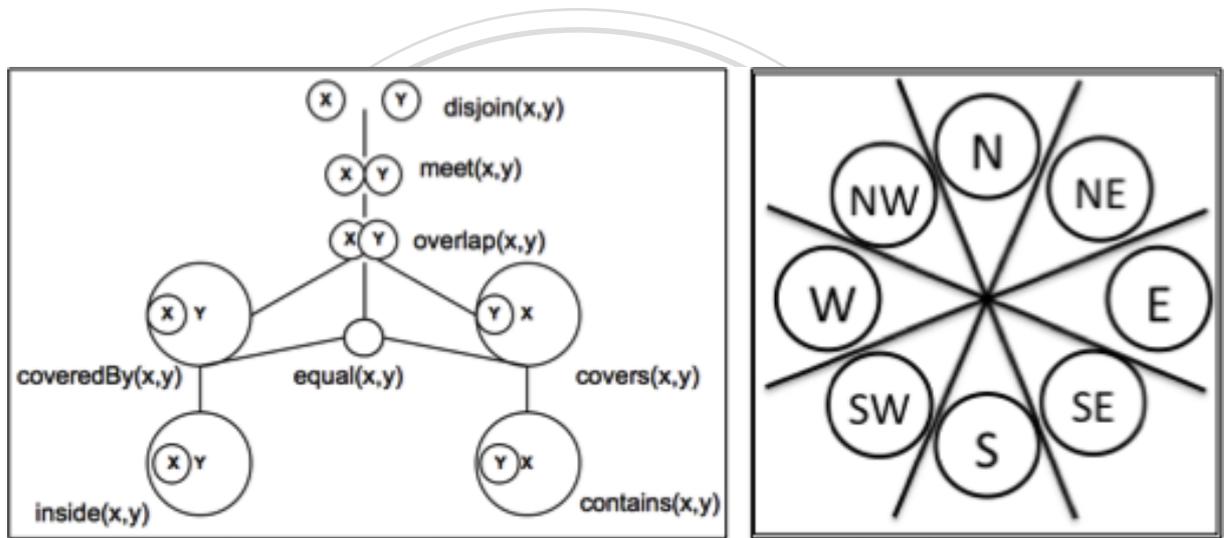


圖 6-1(左) Egenhofer 定義的八種空間相對關係，(右) Frank 定義的八個相對方向關係

參考上述的相關研究，在佈局特徵子編碼上可以考慮的有方向、空間關係等兩個要點，所以本研究在佈局特徵子的設計上利用人類視覺感受中對於元件的位置大致會以重心的位置做為其標準，結合利用商標中任意兩個元件的重心相對位置關係找出佈局特徵子，由於元件的大小於人類視覺中會產生刺激的不同，也就是會先注意到較大的元件，所以在佈局特徵子除了考慮元件相對位置的差異外，會額外考慮元件大小的比重。

### 6.1.2. 前處理

在元件佈局特徵子的取得上，由於必須以兩兩元件的關係做為分析的依據，所以必須先取得元件，也就是必須先取得單獨的元件；如同在計算商標重複度指標，在取得佈局特徵子上，本研究依舊將商標輪廓做為計算的標準，所以前處理以及輪廓的取得如同重複度的處理一樣，利用 Suzuki 於[37]中提出的拓樸架構分析取得輪廓，並取得商標中較容易受到注意的 16 個輪廓，也就是面積較大的 16 個輪廓，在以此取得該輪廓的位置資訊以及重心資訊，做為計算佈局特徵子的依據。

### 6.1.3. 分析方法

在分析兩兩輪廓的相對方向的部份，本研究參考 Frank 提出的方法，以八個方位做為計算特徵子的依據，例如小輪廓位於大輪廓右方如圖 6-2(左)。然而在額外考慮如果重心位置很近或是一樣的話，在八個方位的分類可能會無法完全涵蓋，所以需在增加一個情況，也就是位於中間或是相等的情況。

此外兩個輪廓的相對空間關係除了上述的方向關係之外，在兩兩比較的時候本研究僅以較大的輪廓做為基準，計算其他較小輪廓與較大輪廓的相對位置關係，由於本研究分析出輪廓的部分使用的方法，使得輪廓不會有相交或是重疊等問題，Egenhofer 定義出的八種基本關係中在分析上僅會出現兩種情形，不相交或是包含等兩種關係，所謂的包含即是其中一個完全涵蓋另外一個，所以本研究在額外考慮一佈局狀況為較大的輪廓完全包含較小的輪廓如圖 6-2(右)，這兩種情況下依然可以利用其重心的相對位置找出其方向關係。



