



電腦視覺在甲骨文上的應用： 甲骨文碎片分類

Computer Vision for Jiagu-Rubbings Application:
Classification of Tortoise Jiagu-Rubbings Fragments

湯億鑫

Yi-Shin Tang

國立臺灣大學工程科學及海洋工程學系碩士生

Graduate Student, Department of Engineering Science and Ocean Engineering,
National Taiwan University

丁肇隆

Chao-Lung Ting

國立臺灣大學工程科學及海洋工程學系教授

Professor, Department of Engineering Science and Ocean Engineering,
National Taiwan University

張瑞益

Ray-I Chang

國立臺灣大學工程科學及海洋工程學系教授

Professor, Department of Engineering Science and Ocean Engineering,
National Taiwan University



【摘要】

本論文提出一個基於圖像內容特徵之龜甲類甲骨拓片碎片形狀分類方法，透過甲骨學家定義好的各類骨板形狀規則，進行拓片碎片的分類。目的在幫助甲骨學家，提供快速分類的結果與予參考。本研究主要由三個流程組成：拓片碎片前處理、碎片特徵擷取、建立資料庫和分類模型。針對《甲骨文合集》書中，23片完整龜甲片，依據九種骨板的形狀，進行切割成碎片，並利用23片龜甲所得之各類別碎片建立資料庫，分析各類別的碎片特徵，並建立分類模型。實驗顯示，本研究提出的方法，針對九種骨板碎片，共1,712片進行分類，其分類準確度結果為94%，而平均時間約為383秒（總執行時間為所有輸入影像前處理、特徵擷取及碎片分類），有效地減少甲骨學家在碎片形狀分類上花費的時間。

【Abstract】

This paper proposes a content-based feature for shape classification of tortoise Jiagu rubbings fragments to classify the rubbings fragments according to the shape rules of the bone plates defined by archaeologists. The main goal is to provide archaeologists with a mode of efficient classification. This paper consists of three parts: the preprocessing of the rubbings fragments, feature extraction, the construction of a database, and the development of a mode of classification. *The work The Great Collection of the Oracle Inscriptions* offers 23 complete tortoise shells. According to the nine shapes of bone plates, these 23 complete tortoise shells can each be cut into 9 pieces. Then the 23 fragments in each of the nine classes can be used in the construction of a database, analysis of the features of each class, and the design of the mode of classification. Experimental results indicate that the proposed method has 94% accuracy in classifying 1,712 rubbings of fragments, whether the shapes are similar to those of the nine bone plates or not. With a total execution time of 383 seconds (including all input image preprocessing, feature extraction, and classification), this method can effectively reduce the time that is required for archaeologists to classify fragments by shape.

關鍵詞：龜甲類碎片；甲骨拓片；形狀表示；分類

Keywords：Tortoise fragments; Jiagu rubbings; shape representation; classification



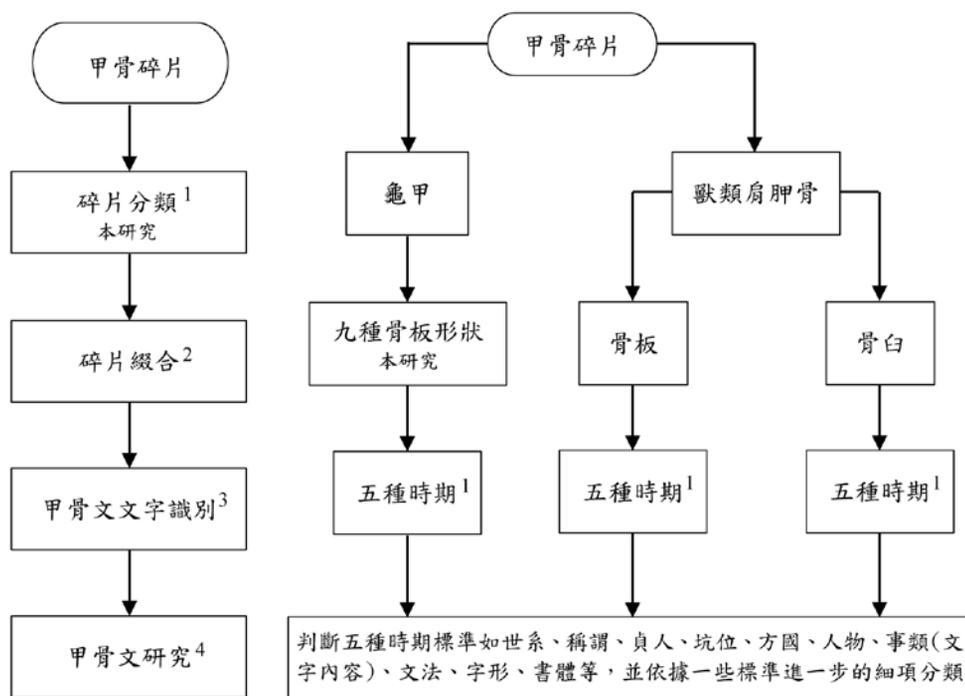
壹、緒論

甲骨文，為殷商時期帝王利用龜甲獸骨進行占卦時，刻寫的卜辭，目前統計出已出土的甲骨碎片約有16萬片，在這16萬片中，其龜甲與獸骨比例為七比三（吳浩坤、潘悠，2006）。由於甲骨碎片的數量眾多，因此甲骨學家在考釋甲骨文字時面臨一大考驗。甲骨學研究流程與分類階段處理流程如圖一所示，若皆由甲骨學家親自用人工方式，手動處理分類及拼接，光是透過部位來初步分類這些數量龐大的甲骨碎片，就需要耗費大量的時間（吳浩坤、潘悠，2006），再進行時期判斷及碎片分類，亦需大量時間。

電腦視覺應用在甲骨文考古之相關研究，典型的應用以甲骨碎片的綴合、甲骨碎片上文字的識別及分類及甲骨碎片上文字的復原為主。在甲骨碎片上文字復原的研究方面，顧紹通等人團隊（顧紹通，2010a，2010b；顧紹通、鄧格斐、馬小虎、楊亦鳴，2011）發表甲骨文字修補及復原的相關研究，還申請「甲骨拓片字形的計算機輔助復原方法」專利（顧紹通、楊亦鳴、鄧格斐，2010），利用分形幾何理論（Mandelbrot, 1977）分析甲骨文字形邊緣並計算分形維數（Chaudhuri & Sarkar, 1995; Sarkar & Chaudhuri, 1994），對甲骨文的字形的筆劃進行轉換，使得字

