

視覺藝術品的科學分析 – 從定年與材料分析到畫家心靈之數理解讀

Scientific Analysis of Visual Artworks – From Dating and Material Analysis to Mathematical-Physical Interpretation of Artist's Mind

宋齊有

逢甲大學航太與系統工程系 終身特聘教授

摘要 – 以現代知識領域之分類，藝術與科學二者處於知識譜的兩端，各自發展過程中關聯性不強。藉廿世紀以來科學與技術蓬勃發展之勢，近廿餘年，科技於藝術分析與鑑定之應用快速地成長。本文參考現有文獻，以科學與藝術之交會為主軸，回顧各種科學儀器與方法在視覺藝術品檢測、分析上之應用，呈現此一領域當今之技術水準。所論包含立體類文物與古藝術品如玉器、陶瓷、金屬器、雕塑，以及彩繪、書畫等平面藝術。其中，繪畫之科學分析研究範圍最廣，又有電腦視覺、機器學習以及深度神經網路等技術之應用，在繪畫作品用色、筆觸、風格等之分析、畫家識別、科學審美、風格轉移以及人工智慧自主創作等各方面均已有所成。此外，探索畫家之心神狀態為藝術與科學跨領域研究的另一項重要分支，極具挑戰性，本文將於後段介紹近年神經科學、精神病學、碎形理論、紊流理論等應用於此領域之現況。最後，綜整現今視覺藝術品科學分析之工作與成果，作出評論並提出未來展望之我見。

內容大綱

- 一、前言 — 藝術鑑賞與科學
- 二、藝術品與古文物之科學鑑測技術
 - 2.1. 定年斷代法
 - 2.2. 光譜與影像技術發展
- 三、立體文物之科學鑑測
 - 3.1 玉器
 - 3.2 金屬器
 - 3.3 陶瓷
 - 3.4 三維分析技術與應用
- 四、繪畫作品之檢測與分析
 - 4.1 書畫紙絹墨彩
 - 4.2 畫作之層狀檢視
 - 4.3 電腦視覺與機器學習概述
 - 4.4 色彩理論與用色分析
 - 4.5 筆觸分析與畫家識別
 - 4.6 繪畫分類與風格分析
 - 4.7 科學審美與電腦創作
- 五、畫家心神狀態之探討

- 5.1 精神病與創意之相關性
- 5.2 波洛克作品引發之碎形分析
- 5.3 梵谷心靈之數理解讀

六、結語與展望

誌謝

參考文獻

作者簡介

一、前言 — 藝術鑑賞與科學

一般的刻板印象認為科學是理性的，藝術是感性的，如此的分野使得二者處於知識譜的兩端。但在古代，知識並無如今的分門別類之細。希臘三哲之亞里斯多德 (Aristotle, 384–332 BC) 著作涵蓋哲學、物理、生物、經濟、文學、音樂等各種領域，以今日的學科分類，堪稱百科全書型全方位的學者；即使再晚近些，文藝復興三傑之達文奇 (Leonardo da Vinci, 1452–1519 AD) 作品亦包括繪畫、音樂、物理、生物、機械設計 (各式飛行器概念設計) 等，不愧為全才。中國古代儒生養成必備之六藝—禮、樂、射、御、書、數—亦有異曲同工之妙。原因無他，古時知識是整體性的 (Holistic)，學習是全科教育，並無所謂「分科專長」。現代知識的爆發令人瞠目結舌，真要如古代所行之「整體性、全面性知識學習模式」有其困難。在教育體系注重分門專攻之架構下，諸如古代先哲之全才型博學大師已極為罕見；而學界人文與科技兩大陣營之教學、研究也多是壁壘分明，幾近各自發展，關聯性弱。近二、三十年來，幸有科技應用於藝術鑑賞分析之蓬勃發展，藝術與科學的交會迸出了閃亮火花。

欣賞藝術創作時，美感是來自純粹個人感受或是有客觀的標準？若美感僅是個人情感觸發之主觀判斷，就難以制定普適準則；然而，美展或競賽之裁判又似有公評。美學的主觀或客觀性是個二律背反 (Antinomy) 的哲學問題。康德在他《判斷力批判》(Kant, 1790)一書中闡示：「審美判斷是主觀的；但有其普遍效度」[註：原書為德文，此二句轉譯自其英譯文 *The judgment of taste is based on a subjective principle, but it has universal validity* (Atalay, 2007)]。康氏觀點為美學 (哲學) 之重要宗派，影響深遠，相關研究至今不輟。依其觀點，藝術審美既是主觀判斷，又有其客觀標準。據此，審美就不純然是感性的，似應摻有理性、邏輯的成分；而科學於藝術賞析領域中應可扮演某種角色。

藝術品之科學分析略分有「鑑」與「賞」兩部分。「鑑」包括檢測、鑑定等範疇，目的包括定年斷代、瞭解作品材質、結構、創製之程序、受環境之影響等，以利藝術品或文物之保存與修復；而「賞」即與審美、賞析與創作相關。本文所論以視覺藝術 (Visual Arts) 為主，亦包含古文物，章節安排如內容大綱。首先，簡述藝術與科學交會之背景，而後回顧各種科學方法在古文物與藝術品分析上的應用，以既有相關文獻為基礎，討論之類別包含立體類藝術作品與文物，如玉器、陶瓷、金屬器、雕塑等，以及平面藝術如繪畫。由於繪畫之科學分析研究包括畫作承底、彩料、構圖、用色、筆觸、風格，乃至畫家特質等，範圍較廣，以往研究成果豐碩。文中將以繪畫為例，綜整前人之研究成果，討論藝術品科學分析以及電腦視

覺、機器學習、深度神經網路等技術之應用，包括色彩、筆觸、風格之分析、畫家識別、科學審美、風格轉移、電腦創作等等。探索畫家的心神狀態是科學與藝術跨領域研究的重要分支之一，極具挑戰性。不同領域的學者專家企圖從心理學、生理學、醫學、科學等各種路徑探討藝術賞析的相關議題。本文後段將介紹神經學、精神病學、碎形理論以及紊流理論等應用於畫家心神狀態之探索。最後，綜整現今視覺藝術品科學分析之工作與成果，作出評論，並提出未來展望之我見。

二、藝術品與古文物之科學鑑測技術

2.1 定年斷代法

回顧以科學方法研究藝術作品，可追溯至十八世紀，而至廿世紀晚期呈指數型快速成長。此時，成果集中於利用科技進行藝術品定年斷代與材質之科學檢測。眾所週知的碳十四定年法 (**Radiocarbon Dating**) 是廿世紀中葉由美國化學家 **Willard Libby** 所發展 (**Libby, 1946; Arnold and Libby, 1949**)。此法屬於輻射測定一類，植基於有機體(動、植物等)會吸附自然界微量的碳同位素，包括碳十四。當吸收與放射達到平衡，所含的碳同位素則達一定量。一旦有機體生命結束，不再吸收，只放射，那麼僅需測定碳十四放射之殘餘量，配合已知其半衰期為 **5730** 年，即可推估定年。此法可測定五萬年以內的物件，為遺址、古文物、古藝術品定年之工具。碳十四定年法有一些弱點，以 **Scott et al. (2007)** 的研究為例，此測定法有數十年至百年量級的標準差，若要有 **95%** 信心度，取兩個標準差，則定年會有達百年量級的誤差範圍。因此，保守而言，碳十四定年法較適用於 **2000** 年以上古文物之鑑定；其次，待測物必須是有機物，例如木炭、角、骨、甲、貝等；而青銅器、陶瓷等物品則不宜採用此法，這點更是一大限制。除碳十四，過去數十年也發展出其他的同類輻射量測定年法，此處不再贅述。

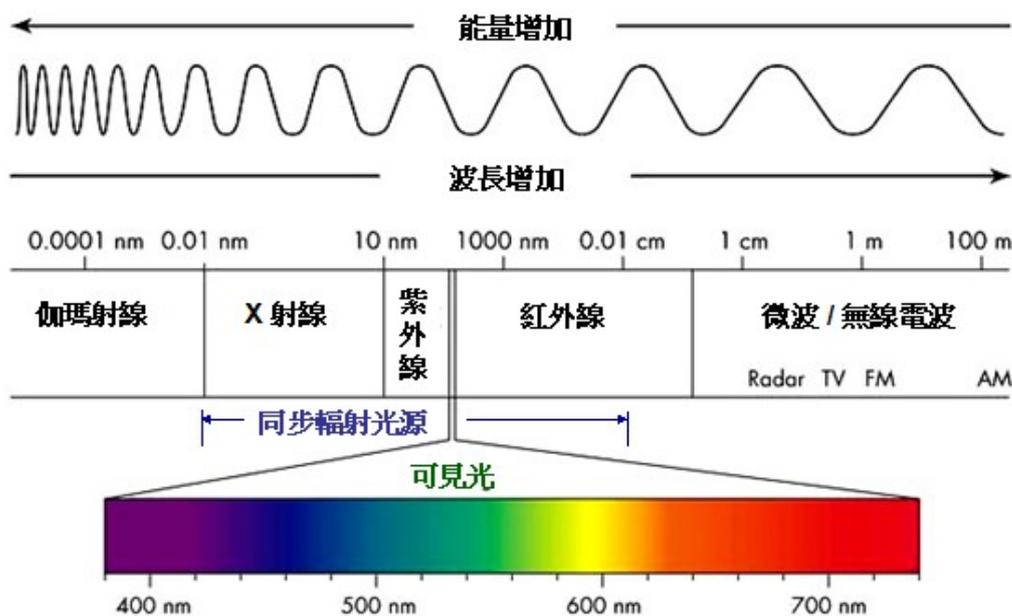
對於含有如石英、長石和方解石之類結晶體的礦物或是燒製的陶瓷器，常用的科學檢測是熱釋光定年法 (**Thermoluminescence Dating**)。不同於前述碳十四法量測輻射殘量以斷定年代，此法須加熱待測樣本至 **500°C**，依其所釋放光子的能量判斷出樣本至今受環境背景輻射能量之和，由已知物件吸收輻射之年速率即可估算其年代。以陶瓷器為例，該器進窯燒製時已釋盡土質材料原含有之光能，故今之量測結果為燒製後至今的年代，前提是假設燒成後未曾被再度加熱。相較於碳十四定年法，熱釋光法應用範圍較廣，一般可測定數百年至數十萬年，可用於遠至舊石器時代之遺址與文物；尤其適用於陶瓷器類的定年鑑定為其特點 (**Bortolot, 1980?; Wintle, 1980**)。不準確度約為正負 **10%** 之譜。**1970** 年代起，英國牛津大學考古與藝術史實驗室以此法研究陶瓷器、辨識其真偽著力甚深，如 **Fleming (1973)** 即為其眾多著作之一例，其他成果此處不一一列舉。陶瓷之鑑定一如其他藝術品，早期均仰賴專家個人知識與經驗累積所培養之法眼，然現今之古陶瓷器鑑賞，也以具公信力之科學檢測如熱釋光測定作為輔助，可增強人們對物件之了解與信心，拍賣市場尤然。熱釋光定年法之取樣方式、樣本尺寸、鑑定操作流程說明等鑑定實務可於著名的古物鑑定公司 **Oxford Authentication** 檢視。但熱釋光法有其限制 (**Brent, 2001; Scott et al., 2007; Richter, 2007**)，與碳十四定年法一樣有校準可靠性、待測件受環境之影響、依地區而異之標準、高

誤差、需自試件上取樣等等問題。定年主要是對古代藝術品或是出土古文物如古玉、金屬器、陶瓷、雕刻等。以陶瓷鑑定為例，目前最適之熱釋光定年法，需採兩個各約 3-4mm 直徑、5mm 長之圓柱形樣本，有些古陶瓷如明代成化鬥彩雞缸杯是薄胎，全器厚度均在 1、2mm 之譜，根本無法採樣測試。Rowe and Steelman (2010) 發展一項非破壞性碳 14 定年法 (Non-Destructive Carbon 14 Dating)，將整件待測物置於具有電漿之特殊腔室中，帶電荷的電漿氣體氧化物件表面產生 CO₂，可作碳十四分析之用。研究者稱此法已應用於檢測 1350 年前之埃及編織物、木乃伊等出土文物，但未說明不準確度，之後至今也未見有新發展。

各式定年法雖誤差大，不夠準確。但退一步想，誤差一、兩百年或許會誤判朝代，至少可判斷陶瓷器是古物或是現代仿品。

2.2 光譜與影像技術發展

光學成像、顯微技術、光譜分析等為藝術品材質成分與結構檢測不可或缺的技术。「光」是一種電磁波，圖一為電磁光譜 (Electromagnetic Spectrum)，可知各種不同光源之波長與能量。利用光與物體作用時產生反射、吸收、穿透、繞射、散射、激發螢光...等各種現象與效應。波長較短的光可用於檢測較小尺度的物件，因而可發展出適於待測物的檢測方法，檢測輸出結果有兩類，一為影像；一為光譜。紅外線 (Infrared) 與 X 射線 (X-ray) 發現較早 (分別是 1880 年與 1895 年)，因此，發展出許多相關的成像與光譜分析技術，如紅外線熱像術 (Infrared Thermography, IRT)、紅外線光譜術 (Infrared Reflectography, IRR)、X 光吸收光譜術 (X-ray Absorption Spectroscopy, XAF)、X 光螢光光譜術 (X-ray Fluorescence Spectroscopy, XRF)、X 光繞射圖譜術 (X-ray Diffraction, XRD)、粒子誘導 X 光發射 (Particle Induced X-ray Emission, PIXE)、能量色散 X-射線光譜術 (Energy Dispersive X-ray Spectroscopy, EDX or EDS)、X 光電腦斷層掃描 (X-ray Computed Tomography, X-CT) 等等。



圖一、電磁波譜 (改編自 <http://www.cyberphysics.co.uk/topics/light/emspect.htm>)

其他陸續發展的相關技術有 1928 年拉曼光譜術 (**Raman Spectroscopy**)、1937 年掃描式電子顯微術 (**Scanning Electronic Microscopy, SEM**) 的發明、1947 年同步加速器 (**Synchrotron Accelerator**) 的成功、1940-1950 年代開發的核磁共振光譜術 (**Nuclear Magnetic Resonance or NMR Spectroscopy**)、1958 年的雷射 (**LASER**)、1960-1970 年代的斷層掃描技術等等。

前述各種技術與設備各有特色，可用於不同媒材、不同條件下之檢測。例如：紅外線光譜術適用於檢視物件之層狀結構；X 光螢光光譜、X 光繞射光譜、X 光吸收光譜、拉曼光譜等技術在化學成分分析方面極具優勢；電腦斷層掃描可用於三維結構重建等等。隨著科技的發展，既有之檢測技術得以精進。例如拉曼光譜術原以汞燈單色光為光源，亮度弱，建立光譜所需時間較長，雷射出現之後，以雷射為光源，可大幅縮短檢測時間。再如，傳統的 X 光螢光光譜術焦距面廣、景深大，影像較模糊。針對此一弱點，共軛焦顯微術 (**Confocal Microscopy, CFM**) 的設計中加裝一個針孔，過濾了非焦距面的影像，雖減少掃描面積而增長了掃描時間，但可提高影像之光學解析度和視覺對比度。此外，同步輻射 (**Synchrotron Radiation**) 光源 (亦稱同步加速器光源) 範圍涵蓋紅外線、可見光、紫外線、X 光，具有能量高、亮度強、光束截面積小、低散度、準直性佳等諸多優點。若以同步輻射光源應用於前述與 X 光相關之各式分析，可得較高之解析度，並可縮短分析所需時間。

美國國家科學院 (**National Academy of Sciences**) 曾於 2003 年舉辦一學術會議，總結廿世紀各種科學分析方法用於藝術之科學檢測，強調保存與維護之現代技術，會後論文集出版為專書 (**NAS, 2003**)。其中在畫作方面討論較多，包括繪畫顏料、紙張、媒材等之性質分析、畫作保存之科學觀。有些報告涉及石雕、陶瓷、中國玉器等。由於各種新科技應用於藝術品與古文物之鑑賞與日俱增，學術界常有相關的研討會。除 **NAS** 會議主題較廣泛之外，也有一些特定專題的論壇。例如，鑑於晚近同步輻射光源已被引用於許多藝術品與文物之分析。自 2005 年起即有此專題的研討會如 *Synchrotron Radiation in Arts and Archaeology* (2005, 06, 08, 10, 12)。最近也因應新技術的應用，將研討會領域擴充，更名為 *Synchrotron Radiation and Neutrons in Arts and Archaeology* (2014, 16, 18)，將中子源之應用涵蓋在內。以上會議成果可謂集現代科技應用於藝術品與古文物檢測分析之大成。

應用於藝術品與考古鑑定的科技皆與物理化學有關，因此，有研究者由物理化學分析技術與儀器發展之觀點，將自 18 世紀以降的技術演進分為以下三期 (**Doménech-Carbó and Osete-Cortina, 2016**)，有助於了解藝術品與古文物科學鑑定之發展：

1. 形成期 (**Formative Period**) – 18 世紀至 1930 年，此段時期有定性分析、簡單的儀器，亦首見博物館設置實驗室；
2. 成熟期 (**Maturing Period**) – 1930 至 1970 年，此時期儀器發展與應用，以及在藝術與古文物鑑定與保存的科學發展趨於成熟；
3. 擴展期 (**Expansion Period**) – 1970 年迄今，有計算平台的標準化、微小型與手持式檢測儀器之發展，以及新的非侵入或幾近非侵入式儀器技術之應用。

三、立體文物之科學鑑測

藝術品與文物的類別繁多，本文中粗分為立體類如陶瓷、雕塑等文物，以及平面類的書蹟與繪畫，二者創作之媒材不同，鑑測分析之重點與採用之技術則有同有異。本節之討論將以立體類文物之玉器、金屬器、雕塑、陶瓷等之鑑測為主；而繪畫之鑑賞將於後續章節專論。

3.1 玉器

玉在中國自新石器時代即被用作工具、祭祀禮器、貴族配飾、隨葬品，後逐漸廣為民所用，在中華文化中佔有重要地位。玉除了各地所產石種，中國自古所用之玉主要為閃玉 (Nephrite)，含透閃石、陽起石等礦物，化學成分是鈣鎂矽酸鹽 ($\text{Ca}_2\text{Mg}_5(\text{OH})_2(\text{Si}_4\text{O}_{11})_2$)，俗稱軟玉，國外有稱為中華玉 (Chinese Jade)，以別於以緬甸為主要產地之輝玉 (Jadeite)。輝玉的主要組成物為矽酸鋁鈉 ($\text{NaAlSi}_2\text{O}_6$)，質佳者方可稱之為翡翠 (紅、黃稱翡，綠為翠)。在中國，和闐玉、岫巖玉、青海玉以及一些地方美石均被廣義地歸類為閃玉。一般而言，古代中國所用之玉多為岫巖玉等各種地方玉，無論其用途或工藝都承載了豐富的文化內涵。閃玉之名品 - 和闐玉也使用甚早，曾出現於仰韶文化 (5000-3000BCE) 之出土文物中。

愛玉是華夏獨特之民族性，歷代因時地之不同對玉的使用有不同的觀點，玉器之設計與雕琢亦能顯示當時之工藝美術。清高宗 (乾隆) 時期皇家對玉器之喜愛帶動審美趣味之提昇，將和闐玉雕技藝推上巔峰，對該時期之玉雕世有「乾隆工」之美譽。世界許多著名博物館均館藏有中國古玉器，或上古，或戰漢，或明清，因而玉器亦成為藝術考古之研究對象。曾入土的古玉器千百年來受到土沁，表面材質、顏色均被改變，科學鑑定有助於探得其歷史線索。