圖 6-2 (左) 商標內任兩個輪廓可能產生不同的相對位置關係，(中) 輪廓的相對位置落在兩區域中間，(右) 大輪廓完全包含小輪廓。

利用輪廓間的位置相對關係可以產生量化的直方圖做為佈局特徵子。然而考慮其相對位置關係並不會剛好落於這八個方位上，如圖 6-2(中)，所以對任兩個輪廓的相對位置產生的視覺刺激應該會在特徵直方圖上的兩個不同的 bin 上產生影響，也就是依照角度的比例不同對鄰近的兩個 bin 產生影響，最後必須考慮的一點是輪廓的大小對特徵子的影響，輪廓的大小會造成視覺刺激上的不同，其對特徵直方圖造成的影響也不同，所以在計算的時候必須額外以輪廓的大小當做權重，將其反應到特徵直方圖上，計算方式可參考 (6-1)。

$$\theta_{k,j} = \text{arctan}\left(\frac{y_k - y_j}{x_k - x_j}\right)$$

$$H_{i+1} = \sum_{k=0}^n \sum_{j=i}^{15-k} |(i - \theta_{k,j}/45)| * \omega_j, \text{ if } |(i - \theta_{k,j}/45)| < 1, C_j \subset C_k, i = 1 \sim 8 \quad (6-1)$$

$$H_{i+9} = \sum_{k=0}^n \sum_{j=i}^{15-k} |(i - \theta_{k,j}/45)| * \omega_j, \text{ if } |(i - \theta_{k,j}/45)| < 1, i = 1 \sim 8$$

$$H_i = \sum_{k=0}^n \sum_{j=i}^{15-k} A_j, \text{ if } P_j \approx P_k \text{ 其中 } j = 0,9, P_k \text{ 表示 Contour } K \text{ 的重心}$$

藉由輪廓的基本關係，包含上、下、左、右、右上、右下、左上、左下以及相等 9 種關係以及其中一輪廓完全包含另外一輪廓同樣存在的 9 種關係，所以本研究利用的佈局特徵描述子為一具有 18 維度的直方圖，如圖 6-3