形邊緣更為平滑。在甲骨碎片文字識別及分類的研究上，周新倫及李鋒等人（李鋒、周新倫，1996；周新倫、李鋒、華星城、韋劍，1996），針對甲骨碎片上的甲骨文字進行識別，以判斷這些文字所對應的漢字為何。由於甲骨文的字體是屬象形字體，以圖形做文字的表達，因此該研究透過圖論的方式，辨識甲骨文字，解析甲骨文上點和線之間的關係及每個甲骨文上的字符。根據上述分析結果做為該文字的特徵，把這些特徵轉成編碼，利用該編碼和事先已建於資料庫中的甲骨文編碼，進行比對，回傳相似度最高的甲骨文所對應的漢字為結果。該研究最後隨機採取1,035個甲骨文字符進行甲骨文識別的實驗，其實驗結果之辨識率約為92.27%。其他，如李沫楠等人（李沫楠、呂肖慶、蔡凱偉、王曉、唐英敏，2010）與顧紹通等人（鄧格斐、顧紹通、楊亦鳴，2012）分類的準確率也達90%。

王愛民等人（王愛民等，2011；王愛民、葛彥強、劉國英、葛文英、周宏宇，2010；王愛民、鐘珞、葛彥強、劉國英，2010）在2010~2011年間陸續發表甲骨碎片綴合相關的技術，申請通過「基於圖像處理的甲骨碎片綴合方法」專利（李鵬偉、王愛民、葛文英，2012）。研究所使用的資料是以《甲骨文合集》中掃描一幅



圖一 甲骨學研究流程與分類階段處理流程

- 1 鄧格斐、顧紹通、楊亦鳴（2012）。《計算機輔助甲骨拓片分期斷代方法》CN 102592149 B。中華人民共和國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 2 王愛民、葛文英、趙哲、葛彥強、劉國英、栗青生（2011）。龜甲類甲骨文碎片計算機輔助綴合研究。《計算機工程與設計》，32(10)，3570-3573。
王愛民、葛彥強、劉國英、葛文英、周宏宇（2010）。計算機輔助甲骨文綴合關鍵技術研究。《計算機測量與控制》，17(7)，1612-1614。
王愛民、鐘珞、葛彥強、劉國英（2010）。甲骨碎片智能綴合關鍵技術研究。《武漢理工大學學報》，32(20)，194-199。
李鵬偉、王愛民、葛文英（2012）。基於圖像處理的甲骨碎片綴合方法CN102087742 B。中華人民共和國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 3 李沫楠、呂肖慶、蔡凱偉、王曉、唐英敏（2010）。一種基於圖形識別的甲骨文分類方法。《北京信息科技大學學報》，25，92-96。
李鋒、周新倫（1996）。甲骨文自動識別的圖論方法。《電子科學學刊》，18，41-47。
周新倫、李鋒、華星城、韋劍（1996）。甲骨文計算機識別方法研究。《復旦學報(自然科學版)》，35(5)，481-486。
- 4 顧紹通（2010a）。甲骨文數字化處理研究述評。《復旦學報(自然科學版)》，29(5)，38-42。
顧紹通（2010b）。甲骨拓片字形圖像復原方法。《中文信息學報》，24(2)，116-121。
顧紹通、楊亦鳴、鄧格斐（2010）。甲骨拓片字形的計算機輔助復原方法CN101872478 B。中華人民共和國：中華人民共和國國家知識產權局。



經過甲骨學家綴合好的甲骨圖片，並用人工將其分解為單獨的甲骨碎片，針對這些人工分解的碎片進行綴合。該研究選擇了1,267片碎片進行綴合實驗，而系統最後產生了76對結果，針對這76對結果，且經過人工判定有45對綴合正確，其實驗結果之辨識率約為59.2%。顯然還有很大的改善空間，因此本研究基於相同之測試資料，設計一種新的分類方法，依據碎片部位進行分類，以加速甲骨學家在分類階段的速度，分類的依據採用黃天樹先生於2009年發表的方式，龜甲上有九塊骨板，故分為九種類別。系統流程為根據龜甲碎片，擷取各碎片上具代表性的特徵資訊，並進行辨識分類，分析建構分類模型，最後產生辨識結果，以減輕甲骨學家在龜甲骨板分類上的負擔。

電視視覺應用於甲骨文研究之相關文獻比較如表一所示，可看出各研究不同的貢獻及其分別解決的課題。

貳、影像前處理與特徵擷取

在擷取甲骨碎片特徵之前，需要對輸入影像作前處理，讓系統進行特徵擷取及分類辨識時，不受到雜訊影響，能夠正確的分類出甲骨碎片的類別。圖二為影像前處理流程，首先輸入甲骨碎片影像，將其轉成二值化影像，接著計算影像內容的連

