

國立交通大學

資訊管理研究所

碩士論文

運用支撐向量機於數位影像鑑識之研究

Using Support Vector Machines  
for Digital Forensics

研究生：賴政良

指導教授：蔡銘箴博士

中華民國九十五年六月

運用支撐向量機於數位影像鑑識之研究  
Using Support Vector Machines  
for Digital Forensics

研究生：賴政良                      Student: Cheng-Liang Lai

指導教授：蔡銘箴                  Advisor: Min-Jen Tsai



Submitted to Institute of Information Management  
College of Management

National Chiao Tung University

in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Science in Information Management

June 2006

Hsinchu, Taiwan, the Republic of China

中華民國九十五年六月

# 運用支撐向量機於數位影像鑑識之研究

學生：賴政良

指導老師：蔡銘箴

國立交通大學資訊管理研究所

## 摘 要

在數位化時代來臨的今天，許多的媒體都以數位化的形式記錄、呈現，數位設備大行其道，相對也面臨許多新興的數位需求，數位鑑識即是其中之一。本文是研究數位相機與其拍攝影像之關係，針對不同相機所拍攝出的影像，結合影像處理技術與資料探勘方法，計算出影像的特徵值，並將這些特徵，利用支撐向量機進行訓練及分類，用以鑑別該影像之來源相機。本辨識方法係利用各家廠商間相機的內部成像之演算法不同，運算出隱藏在影像中的特徵，除了在不同廠牌的相機間具有優異的辨識率外，本研究同時也探討在同廠牌且型號相同的情況下，該方法是否仍具有辨識能力。目前影像的擷取工具，除了利用相機之外，相機型手機更是普遍的工具。然而，相機感測元件多是採用 CCD，手機則大多採用 CMOS 感測元件。在台灣，擁有一支相機型手機已不是一件難事，不同於以往研究方向，本個案同時探討相機型手機的分類，並獲得良好的實驗結果。最後，根據實驗結果，提出結論說明之，並提出未來研究可能的方向與建議。

關鍵字：數位鑑識、影像特徵、支撐向量機

# Using Support Vector Machines for Digital Forensics

Student : Cheng-Liang Lai

Advisor : Min-Jen Tsai

Institute of Information Management  
National Chiao Tung University

## Abstract

The arrival of the digital era has given rise to numerous popular digital products and stirred many new demands. More and more people, for instance, are beginning to appreciate the significance of digital forensic. This paper focuses on the relations between digital camera and the photograph it takes. In conjunction with image processing techniques and data exploration methods it calculates the characteristic values of the images taken by different cameras. Training and categorization are conducted through the support vector machine for identifying the source camera of the image. Based on the fact that the internal imaging algorithms of the cameras are different from one manufacturer to another, this method computes the hidden characteristics of the image. In addition to its superb ability to distinguish cameras of different brands, this study also examines whether the method can differentiate cameras of the same brand and model. Besides regular cameras, camera-type mobile phones are also popular image acquisition tools. The sensory element of regular cameras is mainly CCD while the sensory element of camera-type mobile phones is mostly CMOS. In view of the fact that it's no longer a difficult thing to own a camera-type mobile phone in Taiwan, this study includes camera-type mobile phones in the experiment and obtains good results. Based on experiment outcomes, it draws conclusions and proposes recommendations for future studies.

Key Words : Digital Forensics 、 Image features 、 SVM

## 致 謝

轉眼間已度過兩年的研究生生活，在這些日子所發生的點點滴滴，其間有歡笑、感激，也有苦澀。這些經歷對於我人生的成長過程，都深具意義，是值得珍藏的重要回憶。

在交大資管所求學期間，首先必須感謝蔡銘箴老師在課業上的指導，並時常給予建議。本論文得以完成，除了指導教授的幫助之外，承蒙實驗室各位學長從旁協助，不斷給我相當多寶貴的意見，並花費心思、時間與我討論論文，誠心感謝相助。另外要感謝研究室同儕聖閔、國鼎、昌興、錡樂，學弟子文、元富、英凱，在生活以及研究上的關心與鼓勵，感謝你們陪伴我一路走來。

最後要感謝我的家人，在父母親的支持與照顧之下，讓我在求學期間能夠專心進行研究沒有後顧之憂，也感謝吾妻玉芳以及好友世明在我論文遭遇瓶頸的時候，激勵我繼續努力不要放棄。總之，多位貴人的教導與鼓勵，對我的幫助絕不僅止於論文的研究，對於我未來的人生更有莫大的助益，在此致上萬分的謝意，並將此榮耀呈現給幫助過我的人。

政良 謹誌于  
交大資管2006.8

# 目 錄

中文摘要.....	i
英文摘要.....	ii
致謝.....	iv
目錄.....	v
圖目錄.....	vii
表目錄.....	viii
<b>第一章 序論.....</b>	<b>1</b>
1.1 研究動機.....	1
1.1.1 數位影像的成長.....	1
1.1.2 數位鑑識與資訊安全.....	2
1.2 研究目的.....	3
1.3 研究流程.....	3
<b>第二章 文獻探討.....</b>	<b>4</b>
2.1 數位鑑識.....	4
2.1.1 定義.....	4
2.1.2 簡介.....	4
2.1.3 數位證據.....	5
2.2 數位相機拍攝原理.....	6
2.2.1 感光元件.....	7
2.3 影像特徵.....	8
2.3.1 影像色彩特徵.....	8
2.3.2 影像品質特徵.....	9
2.3.3 頻率域之影像特徵.....	10
2.4 資料探勘.....	13
<b>第三章 實驗設計.....</b>	<b>15</b>
3.1 實驗背景.....	15
3.2 實驗流程.....	16
<b>第四章 實驗結果與討論.....</b>	<b>19</b>

4.1	實驗第一部份.....	19
4.2	實驗第二部分.....	28
<b>第五章</b>	<b>研究限制與結論.....</b>	<b>36</b>
5.1	研究限制.....	36
5.2	結論.....	37
<b>第六章</b>	<b>未來研究方向.....</b>	<b>38</b>
	<b>參考文獻.....</b>	<b>39</b>
	<b>附錄.....</b>	<b>40</b>



## 圖目錄

圖 1. (a)相機內部影像處理流程 (b)RGB 模型(c)CMYK 模型.....	6
圖 2. 左：NikonD100 CCD；右：Nikon D70 鎖上反光鏡後 CCD 露出之位置.....	8
圖 3. 搭載於 Canon EOS 350D 數位機身上之 CMOS 元件.....	8
圖 4. 影像金字塔示意圖.....	11
圖 5. 一維小波轉換之分解與合成示意圖.....	12
圖 6. 二維小波轉換之分解示意圖.....	13
圖 7. 小波樹及其一般表示法.....	13
圖 8. 第一部份之實驗設計架構圖及個案內容.....	16
圖 9. 第二部份之實驗設計架構圖.....	16
圖 10. 第二部份之實驗設計架構圖.....	16
圖 11. 最佳參數預測分佈圖.....	18
圖 12. (a)SONY-P51 影像 (b)Nikon-E2100 影像.....	18
圖 13. (a)SONY-T7 影像 (b)SONY-P9 影像 (c)SONY-P1 影像 (d)Nikon-E995 影像....	20
圖 14. (a)SONY-T7 影像 (b)SONY-P9 影像 (c)SONY-P1 影像 (d)Nikon-E995.....	21
圖 15 個案 1-5 中 Train Data 數量對於分類辨識率的影響(影像相似度高).....	23
圖 16 個案 1-6 中 Train Data 數量對於分類辨識率的影響(影像相似度低).....	24

## 表目錄

表 1 分類與預測鑑定樣本數.....	17
表 2 個案 1-1 之實驗結果.....	19
表 3 個案 1-2 之實驗結果.....	20
表 4 表 4：個案 1-3 之實驗結果.....	21
表 5 表 5：個案 1-4 之實驗結果.....	22
表 6 只擷取影像色彩特徵(Color Feature)對分類辨識率的影響(影像相似度低)..	25
表 7 擷取影像品質特徵(Quality Feature)對分類辨識率的影響(影像相似度低)..	25
表 8 只擷取影像小波頻率域特徵(Wavelet Domain Statistic Feature)對於分類辨識率的影響(影像相似度低).....	25
表 9 取影像色彩特徵(Color Feature)對於分類辨識率的影響(相似度低).....	26
表 10 取影像品質特徵(Quality Feature)對於分類辨識率的影響(相似度低).....	26
表 11 取影像小波頻率域特徵(Wavelet Domain Statistic Feature)對於分類辨識率的影響(相似度低).....	26
表 12 原始相片大小 (1600×1200)，並未做任何處理.....	27
表 13 相片大小經過影像軟體修正為 (1280×960).....	27
表 14 相片大小經過影像軟體修正為 (800×600).....	27
表 15 相片大小經過影像軟體修正為 (320×480).....	27
表 16 個案 2-1 之實驗結果.....	28
表 17 個案 2-2 之實驗結果.....	28
表 18 個案 2-3 之實驗結果.....	29
表 19 個案 2-4 之實驗結果.....	29
表 20 個案 2-5 之實驗結果.....	31
表 21 個案 2-6 之實驗結果.....	32
表 22 個案 2-7 之實驗結果.....	33
表 23 個案 2-8 之實驗結果.....	33
表 24 個案 2-9 之實驗結果.....	34
表 25 個案 2-10 之實驗結果.....	34

# 第一章、序 論

## 1.1 研究動機

### 1.1.1 數位影像的成長

隨著數位設備與電腦多媒體設備愈來愈齊全，數位相機、數位攝影機、掃描器...等設備的價格也更趨平民化，取得或製作一張數位影像已是反掌折枝。根據資策會 MIC 於 2005/1/26 公布台灣數位相機產業分析報告顯示：以家庭為單位，西歐市場家戶普及率為 35%，而北美市場家戶普及率已達 44%，日本市場家戶普及率則高達 58%；而台灣則是在 2004 年底突破 20%[1]。

數位相機與傳統相機有許多不同之處，就傳統相機而言，光進入鏡頭之後會聚焦於膠片之上，使得膠片產生化學變化，最後再透過顯影液產生出傳統相片。而數位相機與傳統相機最大的不同點，就在於成像方式與儲存方式。數位相機裡，光在進入數位相機的鏡頭之後，並不是成像於膠片上，而是成像於 CCD(Charge Coupled Device，感光耦合元件)或是 CMOS(Complementary Metal-Oxide Semiconductor，互補性氧化金屬半導體)之上。所謂 CCD 或 CMOS，就是數位相機的感光元件。它們將因接受之光線，產生不同的電荷反應，最後經過內部的晶片處理，將電荷反應轉成數位影像訊號，儲存於數位記憶卡之中，並顯示在相機的螢幕上。經過數年來的發展，數位相機的品質進步了不少。數位相機的感光元件也越來越細緻，數位相片原本最令人質疑的品質，也漸漸地趕上傳統相片的精緻拍攝質感。

近年來由於數位影像產品的蓬勃發展，數位相機幾乎已成為現代家庭不可或缺的必需品，隨著數位相機銷售的成長，每個人都可以在沒有底片花費的壓力下，盡情的拍攝數位相片。根據 HP 數位影像市場的統計，2005 年度全世界大約照了 1250 億張數位相片，到了 2008 年就可高達 2360 億張數位相片，正當數位相機熱絡之際，又出現了無線影像等科技，而手機附加的照相功能，更提供了大多數人在不受時間與地點限制下，使得數位影像的

來源更加地多元化。

### 1.1.2 數位鑑識與資訊安全

拜網際網路普及所賜，徹底改變了人類對於資訊取得與使用的方法，各種在網路上的應用正被大量的開發，而這些應用多半使用大量的數位影像，因此數位影像的重要性是不言而喻。數位化的圖像與資料可以透過網際網路快速的傳遞與交流，且數位影像有著容易修改的特性，目前一般普遍的影像編輯軟體，如 PhotoShop、PhotoImpact，這些影像編輯軟體可以輕易的修改影像而不被查覺，使得數位影像的真實性受到挑戰與威脅。而影像在網路上傳輸經常會遭遇有心人士的破壞或是竄改，此舉常常嚴重影響到原作者的智慧財產權，因此如何在大量的數位影像中，使用一套便利快速的技術，去過濾影像是否經過加工處理，是當前相當重要的課題。

執法單位就刑事偵查所攝得之相片，根據刑法第二百零二條第二項：「錄音、錄影或電磁紀錄，足以為表示其用意之證明者，亦以文書論。」在警察機關移送的宗卷中，不論其為傳統或數位相片皆視為「文書」，又刑法第十條第三項：「稱公文書者，謂公務員職務上制作之文書。」刑事偵查為執法單位之職務之一，移送卷宗的數位相片亦具有「公文書」之性質。