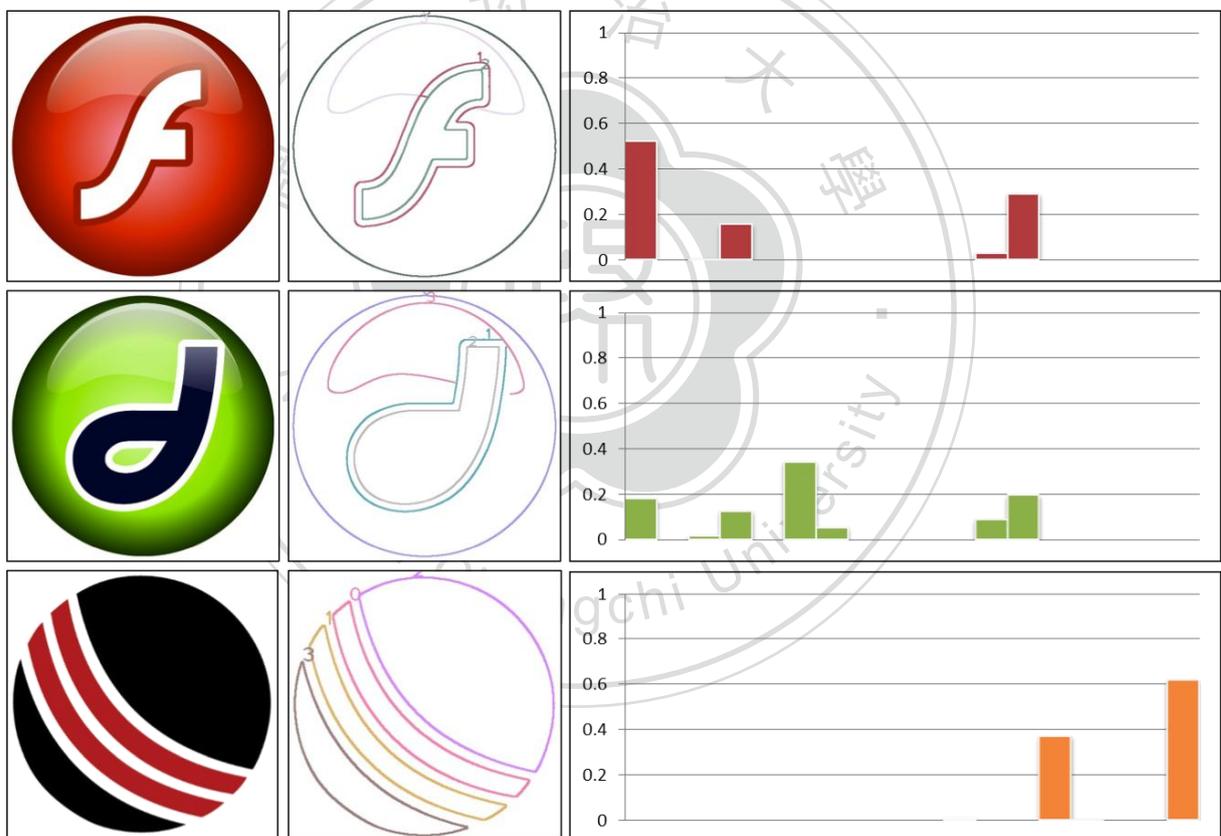


圖 6-3 三個不同商標其輪廓以及佈局特徵直方圖，由直方圖可以大致看出上、中兩個商標相較於下方的商標在有較相近的佈局

在取得商標各自的佈局特徵子之後，可藉由計算該商標與資料庫中其餘商標的佈局特徵直方圖相似度求得商標獨特度，此處的相似度計算上由於佈局特徵直方圖上相鄰的 bin 可能不具有相關性，所以不適合利用在商標重複度中使用的 EMD 做為其相似度，此處以通用的 Chi-square Distance 做為計算相似度的方法，在取得每張商標的平均相似度之後，在將相似度經過正規化到 0~1 的值之後當成其獨特度，1 表示該商標的佈局在商標資料庫中是較獨特的，而 0 表示其佈局與資料庫中許多商標類似。其分析結果可參考圖 6-4，其中約有 10% 的商標其獨特度較高，而大部分的商標其獨特度也是較低的約落在 0~0.2 之間。