通體面積，透過閾值去除非甲骨碎片影像之雜訊。去除完影像雜訊後，再利用形態學處理，最後得到整塊甲骨碎片的外形。

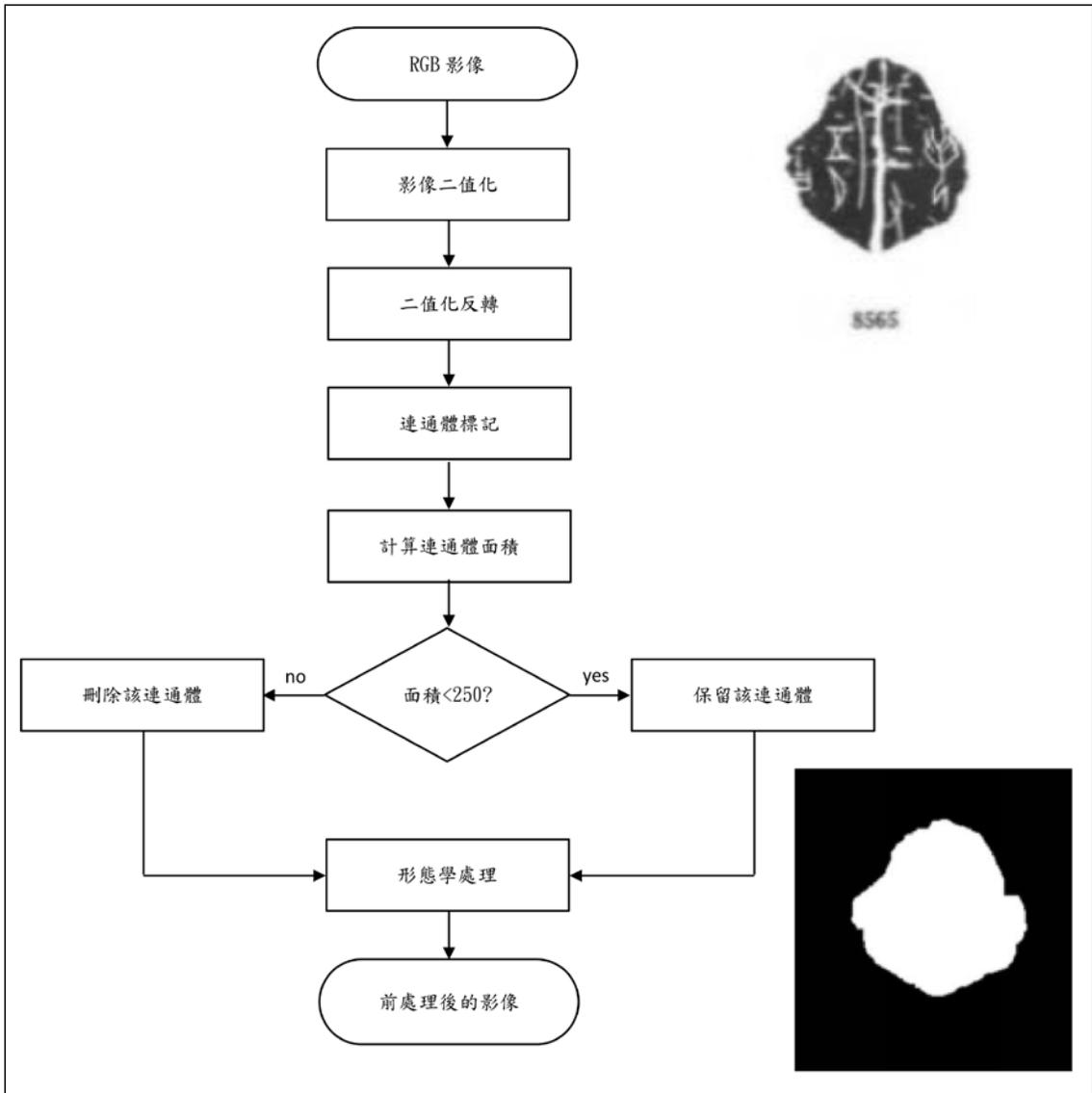
圖三為特徵擷取流程圖與一個形狀表示序列的例子。利用擷取其形狀之幾何特徵（如邊緣、質心、周長），並且針對邊緣進行邊緣等間距取樣，根據邊緣等間距取樣和質心，進行質心到碎片邊緣距離的計算（Loncaric, 1998），形成一個形狀表示的序列。接著透過移動平均，讓這一序列的資料較為平滑。然後計算平滑後序列的距離平均值，以平均值為界，擷取大於平均值的點，並以區域做表示。接下來針對各個區域，計算區域最大值，這些區域最大值的點代表實際甲骨碎片邊緣的轉角頂點。而甲骨碎片的平滑形狀表示序列和轉角頂點，即為擷取的特徵。

本研究比照之前的研究，以《甲骨文合集》一書內容作為研究資料。該套書中共有23片完整的龜甲片，依據九種骨板的形狀，將每一片龜甲切割成9個碎片部位，以此23片龜甲所得之各類別碎片做為訓練集，故訓練集共包含207個碎片部位。輸入訓練集後，可得到每片甲骨碎片的形狀表示及轉角頂點，再建立各類別的形狀表示，然後針對各類別碎片的形狀表示及特徵，建立其分類模型。基本的模型建立方式，就是將這些碎片的形狀表示序



表一 電腦視覺在甲骨文上應用的各研究比較

電腦視覺在甲骨文上的應用	相關文獻	研究資料來源	研究資料	處理目標資料	使用技術	貢獻	實驗結果
甲骨碎片拼接	中央研究院歷史語言研究所(2004) 吳浩坤、潘悠(2006) 李沫楠、呂肖慶、蔡凱偉、王曉、唐英敏(2010) 李鋒、周新倫(1996)	《甲骨文合集》、《小屯南地甲骨》	龜甲拓片、龜甲真實碎片；	一張影像為一片拓(碎)片	利用碎片部分邊緣和其他碎片整個邊緣逐像素移動比對，並用尤拉距離計算最佳匹配結果	提出一種綴合方法，把來自同一片龜甲上的所有碎片進行綴合	輸入1,267片碎片進行綴合實驗，產出76對結果，針對76對結果以人工方式判定有45對正確
甲骨文字辨識	周新倫、李鋒、華星城、章劍(1996) 林琮閔(2014) 張勤昇(2014)	《甲骨文合集》	甲骨拓片	一張影像為一個甲骨文字	使用圖論法分析甲骨文字，擷取特徵，並轉為編碼，和資料庫已建好的文字的編碼進行比對	提出一種方法，針對甲骨文字識別，並以識別結果的文字所對應的漢字做為輸出，以輔助考古學家在甲骨文上的考釋	以1,035個甲骨文字進行識別，實驗結果顯示辨識率為92.27%
甲骨文字分類	顧紹通(2010)	《甲骨文合集》	甲骨拓片	一張影像為一個甲骨文字	以連通體面積去雜訊，並用形態學處理擷取文字的12種特徵。最後用預先訓練好的五種時期文字的貝氏分類器進行文字分類	提出一種方法，針對甲骨文字，進行五個時期的分類	每個古文字選擇30張圖片做為一類，選擇20張圖做為訓練，剩下10張做為測試，分類結果為90%
甲骨文字修復	顧紹通(2010) 顧紹通、楊亦鳴、鄧格斐(2010) 顧紹通、鄧格斐、馬小虎、楊亦鳴(2011)	《甲骨文合集》	甲骨拓片	一張影像為一個甲骨文字	計算連通體面積並用統計方式統計雜訊連通體的分佈區域，以去雜訊。接著利用分形理論分析字形特徵，並對字體筆劃壓縮，使文字邊緣較平滑	提出一種方法，針對甲骨文字進行復原，以輔助考古學家降低識別甲骨碎片上文字的困難度	以甲骨文上的字形圖做為輸入，經實驗結果，並以人工方式判斷，可獲得接近甲骨文字形原貌的滿意字形，保持字形邊緣的基本形狀
甲骨碎片分類	本研究	《甲骨文合集》	龜甲拓片	一張影像為一片拓片	以連通體面積去雜訊，並使用重心至邊緣等間距取樣點距離作為碎片的形狀表示。接著透過訓練集各類別形狀表示建立平均序列及型態序列。並對訓練集分析各類別平均值、各對稱類別間差異，透過這些條件建立分類模型，依據尤拉距離比對結果找尋最佳候選，進行分類。	提出一種方法，以甲骨學家提出龜甲九種骨板形狀為依據，針對甲骨碎片的形狀，判斷該碎片和何種骨板形狀相似，以一種骨板為一類別，進行分類。且在比對過程中，不受到碎片大小及旋轉的影響	以《甲骨文合集》23片完整龜甲片，依九種骨板形狀進行切割，得到207片碎片做為訓練集，建立分類模型，輸入碎片有1,926片做為測試，判定輸入碎片為其他類別碎片或是九種類別中某一類別碎片。分類辨識率為95.6%，總執行時間為561秒