Douglas (2003) 對於古玉的科學檢驗有廣泛的涉獵，其中即有將 X 光繞射光譜、傅立葉轉換紅外光譜 (Fourier Transformation Infrared Spectroscopy, FTIR) 用於中國古玉的礦物檢驗；以拉曼光譜術探討玉器是否曾受高溫加熱 (天然災害或燒製作偽之沁色與皮殼)；利用立體顯微鏡術 (Stereo-microscopy) 檢視玉器表面與切割斷面上砣具加工之痕跡，瞭解不同時代玉器製作之工法與製程；以光學相干斷層掃描 (Optical Coherence Tomography) 研究內部結構與表面增生變化狀況。Casadio et al. (2007) 亦提出結合 X 光螢光光譜、拉曼微光譜、X 光繞射光譜、可見光反射光譜等各種非侵入性方法，探討環境因自然或人為因素之變化對閃玉表皮與次層成分、顏色之影響。近年，Wang (2011) 回顧了古玉研究於過去數十年之重要進展，包括基礎理論發展與技術應用，總結研究現況、方法、玉石材料紋理研究之展望，以期有助於未來之研究。Wang et al. (2013) 以電子顯微鏡圖像與拉曼光譜技術決定墨綠蛇紋石玉 (Black-green Serpentine Jade) 之礦物成分與內含物，基於對其內含物的分析可推論其形成機制。

3.2 金屬器

古代金屬器文物有金銀器、銅器、鐵器等。在歷史學之三時代系統 (Three-Age System) 中將史前至信史時期分為石器時代、青銅器時代、鐵器時代三期，其中青銅器自然成為重要的歷史考古文物。三時代之分野依世界各地區文明發展而有所不同，概略而言，人類文明發展中，約在距今 6000 年前起至鐵器時代接續為止的這段時間為青銅器時代。以中國為例，

青銅器時代始於夏 (距今約 4000 年起)，至商與西周為青銅器鼎盛時期，設計與鑄造工藝高超。商青銅重紋飾，西周重銘文，文化意義不同，審美各有擅場。青銅器依其合金成分有錫青銅、鉛青銅、錫鉛青銅，古時青銅原料珍貴，僅部落氏族之首領、一國之王與貴族可用。當時，除為代表權勢之象徵外，青銅器亦用作祭祀禮器、酒器、食器、樂器，戰時兵器以及貴族隨葬品。至東周時，禮崩樂壞，且鐵器興起，青銅文化遂逐漸式微。

以文物保存、維護的觀點，有些出土青銅器的鏽與腐蝕非常嚴重，適當的處理可以復原部分原貌，但過分清理會適得其反，導致不可彌補的損傷。科學檢測可以了解器物損壞、腐蝕程度以及材料成分，並決定如何清理修復 (Bassett and Chase, 1991)。在金屬器材料鑑測方面，早年即有 Chase (1991) 針對中國青銅器鑄造、表面拋光等工序，以及銅鏽的成分與生成、腐蝕之機制等議題透過當時檢測之成果進行分析。Bourgarit and Mille (2003) 則以古希臘的雙柄大口調酒罐 (Vix Crater) 為研究標的，採用感應耦合電漿原子發射光譜術 (Inductively-Coupled-Plasma Atomic-Emission Spectrometry, ICP-AES) 分析銅料組成之品質、成分與當時的冶金技術，藉以掌握成分與材料物理性質之關係。Sun et al. (2011) 檢測典型漢代銅鏡，受測物為一破損之殘件，不僅分析黑古漆銅鏡表面之黑皮與銅鏽，同時亦可由斷裂處檢視由外層至合金基材之斷面。結果證實材料為異質性合金，其黑色高錫表層為古人特殊之表面處理技術以防止器物表面之再氧化。Wang et al. (2017) 則回顧了以各種不同的技術分析不同環境中古代青銅器腐蝕之種類與機制，以期有助於銅器之保存。

古錢幣的科學檢測多用於材質研究。Mantler and Schreiner (2000) 在其以 X 光螢光光譜術鑑定各類藝術文物之文中，分析了出土之中世紀銀幣 (銀 - 銅合金) 及其表面源自銅元素滲瀘而生綠鏽之化學成分。該文也針對 Loetz 出產新藝術風 (Art Nouveau) 的虹彩玻璃 (Iridescent Glass) 進行非破壞檢測。Giulia-Mairet et al. (2010) 的論文綜論現代科技對藝術與考古文物表面特性分析的研究，其中以新石器時代陶器、金幣、銀戒指、銀蓋碗以及古希臘四德拉克馬銀幣 (Silver Tetradrachm) 等文物為例，審視近年使用掃描式電子顯微鏡、X 光螢光光譜儀、原子力顯微術 (Atomic Force Microscopy, AFM) 探討陶器、金屬器類古文物、藝術品表面性質以及器物製作時之程序，獲得相當多的成果。該文結語中也對新一代解析度可達奈米或原子尺度之電子顯微術以及相關的光譜化學分析有所期待。

3.3 陶瓷

世界各文明均於新石器時代發展出土器、陶器之製作與應用。這種遠古時代陶器之鑑測主要在於考古定年。瓷器則為中國所發明，目前由出土文物已知殷商時代即有原始瓷出現，但數量少，技術層次不高，是否可視為瓷器的起源尚屬可議；然即使不以殷商原始瓷為其起源，至少中國瓷器之燒製可回朔至東漢時期 (約二世紀)。而自漢以至之後唐、宋、元、明、清歷代，在瓷器之器形設計、燒造技術、釉料開發方面均有各具特色之工藝發展。中國瓷器透過貿易與文化交流對外傳播，對世界工藝美術發展著有貢獻。如今，許多中國歷代陶瓷名品收藏於世界各國著名博物館，陶瓷的學術研究與鑑測技術亦與時俱進，有利於鑑真辨偽。

陶瓷類的科學鑑測除前節所述之定年，尚有胎土與釉質化學成份檢測、製作流程探究以及釉面呈現之分析。以下舉近年文獻中陶瓷檢測數例說明之。

福建建陽窯 (簡稱建窯) 所產黑釉瓷器為中國名瓷之一，尤其是宋代點茶用名器，頗負盛名 [註：宋代有日本僧人自浙江天目山得建窯黑釉碗，攜回日本，因而日人稱之為「天目碗」，個人以為應正名為「建窯黑釉碗」或「建盞」為宜]。建盞黑釉以鐵為著色劑，因窯變而有各種不同面貌之呈現，「油滴」、「兔毫」即為其中著名之釉面，如圖二(a)、(b)。一般認為「兔毫」係因赤鐵礦 (Hermitite, $\alpha\text{-Fe}_2\text{O}_3$) 結晶的出現所致；而「油滴」係燒製中氣泡到達表面且微小氧化鐵結晶 - 即磁鐵礦 (Magnetite, Fe_3O_4) 與赤鐵礦之混合物 - 集中而成，但以往幾無礦物研究之證據。Dejoie et al. (2014) 以微 X 光繞射光譜法首度於建窯黑釉上辨識出一種稀有之 Fe_2O_3 介穩態同質異相體 (Metastable Ferric Oxide Polymorph) $\varepsilon\text{-Fe}_2\text{O}_3$ ，但此物質在「兔毫」中為奈米尺度且隨機定向；而在「油滴」釉面中則為微米尺寸之樹突狀結構。

陶瓷鑑測與材料科學密切相關，材料學研究基本上重視微結構、晶相、缺陷等檢測，亦需要對材料成份的辨識技術。Sciau and Goudeau (2015) 的研究即呈現一個陶瓷綜合分析案例，其中結合以同步輻射光源為本之微 X 光螢光光譜術、微 X 光繞射術以及全域 X 光近緣結構吸收光譜 (X-ray Absorption Near Edge Structure, XANES) 進行高解析度的材料分析。XANES 之解析度可達奈米尺度，甚至可以檢測材料中特定原子的電子組態。以掃描式與穿透式電子顯微鏡影像的結構圖，以及電子繞射光譜圖之成份分析，可得胎體 (Body) 與化妝土 (Slip) 的詳細資料。Sciau and Goudeau 利用上述之光學影像與 SEM 圖像說明了建盞油滴斑細微結構與其虹彩呈色之機制。



圖二 (a) 建窯兔毫盞與 (b) 油滴盞 (摘自 <https://kknews.cc/culture/5amk5v6.html>) ;(c) 清雍正青花纏枝蓮花罐；(d) 北宋汝窯青瓷無紋水仙盆 (c, d 摘自 Wikimedia Commons)

青花瓷，如圖二(c)，是中國瓷器著名品種之一，藍彩為鋁酸鈷 (CoAl_2O_4 ，又稱鈷藍)。Wang et al. (2016) 的研究探討明青花瓷釉下藍彩之組成與微結構，其中有鐵 (Fe)、錳 (Mn)、鈷 (Co) 等過渡金屬元素 (Transition Metal Element) 之呈現。研究顯示：鐵離子在整個釉中分佈均勻；鈷離子為發色劑，隨著鋁酸鈷粒子非均勻地分佈於近瓷胎與釉之介面區；錳離子為非均勻分布，影響局部顏色的深淺，且在無鋁酸鈷粒子處，錳即為瓷器表面之顏色。

北宋青瓷汝窯器被公認為中國瓷器最珍貴的品種，已知存世完整件僅 70 餘件。國立故宮博物院典藏 21 件，數量為世界之冠。其中水仙盆有四件，三有紋 (冰裂紋，或稱開片)，一無紋。無紋水仙盆，圖二(d)，其釉色溫潤，品相絕美。汝窯器一般均有分佈均勻、極為細緻的開片，編號為故瓷 17851 的無紋水仙盆是舉世唯一一件無開片之汝窯完整器 (近年考古研究確認北宋汝窯河南寶豐清涼寺遺址，發現有無紋汝窯瓷殘片)。窯址之謎近年已解，但長久以來，人們對於汝釉色美質潤之原因以及開片與否多有猜測，然之前未見有科學證據。

最近，國立故宮博物院以光學顯微鏡與 X 光螢光光譜術 (XRF) 進行三件北宋汝窯水仙盆之非破壞性表面分析(陳與陳，2017)。此一研究結果提供了兩項重要資訊。一是由釉相之顯微影像可知汝釉共同特徵為釉面佈有尺寸數十至數百微米之氣泡，也有因氣泡破裂產生之針孔與凹凸；氣泡間有鈣長石析晶及未熔物微粒形成之雲霧團，對光之米氏散射 (Mie Scattering) 導致乳濁感，因而釉面有如玉之瑩潤。此外，釉質中另有奈米級液滴存在於連續液相中，造成對光之瑞利散射 (Rayleigh Scattering)，此為汝窯釉面呈現天青色之主因。有趣的是，以上所述汝釉顯微結構之缺陷卻意外地導致巨觀釉相呈現絕美之溫潤天青色。至於開片之原因，根據 XRF 光譜顯示，具開片與無開片器之釉料成份與比例極為相近，幾無差異；三件之胎體亦同為香灰胎，顯然開片並非單純由於瓷胎與釉料熱膨脹係數差異所造成。但仔細觀察比較顯微影像，可以看出不同於有紋器(故瓷 14019)之釉相，無紋器(故瓷 17851)之雲霧團有流動感，此一現象為冷卻過程不同所致。冷卻時，若溫控條件包括降溫速率與停駐溫度搭配合宜則釉料流動，可緩減釉相之局部差異與釉層之表面張力，降低開片之可能。由此，推論製程中之冷卻程序是影響開片與否之主要因素(陳與陳，2017)。

3.4 三維分析技術與應用

前述 Douglas (2003) 對於古玉的科學分析一文中亦涉及三維分析技術，如使用光學相干斷層掃描 (Optical Coherence Tomography) 研究內部結構與玉器表面變化之狀況，也利用立體顯微鏡術 (Stereomicroscopy) 檢視玉器表面與切割斷面上砑具加工之痕跡。此外，晚近亦有將全像干涉術 (Holographic Interferometry) 應用於三維結構的案例。Sferra et al. (2014) 採用一整合式研究方法分析中世紀的彩繪木質雕像，三維結構的顯像捨電腦斷層掃描，改以全像干涉術取得雕像之全像圖，再搭配紅外線影像與 XRF 光譜檢視彩繪。

除以上案例中使用之檢測法，立體件結構與內部之三維檢測方面，應用最廣的基本上仍是 X 光電腦斷層掃描術 (X-ray Computed Tomography, CT)。CT 技術有醫用與工業用兩種等級，前者低電壓 (120-130kV)，穿透力低，但掃描時間短，系統成本低；而工業用 CT 為高電壓 (e.g. 225kV)，掃描所需時間長 (Du Plessis et al., 2016)。醫用電腦斷層掃描較早用於博物館文物分析 (Tout et al., 1980)，然因其能量低，較適用於如人類的組織、骨骼陶瓷、石膏、鋁等相對材質較軟之物件。對於青銅、鋼等硬金屬器，醫用 CT 影像不佳；若欲取得高解析度之影像，就需工業用的高能 X 光 CT 掃描。工業級 CT 技術首度應用於文物是 Miura and Fujii (1987) 的研究，標的係一鍍金青銅雕像。雖是小件且中空的雕像，但因是密度高材質又有厚度，故使用了高達 420kV 級的 CT 系統。根據檢測結果，揭示此器有二次鑄造之經歷。Bonadies (1991) 以工業級 CT 檢視了中國商代青銅器爵、斝、簋等之結構。藉其三維結構之顯像，器物內部細節包括器壁厚度分布、鑄造芯撐 (Cast Chaplet) 孔穴、修補痕跡等都可見，對瞭解鑄造工藝、匠人設計以及文物的經歷均頗有助益。

柏林的新博物館 (Neues Museum) 收藏之埃及法老王阿肯那頓 (Akhenaten) 的王后 - 娜芙蒂蒂的胸像 (Nefertiti Bust) 係以石灰岩與灰泥雕塑而成，表面彩繪，作於 1345 BC，展現 3300 餘年前古埃及雕塑藝術，亦被視為埃及女性古典美的指標。Huppertz et al. (2009) 以 CT 檢視此尊雕塑，發覺原雕像內核的娜芙蒂蒂其實臉頰與唇部有皺紋，鼻樑上有一處隆

起，肩部有皺褶，顯係雕刻家原忠實地刻劃娜芙蒂蒂的老化狀態。但這些瑕疵都被外部敷上多層厚薄不一的灰泥所掩飾，此加工修飾或許是為了呈現當時審美觀點下之美貌。檢視結果發現雕像在后冠後方、肩部、胸部有雙層灰泥，層間膠合不均勻，也有許多裂縫。預知與了解這些脆弱之處對於搬運、保存、維護此尊稀有的古代藝術品極有意義。

CT 對於待測物密度變化與材料成分差異非常敏銳，對尺寸量測之精確度亦高。近年有團隊改進了數位放射圖像術與 **CT** 技術，可以執行體素 (**Voxel**) 小至數微米之高解析度斷層掃描，亦可分析大至 **2m** 之大型物件。研究案例即以 **CT** 之三維圖像分析日本兩座木雕神像內部結構，連切面處木紋亦清晰可見 (**Morigi et al., 2010**)。

前段提到體素小至數微米之檢測，微奈尺度級之高解析度即是電腦斷層技術近年發展之重點，稱之為「**X** 光微電腦斷層術 (**X-ray μ -CT**)」。據此，最近 **Ricci et al. (2017)** 提出一新的陶瓷研究方法，探討窯溫 (燒製條件) 對陶瓷材料燒成後性質之影響。該研究以實驗室自行製備不同之陶瓷樣本，以不同窯溫 (**400-1000°C**) 燒成後，利用 μ -**CT** 取得各樣本之微結構切面圖以測定對應之孔隙率 (**Porosity**)，並分析其與燒製溫度間之關係。

不同的粒子或光源也成功地應用於 **CT** 一類的檢測法。**Abraham et al. (2014)** 以兆赫 **X** 光 (**Terahertz X-ray**) 與中子 **CT** 的非破壞方式，檢視法國 **Aquitaine** 博物館館藏埃及第十八王朝 (約公元前 **1570**—前 **1293** 年) 一個密封陶罐之細部結構，進而精確地解析其製造程序；而應用中子誘導 **Gamma** 射線光譜術測度密封罐內含物成分，測得罐內有乾燥的發芽種籽。

四、繪畫作品之檢測與分析

4.1 書畫紙絹墨彩

東方古繪畫—以中國畫為例，所使用之墨、顏料以及膠合物均來自大自然之礦物、動植物，畫之承底以紙、絹為主，亦有一些彩繪於木器、木雕件上作為裝飾或有繪於岩石之壁畫等。西方古典繪畫早期以木板為承底、以蛋彩 (**Egg Tempera**) 為顏料作畫。文藝復興後油畫顏料取而代之；畫作承底也多捨木板而改用可捲可摺、易於攜帶的畫布 (**Canvas**) 為主。

由於紙、絹的物理化學特性不穩定以及其有機與無機物成分之多樣性，利用科學檢測瞭解其特性除可指導文物修復外，並可據以制定準則以確保適宜地保存、展示、儲存文物，例如展期限制、定期輪換、低光照度展示環境、暗箱存放，以及制定手持、移動、卷軸收展等動作之標準程序。

紙類畫作的材質分析分為顏料與紙張兩大項；其中墨水的分析難在各類墨水的化學成份缺乏明顯之差異；再則，分析中易受紙張性質的干擾；而紙張的識別則難在要掌握其性質隨時間的退化是極大的挑戰 (**Whitmore, 2003**)；尤其中國書畫用紙的歷史長達約兩千年，紙質因時代、地區應有不同，但似無相關研究，不見有充足樣本之資料庫建立，據此也可推知中國水墨書畫之科學鑑定何其困難。最近，一跨國研究團隊 (**Christiansen et al., 2017**) 首度揭示古埃及書寫於莎草紙 (**Papyri**) 上所使用之含銅碳墨水 (**Copper-Containing Carbon Black Ink**) 的性質。12 件樣本取自公元前後跨越逾 **300** 年、不同地域之莎草紙文書。鑑定係

以同步輻射光源之光學檢測，樣本中銅含量與分布藉不同尺度之 μ -XRF 光譜圖像以及 μ -XANES 測定之。結果顯示各樣本之含銅碳墨成分極相似，莎草紙上墨蹟含次微米尺寸碳黑粒子，應係取自黃銅礦 (Chalcopyrite) 提煉銅的冶煉過程之副產品—煤煙。莎草紙之製作使用始於 3000BC，此一研究僅證明公元前後二世紀之 300 餘年間，埃及境內各地製造黑墨水之技術相同，墨水性質與地區、年代無關。

對於較晚的西畫所用之畫布，晚近的研究 (van der Maaten and Erdmann, 2015) 提出科學檢測方法，發展出影像識別之演算法作為線絲級畫布分析 (Thread-Level Canvas Analysis) 的工具，此法可識別 X 光影像上之畫布線絲，直接量測影像中畫布線條間距之規律性、角度以及交錯情況，對畫布材質之了解有一定的助益。

油畫係以油彩 (Oil Paint) 為原料的畫作，油彩是以慢乾油調合顏料 (Pigment) 而成；而亞麻仁油 (Linseed Oil) 為最常選用之慢乾油，也作為油彩的溶劑與黏合劑。一般而言，彩料或致色劑為無機物，黏合劑 (油) 則來自動植物，屬有機物。故油彩為含化學複合物、金屬粒子以及調和用的黏合劑等無機物與有機物之混合物，成份複雜且多樣。以 X 光為基礎的方法如 XRF、XRD、PIXE、SEM/EDS 等早有運用於分析藝術品、文物之例 (Mantler and Schreiner, 2000; Neelmeijer et al., 2000)，是用得最廣的一類方法。若是應用謹慎得當，避免過度放射對文物造成傷害，則堪稱接近非破壞性檢測。