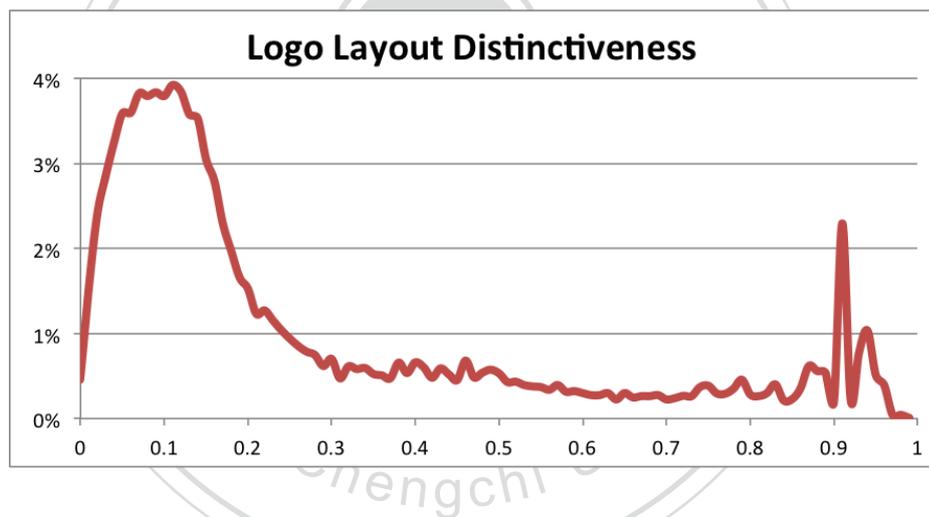


圖 6-4 利用佈局特徵直方圖相似度求出的商標獨特度，x 軸表示商標獨特程度，1 表最獨特 y 軸為該獨特度佔商標資料庫的百分比

## 6.2. 獨特度與商標指標

在找出商標的獨特度之後，本研究試著找出第四章分析的三個指標與佈局獨特度的是否存在一定的關係，佈局獨特度如同之前所述可以反映出一定程度的視覺辨識率，

所以也等於在分析三項指標與正確辨識的相關程度，本研究利用 Henderson 提出的研究 [14]與本研究分析的結果做一比較。

### 6.2.1. 獨特度與和諧度

根據本研究使用的商標資料分析出來的商標獨特度與和諧度的關係如圖 6-5，其中 x 軸表示和諧度指標，橘色的線條表示該和諧度商標的平均獨特度，綠色直方圖則表示該和諧度指標商標於資料庫所佔的比例，由資料中可發現獨特度指標呈現先上升後下降的趨勢，在指標超過 0.4 之後又再度上升，然而由於指標超過 0.4 的商標數量比例非常稀少，所以其參考性較低，所以大致上可得出獨特度與平衡度的關係大致上呈現先上後下降的曲線，也就是說越不平衡的商標其獨特度越低，然而太過平衡的商標也因為太過平衡使得其獨特度下降，正如 Henderson 的研究指出商標和諧度會與商標的正確辨識率呈現輕微的關係，此外此關係會約略呈現先上後下的關係。

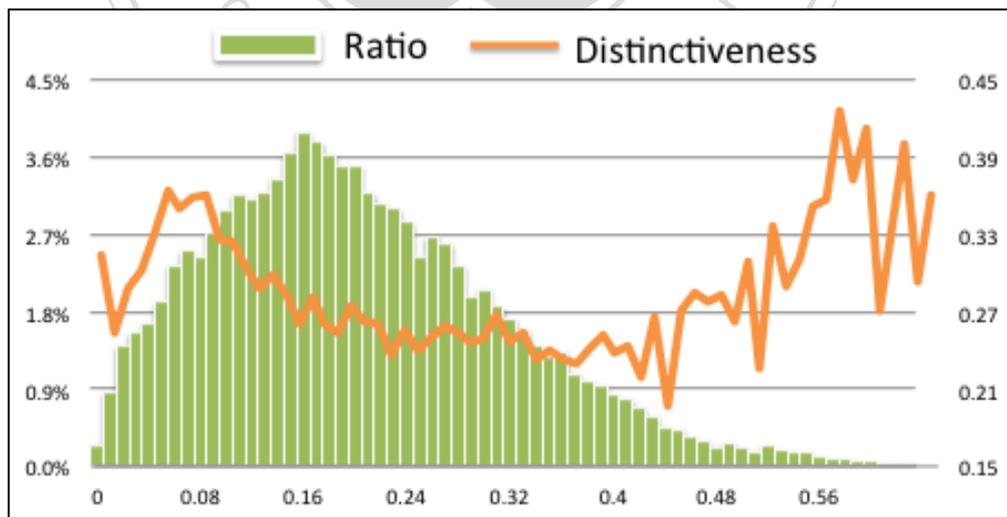


圖 6-5 商標獨特度與和諧度的關係圖，其中綠色直方圖表示該和諧度所佔有的數量比例，橘色線條則說明該和諧度商標所分析出來的獨特度指標

### 6.2.2. 獨特度與精細度

根據本研究使用的商標資料分析出來的商標獨特度與精細度的關係如圖 6-6，其中 x 軸表示精細度指標，橘色的線條表示該精細度商標的平均獨特度，綠色直方圖則表示該精細度指標商標於資料庫所佔的比例，於圖中可看出隨著精細度的上升獨特度指標也隨著上升，然而超過 4 之後略成下降趨勢之後到 5 之後才又呈現上升，然而由於指標超過 5 的商標數量也是極少，故此部份較無比較價值，所以精細度與獨特度指標約略呈現上升的趨勢，也就是說越精細的商標其獨特性較高，然而太精細的商標其獨特性也會略微下降，Henderson 的研究指出越精細的商標其辨識度越好大致與本研究分析結果相同，而複雜度與精細度並不是完全呈現線性關係，也就是太複雜的商標其精細度反而會下降，也就是說太複雜的商標其辨識率反而會下降，與此處的分析有著類似的結果，這可能是因為精細度對於人眼的判斷存在一個上限的問題，也就是在複雜度超過一定之後就難以判定其精細的程度。