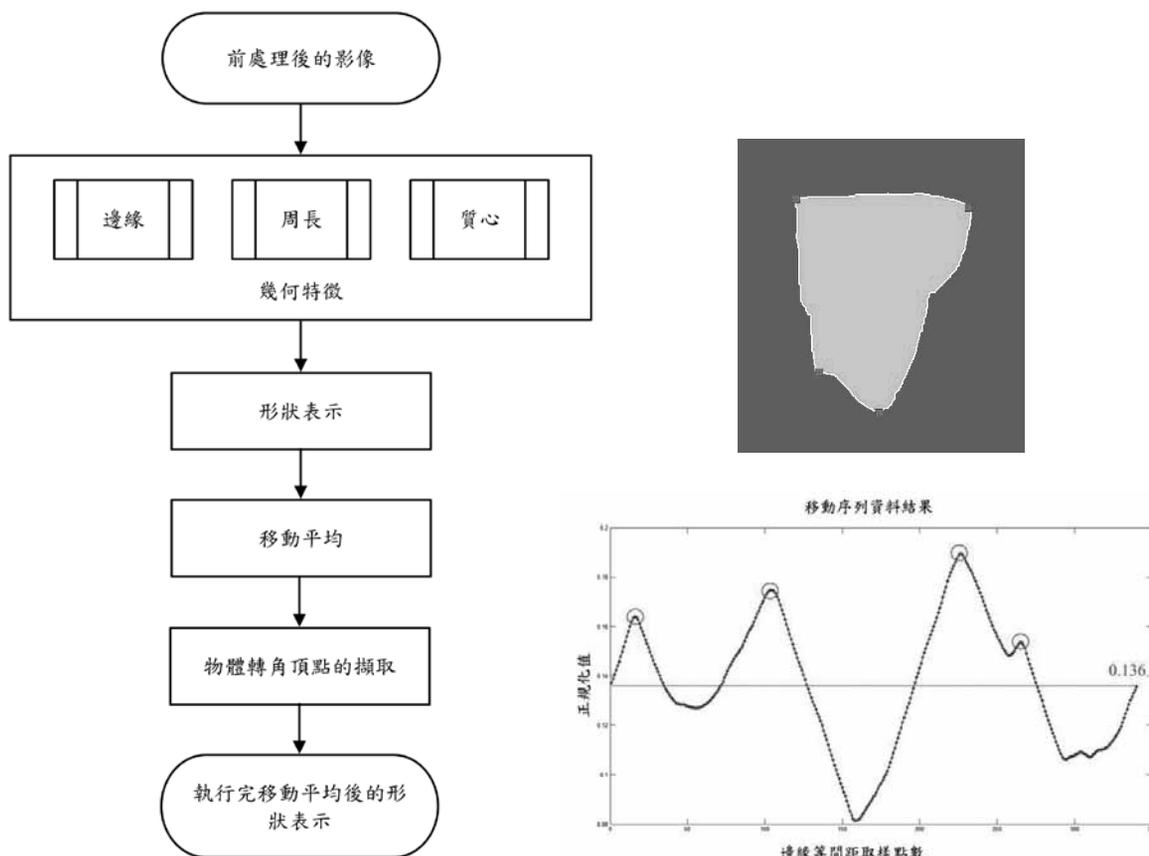


圖二 影像前處理流程，輸入甲骨碎片影像，最後得到整塊甲骨碎片的外形

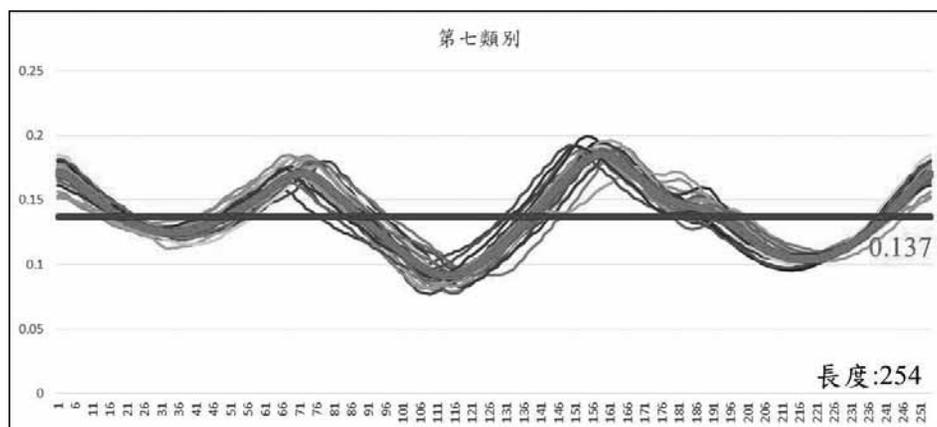
列進行分析，在各類別底下建立平均形狀表示序列及各種其他可能之形狀序列，儲存於資料庫中，以供日後比對使用。平均形狀表示序列的例子如圖四所示。