在法院中一項證據欲使法官信服，於法律上便須取得其證據能力及證明力。若證物為數位照片，取得證據能力即可證明此數位相片具有「證據」的性質，亦即成為一項證據。而現行的刑事訴訟法之中，並沒有對證據的種類作限制，因此數位相片應可具有證據力；換句話說，數位相片應可作為法庭上之證據。取得最基本的證據能力之後，數位相片的證明力才是使法官信服的最重要條件。而證明力的高低，依據刑事訴訟法第一百五十五條第一項，是採用「自由心證法則」，為了提高數位影像的證明力，基於民法三百五十五條：「公文書之真偽有可疑者，法院得請作成名義之機關或

公務員陳述其真偽」之精神，法院可將司法警察證明為證據之數位相片，無人為力量介入編輯。因此，執法單位須使其就刑事偵查所製作之數位相片具有證據能力，才能提升其證明力。也就是說，在法官依「自由心證法則」判斷證據時，若欲取得法官之信任，除了在製作過程中必須遵循法律程序外，尚須證明其未受編輯、修改。

## 1.2 研究目的

如上文所言，數位影像具有易取得、易複製、易修改等的特性，且來源不固定。因此，在數位鑑識的領域，針對數位影像的部分進展相當緩慢，雖然現今已有影像數位浮水印研究，可以鑑別出數位影像是否經過竄改以及是否受到盜版的問題，但這畢竟需要經過特殊的處理。而一般的影像來源如：數位相機、掃描器等，其產生的影像都尚未含有浮水印等資訊，使得在影像鑑識時，光是針對影像的來源，就有相當大的困難，更不用說來源是那個品牌相機或甚至哪種型號。此外，雖然大部分經由數位相機所攝影的影像會在其檔案標頭（Header）嵌入該影像攝影的時間、相機型號和攝影資訊等，但是這些資訊是很容易可以偽造或竄改，如此這張影像將不足以成為決定性的證據。所以，本研究目的是希望能夠擷取每張數位影像的特徵，進而利用適當的分類方法，不但可以辨識照片是否經過竄改，還可以追查相片是從哪一台數位相機或手機相機所拍攝出來的。

## 1.3 研究流程

本論文之研究流程，第一章簡述研究動機、研究目的及研究流程；第二章文獻探討與影像鑑識相關的背景，包括：數位鑑識、數位相機、影像特徵、資料探勘；第三章說明本實驗的環境、方法、步驟；第四章是鑑識實驗的結果，並針對數據提出改善的方法與改進後的結果；第五章則提出本研究之結論。

## 第二章、文獻探討

### 2.1 數位鑑識

#### 2.1.1 定義

數位鑑識或是稱為電腦鑑識，是一門有效地解決資通安全(或電腦)犯罪難題的科學。其定義為：專門負責蒐集、檢驗、分析、保存及呈現電腦證據、透過電腦採集有意義的證據資訊，或從片段資料掃描事件的大略情形已重建現場，達到獲得法庭採納的目的[2]。

#### 2.1.2 簡介

西元 1991 年，電腦專家國際學會（The International Association of Computer Investigation Specialists, IACIS）首次提出「電腦鑑識科學」一詞。簡單來說，數位鑑識就是利用科學的方法對電腦等資訊科技設備進行犯罪蒐證，以提供有力之線索，幫助犯罪案件的偵察或是法庭的審訊。不過，不像一般的民事或刑事案件相關的證據是顯而直接，並可利用傳統的蒐集及分析方法以萃選出供法庭上判決依據的直接證據。相形之下，這些裝置或設備內儲存的數位證據是邏輯上的、無法直接讀取判斷的，必須依賴特定的技術或方法，加以蒐集分析才能作為判決上參考的間接證據。我們稱這一類蒐集分析證據的方法為「鑑識」(Forensic)，特別是對於資訊電腦的應用即是「電腦鑑識」(Computer Forensic)。

電腦鑑識的主要目的在於處理數位證據之保留(Preservation)、識定(Identification)、粹取(Extraction)、文件化(Documentation)及解讀(Interpretation)電腦媒體的資料，確保現場電腦物證的原貌與鑑定結果的完整性[3]。

數位鑑識並不是一項新興的學問，其實在歐美等先進國家，約十年前就已經有了此項技術，只是一般都只在政府或軍警等執法單位，才有這樣的資訊、資源及人才。但是，由於今日網路及電腦設備日漸普及，在許多商業環境也開始有這類的需求，因此，這幾年才開始逐漸商業化。再加上高科技犯罪事件成長比率過高、科技進步過於迅速、案件複雜性也日漸提昇，使得有

限的電腦鑑識人員也覺力不從心，開始對外與業界的專業人才，合作共同進行案件的偵辦，使得鑑識方法、程序兼具靈活與彈性，將進行電腦媒體的資料蒐集、分析及展示，作為最終司法審理時判決的證據。

### 2.1.3 數位證據

數位證據不像我們可以直接認知已存在的實體事物，而可能是電磁紀錄，以電波或電磁的方式儲存在於電子媒體上，由於必須經由電子設備加以讀取、分析或顯示成為人類所能理解的文字、聲音、影像等，因此在法律上的認定，不像實體證據具有相同的地位，再加上電磁紀錄容易消失，所以保存不易、不易取得及容易竄改，造成無法證明所擷取的證據與原始證據相同，因而無法成為法庭佐證。為此，必須結合資訊技術與鑑識科學兩個領域的專業技術，資訊技術提供基本知識及技術，而鑑識科學則提供處理數位證據的方法。有了兩者的結合，更能確保數位證據的公信力、證明力，也才可被司法機關採用。

若以法律上的觀點來看，林一德認為數位證據分成下列幾種：[4]

- A. 書證：電磁紀錄資料、顯示在螢幕上或是列印出來的電子檔案等均可稱為書證，書證可依存方式區分為以書面狀態存在的「文書證據」及以文書的內容作為證據的「證據文書」。
- B. 物證：電子數位資料亦有可能作為物證之證據方法。最明顯的例子即為毀損電腦資料之情形，此時電子數位資料之狀態係充滿亂碼或其他無意義之符號，或者某部分被刪除等情形。
- C. 新證據方法：於某些個案中，電子數位資料本身與被告之關係並非直接密切相關，即使被告並未對其加以辨認或表示意見，該項證據本身亦足以供推理欲證明的事項之用。

以採證的技術觀點來看，Timothy E. Wright 認為[5]，在進行電腦鑑識時，所採集的數位證據包含實體(physical)與邏輯(logical)兩種：

- 實體上：數位證據是存在於硬體儲存設備、元件及各類電子媒體中的資料，進行鑑識時必須使用該媒體或硬體設備的存取方法，將資料析離出來，所析離出來的證據即為數位證據。
- 邏輯上：數位證據必須經由相關原始資訊資源中萃取出來，這些資

源包含 log file、資料庫等等。

## 2.2 數位相機拍照原理

數位相機的技術發展其實已經有十幾年了，不過一直等到了 1988 年時，才由 Fuji（富士通）與 Toshiba（新禾）兩家公司合作，推出全球第一部的數位相機成品。日後，便開始從研發階段進入生產階段，進而帶動全球的消費市場。雖然，數位相機成像過程的細節是屬於各相機製造商的私有專利，但基本的結構和處理步驟大致相同。為了方便之後的探討，在此先簡要說明相機成像的一些較重要的步驟。在這個章節所討論到的數位相機簡介，主要取自 Adams 的文章[6]。

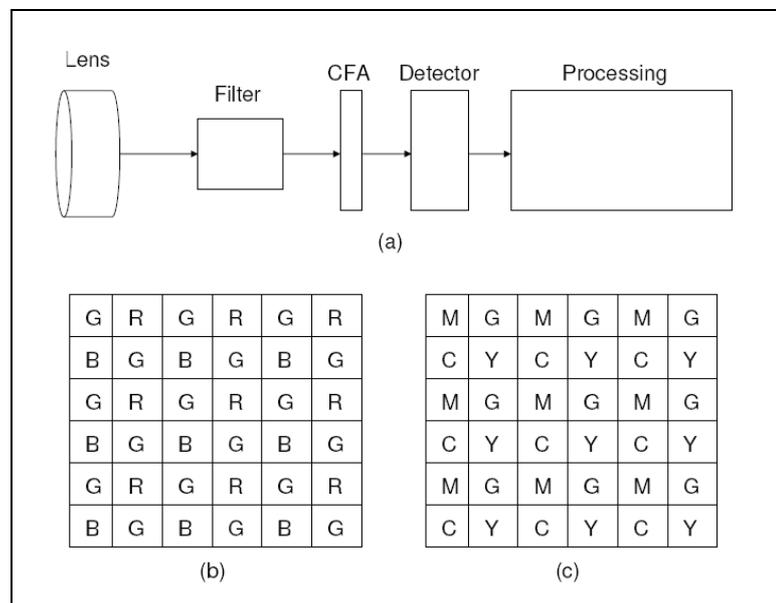


圖 1. (a)相機內部影像處理流程 (b)RGB 模型 (c)與 CMYK 模型

相機成像的基本架構如上圖(a)。當光線穿過相機鏡片，內部的濾波器(Filter)開始進行動作，包含：反鋸齒(anti-aliasing)、紅外線消除(IR cut filter)、白點校正等(White Point Correction)，其中最重要的是反鋸齒濾波器(anti-aliasing filter)。

此外，感光耦合元件(Charge-Coupled Device, CCD)是數位相機最主要的構成部分。這個檢測器功能是測量光線投射在檢測器表面上每一個像素的強度，並將之轉為電荷儲存；在理想的情況下，每一個 RGB 色頻都會使用個別的 CCD 感測器，但這種作法會使成本較高。因此，為了降低售價使得一般消費者

能夠接受，並使機身更為輕巧，目前大都只採用一個 CCD 檢測器，然後加上不同的光譜檢測器 (Spectral detector) 將色頻分開成多個部分，這樣的濾波器組合稱之為 CFA (Color Filter Arrays)。

圖 1(b)和(c)是分別採用 RGB 和 CYMK 配色模式產生的 6 x 6 像素的 CFA 模型，在上圖(a)RGB 模型中，會遺失許多像素值，這些遺失的像素值就要用插值彌補 (Interpolation) 來補足，目前都是由各廠商自行發展相關的插值彌補演算法 (Interpolation Algorithms)，因此，每一家廠商使用的演算法都不盡相同。經過 CFA 的色彩分解之後，每一個色塊的光線經過濾波器的處理，接著在圖(a)中 Processing 方塊裡開始一連串的处理，包括前述的色彩插值彌補、Gamma 修正、色彩處理、白點校正，以及輕微的壓縮處理。在此提到的操作步驟，只是一個簡單的標準流程，隨著不同的廠商而有不同，即使是同一家廠商出產的不同型號相機，也有相異的標準流程。不過，實際的步驟將會包含更多的細節。

### 2.2.1 感光元件(Detector)

數位相機的感光元件就是大家時常在討論的 CCD (電荷耦合元件) 與 CMOS (互補性氧化金屬半導體)，如果用傳統相機組件來比擬，「感光元件」就相當於傳統的「底片」。

CCD 或 CMOS，基本上兩者都是利用矽感光二極體 (photodiode) 進行光與電的轉換。CCD 的特色在於充分保持信號在傳輸時不失真 (專屬通道設計)，透過每一個畫素集合至單一放大器上再做統一處理，可以保持資料的完整性；CMOS 的制程較簡單，沒有專屬通道的設計，CMOS 每個畫素包含了放大器與 A/D 轉換電路，過多的額外設備壓縮單一畫素的感光區域的表面積，因此在相同畫素下，同樣大小之感光器尺寸，CMOS 的 ISO 感光度會低於 CCD。由於，CMOS 每個畫素的結構比 CCD 複雜，其感光開口不及 CCD 大，相對比較相同尺寸的 CCD 與 CMOS 感光器時，CCD 感光器的解析度通常會優於 CMOS。整體來說，CCD 與 CMOS 兩種設計的應用，反應在成像效果上，形成包括 ISO 感光度、製造成本、解析度、雜訊與耗電量等，不同類型上的差異。CMOS 應用半導體工業常用的 MOS 制程，可以一次整合

全部周邊設施於單晶片中，節省加工晶片所需負擔的成本和良率的損失。CMOS 每個感光二極體旁都搭配一個 ADC 放大器，如果以百萬畫素計，那麼就需要百萬個以上的 ADC 放大器，雖然是統一製造下的產品，但是每個放大器或多或少都有些微的差異性存在，很難達到放大同步的效果，對比單一個放大器的 CCD，CMOS 最終計算出的雜訊就比較多。因此，CMOS 具有低成本、低耗電以及高整合度的特性。