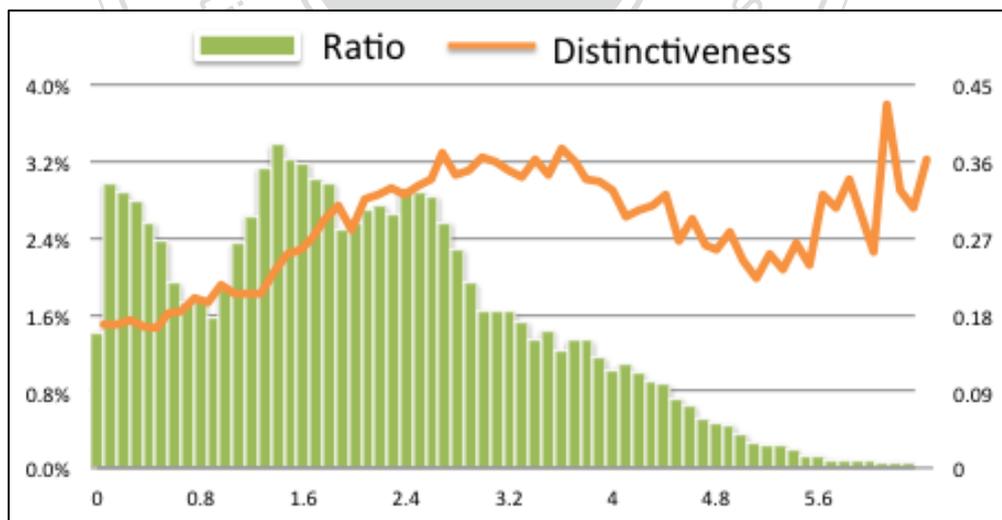


圖 6-6 商標獨特度與精細度的關係圖，其中綠色直方圖表示該精細度所佔有的數量比例，橘色線條則說明該精細度商標所分析出來的獨特度指標

### 6.2.3. 獨特度與重複度

根據本研究使用的商標資料分析出來的商標獨特度與重複度的關係如圖 6-7，其中 x 軸表示重複度指標，橘色的線條表示該重複度商標的平均獨特度，綠色直方圖則表示該重複度指標商標於資料庫所佔的比例，由圖中可看到隨著重複度增加，獨特度呈現下降之後不再變化的趨勢，重複度超過指標 10 之後由於數量比例太稀少較不具有參考性質，也就是說在此重複度與獨特度的關係似乎沒有太大的相關性，然而 Henderson 的研究指出重複度與辨識度具有一定的相關，造成這種差異的原因可能是因為對於重複度而言與商標佈局較沒有直接關係，若要針對重複度與辨識度的相關分析上可能需要考慮其他種相關於辨識度的分析方法上。

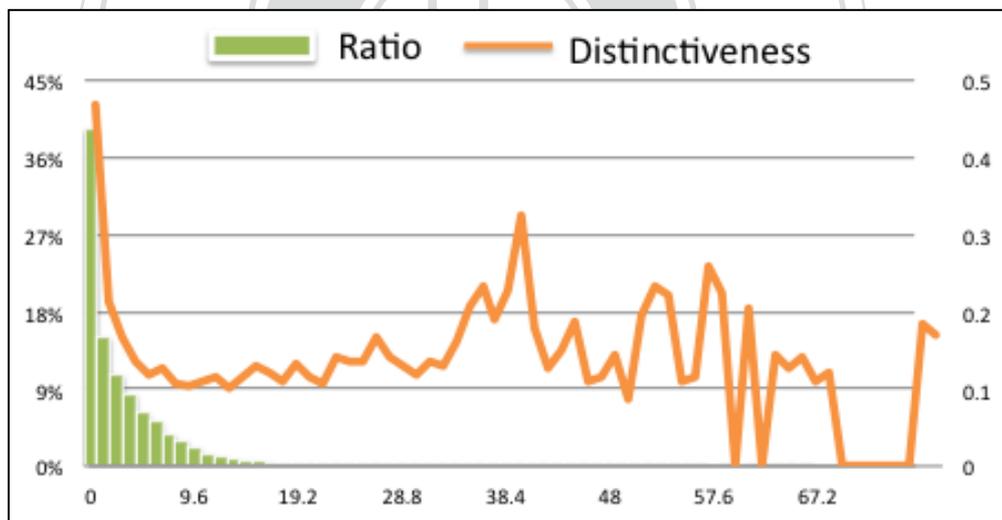


圖 6-7 商標獨特度與重複度的關係圖，其中綠色直方圖表示該重複度所佔有的數量比例，橘色線條則說明該重複度商標所分析出來的獨特度指標

## 7. 結論與未來方向

本研究定義並實作了三種視覺元素應用在商標設計準則上的分析方法包含和諧度、精細度、重複度。利用本研究建置的商標資料庫進行分析後發現大多數的商標皆是屬於低複雜度以及高平衡度，在重複度上則通常不高，然而不管是哪一個指標皆存在著特例的存在。