參、特徵比對與其加速演算法

輸入甲骨碎片的所有轉角頂點後，我們分別建立以轉角頂點為起始點的形狀表示序列。如圖四所示，輸入甲骨碎片的四



圖三 特徵擷取流程圖與一個形狀表示序列的例子區域。
最大值的點代表實際甲骨碎片邊緣的轉角頂點。



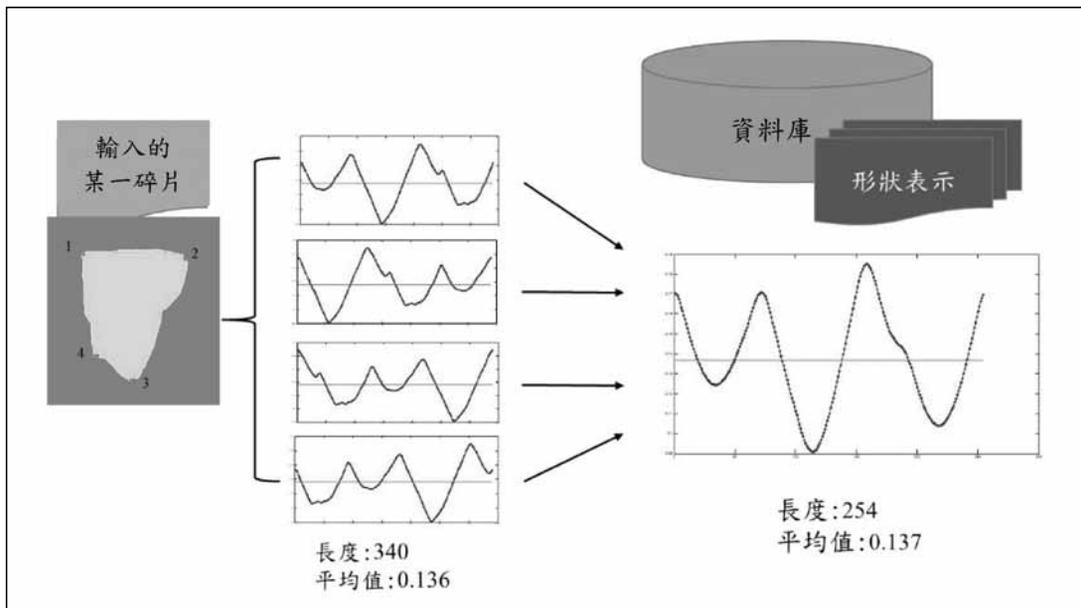
圖四 平均形狀表示序列的例子

個轉角頂點，故對應產生四個以轉角頂點為起始點的測試序列。此方法可解決計算形狀表示序列間尤拉距離時，因甲骨碎片旋轉角度不同而造成誤判的問題。如圖五所示，此例中輸入甲骨碎片有四個轉角頂點，故對應產生四個以轉角頂點為起始點的測試序列。此外，針對甲骨碎片大小不同而造成誤判的問題，我們會調整輸入甲骨碎片及欲比對類別之形狀表示序列的長度，使其一致。

如圖五，輸入甲骨碎片的四條形狀表示序列長度為340，質心到碎片邊緣距離平均值為0.136。而資料庫中欲比對類別的形狀表示序列長度為254，質心到碎片邊緣距離平均值為0.137。因此針對資料

庫中欲比對之序列，將其長度按線性比例放大至長度為340，不足之點數以線性內插求得。此外，由於兩序列平均值不同，將欲比對類別之平均值0.137調成0.136，即將資料庫中之序列平均值向下平移0.001，以便比對。

針對這四個測試序列與預先建好的分類樣式比較相似度，以四種可能相似度之最小值，表示該輸入甲骨碎片和資料庫目前類別的形狀表示間的相似度。本研究用來判定最佳相似的方法，是計算輸入甲骨碎片的形狀表示與資料庫中各類別之平均形狀表示的尤拉距離，並以距離值表示其相似度，距離值越小，表示相似度越高。這個比對方法在原理上雖沒有問題，不過



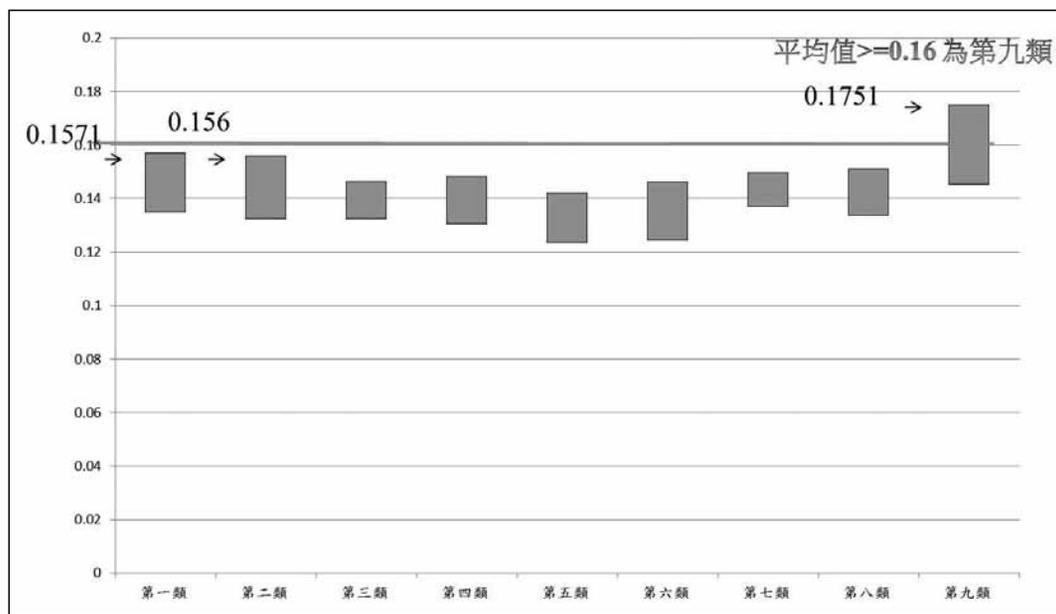
圖五 輸入碎片和資料庫裡形狀比對

隨著訓練集的資料越來越多，計算時間也就越來越長，在實際運用上，還是有其問題。因此我們基於這樣的比對方法概念，設計一個加速演算法。

我們首先針對訓練集的 207 片甲骨碎片，分析九種類別各形狀，其質心到碎片邊緣距離平均值範圍，如圖六所示。圖中發現第九類別的平均值比其他八個類別的甲骨碎片還要來的高，因此訂定一個閾值 $T=0.16$ ，當某一輸入甲骨碎片的質心到碎片邊緣距離平均值大於等於 T 時，則該碎片屬第九類別。

然而，此條件只能判斷平均值大於等於 0.16 為第九類別碎片，若非，則勢必要和資料庫裡的其他型態序列進行比對。因

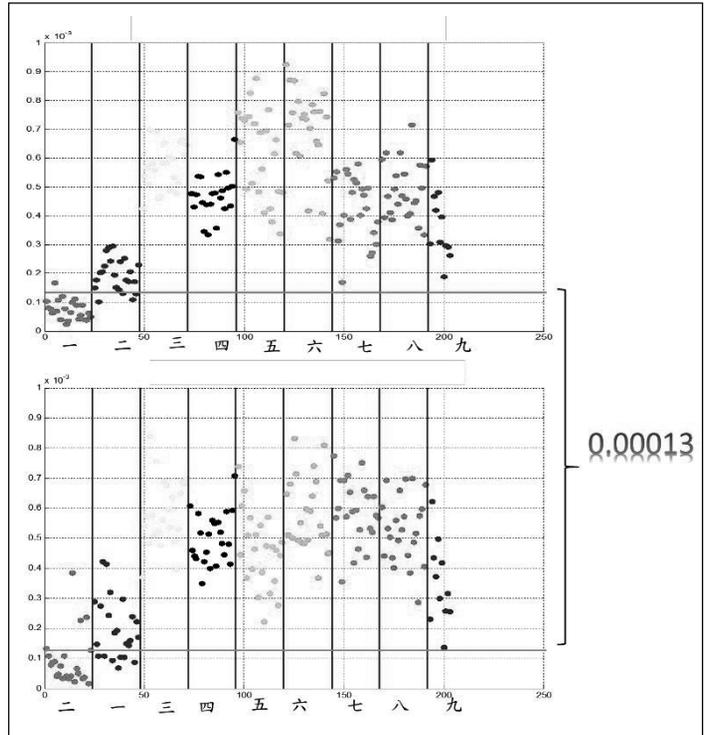
此，繼續分析各類別的平均值與訓練集間的差異，取法 SVM，得到區分各個類別的邊界條件，利用這些條件，建立一個分類模型。以下，我們分別針對訓練集裡的所有碎片和各類別的平均序列曲線去計算最小距離值，發現相對稱的第一、二類別很接近。再觀察所有碎片，分別和第一、二類別平均序列曲線去計算最小距離值的結果，以點狀圖顯示，如圖七。針對圖七中，兩個圖示的其他類別下，所有點的距離值，分別找尋最小值，此最小距離值 0.00013 ，可以做為區分第一、二類別與其他類別的邊界條件。也就是說，當我們針對第一或二類別的平均序列曲線去計算最小距離值後，其結果若小於 0.00013 ，