Schreiner et al. (2004) 強調 XRF 與 XRD 二法在繪畫材質鑑測上的能力及其在藝術與考古分析的應用。XRF 對原子量低的元素較不敏感，故除氫 (H) 與氦 (He) 無法檢測外，對於原子序低如 11-16 的元素 (即 Na-S) 也不易掌握。Casadio and Rose (2013) 的研究則首度以高解析度奈米探測 XRF (Nano-probe XRF) 在次微米尺寸的顏料顆粒中成功地測定出雜質的種類與分布位置。他們分析之一例為畢卡索作畫使用過的法製管式鋅白顏料，奈米級分析結果顯示：此歷史顏料中不含鎘 (Cd) 與鉛 (Pb)，僅偵測到在氧化鋅 (ZnO) 粒子間有少許的鐵原子 (Fe)。文中宣稱此法的測試樣本微小且無需過多的準備工夫，與傳統 SEM/EDX 分析法相較，解析度高且靈敏度高達千倍。Berrie (2012) 整理了自 18 世紀下半葉至今的各種油畫顏料的分類，也以典型的傳統油彩—鉛錫黃 (Lead-tin Yellow) 為例說明顏料的化學分析。

用於各種藝術文物分析的各種微影與光譜分析都需要光源，小型可攜式儀器方便現場鑑測；然若欲得待測物件之化學組分或結構，則取微量材料樣本，以同步輻射為基之 X 光源進行光譜分析是極有利之工具。如 2.2 節所述，同步輻射光源有亮度高 (光強)、準直性佳、光束緊緻 (束徑僅數十奈米) 之特性。相較於標準的實驗室儀器，同步輻射光譜分析有解析度高、檢測快速、高信噪比、能量範圍寬等優點，約自 2005 年後開始應用於考古與藝術分析之領域。Janssens et al. (2013) 綜合評述了之前幾年 X 光相關的各式微影與光譜分析如：XRF、XAS、XRD...等方法。若所採方法僅限於基本分析與影像擷取，則不足以說明油彩顏料之化學組成與其性質之動態轉化；以同步輻射光源結合 μ -XRF、 μ -XAS 及 μ -XRD 適於從事此類研究，如 Cotte (2010)以同步輻射光譜對畫作老化的探討。畫作的物理性老化為出現裂紋，甚至剝落，化學性老化則會出現顏料變質導致色彩變化、失去光澤、無機顏料與有機

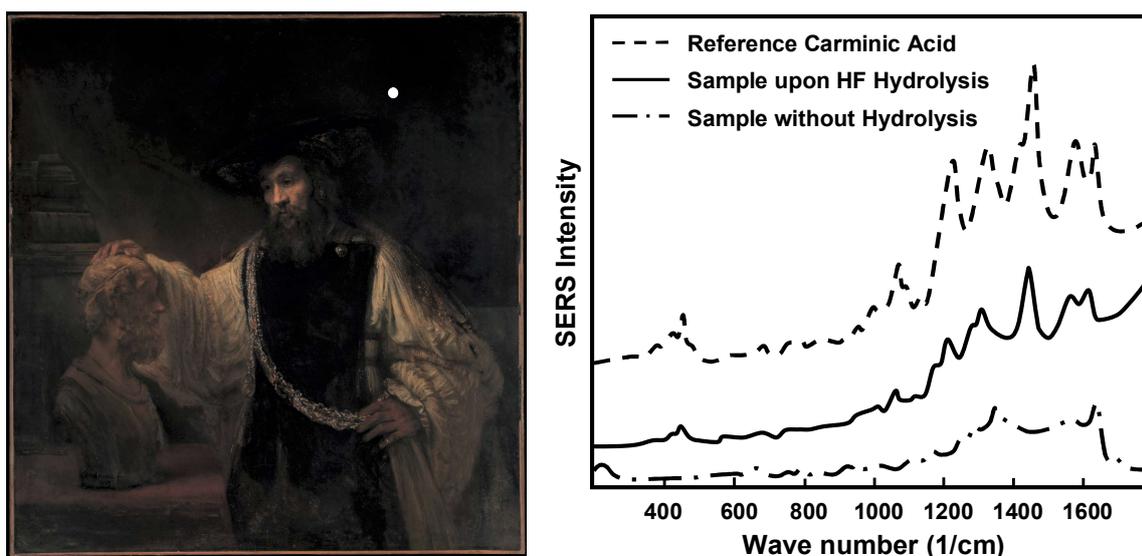
黏合劑之化學反應、物質結構的改變等等。就修復與保存之觀點而言，瞭解畫作老化機制細節是亟需的。以此為目標，基於同步輻射光源之傅立葉轉換紅外光譜術 (**Synchrotron-based Fourier Transformation Infrared Spectroscopy, SR-FTIR**) 已被認為極佳之方法，其優點之一即為可同時偵測無機與有機複合物，以及油彩長期、短期化學反應的生成物。但該文指出：與拉曼光譜或 **XRF** 相較，樣本準備較麻煩是 **SR-FTIR** 的缺點。

核磁共振 (**Nuclear Magnetic Resonance, NMR**) 光譜被認為係一分析繪畫層顏料之有效方法。**Spyros and Anglos (2004)** 以高解析度一維與二維的 **NMR** 光譜研究一 17 世紀後期與一 20 世紀早期的兩種油彩中的黏合劑，得以表徵溶劑可萃取成份 (**Solvent-extractable Component**) 的化學組成，並獲得油彩之水解與氧化進程與晚期狀態。**NMR** 的快速、簡單與僅需微量樣本都是其優點。

Gavrilov et al. (2014) 的論文首先回顧以往分析藝術品媒材的各種方法作為鋪陳，以襯托該文之主角－熱像法 (**Thermography Imaging Method**)，此法有被動與主動兩大類。前者為基於待測樣本自然輻射熱之分析；後者則以檢測樣本被帶離平衡態後之溫度演化，例如以具依時性亮度變化之強燈輻射光加熱 (**Photothermal Heating**) 樣本，再紀錄其熱像變化，以求解傅立葉熱方程 (**Fourier Heat Equation**) 分析之。熱像感測是以幀率 (**Frame Rate**) 可高達每秒數千之光子偵測器 (**Photonic Detector**) 感測、紀錄受測樣品表面溫度之變化。熱像法主要用於缺陷探測與結構檢視，是簡單、可靠、靈敏性高的方法。

拉曼光譜術可用於檢定待測樣品之化學結構，並藉由測量分子振動來鑑定化合物，可用於有機與無機混合材料的定性、定量分析。然拉曼光譜檢測顏料時，在某些案例中會有訊號太弱的情況，限制了其使用與效能。為了改進此一缺點，表面增強拉曼光譜術 (**Surface-Enhanced Raman Spectroscopy, SERS**) 於 1987 年首度被引入藝術與考古分析領域中。**SERS** 樣本吸附於粗糙金屬 (如銀) 或奈米結構上以增強拉曼散射的表面靈敏性，增強光譜訊號甚至可以偵測單原子。**SERS** 有極佳之分子選擇能力，特別適合偵測、識別有機致色物，可成功地從文物上極微小的樣本中表徵多種自然染料及一些合成染料。近年 **SERS** 儀器與技術之進展可以看出其解決一些獨特問題之潛力，如準非破壞取樣 (**Quasi-Nondestructive Sampling**)、空間解析度之提升、不可溶組分 (**Insoluble Components**) 之檢視，以及染料混合物之解析度等 (**Pozzia and Leonab, 2016**)。

圖三(a)為林布蘭 (**Rembrandt Harmenszoon van Rijn, 1606–1669**) 畫作 *Aristotle with a Bust of Homer* (1653) 顏料之檢測 (**Pozzia and Leonab, 2016**)，樣本為取自畫作背景 (白點標示處) 約 20 微米立方之微粒；圖三(b)為三種顏料樣本之 **SERS** 光譜，其中虛線係作為參考的比對樣本「胭脂紅酸」(**Carminic Acid, C₂₂H₂₀O₁₃**)，實線為經過氫氟酸 (**Hydrofluoric Acid, HF**) 水解 (**Hydrolysis**) 作用後之顏料樣本；點虛線為未經水解處理之原顏料樣本。比較結果顯示：由光譜型式可知受測樣本為與胭脂紅酸同一類型之顏料，原顏料樣本經水解後，各模態 (**Modes**) 之位置仍大約對應，光譜性質無顯著改變，然各模態峰值增高，顯示水解後訊號明顯增強。在 **SERS** 樣本準備過程中，增加水解步驟並無費時之缺點，卻可增強檢測之訊號，亦即提升了檢測的效能。



圖三、(a) 林布蘭作 *Aristotle with a Bust of Homer* (1653)[摘自 Wikimedia Commons]，紐約大都會博物館 (Metropolitan Museum of Art, NY) 館藏，白點處即取樣位置；(b) 三種顏料樣本之 SERS 光譜 [依 Pozzia and Leonab (2016) 結果重製之示意圖]。

在生醫領域中過去數十年發展了一類生化分析法，稱為「免疫檢測技術」(Immunological Techniques)，結合免疫學知識與化學分析，可利用抗原與抗體間之特定鍵結，檢測受測之有機體樣本。基於附著於固態載體上之抗原或抗體仍具免疫活性，藉特定之鍵結機制，配合酵素呈色反應，可檢知是否含有某種特定之抗原或抗體，呈色之定量數據可藉光學顯微鏡、電子顯微鏡或分光光度計 (酶標儀) 取得；而利用色澤之深淺與受測物含量成正比之性質，達成定量分析。此類技術之靈敏性佳，可用於鑑定分析繪畫顏料中作為黏合物之動物蛋白質成分，主要方法有二，一為「酵素結合免疫吸附分析法 (Enzyme-Linked Immunosorbent Assay, ELISA)」，又稱「酵素免疫分析法」，或簡稱「酶聯法」；二為「免疫螢光顯微鏡術」(Immunofluorescence Microscopy, IFM)。ELISA 具高靈敏性、檢測樣本微量極限可低於 1ng、相對簡單、快速、價廉，且可檢出多種抗原 (Hu et al., 2015; Cartechini et al., 2016)。IFM 更提供了檢測埋於畫作截面中的蛋白質之可能性 (Sandu et al., 2012)，也可將 ELISA 與 IFM 先後結合於一檢測中，取二者之優點 (Heginbotham et al., 2006; Hu et al., 2015; Cartechini et al., 2016)。最近此類免疫檢測法應用於鑑定中國彩繪文物中以動、植物膠作為黏合物之顏料 (Hu et al., 2015; 胡, 2016; 劉, 2017) 以及墓葬出土之絲製品 (Liu et al., 2017)，均已獲得一些進展。

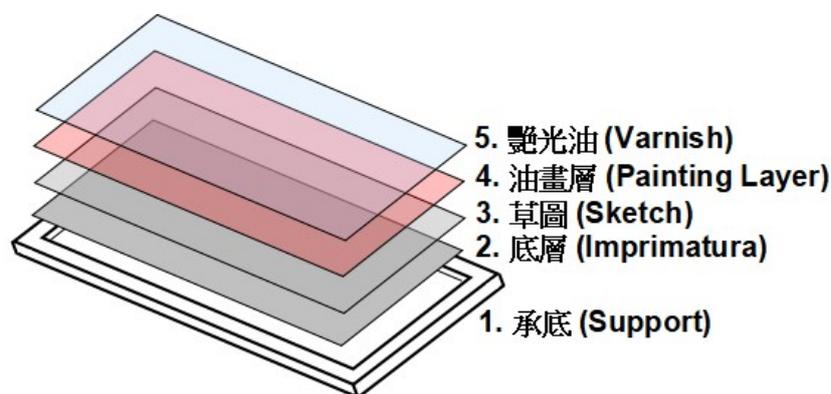
4.2 畫作之層狀檢視

A. 油畫結構

圖四為一傳統油畫作品之層狀結構分解圖。畫的最底稱為承底 (Support)，傳統油畫的承底可以是畫布或是木板 (如常見作品之英文說明：Oil on Canvas 或 Oil on Panel)，現代則有紙或其他媒材上的油畫作品。若是於木板上作畫，則木板須先以膠將木紋縫隙填滿，之後再塗以加膠石膏 (Gesso)；若是在畫布上作畫，則加膠石膏是直接塗在畫布上，此即畫

作之底層 (**Imprimatura**)。在底層上用鉛筆或炭筆畫素描，即草圖 (**Sketch**)。之後，就可用油彩繪圖，此即油畫層 (**Painting Layer / Pigments**)，一般是層層上彩；但也有使用厚重油彩的筆觸 (**Impasto**) 一次完成 (**Alla Prima**)。油畫最上一層的艷光油 (**Varnish**，一般音譯為「凡尼斯」)，於畫作完成，油彩乾透 (約需半年) 後始塗佈其上，使畫面有光澤，也作為畫面之保護。

歷史上藝術家創作油畫常有修改，或是為經濟考量，重複使用畫布，在已有原畫的畫布上再作新畫實屬常見，故許多古典名畫之下發現有隱藏畫作。亦即在原畫上以鉛白 (**Lead White**) 塗佈以掩蓋舊畫，作為新畫之底層，再於其上作新畫。



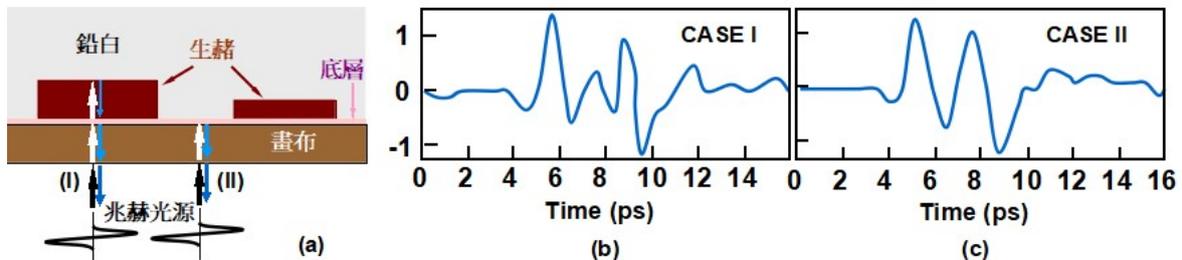
圖四、油畫作品的分層結構

B. 畫下隱藏層檢測

早期一般多用 X 光攝影術或紅外線 (反射) 成像術 (**IRR**) 之類穿透式光學技術檢驗油畫，可透過畫作表面油彩層檢視圖畫之下畫布的狀況，藉以瞭解當初構圖過程與曾修改的痕跡 (**Faries, 2003**)。此類檢測法中，光在受測物中之行進受顏料材質之光學性質影響。例如顏料對光的吸收率 (**Light Absorption**) 與散射率 (**Light Scattering**) 低則意味著多數入射光可穿越繪畫層，到達畫的底層。若較多的光被底層反射回穿繪畫層，那麼畫下之圖 (**Underdrawing**) 即可被探知。

Adam et al. (2009) 的實驗採用自備的模型與特殊的光學安排，展示穿透與反射光是值得一提的研究。該研究採用的是波長範圍 **1mm-100 μm** 的兆赫光 (**TeraHertz Light Pulse**)。IRR 雖可由畫布側觀察畫下圖，但兆赫攝影術更可提供隱藏層 (**Hidden Layers**) 的訊息，是有力的藝術史研究工具。光經過聚焦拋物線型鏡 (**Focusing Parabolic Mirror**) 後，由畫作背面垂直穿透畫的承底 (畫布)、畫下圖 (隱藏層)，再達鉛白層，以解析畫層結構。自備模型中之畫下圖是以生赭 (**Raw Umber**) 模擬舊作之筆觸。此技術可得畫布 - 生赭顏料介面 (**Canvas-Umber Interface**) 及生赭顏料 - 鉛白介面 (**Umber-Lead White Interface**) 之強反射，顯示充份的折射指數。對比研究結果可知 X 光無法穿透鉛白顏料取得影像，因鉛可阻擋 X 光。圖五為油畫隱藏層兆赫檢測之一例 (參考 **Adam et al.** 論文重繪)，實驗模型截面示意圖與光檢測之安排如圖(a)。為探究此方法之效能，製備實驗模型如圖所示，厚薄不同之條形生赭油彩筆觸繪於畫布上，再覆蓋鉛白，模擬隱藏的畫下之圖。(b)與(c)為兩種不同情況之

電場響應時序圖，分別是兆赫光源穿越有生赭筆觸區 (**Case I**) 與光穿越無生赭油彩之兩筆觸中間區 (**Case II**) 之響應；圖(b)之第二波峰對應的是畫布—赭色畫層之介面、第三波峰對應的是赭色畫層—鉛白之介面；而兩波峰之距可算出赭色畫層之厚度。圖(c)之電場響應歷程圖則因光檢測處無赭色油彩之畫層，故少一波峰。響應訊號在 10ps 後電場響應曲線之小起伏係反射光出畫布後在空氣中行進時受懸浮的微塵與氣泡影響之結果。



圖五、(a)油畫隱藏畫層檢測實驗模型截面與光源安排示意圖，白色、藍色箭頭分別表示入射、反射光；(b)與(c)分別為光穿越具赭色畫層之區域(I)與光穿越兩筆觸間無赭色畫層之中間區(II)兩種情況的訊號時序圖。[此圖為依 Adam et al. (2009)之研究成果重新繪製。]

以上述方法檢視油畫，雖可獲得各層結構的資訊，但僅屬斷面。另一類方法為利用穿透性的 X 光與紅外線反射成像術 (IRR) 作全域的平面檢測。早期的 X 光攝影術或紅外線成像術效能有限，近年則發展了多種新法，借用這些新科技發現了許多名畫之下隱藏的圖畫，正如 Riennard (2016) 所報導的 10 個隱藏畫案例。例如，Dik et al. (2008) 應用同步輻射高能光源之巨觀 X 光螢光術 (Macroscopy X-ray Fluorescence, MA-XRF)，以各種元素分布圖 (Element Maps) 分析檢出油畫下之隱藏層。其中收藏於荷蘭庫勒慕勒美術館 (Kröller-Müller Museum) 的梵谷畫作 *Patch of Grass* (草地) 被發現草地畫下逆時鐘轉 90 度方位，有一戴帽子的女子。

另一類方法可稱為全域多頻帶反射法，利用輻射穿透能力強弱與波長之相關性，可變化波段作深度選擇 (Depth Selection)，更可見肉眼無法得見之狀況。法國科學家 Cotte (2014) 以光源照射畫作全域，以多波段相機 (Multispectral Camera) 內部機構調選波長，可得畫下不同深度之圖像，此法稱為層面增強法 (Layer Amplification Method, LAM)。以此法可如剝洋蔥般，自畫面下分層檢視。以此 LAM 法分析達文奇的 *Lady with an Ermine*，由畫下隱藏層發覺達文奇在創作此畫的過程中修改過兩次，初版女子手中無銀貂，第一次修改時，在女子手中加了一隻灰色小貂，最後的版本是再度修改，將銀貂改大，用色較淡 (Johnston, 2014)。LAM 技術也被應用於羅浮宮的達文奇名作 *Mona Lisa* (蒙娜麗莎的微笑)(Cotte, 2015)，發現蒙娜麗莎畫像之下另有一位年輕女性的畫像，但不是畫表上為人所熟知的女子。Cotte 推論，隱於表面之下的年輕女子畫像才是真正的麗莎。此一觀點在藝術界引發正反兩極的意見，詳見 BBC 報導 (Nikkhah, 2015)。

畫下有另一畫作，若是單純的再繪製不相關的新作壓過舊作，如梵谷的 *Patch of Grass* 草地畫下的女子畫，僅證明畫布曾被畫家重複使用，這類的例子頗多，發現此事實的意義不大。但如 *Lady with an Ermine*，達文奇將原作局部修改，畫家創作歷程中，甚至不只一次

修改，其中主客觀因素的影響或許在藝術史上有值得探究之處。

紅外線反射成像術 (IRR) 是檢視繪畫作品畫底以及畫之組成改變之重要方法。老式 IRR 系統所用之相機系統被一種 III-V 族半導體三元化合物—砷化銦鎵 (InGaAs)—製作之室溫近紅外線 (Near- infrared) 相機取代，可操作之波段約為 900-1700nm，例如凝視陣列紅外線相機 (Starring Array Infrared Camera) 即為其一，亦有他種，各具優劣。一般而言，砷化銦鎵相機用於 1700nm 以下之短波段偵測較佳，對於適於檢測含銅綠顏料與鉛白的 1700-2300nm 波段則靈敏度較弱，且波長越高效果越差。晚近，有研究團隊專為檢視油畫作品開發了以 III-V 族半導體二元化合物銻化銦 (Indium Antimonide, InSb) 所製作之高靈敏度、低雜訊且高空間解析度之多波帶紅外線 (Multi-band IRR) 凝視陣列新相機，提高了影像解析度，也擴充了可用之波段範圍至 1700-2450nm (Delaney et al., 2017)。