在平衡度而言，本研究發現提出的 8 項平衡指標對於人類視覺感受的比重應是不同的，於分析資料可發現人類在設計上與其他類對稱比較下，可能會更注重於左右對稱，於複雜度分析上來說，商標設計可能會有兩大類型的設計，一為極簡風、另一則為稍微複雜的設計，在重複度上現今商標設計上，似乎較少使用重複的元件做為設計的風格，然而也是存在一些使用完全相同的元件來組合成商標。

最後本研究提出利用商標佈局獨特度驗證三個指標與辨識率的相關性，其中和諧度與精細度與過去學者的研究存在類似的結果，然而在重複度上關係則較不明確。

本研究後續將會試著找出其他商標設計元素來增加對商標的了解，並試著設計出更多的電腦視覺分析方法結合現存的分析做為評估商標的依據，此外商標設計是每天都會有新的設計出現的，擴充商標資料庫以找到更精準的分析結果也是必要的工作之一。商標背後的含意對於一個好的商標設計也是非常重要的，要如何利用資訊科學領域的方法來分析商標的含意以增進商標分析的可用性也是後續研究要持續努力的目標。

## 8. 參考文獻

- [1] C. Chiu-Shui, "Can style be measured?," *Design Studies*, vol. 21, pp. 277-291, 2000.
- [2] T. Jacobsen and L. E. A. Hofel, "Aesthetic Judgments of Novel Graphic Patterns : Analyses of Individual Judgments," *Perceptual and Motor Skills*, vol. 95, pp. 755-766, 2002.
- [3] D. C. L. Ngo and J. G. Byrne, "Aesthetic measures for screen design," in *Computer Human Interaction Conference, 1998. Proceedings. 1998 Australasian*, 1998, pp. 64-71.
- [4] P. A. Russell, *The aesthetics of rectangle proportion : Effects of judgment scale and context* vol. 113. Champaign, IL, ETATS-UNIS: University of Illinois Press, 2000.
- [5] D. D. Psicologia, "Complexity and Aesthetic Preference for Diverse Visual Stimuli," *Departament de Psicologia*, vol. PhD, pp. 1-439, 2007.
- [6] T. Jacobsen, "Beauty and the brain: culture, history and individual differences in aesthetic appreciation," *Journal of anatomy*, vol. 216, pp. 184-91, Feb 2010.
- [7] H. J. Eysenck, "A New Measure of 'Good Taste' in Visual Art," *Leonardo*, vol. 16, pp. 229-231, 1983.
- [8] V. Koller, "'Not just a colour': pink as a gender and sexuality marker in visual communication," *Visual Communication*, vol. 7, pp. 395-423, 2008.
- [9] J. L. Aaker, "Dimensions of Brand Personality," *Journal of Marketing Research*, vol. 34, pp. 347-356, 1997.
- [10] C. Janiszewski and T. Meyvis, "Effects of Brand Logo Complexity, Repetition, and Spacing on Processing Fluency and Judgment," *Journal of Consumer Research*, vol. 28, pp. 18-32, 2001.

- [11] R. van der Lans, J. A. Cote, C. A. Cole, S. M. Leong, A. Smidts, P. W. Henderson, C. Bluemelhuber, P. A. Bottomley, J. R. Doyle, A. Fedorikhin, J. Moorthy, B. Ramaseshan, and B. H. Schmitt, "Cross-National Logo Evaluation Analysis: An Individual-Level Approach," *Marketing Science*, vol. 28, pp. 968-985, 2009.
- [12] R. R. Klink, "Creating Meaningful Brands: The Relationship Between Brand Name and Brand Mark," *Marketing Letters*, vol. 14, pp. 143-157, 2003.
- [13] F. Koschembar, *閱讀平面設計: 教你掌握設計的配方書*: 遠流出版事業股份有限公司, 2010.
- [14] P. W. Henderson and J. A. Cote, "Guidelines for selecting or modifying logos," *Journal of Marketing*, vol. 62, pp. 14-30, 1998.
- [15] D. G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," 1999, pp. 1150-1157 vol. 2.
- [16] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Surf: Speeded up robust features," *Computer Vision—ECCV 2006*, pp. 404-417, 2006.
- [17] A. Wilson and A. Chattertee, "The assessment of preference for balance: introducing a new test. ," *Empirical Studies of the Arts*, vol. 23, pp. 165-180, 2005.
- [18] M. Cardaci, V. Di Gesù, M. Petrou, and M. E. Tabacchi, "A fuzzy approach to the evaluation of image complexity," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 160, pp. 1474-1484, 2009.
- [19] F. Yaghmaee and M. Jamzad, "Introducing a New Method for Estimation Image Complexity According To Calculate Watermark Capacity," pp. 981-984, 2008.
- [20] I. Mario, M. Chacon, D. Alma, and S. Corral, "Image complexity measure: a human criterion free approach," in *Fuzzy Information Processing Society, 2005. NAFIPS 2005. Annual Meeting of the North American*, 2005, pp. 241-246.