圖 2. 左圖：NikonD100 CCD；右圖：Nikon D70 鎖上反光鏡後 CCD 露出之位置

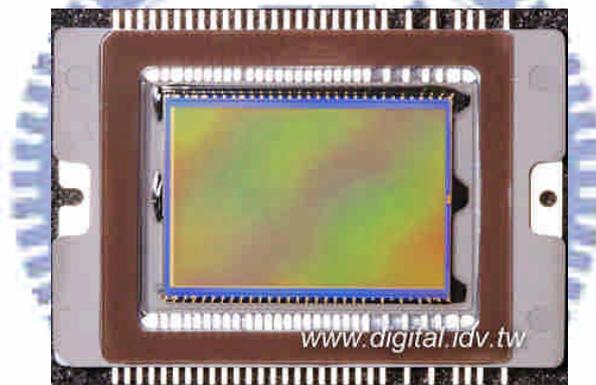


圖 3. 搭載於 Canon EOS 350D 數位機身上之 CMOS 元件

## 2.3 影像特徵

針對一張同樣場景、環境、光線的影像，使用不同的數位相機攝影後，在做比較時，我們第一個會注意到影像的色彩表現，例如：哪張影像的色彩飽和？哪張清晰或是邊緣較銳利？是否有偏色的情形？景深適合嗎？等等問題。如果，我們可以明顯感受不同相機所拍攝出的影像是不同的，但要如何把這種感覺上的不同「量化」呢？我們提出以下分類特徵：

### 2.3.1 影像色彩特徵

色彩特徵是指影像裡與影像色彩有關的特徵，亦即未經過其他轉換訊號

處理，其包含的特徵大致有平均值、相關係數、鄰近分佈質心、能量比等，且在運算處理時，我們必須做「灰階世界假定 (Gray-World Assumption)」，意即將一張影像以灰階表示，因此，每一個像素會有 256 種變化，最亮的顏色是白色，以數值 255 表示，最暗的顏色是黑色，以數值 0 表示；介於這中間的就是灰色，依明暗的不同可以有 254 種變化，以數值 254 到 1 來表示之。而彩色影像就是此表示法的延伸，一個彩色影像的每個像素都是由三原光（紅、綠、藍）組成，每一種原光由淺到深以 0 到 255 的數值來表示，都有 256 種變化，因此，用三原光可以表示出  $256 \times 256 \times 256 = 2^{24} = 16777216$  種顏色變化，故我們可以說每一張彩色影像都是由三個二維空間域陣列來存放的，每個陣列分別代表一種原光，陣列中的元素值的大小則表示該原光的深淺程度，計算時也需要將三種原光分開計算，而針對這三原光的計算所獲得之數值，即色彩特徵值。

### 2.3.2 影像品質特徵

除了色彩特徵指標之外，不同相機所拍攝之影像的”品質”也不太相同。我們一般都用肉眼直接觀察不同相機拍攝之影像的品質差異，例如某一台相機拍攝的影像輪廓比較銳利但色調較暗；而另一台相機拍攝的影像採光好，顏色品質也較好，但沒有第一台相機那樣輪廓清晰。這些視覺上的差異，我們採用 Memon 等人所提出的「影像品質指標 (Image Quality Metrics, IQM)」[7]作為特徵指標。

在評估影像系統或是編碼處理技術上，影像品質指標是相當具有優勢的指標值，一項好的品質指標應該要能反映出經過影像處理之後的失真程度。一般來說，均方差 (Mean Square Error, MSE) 與噪訊比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 是我們最常用的指標值。然而，對觀察者的視覺上來說，它們仍無法符合所有的需求，因此，針對某些多媒體和極低位元率 (low bit rate) 的影像，就發展出一套以人類感覺為基礎的影像特徵指標值，這套指標可分為六類：

- a. 以像素差為基礎 (Pixel Difference-based)
- b. 以相關性為基礎 (Correlation-based)
- c. 以邊緣為基礎 (Edge-based)
- d. 以頻譜為基礎 (Spectral-based)
- e. 以內容為基礎 (Context-based)
- f. 以人類視覺系統為基礎 (Human visual system(HVS)-based)

但其中有些是屬於動態影像使用的指標，因此我們選擇其中針對靜態影像的測量指標，其為 a, b, d 等三類，作為影像鑑定指標。

### 2.3.3 頻率域之影像特徵

空間域數位影像是我們平常在電腦中最常使用的資料格式，在這種格式中每張影像都是由許多像素 (pixel) 所組合成的，而一張影像通常是以一個二維陣列來存放，如果將此陣列每個元素值 (element) 讀出，則可以輕易地將數位影像顯示在電腦上，因此，這些元素值我們又稱為「像素值」，這種方法所儲存的數位影像稱為「空間域數位影像」。

除了空間域數位影像資料格式外，另一種數位影像的表達方式為「頻率域數位影像」資料格式，此表示法是將一般影像由空間域轉換成頻率域的結果，透過轉換處理後，會將影像之不同頻率的部分個別濾出，產生許多不同的高低頻帶，常見的空間域轉換成頻率域的方法有：「離散餘弦轉換 (Discrete Cosine Transformation, DCT)」及「離散小波轉換 (Discrete Wavelet Transformation, DWT)」 [8]。

在本文中，我們採用小波轉換法 (Wavelet Transfer)，小波轉換其運作上主要是依靠以下三種要素組合而成：影像金字塔 (image pyramid)、濾波器組合 (filter bank) 以及次頻道編碼 (sub-band coding)。下面就分別對這三項要素進行簡單地說明。

#### A. 影像金字塔：

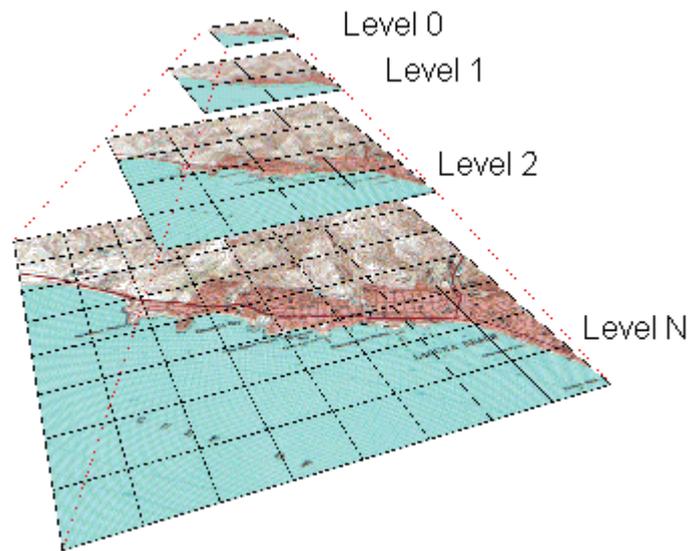


圖 4. 影像金字塔示意圖

資料來源: 改自 SRI International (2001) [9]

影像金字塔的概念是由 Burt and Adelson 於 1983 年所提出的，一個影像金字塔，其實就是一連串大小漸漸縮小的影像組合。金字塔的最底層是最原始大小的影像，每往上一階層，影像的長與寬都會被削減一半，直到影像的長寬皆變成 1 為止。而其層級 (level) 則相反地由最高層開始向下計算。也就是說，第  $n$  層的影像長寬為皆為第 0 層的  $2^n$  倍。影像金字塔的主要功用為將影像以不同的解析度表達出來，其中解析度較小的影像，可以用來快速分析影像的變化較大的部分，例如我們可以利用影像金字塔中階層較小的部分來分析一張影像的大略顏色分佈；相對地，解析度較大的影像，則是用來分析影像中較細微的部分時所使用的。另外，影像金字塔在較小階層的部分做的改變，若套用回影像金字塔的最底層時，反而會造成比較全面性的影響。

#### B. 濾波器組合：

小波轉換使用將訊號通過分解濾波器組合 (analysis filters) 的方式，來達到將訊號為分解為高頻訊號以及低頻訊號的目的。而分解濾波器組合中，又可細分為一低通濾波器 (low pass filter, 通常以  $h_0$  稱之) 以及一高通濾波器 (high pass filter, 通常以  $h_1$  稱之) 所組成。

### C. 次頻道編碼：

所謂的次頻道編碼，乃是將訊號分解至數個特定頻段的一種方式，而這些被分解出來的特定頻段則被稱為次頻道(sub-band)。被分解至次頻道的訊號要能夠被重組回原來的訊號；並且所有次頻道所佔用之總頻寬(band width)必須和原訊號相等。因此，當次頻道的訊號被分解出來之後，還需要經過降低取樣數(down-sample)的動作，以使得所有次頻道之總合的頻寬，不會超過原來的訊號。反之，在重組訊號的時候，必須將次頻道之訊號做提高取樣數之動作(up-sample)，才能夠正確地還原原來的訊號。

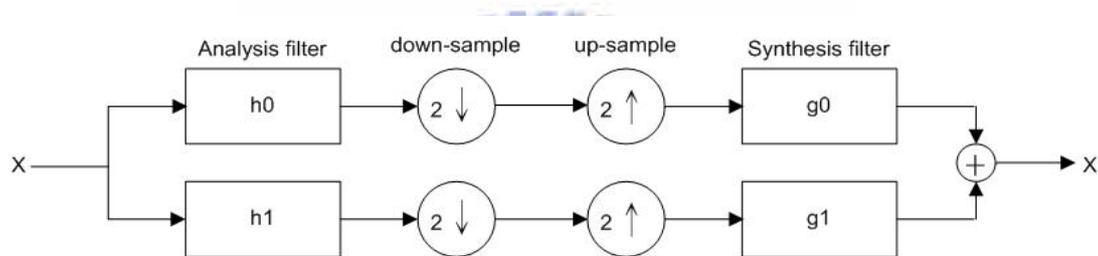


圖 5. 一維小波轉換之分解與合成示意圖

圖 5.顯示了一個簡單的一維小波轉換分解與合成的流程，先將訊號  $x$  通過預設的分解濾波器組合  $h_0$  及  $h_1$  後，可以分別得到低頻與高頻的次頻道訊號，再將這些訊號做一降低取樣數之動作後，即可得到一維小波轉換之次頻道編碼結果。還原訊號時亦如圖中所示，先將次頻道訊號做提高取樣數的動作之後，再分別將通過合成濾波器組合  $g_0$  及  $g_1$  後之次頻道訊號相加，即可得到原來的訊號  $x$ 。

以上所提的流程為一維小波轉換時的情形，當推廣到二維影像之小波轉換時，則是先將橫列(row)的訊號逐列做一維小波轉換，這時可以得到二組次頻道訊號：L(低頻)以及 H(高頻)。這時，再對 L 以及 H 的訊號以逐行(column)的方式做一維小波轉換，即可將其分解為四組次頻道訊號：LL(最低頻)、LH(水平低頻與垂直高頻)、HL(水平高頻與垂直低頻)、HH(最高頻)，這四組次頻道訊號即為二維小波轉換之結果。

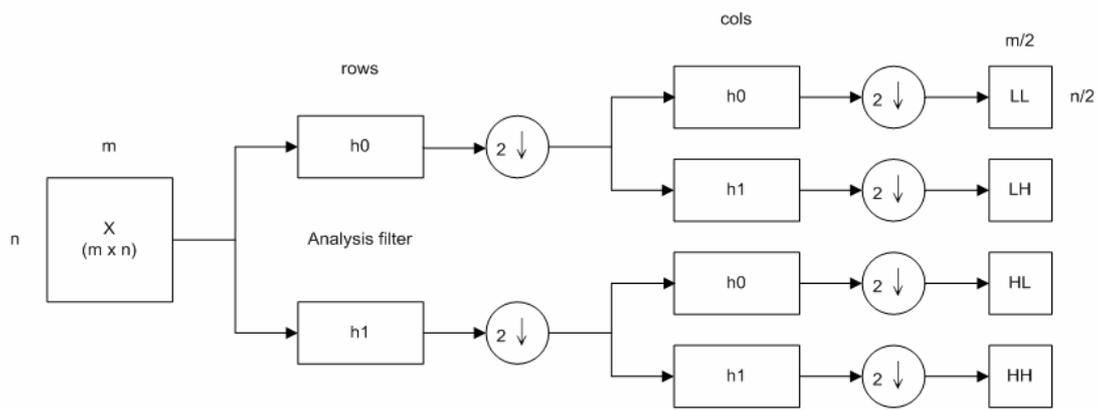


圖 6. 二維小波轉換之分解示意圖

在影像經二維小波轉換分解成為 LL、LH、HL、HH 等四組次頻道訊號後，我們根據本節前面所提到的影像金字塔的理論，可以對這四組次頻道訊號，進行再一次的二維小波轉換分解，如此一來便可將這些次頻道依頻率的高低，再細分精密的頻段。我們可以使用一樹狀結構來記錄這些次頻道間的分解關係(如圖 7 左)，這樣的一個資料結構一般通稱為小波樹 (wavelet tree)，並且我們通常會將其組合成類似圖 7.右邊的影像以便作為展示以及記錄之用。