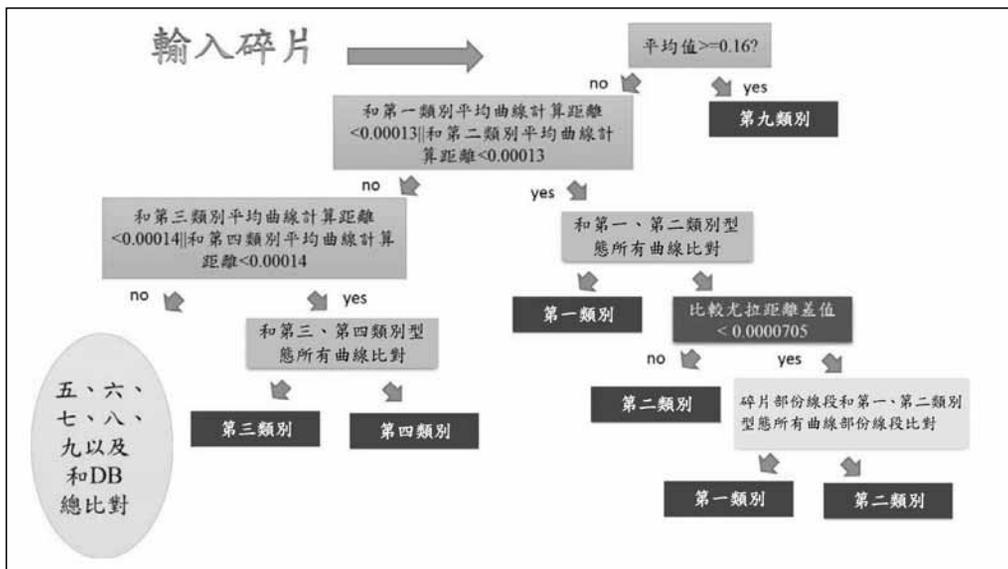
圖六 九種類別各形狀表示質心到碎片邊緣距離平均值範圍

則該碎片必為第一或二類別，而非其他類別。

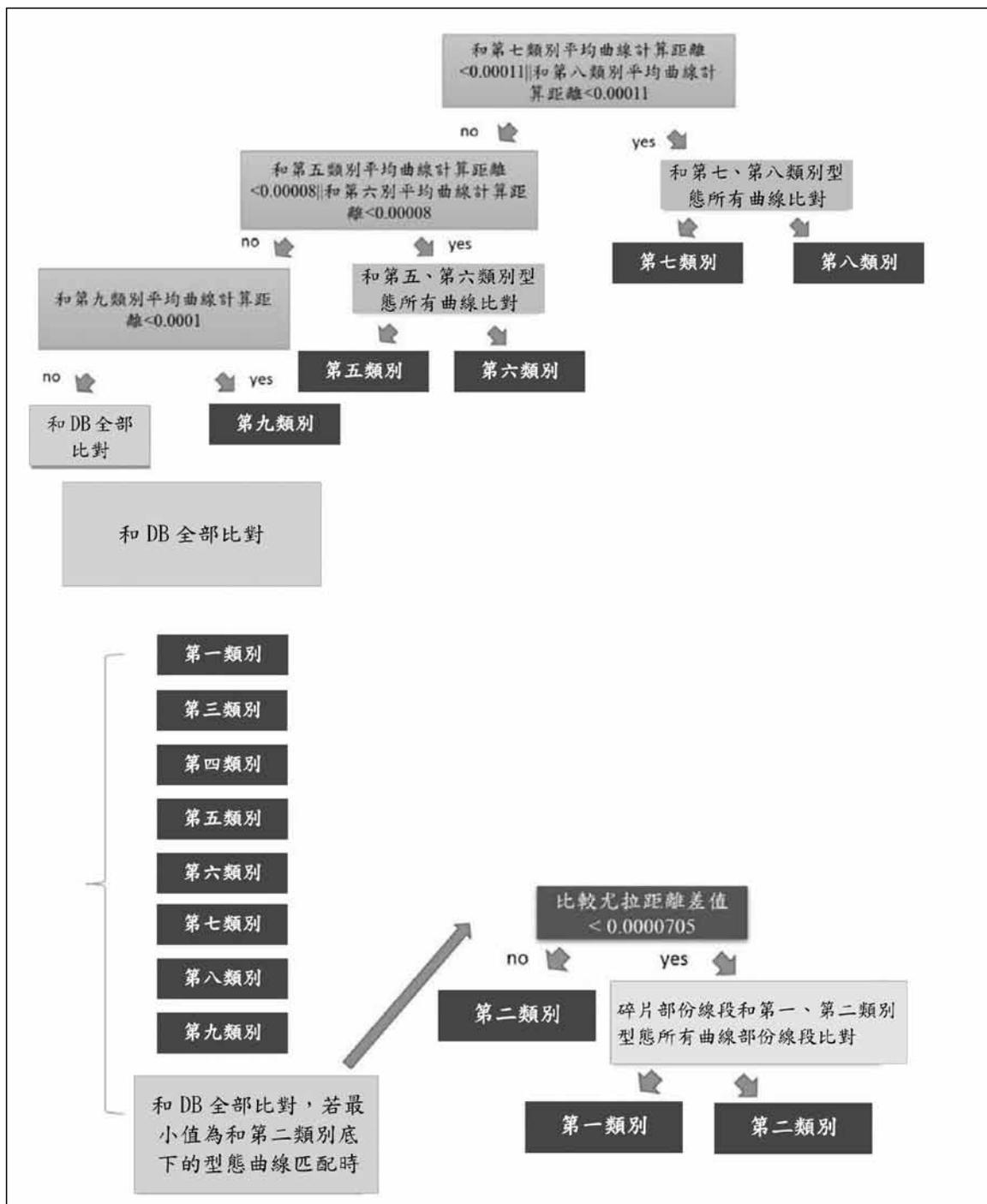
透過各類別的平均序列，我們逐一往下判斷是否符合其中任一對稱類別條件，若達成，則和該對稱類別下的型態序列進行比對，找尋最佳候選類別；若均無法滿足各條件，則計算資料庫裡所有型態序列的尤拉距離，找尋最佳候選類別或非類別甲骨碎片。第一、二類別的分類流程，如圖八所示。同理可得，分類其他七個類別的邊界條件，流程如圖九所示。