4.3 電腦視覺與機器學習概述

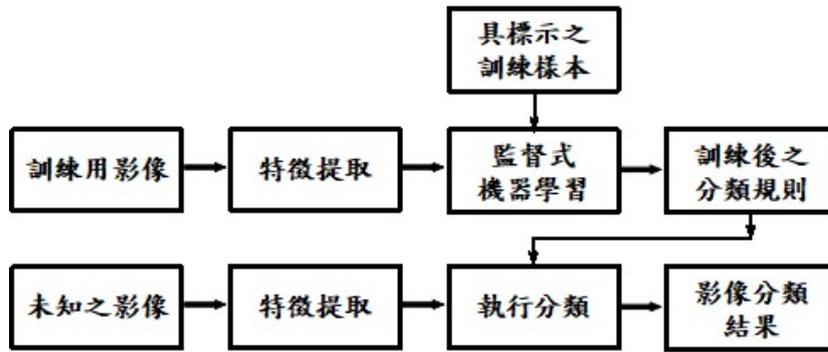
A. 電腦視覺

電腦視覺 (Computer Vision) 領域中相關之技術有數位影像處理 (Digital Image Processing)、圖形識別 (Pattern Recognition)、電腦繪圖 (Computer Graphics) 等，以數位影像之判讀與分析為主要標的，可應用範圍極廣，如文字識別、人臉辨識、醫學影像判讀等等。近年來，電腦視覺領域蓬勃發展，影像處理相關理論、技術與應用可見於一些專業綜論，如 Wiley and Lucas (2018)。繪畫屬視覺藝術，上述諸技術自然可應用於畫作之分析，有助於藝術史學者之研究，Stork (2009) 的專文中曾論及此點。基於此，本節將擇要簡述電腦視覺與影像辨識技術之發展與應用。

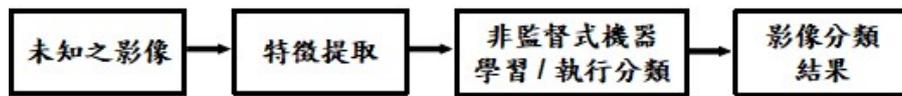
電腦視覺之研究始於 1960 年代，至今逾半世紀，此歷程伴隨人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 之發展與時俱進。人工智慧，簡言之，係以電腦模擬人腦神經元 (Neuron) 組成之神經網路 (Neural Network) 之工作。早期人工智慧是以邏輯推論的思考模式—即以「真」或「偽」(True or False) 之二分法方式做判斷；之後，引入統計學與機率論使得判斷更為準確 (Lynn, 2017)。

B. 機器學習

人工智慧之核心技術為機器學習 (Machine Learning)，即讓電腦由一個大數據集 (Big Dataset) 中找出其中隱含之規律性，藉以習得某一技能，例如：圖形辨識與分類。機器學習可略分為監督式學習 (Supervised Learning) 與非監督式學習 (Unsupervised Learning) 兩大類，如圖六所示。前者以大量具標示之數據樣本為範本訓練機器，首先提取樣本圖像之特徵 (Feature)，藉由樣本之標示訓練機器學習判讀能力；而後者係由機器於大量無提示之數據樣本中提取特徵，學習圖像之異同，進而建立分類原則。自 1980 年代網路興起，數十年來之蓬勃發展，網路上流通之圖像訊息量呈指數型成長。一般影像識別的機器學習是直接應用網路上既有的大規模影像資料庫做為訓練之用。無論是在機器訓練階段的特徵提取或是實際執行查詢、分類的階段，都亟需準確且高效的演算法。

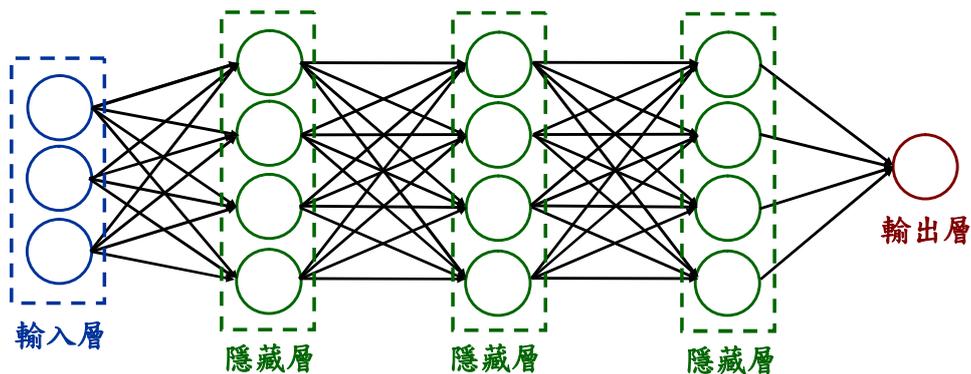


(a) 監督式學習



(b) 非監督式學習

圖六、機器學習影像識別之流程方塊圖：(a) 監督式學習；(b) 非監督式學習



圖七、深度神經網路之多層結構 (此為三隱藏層之例) 示意圖

在機器學習演算法之發展方面，由於早期多層學習之效率不彰，1980 年代，淺層機器學習之演算法如支援向量機 (Support Vector Machine, SVM) 等興起，廣泛應用於影像處理問題。三十年後，深度神經網路興起，Krizhevsky et al. (2012) 提出深度捲積神經網路 (Deep Convolutional Neural Network, 文獻中常用之縮寫有 DNN、CNN、DCNN 等) 的多層機器學習模式，搭配圖形處理單元 (Graphical Processing Unit, GPU) 之應用，使得機器學習在影像識別之準確性與效率大幅增進。圖七顯示一多層架構深度神經網路之示意圖，數據由輸入層 (Input Layer) 輸入，經由若干隱藏層 (Hidden Layer) 之捲積運算 (示意圖中為三隱藏層)，而後由輸出層 (Output Layer) 給出預測結果。兩影像間相似性 (Similarity) 之比較是執行識別、檢索、分類等的必要步驟。因此，影像相似性之測度是機器學習中一個關鍵的問題。影像之特徵是辨識的關鍵，量化後之 n 個特徵可構成一個 n 維向量，而兩影像特徵向量之「歐幾里得距離」 (Euclidean Distance) 可以作為兩影像相似程度之量化指標，以往有許多研究

著重於特徵之訂定與提取，以及相似性測度等主題。

C. 影像特徵

影像特徵有低、中、高階之分。低階特徵 (**Low-level Features**) 如一些視覺特徵 (**Visual Feature**) 之色彩、線條、形狀、邊緣、紋理或稱質感 (**Texture**) 等。**Swain and Ballard (1991)** 以色彩直方圖 (**Color Histogram**) 描述圖像整體之色彩分布，此法易於計算，但有可能不同圖像具有相近之直方圖而導致誤判；**Pass and Zabih (1996)** 提出改良之直方圖可得較佳之辨識率。為更準確地表現色彩特徵，**Huang et al. (1997)** 提出一色彩自相關圖 (**Color Correlogram**) 統計相隔某一距離之兩畫素色彩變化作為影像的新標記，此法可用於影像與影帶之檢索 (**Rautiainen and Ojala, 2002**)。**Ciocca and Schettini (2003)** 提出的動態空間色彩直方圖 (**Dynamic Spatial Chromatic Histograms**) 亦含有色彩－空間關係之訊息。

紋理是物件表面的特徵，例如材質、粗糙、平滑、紋型等之表現，可用作影像識別重要的特徵之一。紋理偵測對人眼而言不難，但如何精確地定義、分析紋理對電腦則相對不易，早年紋理分析方法有部分係得力於空照圖中地面景物判讀技術之發展，如 **Haralick et al. (1973)** 之作。基於紋理之影像分類中，有一類以名為「紋理基元」簡稱「紋元」(**Textons**) 為模式系統之法。紋元之概念係由 **Julesz (1981)** 所提出，定義其為「前注意之紋理判別系統」(**Pre-attentive Texture Discrimination System**)，意即紋元為仔細檢視全圖前即可由視覺感知到該影像之基本微結構。鑒於以往對紋元缺乏好的數學模型，**Zhu et al. (2005)** 提出一個機器學習的生成式模型 (**Generative Model**) 以便從質感影像中學習紋元。影像的紋理主要是以表面狀況、反照率 (**Albedo**)、亮度 (**Illumination**)、相機與拍攝角度等變數有關；而紋理分析方法中，**Varma and Zisserman (2005)** 提出之單一影像紋理分類統計法，在此領域中極受關注 (據 **Google Scholar** 統計，迄 2019 年 11 月已被引用 1320 次)。

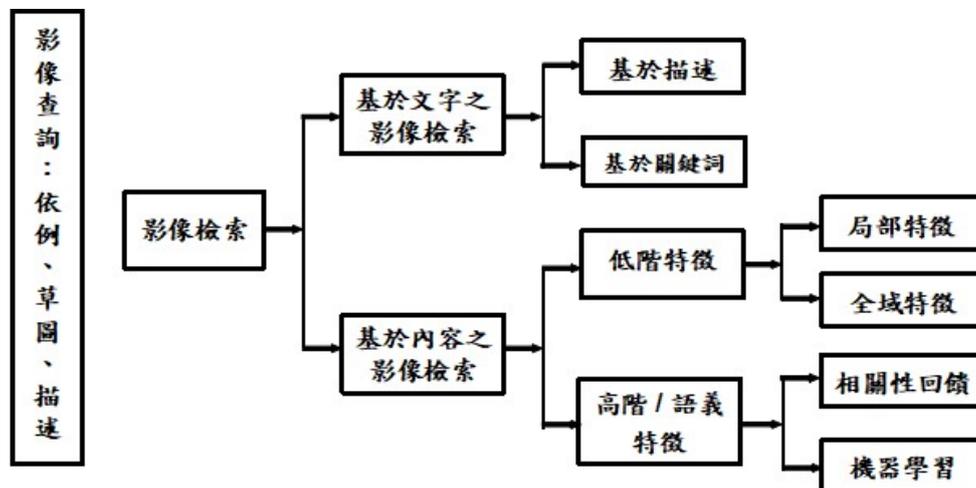
低階特徵可由電腦直接偵測，而中階特徵之詞袋 (**Bag-of-Words, BoW**) 模型、高階之語義特徵 (**Semantic Feature**) 均與描述有關，例如影像中景物、構圖之描述，較為複雜。低階特徵與語義特徵間之差異稱之為語義鴻溝 (**Semantic Gap**)。在數量巨大的大規模影像搜尋工作上，**Chechik et al. (2010)** 提出一可擴展的影像相似性線上演算法 (**Online Algorithm for Scalable Image Similarity, OASIS**)，可捕捉視覺與語義兩種觀點的相似性用以比較、判斷兩影像之相似程度。**Deselaers and Ferrari (2011)** 則探討視覺與語義分類之關係以及許多電腦所用之假設是否成立。

局部影像特徵的描述與偵測可以幫助辨識物體，**Lowe (2004)** 將其 1999 年首度為電腦視覺分析所提出之尺度不變特徵轉換 (**Scale-Invariant Feature Transform, SIFT**) 作出總結。將影像數據轉換至不隨尺度而變的座標上，**SIFT** 特徵與影像的大小和旋轉無關，對於光線、視角之改變較不敏感。基於這些特性，它們是高度顯著而且相對容易擷取，在母數龐大的特徵資料庫中，很容易辨識物體而且鮮有誤認。使用 **SIFT** 特徵描述對於部分物體遮蔽的偵測率也相當高，甚至只需要 3 個以上的 **SIFT** 物體特徵就足以計算出位置與方位。在現今的電腦硬體速度與小型特徵資料庫條件下，辨識速度可接近即時運算。**SIFT** 特徵的訊息量大，適合在大量資料庫中快速準確匹配。基於 **SIFT**，加速穩健特徵 (**Speed Up Robust**

Features, SURF) 出現，較 SIFT 速度快且更穩健 (Panchal et al., 2013)。

D. 圖像檢索

圖像檢索有兩大類方法，一是基於圖像的文字標示之圖像檢索 (Text-Based Image Retrieval, TBIR)，其二為基於內容之圖像檢索 (Content-Based Image Retrieval, CBIR)，此為依據圖像內容訊息而非既有的圖像標題等標示來檢索。以美術館館藏而論，一般藏品都有作者、作品名、主題、類型、年代等標示以利檢索，此屬前者；而 CBIR 檢索法則是基於影像之內容檢索。影像檢索之查詢方式有依例查詢 (Query by Example)、依草圖查詢 (Query by Sketch)、依描述查詢 (Query by Description) 等三種，圖八為各種影像查詢與檢索方式之彙整。此類技術最早成功的商業版本為 IBM 發展的 QBIC (Query by Image Content) 系統 (Flikner, 1995; Russ and Neal, 2016)，成功地應用於俄羅斯聖彼得堡之隱士博物館 (Hermitage Museum) 作為查詢之用。



圖八、影像查詢與檢索方法

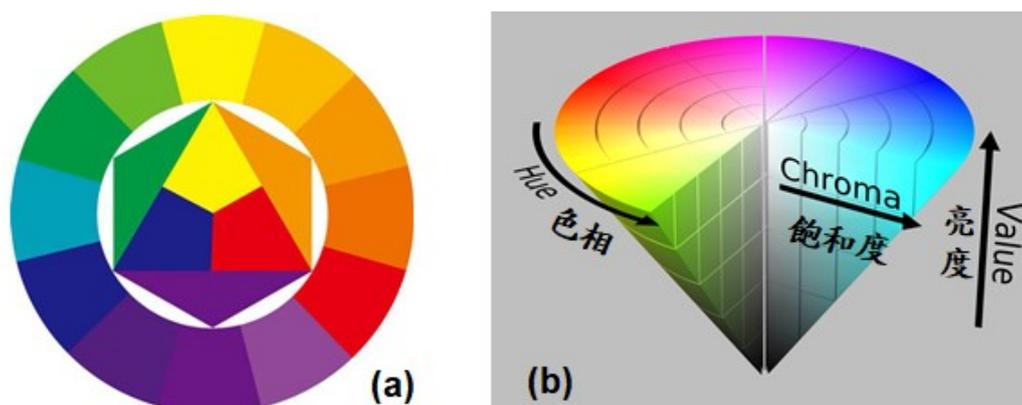
過去幾年，CBIR 技術在影像識別各主題上仍持續發展，包括特徵提取、相似性定義、語義鴻溝之填補、相關性反饋 (Relevance Feedback) 等項目都是研究主題。例如，有顏色、紋理等低階特徵提取的方法 (Saad, 2008)，也有結合顏色與紋理特徵提取並用之檢索 (Putri et al., 2017)。對 CBIR 檢索之低階特徵與高階語義特徵之提取與選擇、相似性、應用等尤受重視 (Goyal et al., 2014；Upadhyaya et al., 2016；Goyanka and Kshirsager, 2017)；而有關影像識別的各種特徵提取法、分類法之比較亦見諸於近年的一些論著如 Jain and Tomar (2013)、Medjahed (2015)、Thakur and Maheshwari (2017)。CBIR 的觀點常搭配非監督式影像分類，因此，消除語義鴻溝成為研究焦點。有關無須標註樣本作機器訓練的非監督式影像分類，Olaode et al. (2014) 的回顧論文值得一閱。此外，多層深度神經網路 (Multi-layer DNN) 具自動學習特徵提取之能力，也適於處理以高階之語義特徵而為之分類。以往的研究已證明 CNN、受限波茲曼機 (Restricted Boltzmann Machine) 等深度學習法表現佳。一般深度學習的層數超過二、三十層後，誤差不降反升。顯然，其發展已達到一瓶頸，需要新的網路架構。此時，深度殘差網路 (Deep Residual Neural Network, ResNet

or RNN) (He et al., 2015/2016) 應運而生。ResNet 甫面世即拿下 2016 年 IEEE 電腦視覺與圖形識別 (Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR) 之最佳論文。深度殘差學習的架構大幅降低了訓練深層神經網路的難度，讓深度學習更深化，網路可達百層，甚至上千層，準確率也因而獲得明顯的提升。Voulodimos et al. (2018) 對各種深度學習法做了綜合評論，亦提出未來電腦視覺深度學習法之設計以及其中涉及之挑戰。但很特別的是，此綜論卻未對深度殘差學習有所著墨。

4.4 色彩理論與用色分析

A. 繪畫色彩理論

繪畫屬視覺藝術，欣賞油畫有色彩、筆觸、構圖等三要素，三者均與畫作的風格與畫家的技法相關。其中，構圖主要是與畫作類型、主題相關；畫家透過畫面構圖、用色與筆觸表現其感情與思緒，而觀畫者也經由畫中光影與色彩之呈現感應畫家的情感。光學是古老的學科，可遠溯至希臘時期亞里斯多德、歐幾里得的光學與視覺研究；1666 年牛頓的三稜鏡分光實驗為一里程碑；十九世紀光學有 Young-Helmholtz 的三色光理論 (Trichromatic Theory)。繪畫用的是顏料，顏料色彩有三屬性：色相 (Hue)、飽和度 (Saturation / Chroma)、亮度 (Value)；而植基於繪畫顏料之色彩理論 (Color Theory) 更是發展蓬勃，如謝弗赫爾 (Michel Eugène Chevreul, 1786-1889) 的同時對比 (Simultaneous Contrast)；布朗克 (Charles Blanc, 1813-1882) 基於前人的研究進一步提出以色點作畫造成顏色之光學混和 (Optical Mixing)，以及對比色 (Opponent Color) 或稱互補色 (Complementary Color) 之並陳增強、相加則互消等理論。幾乎同期，法國浪漫派 (Romanism) 畫家德拉夸 (Eugene Delacroix, 1798-1863) 發展出自己的色彩理論，主張兩色比鄰在視覺上可產生中間色。德拉夸是畫家，可將其對色彩光學效應的主張實踐於自己的作品中，這點是謝弗赫爾與布朗克所不及的。



圖九、(a) 伊登色環；(b) HSV 色錐 (圖摘自 Wikimedia Commons)

色彩理論為視覺藝術欣賞基礎之一，前述各重要觀點可藉色環 (Color Wheel or Color Circle) 之圖解說明。十九世紀以來，色環有多種不同的畫法，例如謝弗赫爾、布朗克等人都提出過自家的版本。圖九(a)為廿世紀伊登 (Johannes Itten, 1888-1967) 所作十二色相環 (圖摘自 Wikipedia)，是當代美術教學廣泛使用之版本。在色彩理論中，以紅、黃、藍為顏

料之三原色 (Primary Colors)，二原色混合可得二次色 (Secondary Colors)：橙 (紅+黃)、綠 (黃+藍)、紫 (紅+藍)。每一原色與相鄰之二次色混合可得中間色，因而再生成六色，稱三次色 (Tertiary Colors)。色環中的黃、橙、紅為暖色系；綠、藍、紫為冷色系。色環中相隔 180 度者為對比色或稱互補色，如任一原色與其他二原色之混合色即為對比色，即紅 - 綠、藍 - 橙、黃 - 紫互補。相隔 90 度以內之相鄰色則可歸類為類比色 (Analogous Colors) 1970 年代因電腦繪圖之發展而設計出基於圓柱座標 (R, θ, Z) 上之 HSV 色錐 (Color Solid Cone)，其環向 (θ) 呈現色相、徑向 (R) 表示飽和度、軸向 (Z) 標示亮度，如圖九(b)。