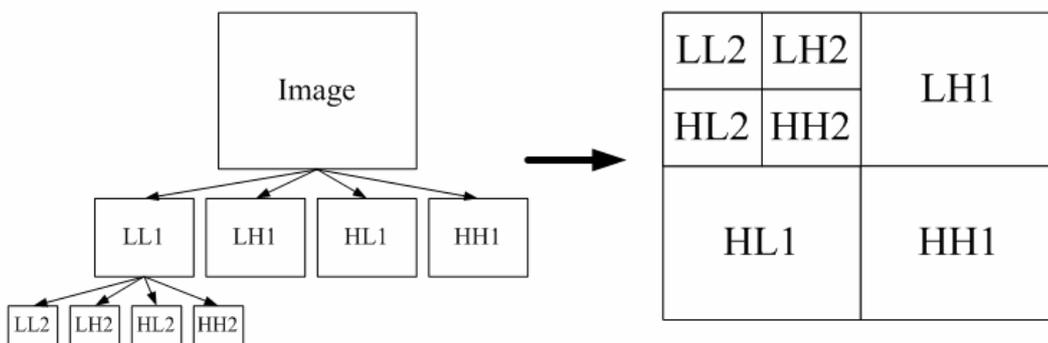


圖 7. 小波樹及其一般表示法

## 2.4 資料探勘

資料探勘 (Data Mining) 係指從大量資料中抽取出有意義的資訊或特徵，以建立有效的模型及規則。資料探勘的技術可以概分為自動化或半自動化的方法，自動化法係以事先定義妥善的數學或統計模型或是電腦演算法，來求得預先定義的特徵 (pattern)、趨勢 (trend)、分類 (Classification)、叢集 (Clustering)、

相關性 (relationship) 等資訊，此法最大的優點就是在挖掘資訊的過程中可做到完全的自動化，但其最大的缺點也正是因自動化而導致的彈性 (flexibility) 問題。因為，所有欲挖掘的資訊都必須有一個已事先定義的模式 (model) 或特徵 (pattern) 存在，若是碰到了未定義的特殊模式或特徵時，則可能會失去了挖掘到有用資訊的機會。

而在影像分析鑑定中，我們針對某一廠牌、型號之數位相機時，也是先藉由運算出的特徵值建立出預測或鑑定模型，這個模型就代表著該相機與眾不同之處，再將尚未分類之影像投入辨識並做分析，從而獲得鑑識結果。

在資料探勘軟體的工具應用，我們採用由台灣大學資訊工程系的林智仁教授所開發的 LibSVM[12]軟體；SVM(Support Vector Machines)演算法(decomposition methods) 在 1997 年被提出，其方法是否收斂，一直是個很困難的問題，林教授在 2000 年及 2001 年 *IEEE Trans. on Neural Networks* 期刊所發表之理論，證明了此一演算法以及目前被廣泛使用之軟體 SVM light 所用之演算法，都具有收斂性，在此領域這項論點是一個重要的突破。林教授同時也開發了應用軟體 LIBSVM 供全世界的學者使用。該軟體也被收錄於人工智慧領域常見問題與軟體，以及其他機器學習與模型辨識領域之重要網站。

這個 SVM 工具軟體，目前最常拿來用於「分類 (classification)」。

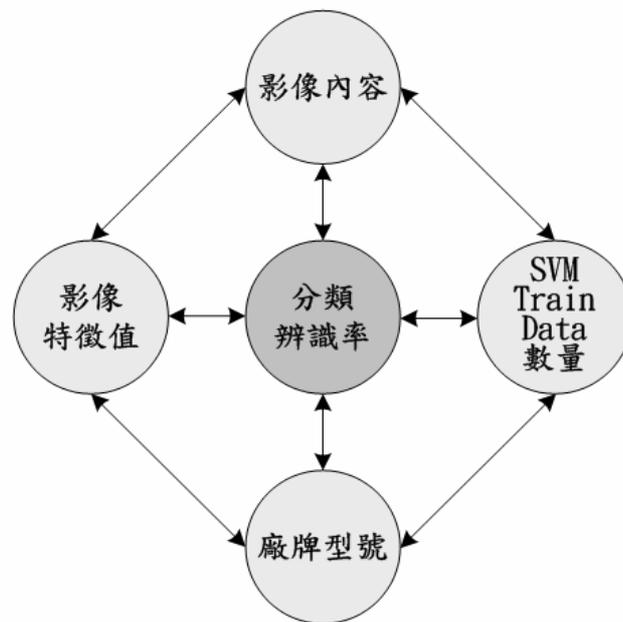
例如：如果有一堆已經分好類的東西，但是分類的依據是未知的！當再度收到新的資料時，可以藉由 LibSVM 預測 (predict) 新的資料，應該是屬於哪一個類別，同時驗證其準確率。雖說，這個軟體的功能強大，但是在以往的參考文獻中，作者們通常只針對兩類做分類，或者增加到四、五類。如果欲分類的資料量及類別越來越多，會不會對辨識率造成某種程度上的影響，我們也會在第四章節的實驗結果中作一系列的討論。

### 第三章、實驗架構與流程

#### 3.1 實驗設計

本研究之實驗設計主要分為兩部分：

第一部份之實驗特色在於針對影像內容、影像擷取特徵、SVM 訓練模型之照片多寡、影像後處理及相機之廠牌型號這五大方向作交叉實驗驗證。如圖 8，我們依序設計出 9 組不同實驗案例來逐一討論並分析對辨識率的影響。



個案	實驗設計內容
Case1	2 台不同廠牌型號數位相機、 影像相似度高
Case2	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 影像相似度高
Case3	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 影像相似度低
Case4	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 每台各兩組影像資料
Case5	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 訓練資料數量少、影像相似度高
Case6	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 訓練資料數量多、影像相似度低
Case7	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 影像特徵有分類、影像相似度低

Case8	3 台同廠牌不同型號 1 台不同廠牌型號、 影像特徵有分類、影像相似度高
Case9	2 台不同廠牌不同型號、 影像經過破壞

圖 8：第一部份之實驗設計架構圖及個案內容

第二部份之實驗特色在於假設各台相機所拍攝的數位影像內容的相似度完全不同狀態下，我們將針對相機之廠牌、型號、感測元件以及參與分類的相機數量這四個方向我們設計出 10 個不同案例來逐一討論並交叉分析其差異處對辨識率的影響，其基本架構如下圖：

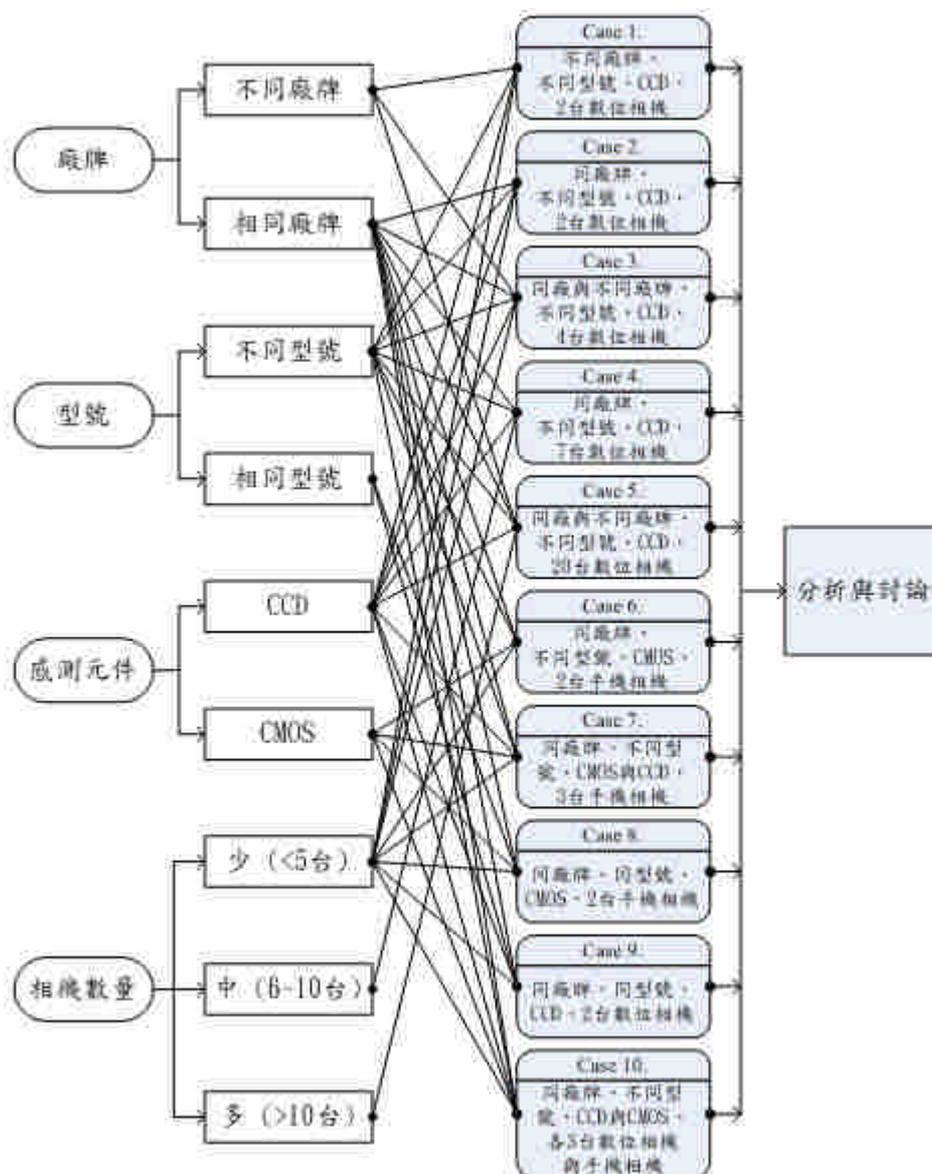


圖 9：第二部份之實驗設計架構圖

### 3.2 實驗流程

本研究之實驗流程除了部分參考文獻[7]之外，另外本文新增加了 SVM 最佳參數搜尋步驟，除了避免以試誤法(try and error)來找尋參數之外也提升了實驗之辨識率，詳細之實驗步驟如下：

步驟一、蒐集不同相機所拍攝出來不同的影像內容，程式中設定如果相片解析度大於  $1600 \times 1200$  者則裁減相片的大小尺寸，其餘則保持原解析度尺寸。

步驟二、經由程式將相片以影像處理技術計算每一張影像的特徵值，並將其記錄下來。

步驟三、在計算完影像特徵值後，我們利用隨機亂數將全部影像分為兩類分別為 SVM 訓練模型資料(SVM Train Data)與 SVM 實驗驗證資料(SVM Test Data)。舉一個分類兩台相機的例子，如果我們每台相機拍攝 150 張影像，欲將其中之 60 張當成訓練模型資料。那就是個別從相機本身的 150 張先隨機選擇其中的 60 張作為建立該相機的影像特徵模型，等建立完成之後再個別將剛剛未被選取的影像資料 90 張納入實驗驗證資料兩台合計共 180 張作為實驗分類用途，如表 1。

表 1：分類與預測鑑定樣本數

	原影像	訓練模型張數	實驗驗證張數
Nikon CoolPix 5000	150	Random 60	90
SONY-P1	150	Random 60	90
總計	300	120	180

步驟四、以資料探勘軟體 LibSVM 進行剛剛個別選取之 60 張訓練模型資料分別進行特徵值運算、分類後完成建立個別相機之訓練模型(train model)。

步驟五、利用參數搜尋工具程式，根據各台訓練模型之資料共 120 張影像進行預測分類並完成最佳參數分佈圖的繪製，如圖 11。

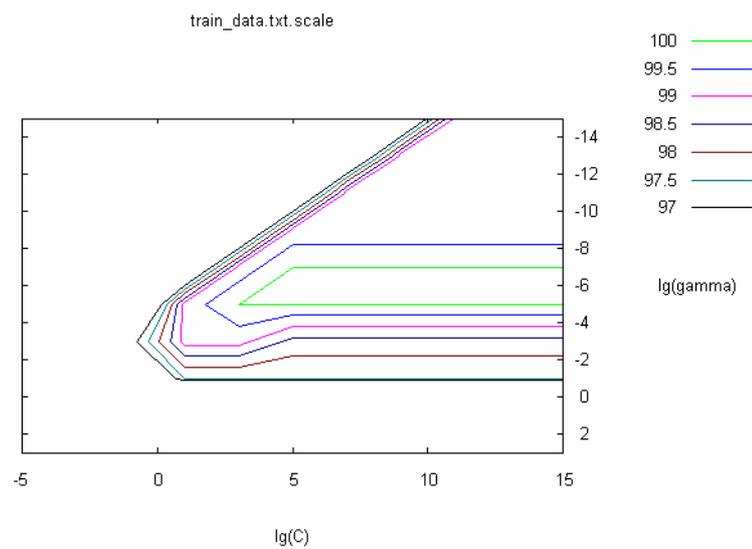


圖 11：最佳參數預測分佈圖

步驟六、參考最佳參數預測分佈圖(圖 11)後擇定最佳參數值帶入實驗驗證之參數進行分類鑑識，最後獲得實驗驗證資料的辨識率。

步驟七、為了減少步驟三因隨機取樣而造成鑑識結果誤差，我們重複進行前述實驗步驟（步驟三~五）10 次，並以平均的辨識率作為真正表列之辨識結果數據。

## 第四章、實驗結果與討論

本研究之實驗設計如圖 8, 9 所述分為兩個部分，第一部分著重於針對影像內容相似度高低、SVM 模型建立相片數量(Train Data)、影像特徵值以及相機品牌型號等四個重點分別設計出 9 個不同個案來探討對於辨識率的影響。實驗的第二部分則更接近於實務層面，在每張影像內容相似度極低的相片中針對品牌、型號、感測元件與相機數量等四個重點方向作實驗驗證。我們設計出了 10 個實驗個案，其實驗假設及辨識率結果分述如下：