圖七 最小距離值0.00013為區分第一、二類別與其他類別的邊界條件



圖八 分類第一、二類別的流程



圖九 分類其他七個類別的流程



肆、實驗結果與討論

本研究實驗平台CPU為Intel Core i7-2620M 2.7GHz 記憶體4G 作業系統Windows 7 64bits 開發軟體MATLAB R2011a。所採用的資料來源出自《甲骨文合集》，是目前世界各地甲骨學家在研究甲骨文物所參考的書籍。由於《甲骨文合集》裡提到該書籍裡的甲骨碎片拓片和真實碎片大小一致，因此本研究在掃描及切割碎片過程中，皆沒有放大或縮小，而是以真實碎片大小資料進行研究，實驗資料和中央研究院歷史語言研究所考釋用的資料相同。本研究收集九種類別龜甲拓片碎片的總量是1,712片，各類別所收集的量如表二所示。訓練集採取方式為隨機地在九種骨板類別各取23片做訓練，因此每組訓練集皆有207片碎片，以了解訓練集的訓練碎片內容，是否會影響分類結果。

表二 各類別數量

類別	數量
第一類別	206
第二類別	207
第三類別	145
第四類別	148
第五類別	168
第六類別	179
第七類別	251
第八類別	255
第九類別	153

表三為隨機訓練集建立分類模型分類後，再將所有資料1,712片碎片進行實驗的結果，平均時間約為383秒，辨識準確率為94%。

表三 分類結果

類別	辨識為該類別結果	Precision(P) & Recall(R)	F1-measure
一	237	P = 204 / 237 = 86.08% R = 204 / 206 = 99.03%	F1 = 92.1%
二	194	P = 185 / 194 = 95.36% R = 185 / 207 = 89.37%	F1 = 92.27%
三	149	P = 142 / 149 = 95.3% R = 142 / 145 = 97.93%	F1 = 96.6%
四	147	P = 142 / 147 = 96.6% R = 142 / 148 = 95.95%	F1 = 96.27%
五	184	P = 164 / 184 = 89.1% R = 164 / 168 = 97.62%	F1 = 93.18%
六	170	P = 160 / 170 = 94.12% R = 160 / 179 = 89.39%	F1 = 91.69%
七	239	P = 245 / 249 = 98.39% R = 245 / 252 = 97.22%	F1 = 97.8%
八	249	P = 241 / 249 = 96.79% R = 241 / 255 = 94.51%	F1 = 95.63%
九	133	P = 127 / 133 = 95.49% R = 127 / 153 = 83%	F1 = 88.81%
總準確率 = 1610 / 1712 = 94% 執行時間:383(s)			

伍、結論與展望

本研究提出一種基於圖像內容特徵之龜甲拓片碎片形狀分類的方法，擷取甲骨拓片碎片的形狀，依據甲骨學家定義的龜甲九種骨板形狀進行分類。若目前碎片辨識的形狀，不為甲骨學家定義的九種類別形狀時，則判定為其他類別。本研究的目的是為輔助甲骨學家，加速進行碎片形狀分類，以減輕甲骨學家在甲骨文上研究的負擔。

本研究包含三大流程，首先針對甲骨碎片拓片進行前處理，透過影像二值化、



影像型態學處理、計算連通體面積並消除雜訊。接著擷取碎片特徵，利用重心至邊緣等間距取樣點的距離方法搭配移動平均，取得形狀表示序列及碎片的轉角頂點。最後透過訓練集中，各類別碎片的形狀表示序列，建立資料庫，並分析各類別及各對稱類別的特徵等，透過這些分析結果的條件，建立分類模型。在計算輸入碎片與資料庫中欲比對之序列的尤拉距離時，透過擷取碎片之各個轉角頂點，為起始點的新序列，可解決因碎片拍攝位置不同而造成誤判的情況。比較輸入碎片之形狀表示序列與資料庫中欲比對之序列長度，針對較短的序列，將其長度依線性比例放大至較長長度，並用線性內插，求得不足之點，此法可解決因龜甲大小不同，其碎片大小不同之狀況。在此分類系統中，本研究利用《甲骨文合集》中23片完整龜甲拓片，並依據九種骨板形狀切割得207片碎片作為訓練集，建構分類模型。以1,712片碎片進行分類，其分類準確率達94%，而執行時間只需約383秒，此結果有效地輔助考古學家進行碎片形狀的分類。

建議未來發展，可朝下述方向精進：

一、前處理

由於本研究所使用的資料為《甲骨文

合集》上掃描的影像，和目前電腦視覺在甲骨文上應用的研究資料相同，影像背景為白色，物體為黑色，在進行碎片擷取方式較為單純。而若是將分類碎片的資料延伸至真實碎片應用時，需要進行更複雜的前景影像處理，如用高斯混合模型（Zivkovic, 2004）建立背景模型，偵測出有變化的前景影像並加以擷取。

二、特徵

本研究所處理的資料為甲骨拓片，是甲骨學家針對挖掘出來的真實碎片所拓印的圖畫。而拓片的顏色為黑白，且人眼感官所能看見的為碎片邊緣、碎片上文字及碎片上的盾紋（黃天樹，2009）。但在拓印的過程中，有些盾紋無法完全被拓印在紙上。因此本研究在擷取特徵時，針對碎片的形狀及碎片上的轉角頂點做為研究特徵。同樣地，若是將分類碎片的資料延伸至真實碎片應用時，能夠擷取的特徵更多元化，例如碎片的顏色、碎片的紋理等，不但可以幫助甲骨學家針對骨板形狀進行分類，也能夠針對顏色、紋理相近的碎片進行分類，此舉亦能更進一步地減少甲骨學家在分類階段所花費的時間。