上述這些十九世紀光學與色彩理論的發展深深地影響了繪畫藝術創作的思維，印象派 (Impressionism) 的崇尚光色，著重外光與色彩的瞬時變化；新印象派 (Neo-impressionism) 則更傾向光學理論的理性，相信色彩分割與原色並陳的視覺混和；而後印象派 (Post-impressionism) 畫家對前述印象派畫家們積極追求光影進行反思，而提出畫家應強調主觀及個性。後印象派之高更 (Eugène Henri Paul Gauguin, 1848-1903) 與梵谷 (Vincent Willem van Gogh, 1853-1890) 二人非傳統之主觀用色與畫中個人情感之鑄鑄，為後輩畫家之用色開啟了另一蹊徑；尤其梵谷後期畫作鮮明活潑的色彩以及大量的對比色運用均與傳統繪畫之用色大相逕庭，如圖十。之後，用色如此強烈的作品逐漸增多，是後輩追摹？抑或是時機恰好，自然蔚為風氣？同時期稍後，開創野獸派 (Fauvism) 的馬蒂斯 (Henri Matisse, 1869-1954) 與立體派 (Cubism) 宗師之一的畢卡索 (Pablo Ruiz Picasso, 1881-1973) 也多有類似用色對比強烈的作品，例如：馬蒂斯之 *The Dessert: Harmony in Red (Red Room)* (1908) 以及畢卡索 *The Weeping Woman* (1937)。[註：畢卡索 *The Weeping Woman* 收藏於英國倫敦 Tate Gallery，因未能取得授權，請造訪該館之網頁觀看原圖：<https://www.pablopicasso.org/the-weeping-woman.jsp>]。



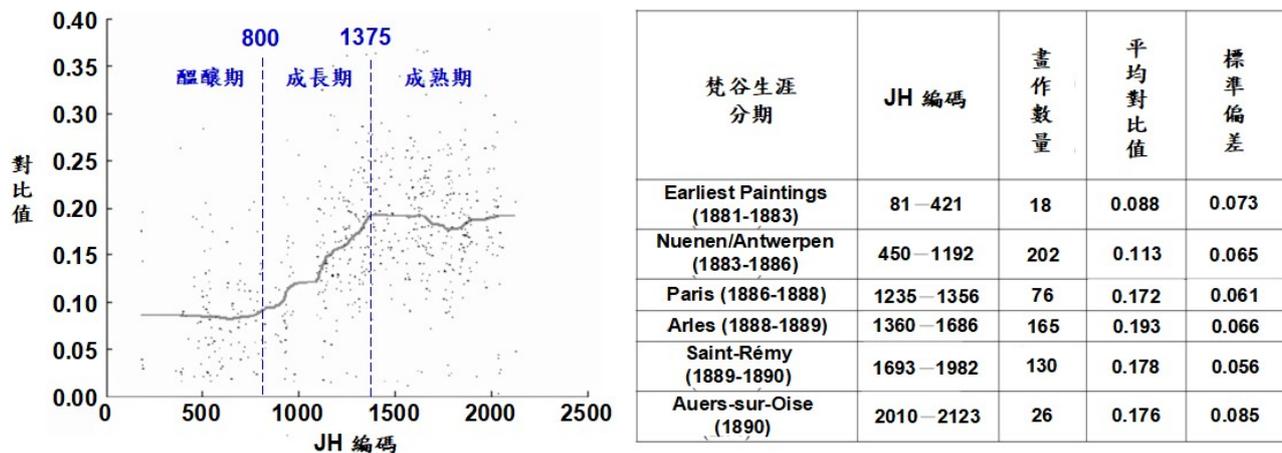
圖十、對比色之運用：(a) 梵谷 *The Night Cafe in the Place Lamartine in Arles* (1888)，收藏於耶魯大學美術館 (Yale University Art Gallery)；(b) 高更 *Nave Nave Moe / Sacred Spring Sweet Dreams* (1894)，收藏於聖彼得堡隱士博物館 (The Hermitage, St. Petersburg, Russia)；(c) 馬蒂斯 *The Dessert: Harmony in Red (Red Room)* (1908)，收藏於聖彼得堡隱士博物館 (Hermitage Museum, St. Petersburg) 影像摘自公有領域 http://www.wikigallery.org/wiki/painting_244015/Henri-Matisse/Harmony-in-Red。

B. 對比色分析

色彩呈現可以表徵畫家的技巧與個人風格，此處藉前人對梵谷油畫之研究 (Berezhnoy et al., 2004) 為例，說明以科學法定量分析畫家的用色。該研究之目的為探討梵谷運用對比

色的發展歷程，研究者採用了 617 組梵谷油畫複製圖像為分析樣本。而這些畫作之編碼係採用 JH 系統 (另有一種 F 編碼系統，不在本文討論範圍，此處略)，此編碼系統為 Jan Hulsker 參考梵谷書信，將畫作按創作先後次序編成 (Hulsker, 1996)，編號之前加其名縮寫 JH 以供識別。例如：依此編錄法，梵谷代表作之一的 *The Starry Night* (星空) 即 JH1731。

各畫作影像樣本之平均解析度為 500x500 像素。研究中假設影像之顏色對比性對外界條件 (攝製光線、影像處理等) 之敏感度不高。採用對比色空間表示法之矩陣運算 (Wandell, 1995) 將影像中之 RGB 編碼數據轉為 (黑 - 白)、(紅 - 綠)、(黃 - 藍) 對比之三維向量，前者為明暗、後二者為色相，此三項為類比人類視覺之對比渠道。最後經由運算得出每幅畫之對比值 (Opponency Value)，對比值統計結果如圖十一，其中點為數據，曲線為均值線。Berezhnoy et al. (2004) 文中依此圖之曲線趨勢宣稱梵谷使用對比色之過渡發生於 JH1000-1500 的區間。但檢視圖十一(a)，過渡期應訂為 JH800-1375 為宜。梵谷由早期用色較暗，到後期的鮮活、善用補色，其對比值之變化歷程有如近代新技術發展之 S 型曲線。由技術發展伊始，經過醞釀期、成長期，最後達到飽和。



圖十一、梵谷油畫對比色統計結果：(a) 對比值變化歷程；(b) 梵谷生平各時期畫作之平均對比值。[此圖表依 Berezhnoy et al. (2004) 之研究結果重製。]

此例中依平均對比值線型可知約在 JH800 後明顯向上爬升，至 JH1375 左右達到技術成熟之飽和狀態。再對照圖十一(b)中之列表，JH800 是梵谷在比利時安特衛普 (Antwerpen) 期間之 1885 年所作，對比值快速成長發生於巴黎時期；而達到飽和期的 JH1375 則是 1888 年的阿爾 (Arles) 時期之初，直至兩年後的 1890 年，梵谷辭世。這段時期梵谷畫作對比色彩最為強烈。圖十一(a)中可見數據點散佈廣，因而標準偏差值偏高，表示各時期個別畫作的對比色運用仍有相當之差異。但以數據點分布之密度以及均值線之大趨勢看來，三個時期的用色堪稱明顯不同。為展示梵谷不同時期繪畫用色特點，圖十二中選了分別對應三時期對比色特徵之三幅作品，即早期的畫作 *Potato Eaters* (JH764 < 800)，用色單調；巴黎時期的 *Vegetable Gardens in Montmartre: La Butte Montmartre* (800 < JH1245 < 1375) 已見較多互補色之運用；而在阿爾時期的 *The Red Vineyards* (JH1626 > 1375) 中，顯示了梵谷後期用色較前更鮮明的對比。



圖十二、梵谷不同時期繪畫舉隅：(a) *Potato Eaters* (Nuenen, April, 1855, JH 764)，收藏於阿姆斯特丹梵谷博物館 (Van Gogh Museum, Amsterdam)；(b) *Vegetable Gardens in Montmartre: La Butte Montmartre* (Paris, June-July, 1887, JH 1245) 藏於阿姆斯特丹市立博物館 (Stedelijk Museum)；(c) *The Red Vineyards* (Arles, Nov, 1888, JH 1626)，藏於莫斯科普希金美術館 (Pushkin Museum, Moscow)。[影像摘自公有領域：圖(a, b)摘自 <http://www.vggallery.com/>，圖(c)摘自 Wikimedia Commons]

C. 調色盤算則

Lambardi (2005) 提出的繪畫分類研究中，提取光線、線條、紋理與色彩等各若干種特徵組成特徵向量。分析的數據庫包括西斯萊 (Alfred Sisley, 1839-1899)、塞尚 (Paul Cezanne, 1839-1906)、莫內 (Oscar-Claude Monet, 1840-1926)、瑟哈 (Georges-Pierre Seurat, 1859-1891)、梵谷、畢卡索等畫家的作品。其中的色彩分析以圖九(b)之色錐為模型，建立一調色描述算則 (Palette Description Algorithm)，在每一給定亮度值之切面 - 即 H-S 平面上，計算色相總數、各色相間之距離、色相 - 飽和度平均值 (HS Mean) 及各點相對均值之變異量等等相關參數，可用於繪畫用色風格之識別與各風格間差異之測度。此類色彩特徵無須紀錄色彩空間分布的訊息。與其他的色彩特徵如色彩自相關圖、色相直方圖、飽和度直方圖等相比，該研究發現其所提之調色特徵所需儲存空間較少。[註：Seurat 一般中譯為「秀拉」，按姓氏法語發音應為「瑟哈」]。

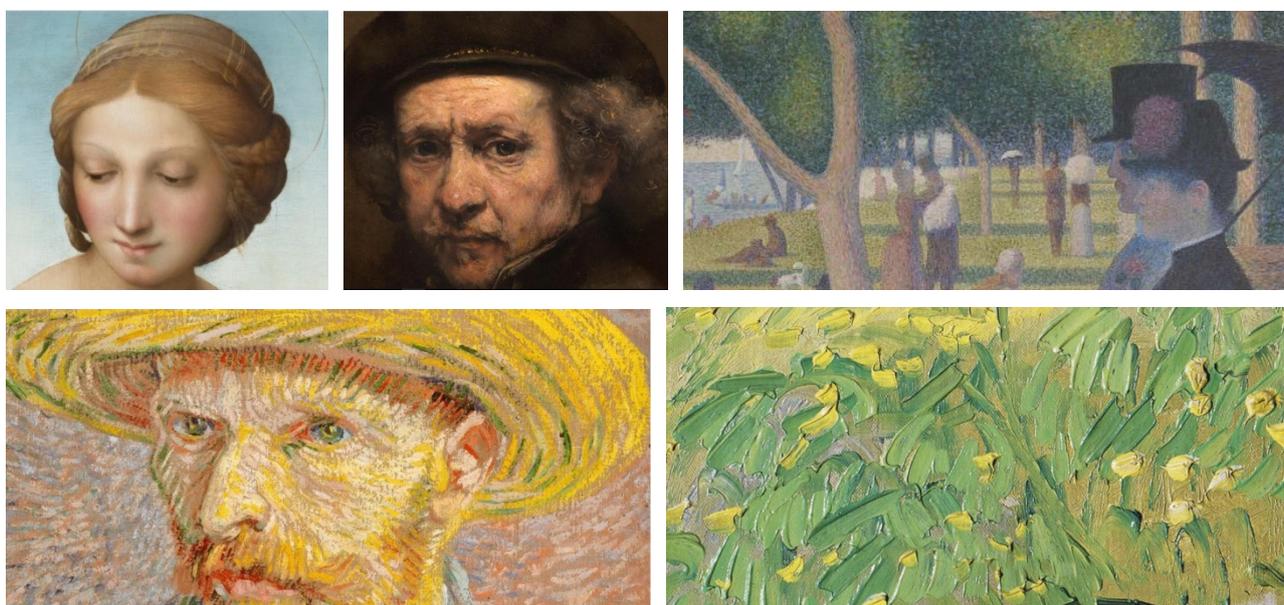
上述調色描述之色彩分析方法之後亦有用於不同繪畫風格之差異分析。Ohmi and Awata (2008) 分析繪畫風格之相似性，採用電視類比訊號精準彩色分析之向量示波器與波形監視器 (Vectorscope and Waveform Monitor)。向量示波器所顯示的為一極座標 (R, θ) 上環向 (θ) 的色相與徑向 (R) 的飽和度，一如前述之 H-S 平面；而亮度則呈現於波形監視器上。此研究選擇哥雅 (Francisco de Goya, 1746-1828)、德拉夸、雷諾瓦 (Pierre-Auguste Renoir, 1841-1919)、莫內 (Claude Monet, 1840-1926)、瑟哈、克林姆特 (Gustav Klimt, 1862-1928) 六位畫家各一幅畫為標的，跨越十九世紀洛可可-浪漫派 (Rococo-Romanism)、印象派、新印象派至象徵主義 (Symbolism)。其結果除顯示個別畫作之用色特點外，也任選成對兩畫作之數據分析其用色之交相關性 (Cross-Correlation) 以探討不同風格之相似性 (或差異)。但由於此研究分析之樣本太少，所得之結果與結論有其侷限性。

4.5 筆觸分析與畫家辨識

A. 筆觸簡介

筆觸 (Brushstroke) 即畫家用筆之痕跡，與運筆節奏的輕重、快慢及油彩濃淡、厚薄的呈現有關。除色彩外，筆觸亦可視為畫家情感與個性的表現。以西畫而論，十五世紀前是蛋彩畫 (Egg Tempera)，油彩作畫始於 1410 年之楊·范·艾克 (Jan van Eyck, 1390-1441)。傳統畫作筆觸不明顯，十七世紀起，畫中筆觸可見，及至十九世紀，印象派與後印象派之筆觸更顯。筆觸透露畫家個人繪畫之技法與用筆習慣，故可視為畫家獨特性之表徵。

圖十三顯示拉斐爾 (Raphael Sanzio, 1483-1520)、林布蘭 (Rembrandt van Rijn, 1606- 1669)、瑟哈、梵谷等四位大師用筆之局部放大。拉斐爾畫作屬古典畫派之理想主義，畫面和諧、恬靜，圖(a)之聖母像尤見聖潔、優雅，筆觸隱而不顯；林布蘭畫作世稱巴洛克風格，一生所作素描、油畫等各式自畫像逾百幅，圖(b)為其晚年油畫作品，面容的筆觸描繪出歷經滄桑之感；瑟哈屬新印象派畫家，亦是點畫法 (Pointillism) 之代表，如圖(c)；梵谷後期構圖中慣用長短、顏色、方向不一之筆觸，如圖(d)，以及厚塗法 (Impasto)，如圖(e)，這兩種筆法成為他後期畫作顯著之個人特色。

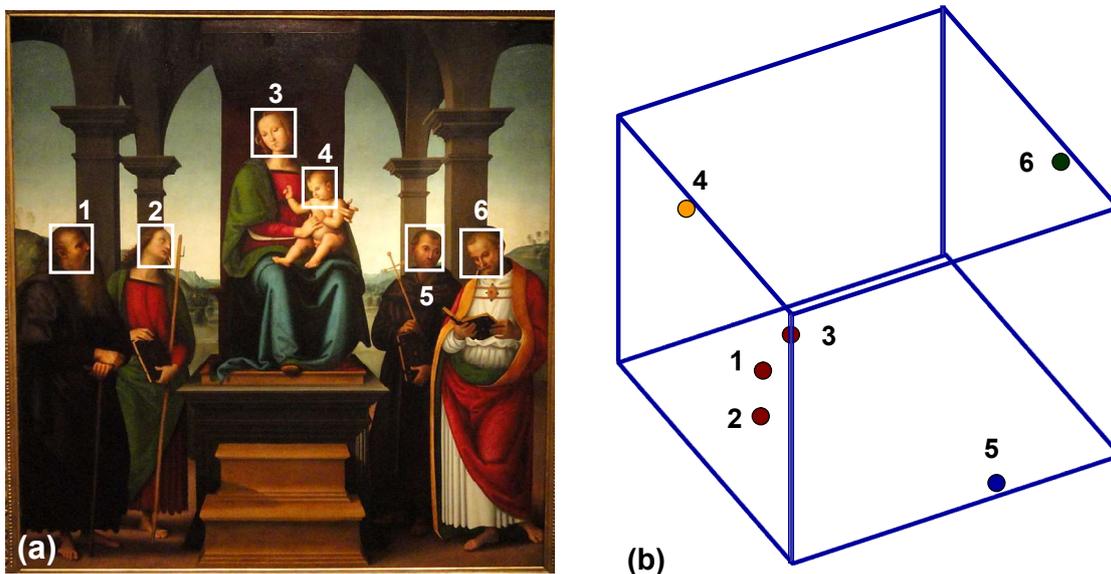


圖十三、不同畫家用筆例：(a) 拉斐爾：*Madonna in the Meadow* (1505–06)，收藏於維也納藝術史博物館 (Kunstorisches Museum Wien)；(b) 林布蘭：*Self-Portrait* (1659)，收藏於美國國家藝廊 (National Gallery of Arts, Washington DC)；(c) 瑟哈：*Sunday Afternoon on the Island of La Grande Jatte* (1884–86)，收藏於芝加哥藝術中心 (Art Institute of Chicago)；(d) 梵谷：*Self-Portrait with a Straw Hat* (1887)，收藏於紐約大都會博物館 (The Metropolitan Museum of Art)；(e) 梵谷：*"Les Vessensots" in Auvers* (1890)，收藏於馬德里提森-博內米薩博物館 (Museo Thyssen-Bonemisza, Madrid)。(以上各圖均為局部放大，原圖摘自公有領域 <https://artsandculture.google.com/>)

以往畫作之鑑定多仰賴藝術史學者或鑑定專家之經驗與眼力，其中，筆法是繪畫風格識別以及真偽鑑定的一個關鍵。瞭解各畫家用筆之特徵可識別作品誰屬，並可藉以觀察畫家風格之變化。筆觸的方向、形狀、分布都是分析中的重點。而筆觸的科學鑑定則可上溯至廿世紀中葉 Van Dantzig (1903-1960) 的努力，他在所撰二書 (Van Dantzig, 1952; 1973) 中表示可以藉畫作視覺特徵之統計分析、辨識畫家身分，稱為圖像法 (Method of Pictology)。

B. 筆觸之電腦分析

以電腦分析筆觸作為畫家識別的研究早於廿一世紀初即出現。Lyu et al. (2004) 以文藝復興時期畫家之油畫為分析標的，研究者先將老布勒哲爾 (Pieter Bruegel the Elder, c. 1525/1530–1569) 的 8 件作品與 5 件其他人的畫作合成一數據集，進而以基於筆觸而建立之演算法分析之，準確地分辨出作品真偽。然後，以同法分區局部檢視佩魯吉諾 (Pietro Perugino, 1446/1452–1523) 之祭壇畫 *The Madonna and Child with Saints* (亦稱 *Madonna and Child*)(c. 1500)，畫中聖母、聖子與四聖徒之六面孔編號如圖十四(a)。分析結果如圖(b)，在此特徵座標空間中，編號 1 至 3 的三個面孔筆觸，在特徵空間相當接近，可視為同一人手蹟；而 4、5、6 三者分散獨立，應為不同三人之作，故知全畫至少有四人合作，推測或許為佩魯吉諾工作室師徒之合作作品。



圖十四、(a) 彼得羅·佩魯吉諾所作之 *The Madonna and Child with Saints* (c. 1500)，現藏於美國 Hood Museum of Art (圖像取自 Wikimedia Commons)；(b) 數據點 1、2、3 在特徵空間聚集相近，4、5、6 三者分散獨立。圖(b)係參考 Lyu et al. (2004) 之結果重繪。

以上 Lyu et al. (2004) 的研究屬特定畫家油畫作品筆觸之分析。若論畫家作品的鑑定，最受關注的研究對象應是十九世紀荷蘭籍畫家梵谷的作品。因為，就統計分析觀點而言，需要足夠之研究樣本；而梵谷畫作存世量較大，符合此一條件。Van Dantzig (1952, 1973) 將梵谷作品依特性分為三個時期，宣稱其畫作有些特徵是一生不變。他識別出 93 項特徵，其中 25 項是與筆觸有關的性質，涵蓋筆觸之方位、形狀、運筆速度等等。雖說 Van Dantzig 的方法並未獲得藝術史學者廣泛的認同，但至少這是首度對畫家有系統的量化評鑑。[註：Van Dantzig 二書，筆者未過眼，以上有關書中觀點係由 Hendriks and Hughes (2007) 之論著間接獲得，後者可視為筆觸影像電腦分析之先驅研究之一。]