### 4.1 實驗第一部份

#### (一)個案 1-1

實驗環境：參考文獻[7]與該文章作者聯繫後在作者的同意之下我們獲得了與文獻[7]完全相同的影像資料檔案。其影像資料庫樣本如圖 12，分別以不同廠牌型號相機 Nikon E2100 與 SONY-P51 所拍攝。



圖 12(a): SONY-P51 影像



圖 12(b): Nikon-E2100 影像

實驗結果：

表 2：個案 1-1 之實驗結果

		實驗分類		辨識率(%)
		Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E2100	90.0	0.0	100
	SONY-P51	2.6	87.4	97.8

結果說明：從圖表數據中，可看出使用與文獻[7]相同之影像資料搭配本文所採用的實驗流程方法得到非常好的辨識率。由於辨識率已近乎 100% 且相較於參考文獻[7]中的效果更好，證實本文所採行的方法除了確實可行之餘更提升了原始作者的分類辨識率。

## (二)個案 1-2

實驗環境：本實驗設計動機在於假設一理想條件下，參加實驗的四台相機每一台所拍攝內容相似度極高(如個案 1-1 之圖 12a,b,c,d)，我們藉以探討數位影像相似度是否會提升或降低照片分類辨識率。在本實驗中採用的四台數位相機分別為 SONY-T7、SONY-P9、SONY-P1 與 NIKON-E995 分別各拍攝了 150 張照片其中 60 張照片當 Train Data 另外 90 張照片當 Test Data 作分類辨識率實驗。



圖 12(a)：SONY-T7



圖 12(b)：SONY-P9



圖 12(c)：SONY-P1



圖 12(d)：Nikon-E995

實驗結果：

表 3：個案 1-2 之實驗結果

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始 類別	SONY-T7	90	0	0	0	100
	SONY-P9	0	90	0	0	100
	SONY-P1	0	0	90	0	100
	Nikon-E995	0	0	0	90	100

結果說明：表 3 之實驗數據乃針對相同分類步驟重複作十次平均後的結果，其辨識正確率每次都高達 100%。從表 3 之實驗數據中可以看出數位影像拍攝的內容在相似度極高的狀況下對於對辨識率確實會有很大的提升效果，而這個論點是以往文獻中所未涉及的實驗個案。經過了這個個案實驗之後，我們可以觀察相關研究文獻中的實驗設計幾乎清

一色是採用相似度極高的影像照片來作分類辨識率的實驗，除了在這樣的條件下會提升辨識率之外也同時反映出採用相似度極高的照片來作分類是比較不切合實際生活上的實用性。

### (三)個案 1-3

實驗環境：個案 1-2 之實驗假設是在影像內容相似度極高的狀態下，這是一個很理想的狀況但是在實務應用上卻很少會有這樣的機率。為了瞭解數位影像內容相似度是否確實會影響辨識率，我們採用與個案 1-2 完全相同的數位相機與影像張數，唯獨這一個案中參與實驗的四台相機這次所拍攝內容相似度極低(如圖 14a,b,c,d)。我們特別將這四台參與實驗相機分別拍攝影像複雜度以及影像光線差異極大的相片內容來作分類實驗。希望能將這組實驗數據與個案 1-2 作一比較驗證出個案 1-2 所說明的結果。



圖 14(a)：SONY-T7



圖 14(b)：SONY-P9



圖 14(c)：SONY-P1

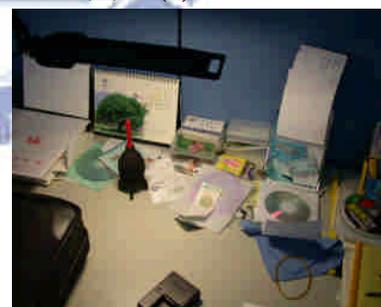


圖 14(d)：Nikon-E995

實驗結果：

表 4：個案 1-3 之實驗結果

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	83.5	2.6	3.7	0.2	92.77
	SONY-P9	1.6	80.1	6.4	1.9	90
	SONY-P1	3.4	1.7	84.9	0	94.33
	Nikon-E995	0.3	3.2	0	86.5	96.11

結果說明：從表 4 之實驗數據中我們可以觀察到數位相片之拍攝內容相似度高低與否確實會對於分類辨識率有一定程度的影響。在採用本研究方法比較後相同廠牌間之數位相機辨識率會略低於不同廠牌的相機這是可以預期的因為相同廠牌相機所使用的關鍵零組件有可能源自於相同的上游供應廠商，所以會有比較差的分類辨識率。但在這些影像內容差異極大的相片中平均辨識率仍能達到 93% 以上這證明了本文所採用的方法有一定的強健性。

#### (四)個案 1-4

實驗環境：在分析個案 1-2 及 1-3 之後，在這邊我們已經可以初步得到一些實驗上的結論就是影像內容相似度確實對於分類辨識率會有一定程度的影響。這間接說明了另一個現象便是當初參與訓練而建立 SVM 模型的這些 Train Data 的選擇是相當重要的。影像相似度高低既然已經確定會影響辨識率，那以本文所採用的三類影像特徵中是否會有誤判的結果出現。為了要持續驗證相片之影像內容對於辨識率的影響度，我們同個案 1-2、1-3 使用完全相同之四台數位相機，每台相機各拍攝出一組相似度極高而另一組相似度極低的影像資料作實驗分類。

實驗結果：

表 5：個案 1-4 之實驗結果

		實驗分類								辨識 (%)	
		SONY-T7		SONY-P9		SONY-P1		Nikon-E995			
原始 類 別		相 似	不 相 似	相 似	不 相 似	相 似	不 相 似	相 似	不 相 似		
		T7(相似)	90	0	0	0	0	0	0	0	100
		T7(不相似)	0.5	83.6	0.4	1.6	0	3.9	0	0	93
		P9(相似)	0	0	90	0	0	0	0	0	100
		P9(不相似)	0.1	2.2	1.3	80.1	0.4	4.6	0	1.3	90
		P1(相似)	0	0	0	0	90	0	0	0	100
		P1(不相似)	0	3.3	0	3	3.1	80.6	0	0	90
		E995(相似)	0	0	0	0	0	0	90	0	100
		E995(不相似)	0	0.6	0	3.5	0	0	2.9	83	92

結果說明：從表 5 之實驗數據中我們可以發現數位相片之影像內容相似度除了會影響分類辨識率之外，甚至同樣一台數位相機也會因為當初建立 SVM 模型所選擇的影像內容而產生 SVM 分類的誤判現象，誤認為是從兩台不同的數位相機所拍攝出來的。個案 1-4 的實驗數據結果是我們所不樂見的，除了呼應之前個案的結論之外也間接證明了本實驗方法有一定的研究限制存在。

#### (五)個案 1-5

實驗環境：在驗證數位影像相似度絕對會影響分類辨識率之後，接下來要探討第二個方向就是 SVM Train Data 的數量多寡對於分類辨識率是否會產生影響。本實驗個案中我們沿用之前個案所使用相同四台數位相機也採用這四台數位相機彼此相似度極高的這些影像資料來訓練 SVM 並作分類驗證。我們從 Train Data 等於 5 張、10 張、15 張到 60 張然後用另外 90 張相片資料作 Test Data。

實驗結果：

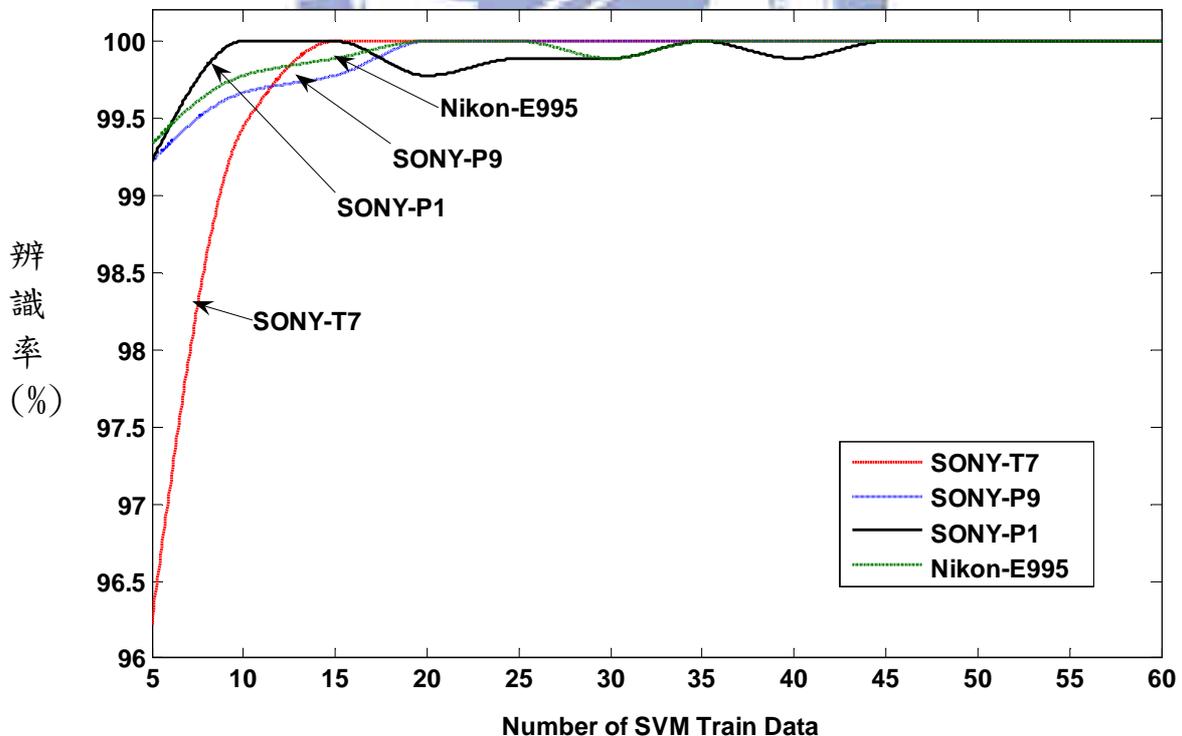


圖 15：個案 1-5 中 Train Data 數量對於分類辨識率的影響(影像相似度極高)

結果說明：從圖 15 之實驗圖表中我們可以發現如果在理想狀態下每一台數位

相機所拍攝到相似度極高的影像內容時，我們僅僅只需要 5 張影像資料就可以達到 96% 以上的辨識率，只採用 20 張當訓練資料 (Train Data) 之後就可以達到 100% 的分類辨識率。這個個案說明了如果我們欲分類的影像照片中在彼此相似度極高的狀況下可以節省很多的實驗時間及取材成本。

#### (六)個案 1-6

實驗環境：在個案 1-5 中我們瞭解到以高辨識率為前提下，影像內容相似與否也會影響到 SVM Train Data 的數量。針對完全不相似的影像內容我們同樣做出了以下的實驗數據。