三、序列起始點

本研究透過統計方式，建立各類別起始點位置，而針對各類別底下所有形狀表



示序列起始點，是以手動方式達到一致化。未來可以分析所有轉角頂點及交會轉角頂點的兩條邊緣在碎片上的變化，例如：搭配 k-cosine 曲率法 (Sun, 2008)，自動方式一致化起始點。

四、分類器

本研究是分析各類別的平均值、各對稱類別之間的差異，透過這些差異建立條件判斷，直覺性地建構分類模型。而現行其他的分類器演算法如：類神經網路與支持向量機等，在本研究中並未深入探討分類後結果的差異，在未來的工作上，可針對這些相關分類器的研究進行比較。

五、碎片綴合

本研究是依據九種龜甲骨板形狀進行碎片分類，針對分類結果，可進行碎片綴合。已知各類別碎片在原本龜甲骨板的位置，對於某一類別的某一片碎片進行比對時，無需和所有類別的碎片比對過。例如，有一碎片為第一類別碎片，由於第一類別碎片的位置與第二類別碎片的位置相鄰，因此對於該碎片只需和第二類別所有碎片進行比對即可，無需再和第三至第九類別所有碎片進行比對。此外，因為第一類別碎片和第二類別碎片相連的邊只有一個，因此在第一類別碎片和第二類別碎片

的比對過程中，只需計算該邊的尤拉距離值，判斷是否達到耦合，若達到耦合條件則進行拼接。利用同樣方式，可依序對其他類別的碎片逐一和該階段綴合好的部份進行比對及拼接，以減少碎片綴合時間。

參考文獻

- 中央研究院歷史語言研究所 (2004年9月13日)。甲骨文數位典藏。取自 http://ndweb.iis.sinica.edu.tw/rub_public/System/Bone/home2.htm
- 王愛民、葛文英、趙哲、葛彥強、劉國英、栗青生 (2011)。龜甲類甲骨文碎片計算機輔助綴合研究。《計算機工程與設計》，32(10)，3570-3573。
- 王愛民、葛彥強、劉國英、葛文英、周宏宇 (2010)。計算機輔助甲骨文綴合關鍵技術研究。《計算機測量與控制》，17(7)，1612-1614。
- 王愛民、鐘珞、葛彥強、劉國英 (2010)。甲骨碎片智能綴合關鍵技術研究。《武漢理工大學學報》，32(20)，194-199。
- 吳浩坤、潘悠 (2006)。《中國甲骨學史》。上海：上海人民。



- 李沫楠、呂肖慶、蔡凱偉、王曉、唐英敏 (2010)。一種基於圖形識別的甲骨文分類方法。北京信息科技大學學報，25，92-96。
- 李鋒、周新倫 (1996)。甲骨文自動識別的圖論方法。電子科學學刊，18，41-47。
- 李鵬偉、王愛民、葛文英 (2012)。基於圖像處理的甲骨碎片綴合方法 CN102087742 B。中華人民共和國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 周新倫、李鋒、華星城、韋劍 (1996)。甲骨文計算機識別方法研究。復旦學報 (自然科學版)，35(5)，481-486。
- 林琮閔 (2014)。基於地理及影像資訊之植物辨識及調查系統 (未出版碩士論文)。國立暨南國際大學資訊工程學系，南投縣。
- 故宮博物院、中央研究院歷史語言研究所 (2001)。中央研究院歷史語言研究所藏甲骨特展。取自 <http://www.npm.gov.tw/exhibition/yin0701/yin0701.htm>
- 張勤昇 (2014)。基於圖像內容特徵與決策樹之麵包辨識系統 (未出版碩士論文)。國立臺灣大學工程科學及海洋工程學研究所，台北市。
- 黃天樹 (2009)。殷墟龜腹甲形態研究。北方論叢，3，5-7。
- 豐格斐、顧紹通、楊亦鳴 (2012)。計算機輔助甲骨拓片分期斷代方法 CN102592149 B。中華人民共和國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 顧紹通 (2010a)。甲骨文數字化處理研究述評。復旦學報 (自然科學版)，29(5)，38-42。
- 顧紹通 (2010b)。甲骨拓片字形圖像復原方法。中文信息學報，24(2)，116-121。
- 顧紹通、楊亦鳴、豐格斐 (2010)。甲骨拓片字形的計算機輔助復原方法 CN101872478 B。中華人民共和國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 顧紹通、豐格斐、馬小虎、楊亦鳴 (2011)。基于泊松分布和分形幾何的甲骨拓片字形復原方法。中國科學：信息科學，41(1)，23-32。
- Arai, K., Rahmad, C. (2013). Content Based Image Retrieval by using Multi Layer Centroid Contour Distance. *International journal of advanced research in artificial intelligence*, 2(3), 16-20



- Chaudhuri, B. B., & Sarkar, N. (1995). Texture segmentation using fractal dimension. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(1), 72-77.
- Douglas, D. H., & Peucker, T. K. (1973). Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature. *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, 10(2), 112-122.
- Freeman, H. (1961). On the encoding of arbitrary geometric configurations. *IRE Transactions on Electronic Computers*, 2, 260-268.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital image processing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Granville, J. E. (1960). *A strategy of daily stock market timing for maximum profit*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Loncaric, S. (1998). A survey of shape analysis techniques. *Pattern recognition*, 31, 983-1001.
- Mandelbrot, B. B. (1977). *Fractals : form, chance, and dimension*. San Francisco: W. H. Freeman.
- Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11, 23-27.
- Sarkar, N., & Chaudhuri, B. B. (1994). An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 24(1), 115-120.
- Sun, T.-H. (2008). K-cosine corner detection. *Journal of Computers*, 3, 16-22.
- Suykens, J. A., & Vandewalle, J. (1999). Least squares support vector machine classifiers. *Neural processing letters*, 9(3), 293-300.
- Wikipedia (n.d.). *Linear_interpolaton*. Retrieved from https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_interpolaton
- Wikipedia (n.d.). *F-measure*. Retrieved from https://en.wikipedia.org/wiki/F1_score
- Wikipedia (n.d.). *Precision & Recall*. Retrieved from https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall



- Xu, J., Faruque, J., Beaulieu, C. F., Rubin, D., & Napel, S. (2012). A comprehensive descriptor of shape: method and application to content-based retrieval of similar appearing lesions in medical images. *Journal of digital imaging*, 25, 121-128.
- Zhang, D., & Lu, G. (2002). Generic Fourier descriptor for shape-based image retrieval. *Proceedings of the IEEE ICME* (pp.425-428). Lausanne, Switzerland: IEEE
- Zhang, D., & Lu, G. (2004). Review of shape representation and description techniques. *Pattern recognition*, 37(1), 1-19.
- Zivkovic, Z. (2004). Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2004)* (pp.28-31). Cambridge, UK: IEEE Computer Society Press