基於油畫藝術的歷史發展與收藏，歐洲包括荷、義、瑞、法、德等均為世界上油畫分析研究之重點國家；而美國則因科技先進，亦有許多理工學者專家投入，因此也常見歐、美機構之合作。研究主題除前述之顏料、畫布鑑定、畫層分析外，尤在特定畫家的筆觸分析、畫

作之風格分類方面更是重點。畫家之運筆法有如簽名或是指紋，有其獨特性。因此，筆觸分析可用於畫家識別，甚至也可作為鑑別畫作真偽之工具。

筆觸分析時要考慮排除原作非固有之特性如畫作的老化、損傷造成的變色、退色與裂紋；此外，厚重筆觸可能因畫成後，畫面受到外來之壓力與摩擦等而使得筆觸被壓扁或變形，這些非原始創作之痕跡不能視為筆觸之性質。筆觸分析是分析油畫筆觸的紋理、幾何形狀與配置以瞭解畫家用筆之習慣。其中，此處所謂紋理即指筆觸的各種外觀型式。畫家所用之筆觸有時因時期而變化，梵谷在巴黎後期發展出從彎肘筆畫 (Elbow-stroke) 到串聯的輕點 (Serial Dabs)、環狀 (Halo)、磚砌 (Brickwork) 等一些新的筆觸型式。

前述提及之論著 Hendriks and Hughes (2007) 其兩位作者之前者 (Ella Hendriks) 來自荷蘭梵谷博物館文物部門，後者 (Shannon Hughes) 任職於美國普林斯頓大學電機工程系。許多相關研究團隊或是跨國合作，均可見此二位在其中，如 Johnson, Jr. et al. (2008)、Berenzhnoy et al. (2009) 等。Johnson, Jr. et al. (2008) 的筆觸分析在當時為相當重要的研究，由梵谷美術館與庫勒慕勒美術館提供 101 幅油畫的彩色反轉片 (Ektachrome Film) 高解析度灰階掃描樣本，其中 82 幅已確定為梵谷之作，6 幅確知非梵谷所作，還有 13 幅為受專家質疑者。研究由美國賓州州立大學 (Penn State U., PS)、普林斯頓大學 (Princeton U., PR) 以及荷蘭馬斯垂克大學 (Maastricht U., MA) 三個團隊分工執行，分別採用不同的小波轉換 (Wavelet Transform)、不同的數學模式、不同的分類器 (Classifier) 執行區塊局部之影像處理，針對筆觸的特徵 (Features of Brushstroke) 比較分析，以進行畫家之辨識。為進行影像間之比較，需定義若干個量化的「特徵」，例如筆觸的長度、寬度、曲度...等；再由這些量化特性組成之特徵向量計算兩影像之歐幾里得距離，評量兩畫作是否有相似性。PS 團隊在研究過程中以 23 組確定為不同時期之梵谷作品作為範本，讓機器 (電腦) 學習梵谷作品之特徵。待訓練完成後，即讓電腦識別未曾閱讀過的畫作影像，判別是否為梵谷作品。MA 團隊亦訓練電腦檢視各畫作，在六幅非梵谷作品中檢出四幅。研究結論稱 MA 團隊的分析方法可用於偵測筆觸質感之相異性，故可支援專家評估畫作之真偽。方法雖可行、有前景，但尚不完美。若提供高解析度影像、更多畫面細節、精緻的數學模式、使用範圍更廣的信號分析，則還可再精進其效能。

筆觸之科學分析首重邊緣偵測 (Edge Detection)。圖像處理中之邊緣偵測本就是電腦視覺的基礎，目的在標示圖像中一些重要參數如亮度、深/厚度、色彩、方向、物性等等之變化梯度與不連續性，藉以提供分析判斷所需之訊息。如何從局部影像中連結、交錯重疊之眾多筆畫中識別出個別之筆觸是機器學習的重要課題。

Van der Maaten and Postma (2010) 的研究將廣泛重疊的筆觸視為一種紋理，據此提出一個檢視筆觸結構的技術。採用之樣本畫作數據集與 Johnson, Jr. et al. (2008) 之研究相同，均為梵谷美術館與庫勒慕勒美術館提供。117 幅油畫 48-bit 高解析度的彩色反轉片轉成 8-bit 灰階影像樣本，其中 98 幅確定為梵谷之作，13 幅確知非梵谷所作，另 6 幅為受專家質疑者。此法之執行須借助原型紋元的小塊影像編成的編碼簿 (Codebook of Textons)，編碼簿是由畫作數據集中學習而得。繪畫之分析是統計畫中各紋元 (列表於編碼簿) 在畫中各像

素出現的頻率，建立紋元直方圖 (**Texton Histogram**)。紋元直方圖對藝術專家而言解讀不易，作者提出兩個方法將紋理分析結果可視化。其一為採用該時期發展一名為 **t-SNE** 的降維技術 (**Dimensionality Reduction Technique**) 將畫作間直方圖之相似性可視化。該研究證明應用 **t-SNE** 於紋元直方圖可區別梵谷與其他畫家之畫作。其次，作者提出第二法，即標示出畫作中紋理結構不尋常的局部區域，並將畫與畫間之異同可視化。測試結果證實二法之有效性。

電腦影像識別中，筆觸是以像素的連結作紀錄，**Li et al. (2012)** 的論文對其研究方法有詳細的描述，此處以之為例說明筆觸影像之電腦分析程序。其提取筆觸之程序，首先自筆劃紛雜的影像中經由邊緣偵測、連結 (**Linking**)、薄化 (**Thinning**)、封閉邊緣 (**Enclosing Edge**) 等筆觸形貌運算操作，再辨識並提取連結組分 (**Connected Component**)、設定筆觸識別準則、刪去具雜訊的部分以及移除「Y」型骨架結構較短的分支等等程序，標示出個別筆觸。

獲得足夠數量之筆觸樣本後，即可執行筆觸特徵之統計分析。筆觸特徵的訂定很重要，各家亦可依分析重點制定適當的特徵集。**Li** 團隊定義之特徵包含筆畫之長度、寬度、尺寸(筆觸佔據之畫素數量)、寬度之均勻性 (**Broadness Homogeneity, BH**)、狹長性 (**Elongatedness**)、直線度 (**Straightness**) 與方位 (**Orientation**)，以及與周邊之關係如一筆觸鄰近區內之筆觸數 (**No of Brushstrokes in the Neighborhood, NBS-NB**)、相似方位之筆觸數 (**No of Brushstrokes with Similar Orientation, NBS-SO**)、筆觸方位之標準差 (**Orientation Standard Deviation for Brushstrokes in a Neighborhood, OSD-NB**) 等，藉以分析、辨別是否為梵谷之作；若確為梵谷之作，則判定作畫之時期。此一研究獲得許多有趣且有用的結果，例如發現梵谷與其同時期非梵谷之作在用筆之節奏上的確不同；而筆觸的差異有四項主要因素：**NBS-NB**、狹長性、直線度與 **BH**。巴黎與阿爾/聖赫米兩段時期用筆之差異性主要顯現於筆觸之長度、尺寸、寬度、**OSD-NB**、**OSD**。

隨著機器學習領域之迅速發展，筆觸分析也持續精進。例如，**Lamberti et al. (2014)** 提出一種自動提取筆觸的新方法。為了評估此一新法之效能，將機器自動提取筆觸方位、長度、寬度之計量與人工觀測值比較，結果一致性頗佳。同時，與既有之方法比較，新法性能較佳，可涵蓋較廣的筆觸範疇，有助於筆觸之非監督式自動識別與描述。畫家識別技術可應用於真偽鑑定 (**Authentication**)，**Polatkan et al. (2009)** 認為數據集影像模糊度 (**Blur**) 不一是造成以往鑑定效率不佳之主要因素。為提高鑑定準確度，該團隊提出一畫作影像銳度品質相同的新數據集用於訓練，以隱藏馬可夫樹 (**Hidden Markov-Tree**) 模式提取畫作之小波係數 (**Wavelet Coefficients**) 作為特徵輸入，以監督式學習訓練機器。此法仍需多作驗證。同一團隊 (**Jafarpour et al., 2009**) 採雙樹複小波轉換 (**Dual-Tree Complex Wavelet Transform**) 與隱藏馬可夫樹模型執行特徵選擇，然後以隨機森林分類器 (**Random Forest Classifier**) 以梵谷作品定年及提取其獨特性，以協助藝術史學者的風格分析。

除了用彩厚重的油畫外，以影像識別技術應用於素描的畫家鑑定早於廿世紀末出現，**Kroner and Lattne (1998)** 分析 41 件手繪草圖 (**Freehand Drawing**)，其中德拉夸 19 件以及其他畫家 22 件，結果得到平均 87% 的鑑別準確率。晚近，這類手繪圖的筆觸分析亦有新

的演算法提出 (Elgammal et al., 2018)，目的是發展人工智慧以辨識不明畫作之畫家。此法受 Van Dantzig 圖像法啟發，以新的筆觸分割演算法 (Segmentation Algorithm) 與深度學習網路捕捉每一筆觸之整體與局部特徵，量化畫中各筆觸特徵藉以分析。實驗所採用的數據集包括 300 件數位影像，共計 8 萬多筆觸，畫作樣本涵蓋畢卡索、馬蒂斯與席勒 (Egon Schiele, 1890-1918) 以及少數其他畫家之代表作。研究結果顯示該團隊所提出之新方法對個別筆觸識別之準確度可達 70-90%，整體畫作識別的準確度約為 80%，尤其假畫偵測率幾達 100%。此手繪筆畫之研究成果對建立非厚重油彩之水彩畫、工筆畫等畫類淡彩墨或細線條筆觸之科學分析或可有所啟示。

C. 畫家識別

筆觸分析可用以辨別畫家何人；然而，畫作作者歸屬 (Artist Attribution) 之鑑定卻非僅依賴筆觸分析。藝術史專家是以長期鑑賞畫作累積對視覺特性之敏感，輔以藝術史之背景知識作為鑑定之基礎。其中各畫家獨特之技巧與神來之筆的巧思是關鍵。以捲積神經網路 (CNN) 架構訓練，使電腦獲得自動識別的能力為一發展趨勢。但電腦是否具有足夠的認知能力足堪用於畫家的識別？其實，早在廿餘年前就有研究發現：鴿子經由訓練後，可辨別莫內與畢卡索作品，此能力甚至可擴展至分辨其他的印象派與立體派之畫作 (Watanabe et al., 1995)。類似的實驗施於蜜蜂，亦可訓練使其具有辨識莫內與畢卡索作品之能力 (Wu et al., 2012)。研究並發現：以畫作之灰階影像取代原彩色版，實驗結果一致，證明蜜蜂與鴿子均具有視覺學習與分類能力，其能力超越了以簡單的顏色、形狀或圖形來識別。此二研究結果或許並不代表蜜蜂、鴿子可以在描述意義上辨識畫家，僅證明沒有藝術史知識的蟲、鳥有能力從經驗中提取影像之視覺特徵並加以分類。同時，亦說明辨識畫家或畫作藝術風格之認知能力並非人類所獨有。這些結論對於機器識別的可行性與後續發展有積極正向的意義。

Van Noord et al. (2015) 以一大規模之畫作數位影像數據集訓練名為 PigeoNET 之捲積神經網路 (CNN)，結果顯示：完成訓練的 CNN 對於未見過之畫作，辨別作者之準確率可達 70% 以上。此外，亦能辨識出同一畫作中局部某區為兩位畫家合作。同一團隊也探討數位影像若為不同尺度、不同解析度對識別成功率之影響 (Van Noord and Postma, 2015)。Folego et al. (2016) 的研究旨在發展一種直接以 CNN 自動提取識別梵谷畫作視覺特徵之方法，採用之影像數據集 VGDB-2016 包含梵谷畫作 207 件、其他畫家作品 124 件，以及 2 件不確定的作品。分析的步驟為：首先，將每一畫作劃分成若干無重疊之小區塊 (Non-overlapping Patches)，以 CNN 提取視覺特徵，訓練區塊分類器。在實驗階段，計算各區塊之分類得分，然後聚集各區得分做出最後的決定。研究結果顯示：採用分區最高得分的方法可得最佳的結果。在提高畫家識別的準確性與精確性的目標下，Viswanathan (2017) 的研究採用之數據集包括不同時期的 57 位著名畫家，每位 300 幅作品，探討各 CNN 模式之效率。以遷移訓練 (Transfer Learning) 策略 藉 ImageNET 預先訓練的 ResNet-18 模式表現最佳，可得 97.3% 的訓練準確度與 89.8% 的實測準確度，優於其他方法。不同於前人之畫家識別研究，Stanchev and Kolinski (2019) 結合機器學習與合併影像 (Merged Image) 進行數位影像之分析。此研究有趣的點子為合併數個不同的影像而成一標誌性的影像，用作比較之基礎。同一畫家的作品以 5 幅為一組，製作出一合併影像。藉由 5 幅中以合併影像抽換一張原作以及

5 幅一組加入一合併影像的兩種測試，檢視演算法識別原作之能力。參與研究的有文藝復興時期、浪漫主義、立體主義、象徵主義等八位畫家的畫作。兩位一組進行畫家識別，測得之準確率依不同組合而異，在 63.33% 至 96.67% 之間。該研究者亦注意到各畫作影像之不透明性及尺寸之差異可能影響識別之準確性。

相對於西洋油畫，中國畫的風格分類與畫家識別相對較困難。原因是中國畫用的是墨彩，不同於油畫顏料之稠厚，筆觸描述之可數量化特徵較少；再則，若是水墨畫，只有黑白，雖說有墨分五色（濃、淡、乾、濕、燥）之說，但確實少了顏色、調性的特徵。Sheng and Jiang (2013) 提出的演算法以邊緣偵測定位局部區域及筆觸，進行以直方圖為本的特徵。研究採用黃公望 (1269-1354)、鄭板橋 (1693-1765)、吳昌碩 (1844-1927)、徐悲鴻 (1895-1953)、劉旦宅 (1937-2011) 等五位十三至廿一世紀的中國畫家每位各 40 幅作品。除少數幾幅為墨彩畫，餘皆為黑白之水墨畫，為公平起見，皆以灰階影像進行分析。其中半數用作訓練，餘半為實驗所用。研究者所用者為結合整體與局部特徵之資訊熵平衡融合法 (Entropy Balanced Fusion Scheme)，實驗分三情況：二畫家、四畫家、五畫家中一特定畫家之識別，三者之平均準確率分別可達 90%、87%、83%，高於以往研究中國畫的辨識率。

基於以往畫家識別的研究成果，機器學習可用於鑑定真偽，例如 Polatkan et al. (2009)、Jafarpour et al. (2009)、Nemade et al. (2017) 等皆是。另在非機器學習之真偽鑑定方面，當代南韓著名女畫家千鏡子 (Chun Kyung Ja, 1924- 2015) 之假畫風波是一極佳案例。千鏡子一件名為 Beautiful Woman 的畫作（畫上簽署為「鏡子 1977」）為韓國國立現代與當代美術館 (National Museum of Modern and Contemporary Art, MMCA) 所購藏。1991 年，畫家本人稱該畫非其所作，MMCA 不承認買錯，堅持該畫為原作。畫家過世後，家屬提出訴訟，並聘請對繪畫光學檢測極負盛名之法國 Lumiere Tech 團隊 (Pascal Cotte 為其 CTO) 赴韓在地鑑定。採用之鑑定方法為 4.2 節曾提及之多波段影像與層面增強法。影像解析度為 582dpi (相當於相機定義之 240Mp)。以對比、油彩厚度、光平衡、口 / 眼 / 鼻畫法、色度、細節處理等 8 項標準，同時檢測爭議作品 (標號 K5) 與同時期千鏡子之 9 件原作 (標號 K1-K4, K6-K10) 共 10 件畫作。鑑定報告指出在每項標準中，K5 的特性顯示與其他 9 件呈現極大的差異，K5 為原作之可能性遠小於 1% (Cotte, 2017)。【註：鑑定結果強力支持千鏡子之聲明，但韓國法院拒不採用該項光學檢測之證據，最終仍判該畫作為真，維持住 MMCA 之顏面。】

4.6 繪畫分類與風格分析

A. 類型與風格分類

類型 (Genre) 與風格 (Style) 識別是電腦分析西方繪畫的重要工作。類型與風格是兩個不同的概念，有時常易混淆，此處稍作說明。繪畫類型有風景畫 (Landscape)、肖像畫 (Portrait)、宗教畫 (Religion)、靜物畫 (Still-life)、裸體畫 (Nude)、抽象畫 (Abstract) 等等；而論風格則有文藝復興 (Renaissance)、巴洛克 (Baroque)、印象派、點畫派、後印象派、立體派、野獸派、抽象表現主義 (Abstract Expressionism)、現實主義 (Realism)、超現實

主義 (Surrealism) 等等。畫作類型易由構圖與內容識別，一般人大致均能辨識；然風格屬藝術史範疇，藝術風格與當時的社會背景、流行風潮、藝術家個人特質等均有關係，這些因素會導致形成藝術運動 (Art Movement) 的共同趨勢與特徵。風格之辨識，舉凡筆觸、線條、形狀、色彩、明暗、紋理、空間、內容、構圖方式，甚至碎形維度 (Fractal Dimension) 等因素都可依狀況擇為畫作特徵用以分析。前節辨識個別畫家特色或稱個人風格，基本上是要凸顯個別畫家之獨特性；然攸關藝術運動之風格判定卻是要找出同一運動諸畫家之相似性。

藝術風格之形成、分類、歷史演進、承先啟後的影響等均屬藝術史範疇。由此，藝術風格分析可視為藝術史研究之主軸。Heinrich Wölfflin (1864-1945) 基於其文藝復興與巴洛克時期繪畫之比較研究，在所著《藝術史原理》(Wölfflin, 1915) 一書中提出風格區別之要點為五組對比觀念：線條與筆觸描繪 (Linear and Painterly)、平面與退縮 (Plane and Recession)、封閉與開放 (Closed and Open Form)、多重與單一 (Multiplicity and Unity)、清晰與模糊 (Clearness and Unclearness)。此種條列式原則簡單，易於遵循實施，但也似乎難周延。風格辨識一般係藉藝術史學者的法眼為之，由不同時代背景、不同畫家作品之特色與相關之藝術運動而識別畫作之藝術風格。

近年電腦視覺科技被引進類型與風格辨識之領域，4.3 節所述數位影像處理技術為建立電腦分析之基礎，相關的處理程序有圖像取得、預處理、特徵提取、檢測/分割、進階處理等；其中尤以分類理論模式與特徵提取演算法為關鍵。後文將以前人在分類技術應用於圖片影像分析上之研究成果說明此一領域之進展，其中以繪畫風格分類為主，也偶稍觸及相片與非藝術品之辨識與分類。

首先，以圖片影像分類而言，影像的來源有攝影，也有繪畫作品，但在這兩種影像在類別辨識上之著重點各有不同，Karayev et al. (2014) 的研究恰涵蓋二者。此研究利用多層網路 (Multi-layer Network) 方法識別數位影像的類型 (註：此文標題所稱 Style 在內文中又加註 Style/Genre，前者用於繪畫，後者用於照片分類，故此處通譯為類型)。作者採用網路上兩個影像集，一為 Flickr，有照片 8 萬件，涵蓋包括不同攝影技巧、構圖、題材等不同，如高動態範圍 (High Dynamic Ranges, HDR)、微距 (Macro) 攝影、復古 (Vintage)、黑色 (Noir)、極簡 (Minimal)、朦朧 (Hazy) 等 20 種類型；另一影像集為 Wikipaintings，有 8.5 萬件繪畫影像，涵蓋包括巴洛克、北方文藝復興、立體派、印象派、後印象派、抽象表現主義等 25 種風格。數據集中有些類別在過去研究中未曾出現過。研究結論稱其偵測圖片中物件特徵之訓練很成功，可得到相當於人眼判斷的成功率；同時亦證實風格/類型之辨識、分類與影像之內容高度相關。