實驗結果：

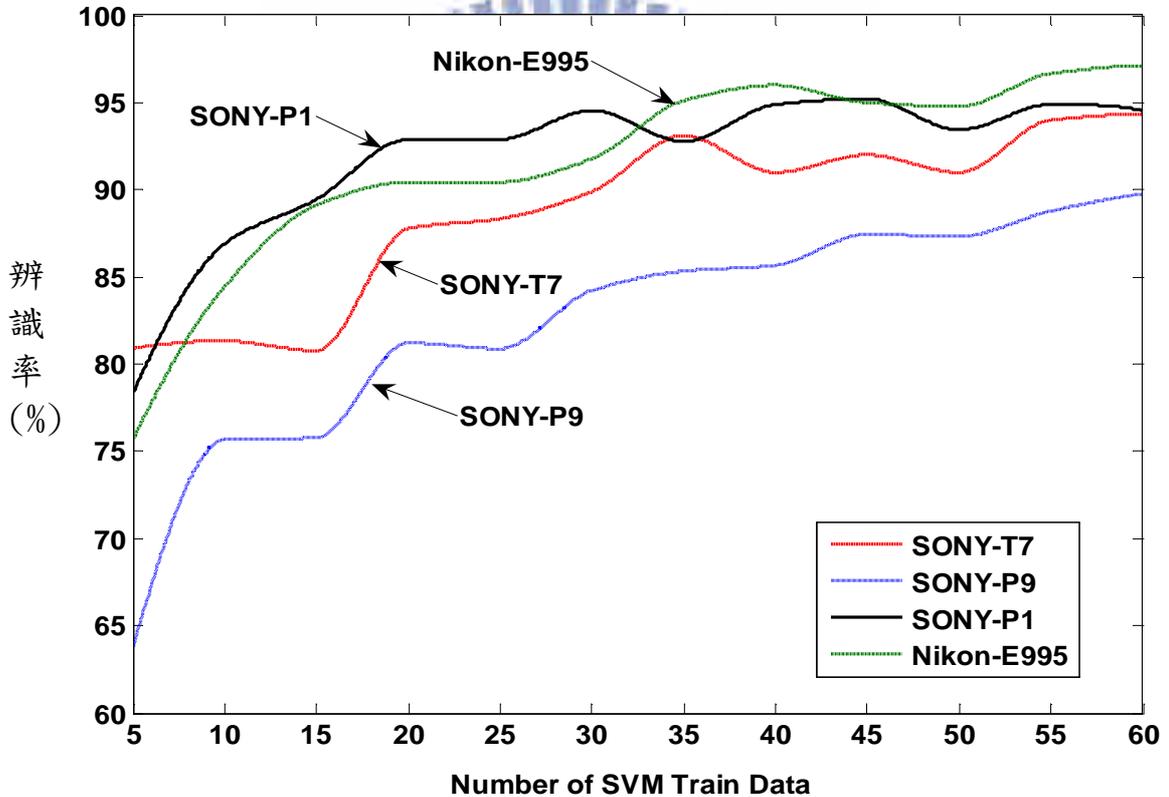


圖 16: 個案 1-6 中 Train Data 數量對於分類辨識率的影響(影像相似度低)  
結果說明：從圖 16 之實驗圖表中我們可以發現如果在實際上針對完全不相似的影像內容作分類時，我們必需要至少 55 張影像資料當 Train Data 才能保證有 90% 以上的辨識率。我們可以另外推論如果要達到九成以上的分類辨識率，其 Train Data 必須要達到 Test Data 的 0.6 倍。相較於個案 1-5 的實驗數據顯示卻只需要 0.05 倍確實有著當相大的

落差。

(七)個案 1-7

實驗環境：本文採用文獻[7]中影像特徵擷取方法作實驗，其影像特徵大致可以分為三大類共 33 個特徵(如附錄)。本實驗個案中將探討影像特徵類別、數位影像內容與辨識率三者之間的關係。本實驗假設在相同四台數位相機中使用影像相似度低的影像資料並且只擷取三個類別中的單一類別提供給 SVM 作分類，我們來觀察哪一類別對於辨識率有較大的影響。

實驗結果：

表 6：只擷取影像色彩特徵(Color Feature)對分類辨識率的影響(影像相似度低)

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	59.2	7.3	10.9	12.6	65.77
	SONY-P9	6.9	52.1	23.4	7.6	57.88
	SONY-P1	5.7	15.6	65.6	3.1	72.88
	Nikon-E995	11.5	19.2	12.5	46.8	52

表 7：只擷取影像品質特徵(Quality Feature)對分類辨識率的影響(影像相似度低)

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	52.8	10.9	13.1	13.2	58.66
	SONY-P9	23.3	51.9	11.2	3.6	57.66
	SONY-P1	18.1	7.5	58	6.4	64.44
	Nikon-E995	16.6	6.6	7.5	59.3	65.88

表 8：只擷取影像小波頻率域特徵(Wavelet Domain Statistic Feature)對於分類辨識率的影響(影像相似度低)

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	70	2.3	14.1	3.6	77.77
	SONY-P9	0.7	77.7	5.9	5.7	86.33
	SONY-P1	0	2.6	87	0.4	96.66
	Nikon-E995	0	0	0	90	100

結果說明：從表 6~8 之實驗圖表中我們可以發現在影像內容相似度極低的狀態下實驗使用三類別中單一種都無法達到良好的分類辨識率。在這三個類別實驗數據中又以小波頻率域特徵比較能達到良好的

分類辨識效果。從這個地方我們是否可以回顧這些實驗前後所得到的論點，也就是影像內容相似度確實跟影像頻率域的數值有著很大的關係。在相似度極高的狀態下其實也意味著其影像頻率內容的相似度也是很高的，因而可以得到較高之辨識率。。

(八)個案 1-8

實驗環境：參考個案 1-7 的實驗作法，只是這次所採用四台數位相機之影像內容是極為相似的資料。本實驗同樣只擷取三個類別中的某一類作特徵提供給 SVM 作分類，希望能跟個案 1-7 的實驗作比較。

實驗結果：

表 9：擷取影像色彩特徵(Color Feature)對於分類辨識率的影響(影像相似度高)

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	90	0	0	0	100
	SONY-P9	0	89.8	0.2	0	99.77
	SONY-P1	0	2.1	87.9	0	97.66
	Nikon-E995	0	0	0	90	100

表 10：擷取影像品質特徵(Quality Feature)對於分類辨識率的影響(影像相似度高)

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	89.5	0	0.2	0.3	99.44
	SONY-P9	0	89.5	0.5	0	99.44
	SONY-P1	0	0	90	0	100
	Nikon-E995	0	0	0	90	100

表 11：擷取影像小波頻率域特徵(Wavelet Domain Statistic Feature)對於分類辨識率的影響(影像相似度高)

		實驗分類				辨識率 (%)
		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Nikon-E995	
原始類別	SONY-T7	89.8	0.2	0	0	99.77
	SONY-P9	0.8	89.2	0	0	99.11
	SONY-P1	0	0	90	0	100
	Nikon-E995	0	0	0	90	100

結果說明：從表 9~11 之實驗圖表中我們可以發現在影像內容極為相似的狀態下作分類實驗，只需要三類別中任一種特徵型態就能達到良好的分

類辨識率。

(九)個案 1-9

實驗環境：這個個案主要是要探討數位影像資料如果經過人為的修改或破壞之後是否仍具有良好之分類辨識能力。本實驗使用與個案 1-1 同樣的相機並且使用相同的相片影像內容作分類。我們針對影像尺寸作後製處理修改其影像大小(Resize)然後利用 SVM 作分類。

實驗結果：

表 12：原始相片大小（1600×1200），並未做任何處理

		實驗分類		辨識率(%)
		Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E2100	90.0	0.0	100
	SONY-P51	2.6	87.4	97.8

表 13：相片大小經過影像軟體修正為（1280×960）

		實驗分類		辨識率(%)
		Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E2100	58	32	64.7
	SONY-P51	23	64	73.9

表 14：相片大小經過影像軟體修正為（800×600）

		實驗分類		辨識率(%)
		Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E2100	82	8	91.2
	SONY-P51	9	81	89.5

表 15：相片大小經過影像軟體修正為（320×480）

		實驗分類		辨識率(%)
		Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E2100	69	21	76.4
	SONY-P51	18	72	79.6

結果說明：從表 12~15 之實驗圖表中我們可以發現影像大小尺寸如果經過了影像處理軟體的後製過程之後將會大大的影響影像分類辨識率。本實驗雖然在大小尺寸成等比例縮放，但辨識率卻呈現非線性變化。這邊得到的結論是如果我們獲得的影像資料是一個複製品或這張影像已經經過電腦合成處理，這些非原版影像資料將會大大的影響爾後的分類辨識率。

## 4.2 實驗第二部份

### (一)個案 2-1

實驗環境：如同圖 9 所示之實驗環境設定，我們使用兩台影像內容不相同、不同廠牌且不同型號之 CCD 元件型數位相機作分類辨識。

實驗結果：

表 16：個案 2-1 之實驗結果

		實驗分類		辨識率(%)
		Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E2100	90.0	0.0	100
	SONY-P51	1.1	88.9	99.9

結果說明：從表 16 之實驗圖表中我們可以發現在相機廠牌型號不相同的情況下本文所提出之實驗方法流程能夠有極高的分類辨識率。

### (二)個案 2-2

實驗環境：在個案 2-1 中我們使用了兩台不同廠牌、型號的數位相機作分類辨識獲得了很高的辨識率這是可以預期的，因為不同廠牌間不管是在相機軟硬體設計上都有很大的差異性。為了驗證本文所提出的方法能夠有良好之強健性，我們使用兩台相同廠牌但不同型號 CCD 感測元件之數位相機來作分類辨識。

實驗結果：

表 17：個案 2-2 之實驗結果

		實驗分類		辨識率(%)
		SONY-P1	SONY-P51	
原始類別	SONY-P1	84.1	5.9	93.4
	SONY-P51	4	86	95.6

結果說明：從表 17 之實驗圖表中我們可以發現在相同廠牌型號不相同的情況下，影像分類辨識率確實會比個案 2-1 在不同廠牌的辨識率還要低這說明了相同廠牌相機間確實會有著較多的特徵。採用本文提出之研究方法在相同廠牌間的分類辨識率平均仍能到達 94%，足以證明本文所提出之方法有良好之分類辨識率。

### (三)個案 2-3

實驗環境：個案 2-2 在單一廠牌的兩台數位相機我們實驗驗證可以達到 94% 的辨識率。這次我們使用四台影像內容不相同、兩相同廠牌及不同型號之 CCD 元件型數位相機來作分類辨識，我們將要觀察其差異性。

實驗結果：

表 18：個案 2-3 之實驗結果

		實驗分類				辨識率(%)
		Nikon-E5000	SONY-P1	Nikon-E2100	SONY-P51	
原始類別	Nikon-E5000	81.7	0.1	7.2	1	90.78
	SONY-P1	0.7	85.7	0	3.6	95.22
	Nikon-E2100	5.6	0.2	82.3	1.9	91.44
	SONY-P51	0.6	3	2.3	84.1	93.44

結果說明：從表 18 之實驗圖表中我們可以發現在相機廠牌相同而型號不相同的情況下分類辨識率有降低的現象。分析原因其一在於我們這個個案使用了比較多台數位相機再來便是相同廠牌我們設計各兩台相機，更提高了辨識率的困難度。從圖表中我們不難發現，相同廠牌間相機的辨識錯誤率確實比較高而 Nikon 又比 SONY 的辨識錯誤率高有可能是因為 Nikon-E5000 與 Nikon-E2100 兩台相機間軟硬體差異性不大所致。

#### (四)個案 2-4

實驗環境：參考個案 2-2、2-3，相同廠牌間的分類個案確實有著較高的困難度，相機數目以及相同廠牌這兩個因素都會降低分類辨識率。為了瞭解本文所提出之實驗方法之限制我們緊接著使用 7 台全部相同廠牌但不同型號之 CCD 元件型數位相機作分類辨識。

實驗結果：

表 19：個案 2-4 之實驗結果

		實驗分類							辨識率(%)	
		SONY								
原始類		T3	T1	P8	N1	T7	P9	P1		
		SONY-T3	80	0.5	0	1.5	3.7	1	3.3	88.9
		SONY-T1	0.8	86.7	0.4	2	0	0	0.1	96.3

別	SONY-P8	0	0.8	88.1	0.2	0	0	0.9	97.8
	SONY-N1	0.8	0.6	0	84	0	1	3.6	93.3
	SONY-T7	1.5	0	0	0	88.4	0.1	0	98.2
	SONY-P9	0	0.1	0	1.1	0.7	87.7	0.4	97.4
	SONY-P1	1.8	0.1	0.1	2.5	0.2	0.9	84.4	93.7

結果說明：從概念上我們大概可以推測出在多台相同廠牌的實驗個案中有可能會讓辨識率降低。但是從表 19 之實驗圖表中我們卻發現在這兩項因素比重增加之下卻還是有著蠻高的辨識率。在型號部分相同型號英文款式彼此之間的誤判率也比型號款式不同的高了一些。

#### (五)個案 2-5

實驗環境：目前市面上的數位相機品牌相當多種不單單只是 Nikon 或 SONY 兩個廠牌，之前實驗個案使用這兩個廠牌相機作分類辨識主要是為了跟參考文獻作比較以及選用兩家比較知名大廠的數位相機。為了滿足讀者對於多台數位相機間分類辨識率的疑惑，我們使用 20 台八種廠牌且不同型號之 CCD 元件型數位相機作分類辨識。