- [21] J. Rigau, M. Feixas, and M. Sbert, "An Information-Theoretic Framework for Image Complexity," *Computational Aesthetics*, pp. 177-184, 2005.
- [22] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," *Communications of the ACM*, vol. 15, pp. 11-15, 1972.
- [23] D. H. Ballard, "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes," *Pattern recognition*, vol. 13, pp. 111-122, 1981.
- [24] A. Samal and J. Edwards, "Generalized Hough transform for natural shapes," *Pattern Recognition Letters*, vol. 18, pp. 473-480, 1997.
- [25] N. Bonnet, "An unsupervised generalized Hough transform for natural shapes," *Pattern recognition*, vol. 35, pp. 1193-1196, 2002.
- [26] M. R. Teague, "Image analysis via the general theory of moments\*," *JOSA*, vol. 70, pp. 920-930, 1980.
- [27] W. Y. Kim and Y. S. Kim, "A region-based shape descriptor using Zernike moments," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 16, pp. 95-102, 2000.
- [28] F. Mokhtarian, "Silhouette-based isolated object recognition through curvature scale space," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 17, pp. 539-544, 1995.
- [29] C. T. Zahn and R. Z. Roskies, "Fourier descriptors for plane closed curves," *Computers, IEEE Transactions on*, vol. 100, pp. 269-281, 1972.
- [30] M. Bober, "MPEG-7 visual shape descriptors," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 716-719, 2001.
- [31] D. Marr, *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*: Henry Holt & Company, 1983.

- [32] D. Zhang and G. Lu, "A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 14, pp. 39-57, 2003.
- [33] D. Zhang and G. Lu, "Evaluation of MPEG-7 shape descriptors against other shape descriptors," *Multimedia Systems*, vol. 9, pp. 15-30, 2003.
- [34] D. Zhang and G. Lu, "A comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures," 2001, pp. 1-9.
- [35] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape context: A new descriptor for shape matching and object recognition," *Advances in neural information processing systems*, pp. 831-837, 2001.
- [36] M. Rusiñol and J. Lladós, "Efficient logo retrieval through hashing shape context descriptors," presented at the Proceedings of the 9th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems, Boston, Massachusetts, 2010.
- [37] S. Suzuki, "Topological structural analysis of digitized binary images by border following," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 30, pp. 32-46, 1985.
- [38] Y. Rubner, L. J. Guibas, and C. Tomasi, "The earth mover's distance, multi-dimensional scaling, and color-based image retrieval," 1997, pp. 661-668.
- [39] D. S. Doermann, E. Rivlin, and I. Weiss, "Logo recognition using geometric invariants," 1993, pp. 894-897.
- [40] S. Romberg, L. G. Pueyo, R. Lienhart, and R. van Zwol, "Scalable logo recognition in real-world images," 2011, p. 25.
- [41] E. A. El-Kwae and M. R. Kabuka, "A robust framework for content-based retrieval by spatial similarity in image databases," *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, vol. 17, pp. 174-198, 1999.

[42] B. Li and F. Fonseca, "Tdd: A comprehensive model for qualitative spatial similarity assessment," *Spatial Cognition and Computation*, vol. 6, pp. 31-62, 2006.

[43] R. H. Van Leuken, M. F. Demirci, V. J. Hodge, J. Austin, and R. C. Veltkamp, "Layout indexing of trademark images," 2007, pp. 525-532.

[44] M. Egenhofer and K. Al-Taha, "Reasoning about gradual changes of topological relationships," *Theories and methods of spatio-temporal reasoning in geographic space*, pp. 196-219, 1992.