以油畫而論，畫作的科學分類早於廿世紀末即見諸於文獻，而自廿一世紀伊始，科學家開始應用影像識別技術。例如以人臉及筆觸模式而為之分類研究 (Sablantnig et al., 1998)，該分析的標的為奧地利畫家之肖像畫。檢視畫中基於筆觸的結構性標誌來探索畫家之個人風格，主要採用筆觸分析以分級結構分類法，即顏色、區域形狀及筆觸結構等三種資料進行分類。在前 4.4 與 4.5 節中，亦以數例針對色彩與筆觸說明分析的方法，均可用於風格之分類。

Blessing and Wen (2010) 以機器學習法執行藝術畫作之識別，採用的是多類別分類

支援向量機 (Multi-class SVM)。數據集為塞尚、達利 (Salvador Dalí, 1904–1989)、杜爾 (Albrecht Dürer, 1471–1528)、莫內、畢卡索、林布蘭與梵谷等七位多產畫家之作品組成，每位約 200 幅，各畫作影像均歸一化為 100x100 像素。從中可以配對做相似性比較 (如：塞尚與莫內)，以及不同類型的辨識 (如：杜爾與達利)。研究結果顯示：以 750 幅影像訓練，分類準確性可達 78.53%。結果亦顯示若訓練用之數據集過大可能產生過度擬合 (Overfitted) 而使準確性降低。數據集與特徵數量之大小均會影響準確率。若以二類分類為例，採 SVM 配合各種先進特徵加權後組合，以 200 件影像為訓練數據集，可得逾 90% 的準確率。

一般而言，數據庫中畫作的尺寸各不相同，前處理的一個必要步驟是選擇像素之尺寸與數量。Shamir (2012) 的作法是各畫作影像均以短邊分 600 像素為基準，長邊取中央 600 像素而成 600x600 正方像素，如此會犧牲一些區域，但無須改變像素長寬比。Shamir (2012) 的分析是以前自行開發之 Wndchrm 演算法，針對印象派之莫內與雷諾瓦 (Auguste Renoir, 1841–1919)，後印象派之梵谷、抽象表現主義之羅斯柯 (Mark Rothko, 1903–1970)、波洛克 (Jackson Pollock, 1912–1956) 與康丁斯基 (Wassily Kandinsky, 1866–1944)，超現實主義之德·奇里柯 (Giorgio de Chirico, 1888–1978)、達利 (Salvador Dalí, 1904–1989) 以及達達 (Dadaism) 與超現實主義之恩斯特 (Max Ernst, 1891–1976) 等 9 位畫家，每位 57 件作品進行電腦分析。研究結果出乎意料之外地發現：梵谷與波洛克的作品相似性較高。

近年繪畫作品之電腦分析蓬勃發展，以風格之自動分類為題，Arora and Elgammal (2012) 探討不同方法的性能。比較了三種分類方法：(1) 判別語義模式 (Discriminative Semantic-Level Model) – 判別式分類法搭配語義特徵；(2) 判別詞袋模式 (Discriminative Bag-of-Words Model) – 判別式分類法搭配詞袋模式；(3) 生成詞袋模式 (Generative Bag-of-Words Model) – 生成式分類法搭配詞袋模式。以上各方法性能有別，判別語義模式法可得最佳準確性；判別式各法對巴洛克風作品之識別率最佳，均高達 80-90% 間。但對普普藝術 (Pop Art) 之識別，判別式各法就低些，但亦在 70% 以上，但若改用生成式方法，則準確率降至 30%。Lee and Cha (2016) 採用非監督式學習，提取基於 HSV 顏色的整體特徵與分區構圖的局部特徵共 50 項以分類繪畫風格，其自組織映射圖 (Self-Organization Map, SOM) 得以可視化呈現。數據樣本畫作有表現主義、印象派、後印象派與超現實主義等四類風格。當以上四類任取其二，執行二類分類時，除風格相近之印象派與後印象派兩類混和，分辨之準確率僅為 85%，其餘如表現主義與印象派、超現實主義與印象派等各種組合之分辨準確率均可達 90% 以上。

B. 風格分類之深度學習

自從深度學習興起之後，深度神經網路逐漸滲入各領域。在藝術繪畫風格識別與分類上，亦出現了許多基於深度學習所設計的新方法，舉數例介紹如後。

在大規模影像數據集之分類方面，Bar et al. (2014) 以 CNN 由 ImageNET 影像集訓練機器學習提取二元化的視覺特徵 (Binarized Features)，結合 PiCodes 特徵描述子，執行大量繪畫作品之多類分類；而 Saleh and Elgammal (2016) 則依風格 (Style)、類型 (Genre) 與畫家 (Artist) 三分項，以 CNN 學習機制提取適當的特徵與建立適當的測度，其中也考慮特徵

融合 (Feature Fusion) 與測度融合 (Metric Fusion) 之策略。研究結果顯示：採用特徵融合，結合適當的測度學習演算法可展現最佳分類性能。

有時藝術畫作會被複製用於其他場合，在許多資料中出現的名畫或是有版權的影像是否涉及侵權，影像證據或可判定。但影像在拍攝時，常會受到鏡頭扭曲 (Lens Distorsion)、尺寸縮放 (Scaling)、旋轉 (Rotation)、平移、顏色失準等操作或環境的影響。在此情況下，影像識別必然具有挑戰性。Hong and Kim (2017) 提出一利用 CNN 執行大規模數據分類的方法，考慮採用隨機的變形操作可以產生額外的影像，擴大訓練用數據集之規模，用以探討 CNN 的架構與參數對於識別準確率之影響，與手動的 SIFT 比較，結果證明此研究所提方法之準確率可提高 13.6%。利用影像變化產出新影像的作法也有他例，如 Johnsen and Gradečak (2017) 在其研究中，採用高斯模糊 (Gaussian Blur) 加上橫向與縱向翻轉 (Flipping)，將影像數據集規模擴大至 60 倍。

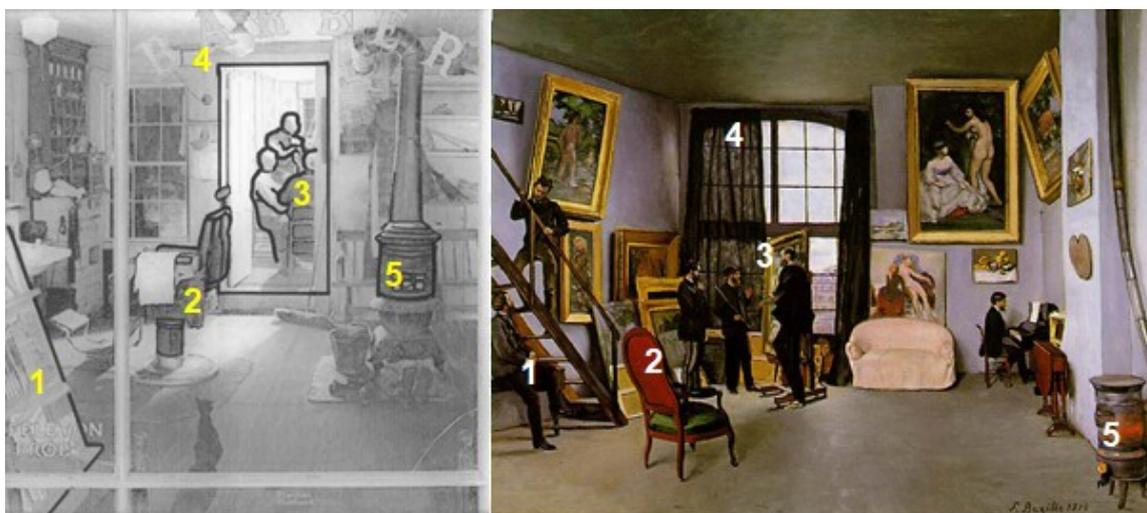
Tan et al. (2016) 發展一大規模藝術繪畫之分類法，其目的有二，其一為訓練端對端 (End-to-End) 之 DNN 模式以研究其繪畫分類之能力；其二為論證繪畫分類較物件與人臉辨識更具挑戰性。此一研究以隨機梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD) 法訓練一深度網路，學習可得特徵，並將所得之低階至高階特徵圖可視化。實測中採用超過 80,000 件的 Wikiart 繪畫數據集，證實此研究提出的方法在三項分類：風格、類型、畫家以及總體之準確率分別可達 54.5%、74.15%、76.11% 與 68.25%，明顯高於前述 Saleh and Elgammal (2016) 之 45.97%、60.28%、63.06% 與 56.44%，且也優於另一多分支多工 (Multibranch Multitask) 繪畫分類法 (Bianco et al., 2018) 所得 57.2%、63.6%、56.5% 與 59.1% 之風格、類型、畫家與平均準確率。Lecoutre et al. (2017) 設計了一個新的藝術風格分類器 RASTA，研究應用深度殘差神經網路 (ResNet) 檢測藝術風格，在 Wikipainting 數據集 (含 25 不同風格) 執行，獲得平均分類準確率 62% 的佳績。其中對於風格鮮明、區別性高的浮世繪、極簡主義 (Minimalism)、色域畫 (Color Field Painting) 等，作者提出之 ResNet 網路其分類表現較佳；而對文藝復興全盛期藝術、抽象藝術、不定形藝術 (Art Informel) 等風格的畫作，或因樣本數量少，或因視覺效果相近等因素，分類性能則較差。

特徵圖 (Feature Maps) 之間的相關性可有效地描述影像的紋理特徵，基於此，Chu and Wu (2018) 設計各種不同的深度相關性特徵 (Deep Correlation Features)，除提取自單一捲積層內 (Intra-layer) 的相關性外，也比較不同捲積層間 (Inter-layer) 特徵圖之差異；進而建立一神經網路學習架構，自動學習特徵圖間之相關性。該研究證明此深度相關性特徵應用於多類分類問題上，較之以往 CNN 特徵以及視覺特徵更能表達畫作風格，在風格分類應用上，驗證了其特徵之有效性。Johnson (2019) 提出一檢測繪畫藝術風格的新法，該法係受到 Gatys et al. (2016) 的神經風格演算法 (Neural Style Algorithm) 之啟發，且證實此法與同期其他演算法相比具有競爭力。

C. 藝術影響與傳承之自動偵測

檢視一畫作，除識別其風格、主題類別以及作畫之時期外，藝術史學者還會由畫中找出線索，以判斷畫家或其作品受前輩或當代畫家之影響。關於藝術家的影響，一般常提及法蘭

西斯·培根 (Francis Bacon, 1909-1992) 1953 年仿迪亞哥·維拉斯蓋茲 (Diego Velazquez, 1599-1660) 所繪之 *Portrait of Pope Innocent X* 所作，雖表現手法不同，但相似的主題、構圖、姿勢，明顯是受維拉斯蓋茲之影響，一般人均可看出，但電腦有能力檢出一些不明顯的相似性。基於此點，Saleh et al. (2014, 2016) 首度以電腦自動檢視兩藝術家作品之間的關聯性或影響。該研究第一階段以判別模式與生成模式為基礎，評比不同分類法；第二階段比較畫作語義層級特與低階、中階特徵。然後，作者將某畫家之主要作品與其他畫家比對，探討該畫家受何人之影響與啟迪。為此目的，作者研究畫作相似性、畫家相似性的測度法。圖十五(a)為一描繪示意圖，原圖為洛克威爾 (Norman Rockwell, 1894-1978) 於 1950 年所繪之 *Shuffleton's Barber Shop* (原作典藏於美國 Lucas Museum of Narrative Art)，圖十五(b) 為巴齊耶 (Jean Frédéric Bazille, 1841-1870) 1870 年所繪之 *Studio 9 Rue de la Condamine*。以電腦影像分析比較，發現兩者在構圖與內容上有諸多相似點，如圖十五所示：畫中左下方的三角構圖(1)；中間偏左的椅子(2)與中央的三人群聚(3)與矩形門、窗(4)；以及右下的火爐(5)。兩畫高度相似性意味著巴齊耶此畫構圖受洛克威爾作品之影響，此觀點以往未曾有藝術史專家提及，首次由電腦分析發現，證明電腦在檢出畫作相似性上的強力功能。最後，Saleh et al. (2016) 提出一個畫家映射圖 (Map of Artists)，其中顯示：基於作品的相似性，同一藝術運動之畫家在圖上分佈於鄰近區。研究結果亦列出電腦分析得出影響各畫家最深的前五名前輩畫家，以及藝術史專家所認定之實況 (Ground Truth)。比較二者可知：電腦分析推薦之名單與藝術史專家的認知有部分相同，亦有不符。



圖十五、(a) 洛克威爾 *Shuffleton's Barber Shop* (1950) 之黑白描繪示意圖，原作典藏於美國洛杉磯路卡斯敘事藝術博物館 (Lucas Museum of Narrative Art, LA)，彩色原圖請參閱 <https://www.wikiart.org/en/norman-rockwell/shuffleton-s-barbershop-1950>)；(b) 巴齊耶 *Studio 9 Rue de la Condamine* (1870)，巴黎奧塞美術館 (Musée d'Orsay) 典藏 (取自公有領域)。註：參考 Saleh et al. (2016) 之意重製。

歷史因素之考量對於探討藝術風格之影響及承先啟後，必然有所助益。不同於現有方法僅用視覺特徵進行繪畫影像風格分類，Yang et al. (2018) 提出之新法證明加入三項基於歷史背景的資料，如起源時間、地點與藝術風格可以將補充資料編碼。以此動機，將上述三因子當作軟標籤以強化 CNN 中特徵之區別性。此研究通過一多工可端對端訓練 (End-to-End

Train) 之學習架構達成知識的提煉。實測結果證明此法成功地體現歷史背景中各畫作風格的關係，同時，應用於各種繪畫風格之數據集，此法較現今其他各種方法為佳。

藝術風格之形成、分類、歷史演進、承先啟後的影響等均屬藝術史範疇。美國 **Rutgers** 大學藝術與人工智慧研究室 (**Arts and Artificial Intelligence Lab**) 在此跨領域之研究著力甚深，研究重點諸如：機器是如何分類藝術風格、機器用的是影像中那些內部表現作為區別性特徵、與藝術史學者的風格分析方法有何關聯等等。晚近，**Elgammal et al. (2018)** 將 4.6 節所述 **Wölfflin** 之風格原則用於機器學習，嘗試透過訓練電腦，查看機器眼中之藝術史。在電腦自動風格識別與分類後，依年代排佈之風格地圖中，橫座標與縱座標為機器學習自動找出之兩模態 (**Mode**)；第一模態與 **Wölfflin** 的平面與退縮觀念有關，第二模態與 **Wölfflin** 的線條與筆觸描繪之觀念有關；圖上標示年代，結果與藝術史之風格分類與依年排序頗為相合。最近，**Cetinic et al. (2020)** 持續探討 **Wölfflin** 風格原則之量化，並用於學習了解藝術風格之特徵。該研究將 **Wölfflin** 的五個風格識別之對比原則，視為繪畫影像之高階特徵，藉以測度每一畫作中此五項對比觀念。研究中以一有註釋的小型數據組訓練五個 **CNN** 迴歸模式 (**Regression Model**)，預測 **Wölfflin** 五個特徵的量化值，其成果有助於繪畫之分類與辨識風格之歷史演變。

4.7 科學審美與電腦創作

A. 美學研究的各種觀點

藝術欣賞是一種美感體驗，過程中經由感知、感動而產生愉悅感與美好的印象與記憶。審美的探究早先原屬哲學之一支，即哲學美學 (**Philosophical Aesthetics**)。之後，有研究者引用不同科學手法，由不同觀點切入，探討藝術的美學欣賞與美感體驗。

德國籍哲學家、心理學家，也是心理物理學 (**Psychophysics**) 之父的 **Gustav Theodor Fechner** 於 19 世紀下半葉提出以實證方法與心理學角度研究人類審美行為之實驗美學 (**Experimental Aesthetics**)。而廿世紀末，英國神經生物學家 **Semir Zeki** 再拓展美學研究領域，引入神經科學，首創「神經美學」(**Neuroaesthetics**) 之名 (**Zeki, 1999**)，認為若無考量神經科學 (**Neuroscience**)，無法成就藝術審美的研究。神經美學是一科學與藝術的融合，結合腦神經科學、認知心理學 (**Cognitive Psychology**)、與藝術美學 (**Aesthetics of Art**) 之跨領域學科，專注於由腦科學的角度探討美學之相關論題。神經美學探究人類審美心理之生物學基礎或神經機制，可視為實驗美學或審美心理學 (**Psychology of Aesthetics**) 範疇。

Ramachandra et al. (1999) 探討美感經驗之神經學理論，提出人類藝術經驗與神經機制的關係，之後在此領域有持續研究如 **Cela-Conde et al. (2011)**、**Nadal et al. (2012)**、**Pearce et al. (2016)** 等等。**Vartanian and Goel (2004)** 從神經解剖學 (**Neuroanatomy**) 的觀點，經由檢視審美過程中腦部神經活動之功能性磁共振造影 (**Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI**) 圖像，探討人類對畫作的審美經驗與美感喜好。**Pelowski et al. (2017)** 則以實驗統計探討觀畫者的背景，例如是否受過藝術訓練或是性別等因素造成對藝術品與非藝術品判別之差異，其中個人喜好是左右結論的關鍵因素。除心理學、腦神經之生物

學，亦有引進電腦科技，以機器學習用於探討審美觀點，例如 **Brachmann et al. (2017)** 藉 **CNN** 自動提取特徵，增進了解究竟是何因素使得藝術品具有其獨特性。作者以西方、伊斯蘭及中國的藝術品數據集之數百萬影像作為訓練之用，證實區別藝術與非藝術影像只需兩個變異量測度即可。

B. 計算美學

由前文所述，美學的研究因不同學科的引入，逐漸拓展了多元的發展路徑。由於電腦科技的日新月異，廿一世紀初開始，「計算美學」(**Computational Aesthetics**) 的發展日趨蓬勃。2005 年一場歐洲的相關會議中，有專文討論計算美學之名的來由 (**Greenfield, 2005**) 及其定義 (**Hoening, 2005**)。在 **Spratt and Elgammal (2014)** 的研究中稱之為 **Computational Beauty**，討論在藝術與科學交會時的美學判斷。所謂計算美學是發展計算模式與技術，藉以達成比擬人類的美學決策，亦即以數學公式計量美感特性或美學原則，以算則、統計法提供數值美學的評估。欲以電腦模擬人類視覺系統來量度與量化美感是一大挑戰，但自從深度學習盛行後，已使此道前程光明。關於如何測度美感，可回溯自早期 **Birkhoff (1933)** 提出一簡單的美感量度 (**Aesthetic Measure**) M ，其定義為 $M = O / C$ ，其中，分子 O 為秩序 (**Order**)，代表舒適、歡悅的有序性質，如對稱、對比、韻律等特性，為呈現美感的正面參數；而分母 C 代表圖像中內容之複雜度，例如圖像中物件、顏色等多樣之繁複性，也可代表視覺接受影像後，腦神經執行圖像分析程序之複雜度。此式極為簡單，但只是原則，在表達美感的量化計算上， O 與 C 的定量卻不易實現，也很難周延。

而近年 **Bo et al. (2018)** 的論著非常全面地討論融合數位科技與視覺藝術的跨領域，廣義的計算美學包括利用科學方法了解與推斷美感、量度視覺藝術之美、評價各種視覺表現、做出審美決策。美感計算上，**Bo et al.** 將一些美感之評價原則，如構圖三分法 (**Rule of Thirds**) 與黃金率 (**Golden Ratio**)、顏色、亮度、銳利度等等都賦予量度以供評價。此作中亦論及混沌理論架構下，電腦產生之碎形藝術 (**Fractal Arts**)、參考既有風格進行之風格轉移 (**Style Transfer**)，以及經由大量數據的訓練，電腦自動產生類似風格的畫作。對於較少討論的中國書法、商標設計、網頁設計等，作者亦提出利用電腦視覺科技評估美感之研究。此外，在協助美化當代科技產品或強化其功能之應用上，美感計算與評估亦能提供協助。