實驗結果

表 20：個案 2-5 之實驗結果

		實驗類別																			辨識率 (%)	
		SONY-T3	SONY-T1	SONY-P8	SONY-N1	SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	Pentax-S	Olympus-C300	Nikon-D50	Panasonic-FX8	Nikon-E995	Olympus-E300	Minolta-X20	Fuji-F410	Canon-20D	Canon-Ixus700	SONY-P51	Canon-G3		Canon-300D
原始類別	SONY-T3	75.6	0	0	0.4	2.7	0.6	6	1.3	0.2	0	0.8	0.1	0	0	0	0.4	1.3	0	0.6	0	84
	SONY-T1	1.2	81.9	0.1	0.5	0.1	0	0	0.3	0	0.1	0	1.2	0.3	0	0.2	0	2.2	0.1	1	0.8	91
	SONY-P8	0	0	87.7	0	0.1	0	0.5	0.2	0.3	0	0	0	0.1	0	0.2	0.8	0	0	0	0.1	97.4
	SONY-N1	0.3	1.9	0	67.4	0.2	1.7	1.7	4.6	1.9	0	5.6	1.5	0	0	0.2	0.3	1.4	0.2	0.1	1	74.8
	SONY-T7	3.8	0	0	0	84.2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0	0	0.7	93.5
	SONY-P9	0.2	0	0	0.1	0.7	86.8	0.6	0.4	0.1	0	0.1	0	0	0	0	0.5	0.1	0	0.4	0	96.4
	SONY-P1	1	0	0	0.1	0.7	0.9	75.6	1.5	3.4	0	4	0	0	0	0.4	1.8	0.4	0	0.2	0	84
	Pentax-S	0.3	0	0	3.5	0.3	4.7	6.5	67.7	0.1	0	1.8	0.5	0.1	0.1	0.5	0.9	2	0	0.5	0.5	75.2
	Olympus-C300	0.8	0.1	0	3.5	0.7	0.5	6.6	0.3	70.5	0.5	1	0.4	0.2	0	0	3.2	1.6	0	0.1	0	78.3
	Nikon-D50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0.1	0.5	98.8
	Panasonic-FX8	1.3	0	0	3.6	0	1.2	6.1	1.7	0.9	0	65.7	1.2	1.7	0.3	0.9	2.1	1.4	0.2	0	1.7	73
	Nikon-E995	0.2	0	0	1.9	0.1	2.2	0	1.2	0	0	0.4	81	0.4	0	0.8	0.8	0.4	0.6	0	0	90
	Olympus-E300	0	0.1	0	0.4	0	3.4	0	0.1	0.1	0	0.7	1.7	71.8	1.2	1.1	3.4	0.1	1.3	2.4	2.2	79
	Minolta-X20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83.4	0	0	0	6.5	0.1	0	92
	Fuji-F410	0.1	0	0	0.1	0	0.2	0	1.1	0.2	0.1	0.8	4	0.4	0	72.9	4.6	4.4	0.2	0.9	0	81
	Canon-20D	0	0	0.6	0.2	0	5.5	0.6	0	0	0	1.5	0.5	2.3	0	0.6	77.6	0.2	0.3	0.1	0	86.2
Canon-Ixus700	1.4	0	0	1.1	0.4	0.3	0.4	0.2	2.2	0	3.5	0	0.3	0	3.9	0	74.6	0.1	0.5	1.1	82.8	
SONY-P51	0	0	0	0.8	0.4	1.2	0	0	0	5.1	0.6	1.2	1.8	8.8	0.3	1.5	0.3	64.8	3	0.2	72	
Canon-G3	0.1	0	0	0.2	0	0.4	0	0	0	0	0	0.1	0.2	2	0.1	1.1	2	3	80.8	0	89.7	
Canon-300D	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.9	0	0	0	0.3	0.1	0	0	0.7	0.1	0	87.8	97.5	

結果說明：從表 20 之實驗圖表中我們可以發現在非常多台相機且廠牌不相同、型號不相同的情況下，可以預期的是因為實驗誤差比率關係分類辨識率一定會隨著相機數增加而降低總體分類辨識率但部分廠牌相機仍有極高之分類辨識率。從這個實驗個案中我們可以瞭解相機數量的多寡確實會造成實驗上的限制。

#### (六)個案 2-6

實驗環境：探討完相機廠牌型號以及相機數量多寡對於辨識率的影響之後接下來我們將探討相機中的關鍵零組件也就是影像感測器對於分類辨識率會不會造成影響。我們都瞭解目前影像的擷取工具除了傳統利用大台數位相機之外手機相機才是目前最普遍人手一台的影像擷取工具而大台數位相機的感測元件多是採用 CCD 感測元件，另外在手機相機部分則大多採用 CMOS 的感測元件。在台灣一人擁有多台手機相機已經不是一件新聞，為了要順應時代的潮流本個案我們使用兩台相同廠牌不同型號的 CMOS 元件型手機相機作分類辨識。不先從不同廠牌的手機相機作個案分類原因在於我們已經從前面的個案得到了不同廠牌間的分類結果一定會產生較高的辨識率。

實驗結果：

表 21：個案 2-6 之實驗結果

		實驗分類		辨識率(%)
		ASUS-V66	ASUS-J102	
原始類別	ASUS-V66	89.8	0.2	99.8
	SONY-J102	2.6	87.4	97.8

結果說明：從表 21 之實驗中圖表中我們可以發現使用與數位相機相同的分類流程在兩台廠牌相同但型號不同的手機相機間有著極佳的辨識率。這個個案說明了本文所提出的研究方法可以廣泛用在傳統數位

相機以及新式的手機相機。

(七)個案 2-7

實驗環境：手機相機因為尺寸上的種種限制因此多採用 CCD 型感測元件，但是仍有部分商務多功能型手機相機是採用 CCD 感測元件。本如同圖 2 所示之實驗環境設定，我們使用 3 台相同廠牌不同型號且感測元件不同(CCD 與 CMOS)之手機相機作分類辨識。

實驗結果：

表 22：個案 2-7 之實驗結果

		實驗分類			辨識率 (%)
		SONY-K600i	SONY-K750i	SONY-S700i	
原始類別	SONY-K600i	87.9	0.5	1.6	97.67
	SONY-K750i	0	89.7	0.3	99.76
	SONY-S700i	0.4	0.6	89	96.66

結果說明：本個案採用相同廠牌主要是希望能夠在困難度較高的狀態下作實驗。從表 22 實驗中圖表中我們可以發現使用相同的分類方法在三台廠牌相同型號不同的 CCD 與 CMOS 感測元件差異性的因素情況下，有良好之辨識率。

(八)個案 2-8

實驗環境：截至目前本文所提出的方法成功分類辨識出相同廠牌不同型號間個案，但在實際應用層面也僅止於可以辨識出哪一款相機品牌型號。為了證明本文所採用的分類方法除了可以辨識廠牌型號的影像之外，本方法更可以針對相同廠牌且相同型號之手機相機作分類辨識。因此我們準備了兩台手機相機總共各拍攝了 160 張相片，選取其中的 65 張當 Train Data 以及 95 張當 Test Data。

實驗結果：

表 23：個案 2-8 之實驗結果

		實驗分類		辨識率 (%)
		SONY-K750i_1	SONY-K750i_2	
原始類別	SONY-K750i_1	90.8	4.2	95.58
	SONY-K750i_2	4.7	90.3	95.03

結果說明：從表 23 之實驗中圖表中我們可以發現使用相同的分類程序在兩台廠牌相同且型號相同的手機相機情況下，有 95% 以上之良好辨識率。從這個個案中我們可以確定本實驗方法不單是只能作同廠牌不同型號間的分類，在同樣廠牌型號的狀況下依然可以辨識出來。

#### (九)個案 2-9

實驗環境：個案 2-8 在相同兩台同廠牌且同型號的手機相機中讓分類辨識率達到 95% 以上。本個案之實驗設計同樣是要針對兩台同廠牌且同型號的數位相機作分類。兩台相機總共各拍攝了 400 張相片，選取其中的 160 張當 Train Data 以及 240 張當 Test Data。

實驗結果：

表 24：個案 2-9 之實驗結果

		實驗分類		辨識率(%)
		SONY-P9_1	SONY-P9_2	
原始類別	SONY-P9_1	229.1	10.9	95.5
	SONY-P9_2	1.7	238.3	99.2

結果說明：在完成了個案 2-8 及個案 2-9 之後，我們已經成功的證明本文所提出的實驗方法流程除了完成不同型號間的辨識工作，在相同廠牌型號數位相機依然有良好之辨識率。

#### (十)個案 2-10

實驗環境：人手一支手機相機已經是非常普遍的現象，然而數位照片的取得方式不再只侷限於數位相機。本實驗使用 6 台同廠牌相機(3 台數位相機、3 台手機相機)各拍攝 150 張相片，選取其中的 60 張當 Train Data 以及 90 張當 Test Data。

實驗結果：

表 25：個案 2-10 之實驗結果

				辨識率(%)
實驗分類				
	CCD	CMOS	CCD	

		SONY-T7	SONY-P9	SONY-P1	SONY-K600i	SONY-K750i	SONY-S700i		
原始類別	CCD	SONY-T7	88	2	0	0	0	97.8	
		SONY-P9	1	89	0	0	0	98.9	
		SONY-P1	0	0	90	0	0	100	
	CMOS	SONY-K600i	0	0	1	88	1	0	97.8
		SONY-K750i	0	0	0	0	89	1	98.9
	CCD	SONY-S700i	0	0	1	0	2	87	96.7

結果說明：從表 25 之實驗中圖表中我們可以發現使用不相同的影像擷取設備（數位相機或手機相機）以及不同的感測元件(CCD 或 CMOS)的分類結果仍有良好之辨識率。



## 第五章、研究限制與結論

### 5.1 研究限制

本研究試圖能夠利用多個實驗個案數據針對影像內容、影像特徵擷取類別、相機廠牌型號、SVM 模型訓練影像數量、感測元件與參與分類相機數量...等方向來分析對於分類辨識率的影響。雖然在個案實驗中的高辨識率能驗證本文所使用的方法流程確實能夠有效的追溯影像的來源相機但也產生了以下幾點研究限制，分述如下。

1. 從個案 1-2 的實驗數據雖然我們可以認定在影像內容相似度極高的理想狀態下每次實驗都有 100% 的分類辨識率。但是對照個案 1-4 的實驗數據結果卻發現同一台數位相機針對拍攝出來的兩種不同影像內容卻無法辨識出其實是源自於同一台相機的作品。這個結果讓我們得到了影像內容確實會影響辨識率的實驗成果但是影像相似度與否對於相機辨識率確實影響甚巨超乎我們的想像。這必須歸咎於本文所採用影像特徵值擷取方法之特性所致。
2. 從個案 1-9 的實驗數據我們可以發現如果一張數位影像資料經過影像處理軟體後製處理過後將不適合進行分類辨識的實驗。尤其以目前在影像處理軟體人手可得的情況之下如果我們想要得到一個正確無誤的分類辨識實驗數據則必須先針對參與實驗的數位影像照片先作影像真偽辨識的前處理，否則任一張非原始影像都有可能將造成實驗數據的誤差。
3. 從個案 2-5 的實驗結果我們可以發現，越多台數位相機參與辨識實驗會因為實驗統計資料之誤差值造成辨識率下降的自然現象。因此在本文所使用的分類方法之下宜盡量減少參與分類的相機數量，將可以提高分類辨識率的品質。
4. 由第三點的實驗討論中我們可以瞭解參與分類相機數量的多寡會影響實驗辨識率。同理，在個案 1-5 與 1-6 數據顯示 SVM 模型訓練需要的影像數量也同樣會影響辨識率。所以針對 SVM Train Data 數量之最佳值，我們無法

去找出最佳的實驗張數應該為多少，因為從個案 1-7 與 1-8 的實驗數據中我們瞭解這與影像內容之相似度有極大的相關性。就算影像內容相似度這個因素考慮進來了也還有同廠牌與不同廠牌的因素在裡面，因此這是一個相當複雜且未知的問題。

## 5.2 結論

綜合本研究之各項實驗過程和實驗結果，我們針對本鑑定影像來源方法，提出以下幾項結論：

1. 藉由文獻[10]之作者提供之影像資料庫，使用相同的影像特徵擷取方法，利用本論文的步驟與方法來鑑別影像，獲得了與該文獻作者相近的結果，驗證本論文之鑑定流程方法，在鑑定影像來源相機上的可行性。
2. 採用與文獻[11]相同的相機品牌及型號，在不同環境、場景下採用本論文的實驗步驟及方法，進行鑑定實驗。我們提升了鑑識率，代表本論文所提出的鑑定流程方法，在鑑定影像來源相機上的強健性。
3. 除了考慮到相機的品牌及型號所帶來的差異性，做一系列的實驗比較驗證外，有鑑於目前人手一台手機型數位相機，本論文採用相同的實驗步驟及方法，針對不同廠牌不同型號、同廠牌不同型號，甚至是同廠牌同型號的手機相機進行實驗。從實驗的結果可以發現，本論文所提出的實驗流程及方法，同樣適用於手機型數位相機的來源分類，且具有良好的強健性。
4. 在實驗的結果中顯示，我們只需要 5 張數位相片的訓練樣本數目，就可以將辨識率提升至九成以上。但這實驗環境只針對兩台不同廠牌、不同型號分兩類的狀態下，所得到的結果。如果參與辨識的相機數目不斷增加，則影像辨識正確率勢必會降低。我們蒐集了多台數位相機進行此一實驗，發現確實會降低辨識正確率，唯一可能解決這個現象的辦法就是提高相機初始的訓練樣本數目。

## 第六章、未來研究方向

1. 採用參考文獻[10]中特徵值的擷取方法，每張數位相片需耗費較長時間的計算出 33 個特徵值。未來可以朝向研究新型態的特徵擷取方法及降低特徵擷取的數量，但同樣擁有良好的辨識率，不會受到類似相機型號的影響。
2. 除了使用 SVM 的單一步驟分類方法，未來可以搭配其他的分類方法流程做一系列的前處理，以提高辨識正確率。
3. 藉由與廠商合作瞭解相機內更細部的運算特性後，取得更多的數位相機，以本研究方法進行綜合分析，並藉由實驗進行交叉比對，獲得更詳細的辨識結果。



## 參考文獻

- [1] 資策會資訊試場情報中心，<http://mic.iii.org.tw/intelligence/>，2005-01-26.
- [2] 錢世傑、錢世豐、劉嘉明、張紹斌，電腦鑑識與企業安全，文魁資訊，民國94
- [3] 電腦鑑識，台灣網路危機處理暨協調中心，  
<http://www.cert.org.tw/document/column/show.php?key=67>，2003-09
- [4] 林一德，國立台灣大學法律研究所，電子數位資料於證據法上之研究，民國89年
- [5] Timothy Wright，The Field guide for investigation Computer Crime: search and seizure basic part three, security focus, 2000。
- [6] J. Adams, K. Parulski, and K. Spaulding, Color processing in digital cameras, *Micro, IEEE*, vol. 18, pp.20.30, Nov.-Dec 1998.
- [7] I. Avcibas, N. Memon, and B. sankur, .Steganalysis using image quality metrics.. *IEEE transactions on Image Processing*, January 2003.
- [8] 陳同孝，張真誠，黃國峰，”數位影像處理技術”，松岡圖書資料股份有限公司，2001
- [9] SRI International (2001)，”tsm API Library”，homepage of Digital Earth, 2001,  
<http://www.tsmapi.com/geovrml.shtml>。
- [10] Kharrazi, M., Sencar, H. T., and Memon, N.: ”Blind Source Camera Identification”，Proc. ICIP’ 04, Singapore, October 24-27,2004.
- [11] 吳冠輝”以影像特徵鑑定相機來源之數位鑑識研究”，國立交通大學資訊管理研究所碩士論文(2005)
- [12] C.-C. Chang and C.-J. Lin, *LIBSVM: a library for support vector machines*, 2001, software available at，<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [13] DCView 數位視野—數位相機、攝影專業網站，<http://www.dcview.com.tw/>

## 附錄：影像特徵值計算公式

$C(i, j)$ 表示影像陣列中橫列第*i*個，縱行第*j*個像素， $\hat{C}(i, j)$ 表示經處理（如被攻擊過）或另一層影像陣列， $m, n$ 表示影像的長、寬；本研究中，影像的長寬固定為 1600、1200（200 萬像素）， $N$ 表示影像之總像素個數：

特徵類別	特徵值	公式
色彩類	RGB 各層之影像平均值	
	<u>C1(紅色層)</u>	$C1 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} R(i, j)}{N}; \quad C2 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} G(i, j)}{N}; \quad C3 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} B(i, j)}{N}$
	<u>C2(綠色層)</u>	
<u>C3(藍色層)</u>		
特徵	RGB 中各兩層間之相關係數	
	<u>C4(紅、綠兩層)</u>	$C4 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (R(i, j) - \overline{R(i, j)})(B(i, j) - \overline{B(i, j)})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (R(i, j) - \overline{R(i, j)})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (B(i, j) - \overline{B(i, j)})^2}}$ $C5 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (R(i, j) - \overline{R(i, j)})(B(i, j) - \overline{B(i, j)})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (R(i, j) - \overline{R(i, j)})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (B(i, j) - \overline{B(i, j)})^2}}$ $C6 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (G(i, j) - \overline{G(i, j)})(B(i, j) - \overline{B(i, j)})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (G(i, j) - \overline{G(i, j)})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=0}^{m,n} (B(i, j) - \overline{B(i, j)})^2}}$
	<u>C5(紅、藍兩層)</u>	
<u>C6(綠、藍兩層)</u>		
RGB 中各層之分佈質心		
<u>C7(紅層)</u>		原座落值 $R_i$ , $i = 0 \sim 255$
<u>C8(綠層)</u>		其中 $R_i$ 代表整張影像中，紅色亮度值為 <i>i</i> 的個數。
<u>C9(藍層)</u>		新座落值 $R_j = R_{j-1} + R_{j+1}$ , $j = 1 \sim 254$
		$C7$ 為新座標 $R_j$ 中之中位數值 $j$
		$C8$ 為新座標 $G_j$ 中之中位數值 $j$
		$C9$ 為新座標 $B_j$ 中之中位數值 $j$

	<p>RGB 中各兩層間 之能量比</p> <p>C10(紅、綠兩層)</p> <p>C11(紅、藍兩層)</p> <p>C12(綠、藍兩層)</p>	$C10 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} (R(i,j))^2}{\sum_{i,j=1}^{m,n} (G(i,j))^2}; \quad C11 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} (R(i,j))^2}{\sum_{i,j=1}^{m,n} (B(i,j))^2}; \quad C12 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} (G(i,j))^2}{\sum_{i,j=1}^{m,n} (B(i,j))^2}$
<p>影 像 品 質 類 特 徵</p>	<p>Mean Square Error (MSE) Q1</p>	$Q1 = \frac{1}{3} \left( \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} (R(i,j) - \hat{R}(i,j))^2}{N} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} (G(i,j) - \hat{G}(i,j))^2}{N} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} (B(i,j) - \hat{B}(i,j))^2}{N} \right)$ <p>其中 <math>\hat{R}(i,j)</math> 為 <math>R(i,j)</math> 影像經過 高斯濾波器(Gaussian lowpass filter), <math>\hat{G}(i,j)</math> 為 <math>G(i,j)</math> 影像經過 高斯濾波器 <math>\hat{B}(i,j)</math> 為 <math>B(i,j)</math> 影像經過 高斯濾波器</p> <p>高斯濾波器 mask = <math>\begin{bmatrix} 0.0113 &amp; 0.0838 &amp; 0.0113 \\ 0.0838 &amp; 0.6193 &amp; 0.0838 \\ 0.0113 &amp; 0.0838 &amp; 0.0113 \end{bmatrix}</math></p>
	<p>Mean Absolute Error (MAE) Q2</p>	$Q2 = \frac{1}{3} \left( \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n}  R(i,j) - \hat{R}(i,j) }{N} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n}  G(i,j) - \hat{G}(i,j) }{N} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n}  B(i,j) - \hat{B}(i,j) }{N} \right)$
	<p>Minkowski Metrics Q3</p>	$Q3 = \frac{1}{3} \left[ \max( R(i,j) - \hat{R}(i,j) ) + \max( G(i,j) - \hat{G}(i,j) ) + \max( B(i,j) - \hat{B}(i,j) ) \right]$

<p><b>Structural Content</b> <u>Q4</u></p>	$Q4 = \frac{1}{3} \left( \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} R(i,j)^2}{\sum_{i,j=1}^{m,n} \hat{R}(i,j)^2} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} G(i,j)^2}{\sum_{i,j=1}^{m,n} \hat{G}(i,j)^2} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} B(i,j)^2}{\sum_{i,j=1}^{m,n} \hat{B}(i,j)^2} \right)$
<p><b>Normalized cross-correlation</b> <u>Q5</u></p>	$Q5 = \frac{1}{3} \left( \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} R(i,j)\hat{R}(i,j)}{\sum_{i,j=1}^{m,n} \hat{R}(i,j)^2} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} G(i,j)\hat{G}(i,j)}{\sum_{i,j=1}^{m,n} \hat{G}(i,j)^2} + \frac{\sum_{i,j=1}^{m,n} B(i,j)\hat{B}(i,j)}{\sum_{i,j=1}^{m,n} \hat{B}(i,j)^2} \right)$
<p><b>Czekonowski correlation</b> <u>Q6</u></p>	$Q6 = 1 - \frac{2 \times \left( \sum_{i,j=1}^{m,n} \min(R(i,j), \hat{R}(i,j)) + \sum_{i,j=1}^{m,n} \min(G(i,j), \hat{G}(i,j)) + \sum_{i,j=1}^{m,n} \min(B(i,j), \hat{B}(i,j)) \right)}{\sum_{i,j=1}^{m,n} (R(i,j) + \hat{R}(i,j) + G(i,j) + \hat{G}(i,j) + B(i,j) + \hat{B}(i,j))}$
<p><b>Spectral magnitude error</b> <u>Q7</u></p>	<p><i>Fast Fourier Transform = fft(R) ,</i> <i>FR = fft(R) , FR̂ = fft(R̂)</i></p> $JR = \sqrt{\sum_{i,j=1}^{m,n} \left(  FR(i,j)  -  FR̂(i,j)  \right)^2},$ $JG = \sqrt{\sum_{i,j=1}^{m,n} \left(  FG(i,j)  -  FĜ(i,j)  \right)^2},$ $JB = \sqrt{\sum_{i,j=1}^{m,n} \left(  FB(i,j)  -  FB̂(i,j)  \right)^2},$ $Q7 = \frac{1}{3} (JR + JG + JB)$
<p><b>Spectral phase error</b> <u>Q8</u></p>	<p>經過 FFT 之後的 Phase , 表示為</p> $PR = \text{Angle}(FR) , PR̂ = \text{Angle}(FR̂)$ <p>同理可得 PG 、 PĜ 、 PB 與 PB̂</p>

	$AR = \sqrt{\left( \sum_{i,j=1}^{m,n} \left(  PR(i,j)  -  \hat{P}\hat{R}(i,j)  \right)^2 \right)}$ $AG = \sqrt{\left( \sum_{i,j=1}^{m,n} \left(  PG(i,j)  -  \hat{P}\hat{G}(i,j)  \right)^2 \right)}$ $AB = \sqrt{\left( \sum_{i,j=1}^{m,n} \left(  PB(i,j)  -  \hat{P}\hat{B}(i,j)  \right)^2 \right)}$ $Q8 = \frac{1}{3}(AR + AG + AB)$
Spectral phase-magnitude error <u>Q9</u>	$\alpha = 2.4916 \times 10^{-5}$ $Q9 = \frac{1}{3}(\alpha \cdot JR + (1-\alpha) \cdot AR + \alpha \cdot JB + (1-\alpha) \cdot AB + \alpha \cdot JG + (1-\alpha) \cdot AG)$
Block spectral magnitude error <u>Q10</u>	$Q10 = \text{median} J_m^l$ $J_m^l = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( \sum_{u,v=0}^{b-1} \left[  \Gamma_k^l(u,v)  -  \hat{\Gamma}_k^l(u,v)  \right]^y \right)^{1/y}$
Block spectral phase error <u>Q11</u>	$Q10 = \text{median} J_\phi^l$ $J_\phi^l = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( \sum_{u,v=0}^{b-1} \left[  \phi_k^l(u,v)  -  \hat{\phi}_k^l(u,v)  \right]^y \right)^{1/y}$
Block spectral phase-magnitude error <u>Q12</u>	$Q10 = \text{median} J^l$ $J^l = \lambda J_m^l + (1-\lambda) J_\phi^l$
紅色層小波轉換 各頻帶平均係數 <u>W1(Vertical)</u> <u>W2(Horizonral)</u> <u>W3(Diagonal)</u>	$W1 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} R_V(i,j)}{N/4}; \quad W2 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} R_H(i,j)}{N/4}; \quad W3 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} R_D(i,j)}{N/4}$

影 像 頻 率 類 特 徵	綠色層小波轉換 各頻帶平均係數 <u>W4(Vertical)</u> <u>W5(Horizonral)</u> <u>W6(Diagonal)</u>	$W4 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} G_V(i, j)}{N/4}; \quad W5 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} G_H(i, j)}{N/4}; \quad W6 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} G_D(i, j)}{N/4}$
	藍色層小波轉換 各頻帶平均係數 <u>W7(Vertical)</u> <u>W8(Horizonral)</u> <u>W9(Diagonal)</u>	$W7 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} B_V(i, j)}{N/4}; \quad W8 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} B_H(i, j)}{N/4}; \quad W9 = \frac{\sum_{i,j=1}^{m/2, n/2} B_D(i, j)}{N/4}$