創意 (**Creativity**) 是藝術品價值的重要指標，也是藝術欣賞的關鍵點之一。**Elgammal and Saleh (2015)** 提出一個新的計算架構，以量化評估繪畫、雕刻、詩等作品的創意含量。用的是創意定義，即原創性及其影響。以繪畫為例，其作法為：將繪畫的一些元素與原則如空間、質感、形式、形狀、顏色、線條、協調、對比、平衡、比例、筆觸等合稱為「藝術觀念」。這些藝術觀念各項多少均可由當今電腦視覺科技予以量化，並用於評估畫作間相似性的差距。比對某畫與前人畫作之相似性或差距的數值可評估創意，是為量化創意 (**Quantifying Creativity**)。此研究採用大量畫作的數據集用於分析比對，輸入數據均無藝術或藝術史知識的標示，而研究結果顯示：被此神經網路計算架構評出創意高分的大多數畫作，也是一般藝術史學者肯定為具有創意 (即原創性與影響力) 的畫作。當然，此種計算架構還是有一些限制，例如藝術觀念之各項參數、比對用的前人畫作之數量，以及量化評估時，各參數的設定與權

重等均會影響結果。

C. 神經風格轉移

將影像或動畫賦予某種風格的作法，稱之為「藝術風格化」(Artistic Stylization)，早於 1990 年代電腦圖學領域中即有所謂的「非真實感繪製」(Non-photorealistic Rendering, NPR)。之後也應用於電影、電子遊戲、科學視覺化、實體卡通化等載體上。而神經風格轉移 (Neural Style Transfer, NST) 是指運用深度神經網路之手段，將某一影像之風格轉置於另一目標影像之上。Gatys et al. (2015) 首先提出 NST 演算法，說明如何使用 CNN 進行風格轉換。輸入為一風格圖 (Style Image) 與一給定內容圖 (Content Image)，只要風格圖中之顏色及質感等低階特徵能轉置於內容圖上，即可展現所需之風格樣式。執行風格轉移時，採用深度神經網路 VGG，由風格圖中提取風格特徵，由內容圖中取出內容，融合二者可得風格轉換之輸出圖。輸出圖之總損失函數定為內容圖損失函數與風格圖損失函數之和，以梯度下降法 (Gradient Descent) 使總損失函數達最低值，則可得最後輸出之合成圖。

圖十六為神經風格轉移之兩例：圖(a)為將莫內所繪 *Three Fishing Boats* (1886) 之風格轉至一風景影像；圖(b)則是以康丁斯基所作 *White Zig Zags* (1922) 之風格轉至一靜物影像上。[以上此二風格轉移案例，係由靜永程提供影像與授權使用 (Jing, 2019)]。



圖十六、神經風格轉移例：(a)以莫內之 *Three Fishing Boats* (1886) 風格為本；(b) 以康丁斯基之 *White Zig Zags* (1922) 風格為本。靜永程提供並授權使用 (Jing, 2019)

自從神經風格轉移出現後，理論與實務應用方面均受到學界重視，提出許多新的 NST 演算法，例如 Jing et al. (2018) 的新法做到可調控筆觸尺度與選擇作用域之快速風格轉移 Kapur (2019) 對於風格轉移的觀念、方法及應用作一綜述；而 Jing et al. (2019) 回顧了近年神經風格轉移各種方法之技術發展、比較與評論；也提出 NST 未來三個發展方向：(1) 建立 NST 演算法品質評判之指標 - 有助於不同方法之比較以及新法之性能評價 (2) 建立 NST

的可解釋性 – NST 演算法多係實驗試出，風格資訊尚無確切定義，因而導致無法對 NST 結果進行精確有效的控制；(3) 風格轉移速度、靈活性和品質三者間之取捨 – 現有 NST 無法同時兼顧，只能在三者中做一權衡以取捨。最近，Jing et al. (2020) 提出一方法可一定程度地同時保持風格轉移之速度、靈活性和品質。Cheng et al. (2020) 提出一可選擇風格轉移強度之方法，於平坦大區域施以較強之風格化；而圖中具細微結構處則傾向較多保留其原圖內容之結構。

D. 電腦創作

自有人工智慧技術發展之始，科學家即興起教會電腦創作文學、音樂、藝術作品之念。隨著深度學習理論與技術的快速進展，早先的念想已可相當程度地實現。科技發展開拓了新的藝術表現方式，電腦創作藝術也因而成為一種重要的藝術型式。

以繪畫而言，早年電腦繪圖發展中，曾出現過前文提及電腦產生之碎形圖，依特定之數學函數為本所繪製，例如著名之朱莉亞集合 (Julia Set) 與曼德布洛特集合 (Mandelbrot Set)，兩者均為函數在複數平面上的點集合而成之碎形圖，色彩絢麗、蜿蜒動感，當時也曾令藝術界稱奇。然而，對此類碎形圖，電腦僅為繪製工具，對作品之創作性談不上貢獻。前小節之風格轉移，是利用神經網路模式將特定藝術風格轉移至既有的圖片上，雖說改變演算模式與參數可以得到不同的成圖樣式，但風格轉移作品不能算是電腦創作之藝術品。

基於在繪畫藝術風格方面之深度學習，電腦可逐漸發展出藝術創作之能力。2016 年荷蘭發起「下一個林布蘭計畫 (Next Rembrandt Project)」(www.bbc.com/news/)，經由深度學習訓練電腦完全以林布蘭之技法繪製出專家都難辨真偽之畫作。2018 年佳士得 (Christie's) 以 43 萬餘美元首度拍出 AI 肖像畫 *Edmond de Belamy* (參閱 Wikipedia)。在 AI 藝術自主創作的研究方面，Ahmed Elgammal 團隊之貢獻值得介紹。一般人工智慧繪畫採用之生成對抗網路 (Generative Adversarial Networks, GAN) 包含一「生成模型」(Generative Model) 與一「判別模型」(Discriminative Model)，經由生成-判決迭代，可得最終輸出。GAN 具有很強的模仿能力，但缺點是創意較低。Elgammal 的團隊在既有的生成對抗網路 GAN 基礎上，加入內建之新穎性與隨機性，修改 GAN 損失函數，建立一「創意對抗網路」(Creative Adversarial Networks, CAN)，經由訓練可判定其新意之優劣，例如過於隨機性可能不利於美感情趣。最終，可增強新畫作之創意 (Elgammal et al., 2017；Mazzone and Elgammal, 2019)。圖十七為人工智慧 AICAN 自主創作之抽象畫與肖像畫部分作品 (影像為 Professor Ahmed Elgammal 提供並授權使用，Elgammal, 2019)。AI 所作抽象畫各有趣味，其中也隱約可見一些畫作受當代色域畫、卓絕主義 (Suprematism)、超現實主義等各種影響之痕跡。顯見 AICAN 系統自大量的繪畫數據集中學習了各種抽象畫的特徵，並用於其自創作品中。至於肖像畫，每幅面容都是變形或怪異的，Elgammal 解釋：AICAN 自主創作時，尚無法模擬正常的人臉；同為扭曲的面容，AI 之作有別於培根 (Francis Bacon, 1909-1992) 創作 *Three Studies for a Portrait of Henrietta Moraes* 時的有意為之。

在此研發機器藝術繪畫創作的領域，尚有其他團隊的努力，例如 Li et al. (2019) 以電腦創作抽象畫為研究標的，提出一個產生抽象畫的新方法，其中設計一個 K-平均演算法

(K-Means Algorithm) 可自動找到最佳的 K 值藉以在影像上執行顏色分割 (Color Segmentation)，同時區分圖片為若干不同色塊，繼以一「色塊集合」的觀念 (Collection of Color Block, CoCB)，紀錄分割影像的色塊資料，再以深度學習模式自動產生全新的色塊集合，轉而產生抽象畫。此法所得抽象畫作似也符合一些美學規則，具有很大的視覺衝擊，也受到一些藝術家與設計家的青睞。以上發展在在證明人工智慧正逐漸介入藝術創作。



圖十七、人工智慧 AICAN 自主創作繪畫例：上列與中列為抽象畫，下列為無面容肖像畫 (Faceless Portraits)。The images have been reproduced by courtesy of Professor Ahmed Elgammal.

五、畫家心神狀態之探討

當提到藝術家、文學家、音樂家等文藝人，不可否認的，這是一個創造力 (或創意) 密集的族群。長期以來，人們對此特殊族群都有一個刻板印象：感情豐富、個性敏感、神經質，因此，易於罹患心理或精神疾病，甚至部分有自戕傾向。畫家為藝術家，自屬其中。以畫壇而論，最受關注者即為具有特殊人生經歷的畫家。繪畫作品有畫家自身經歷、感情的融入與色彩、筆觸、構圖巧思的表現，因此，畫中亦可反映創作者的心理、精神狀態 (Mental State) 或簡稱心神狀態。但從作品反推畫家心神狀態並非易事，其困難程度可能更甚於科技界「逆

向工程」(Reverse Engineering) 問題。後者有堅實的科學定理可依循；然前者涉及人的心思、意念與情緒，柔性的規則且常有例外情況，欲確切推定極為不易。

近廿餘年來，不同領域的學者專家企圖從心理學、生理學、醫學、科學等各種方式探索畫作的內涵以及創作者當時的心神狀態。本章將介紹當今神經學 (Neurology)、精神病學 (Psychiatry)、碎形理論 (Fractal Theory) 以及紊流理論 (Theory of Turbulence) 在畫家及畫作分析方面之成果。主要對象有三，即著名的表現主義代表畫家 – 孟克 (Edvard Munch, 1863-1944)、美國抽象表現主義之主力 – 波洛克 (Jackson Pollock, 1912-1956)，以及後印象派三傑之一的梵谷。圖十八為以上三者經典傑作各一，分別是孟克的 *The Scream* (1893)、波洛克的 *Convergence* (1952)、梵谷 *Starry Night* (1890)。



圖十八、(a) 孟克 *The Scream* (1893)，瑞典奧斯陸國家藝廊 (Nasjalgalleriet, Oslo) 典藏；(b)波洛克 *Convergence* (1952)，摘自 <https://www.shutterstock.com/> 免版稅圖庫，原作藏於紐約阿爾布萊特-諾克斯美術館 (Albright-Knox Art Gallery)；(c)梵谷 *Starry Night* (1890)，紐約現代藝術美術館 (Museum of Modern Art) 典藏。(影像皆取自公有領域)。

5.1 精神病與創意之相關性

一般都認為遭受人生困頓、磨難的藝術家較有創作力，成就感人的作品；而受折磨的藝術家也常易患有心理與精神疾病。Sussman (2007) 從精神病學觀點探討受折磨的藝術家的精神病與創造力之關聯。文中提及 Ludwig (1995) 曾調查 1004 位傑出人士的人生經歷，發覺文學家、音樂家、藝術家等罹患精神疾病 (憂鬱症、躁鬱症、失智症等等) 明顯高於企業、自然科學、軍人等其他行業。Sussman 的研究企圖識別如躁鬱症、思覺失調症 (Schizophrenia, 舊稱「精神分裂症」) 的精神疾病與創造力在精神學上的相似性，宣稱以往的研究已得出一些有說服力的證據，證實二者雖非因果關係，但有關聯。以腦神經科學而論，精神疾病與創造力係極相似的心神狀態，腦部負責此二特質之腦神經傳輸物質 (Neurotransmitters) 似乎是相同的。之後，Kauffman (2013) 整合前人研究，說明低潛在抑制症 (Low Latent Inhibition) 與思覺失調症有關、不同腦區之間的超連結 (Hyperconnectivity) 與脆弱的精神狀態增加意識中的刺激源，因此能形成新奇、原創的想法。這正是創意和精神疾病之間真正的關聯。準確地說，精神疾病可強化創造力，但有創造力並不意味著有精神病。

孟克五歲喪母，少年時，最喜愛的姐姐蘇菲 (Sophie) 與一個弟弟先後去世，父親抑鬱

症，妹妹患有思覺失調症。孟克 1908 年精神崩潰，曾在精神病診所治療，被診斷罹患神經衰弱症、歇斯底里等病症。孟克最為人所知的作品是 *The Scream* (尖叫)(1893)，見圖十八(a)。圖中以蜿蜒線條描繪著似燃燒般血紅的天空、黃色的湖、藍色的地景，以及一彎綠水；畫面左下三角區是一座木橋，橋上近景是一個性別難辨的人，如骷髏般駭人的面容，驚恐地睜著圓眼，張口作尖叫狀，橋之遠端有兩個人影，點綴遠景。構圖奇幻，色彩強烈，主題人物令人驚嚇。孟克少兒時其受父母手足罹病、過世的哀傷衝擊及其後困頓的人生，都對其心神狀態有強烈之影響。此作品中出現的人物與意象，搭配其筆觸、顏色反映了他的心神狀態。孟克自己曾經說過「疾病、瘋狂與死亡是環繞我搖籃的天使，他們伴隨著我的一生。」(*Sickness, insanity and death were the angels that surrounded my cradle and they have followed me throughout my life*) (Brainy Quate, Retrieved 2019)。[註：畫題 *The Scream* 一般中譯為《吶喊》，此處依字面原意譯為《尖叫》。]

圖十九為孟克的三幅畫作，均透露畫家的心神狀態。圖(a)題為 *Sick Child*，畫中一個坐於一病榻似椅子上的女孩望向窗外，一旁全身黑色裝束的婦人，握著女孩的左手，低頭狀似哀戚又似禱告。女孩為孟克的姊姊蘇菲，當時母親已死，婦人應為其姑姑凱倫 (aunt Karen)，全畫瀰漫著悲傷、絕望。蘇菲比孟克大一歲，15 歲時 (1877) 因結核病離世。之後自 1885 至 1926 逾 40 年間，孟克畫了六幅內容極相似的 *Sick Child* (此為第一幅)，可知孟克一直未走出少年時經歷此一重大創傷之陰影。圖(b)的 *Separation* 畫中兩個人物，一是著白衣之長髮女子背向青年男子離去，而黑衣男子背向著女子，低頭、右手撫心，顯得非常悲傷、痛苦。畫家少兒時經歷母、姊相繼去世，其與所愛親人天人永隔之痛盡在其中。圖(c)孟克原題為 *Love and Pain*，另名 *Vampire*，據查係當時有評論者以「吸血鬼之吻」評之，而有此名。我覺得還是原題較合理，個人解讀認為以孟克對姊姊的思念，畫中女子應是蘇菲，環抱並吻著男子(即孟克)，姊姊環抱的暖色呈現代表愛，而整個畫面絕大部分為暗色佔據，孟克之黑衣隱入黯淡的背景，隱喻他痛苦的心靈，也符合孟克原題《愛與痛苦》。



圖十九、(a) 孟克 *Sick Child* (1885-86)；(b) 孟克 *Separation* (1896)；(c) 孟克 *Love and Pain / Vampire* (1895)。三圖均為挪威奧斯陸國家藝廊 (Nasjonalgalleriet, Oslo) 典藏。三影像皆摘自公有領域。

綜觀孟克眾多畫作，或明示，或隱喻，幾乎都瀰漫著憂鬱、絕望、悲傷、痛苦等負面的氣氛，在在與其人生經歷以及長年不穩定之心神狀態有關。根據前文所述：脆弱的精神狀態增加意識中的刺激源，激發創意，或可解釋孟克作品之創作源泉與成就。

5.2 波洛克作品引發之碎形分析

美國抽象表現主義代表的波洛克 (Jackson Pollock, 1921-1956) 代表作多以畫筆、棍棒蘸著或以有鑽孔之容器裝著油彩、瓷漆等，即興式地揮灑、走動，讓顏料滴濺、潑灑於畫布上，此種即興式的作畫方式即為所謂的「行動繪畫」(Action Painting)；而這種液體顏料滴、灑、濺於鋪在地上的畫布上而成的作品又為世稱「滴色畫」(Drip Painting)。此類畫作的特點為尺幅大、無需畫架、即興式作畫。圖十七(b)為 *Number 1 (Lavender Mist) (1950)*，係波洛克滴色傑作之一，沒有具象的形體，畫面充滿看似雜亂無章的點、線。Taylor et al. (1999) 首先提出波洛克的滴色潑灑而成的畫為「碎形」(Fractals)。

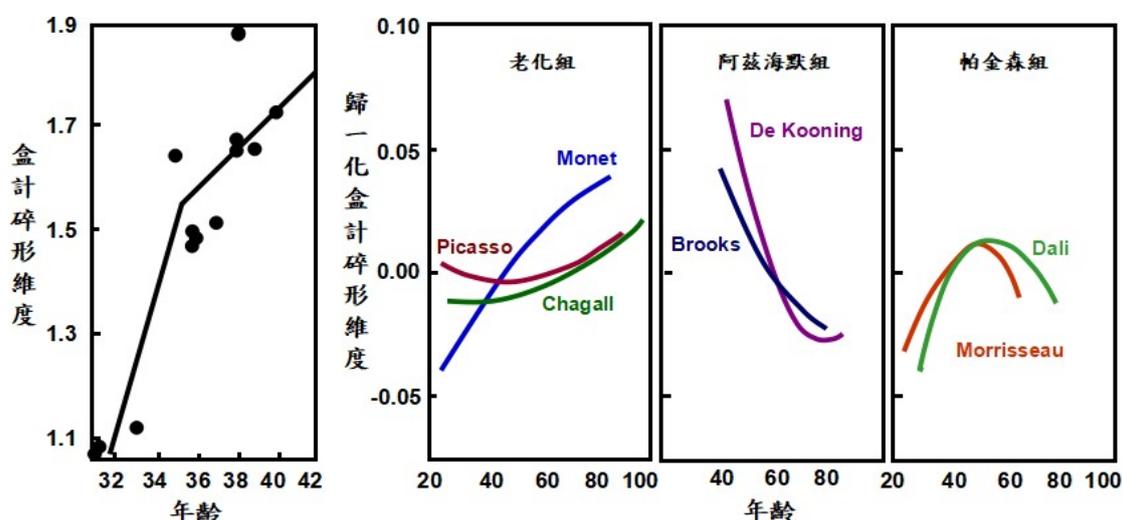
「碎形」這名詞是數學家本華·曼德布洛特 (Benoît B. Mandelbrot, 1924-2010) 首創，其特徵一是在不同尺度具有某種(形貌、結構或統計上之)自相似性(Self-similarity)，其二是具有非整數之碎形維度(Fractal Dimension)，又稱「分維」。點是零維、直線是一維、面積是二維。例如蜿蜒迴轉的曲線捲曲佈於一平面，形成圖形，佔據部分面積，此圖既非直線之一維，也因未佔據整個平面，故其維度係介於 1 與 2 之間的非整數維度。

自從波洛克的畫被視為碎形圖，引發了數理界對波洛克畫作進行碎形分析的一股風潮。Taylor et al. (2005) 比較波洛克的滴色畫作品與自然界之碎形結構，也採用盒計法(Box-Counting Approach) 計算碎形維度，統計了波洛克歷年作品之分維隨年齡的變化，如圖廿(a)，進而宣稱將以碎形維度作為鑑定波洛克畫作真偽之標準 (Taylor et al., 2007)。此鑑定法被持不同意見者所駁 (Jones-Smith et al., 2008)。另有研究 (Irfan and Stork, 2009) 提出以不同定義計算之碎形維度作為鑑定標準，其法之可靠度尚無法確定。

論及滴色畫繪製的技巧，Herczynskiet al. (2011) 從流體力學的角度分析液體顏料在不同工具上隨畫家之運動而滴濺、潑灑成液滴(Drops)、噴流(Jets)、液膜(Liquid Sheet)之力學機制；Zhang et al. (2014) 則以分層模型分析、模擬波洛克滴色畫碎形結構之繪製程序；同時，Taylor et al. (2011a) 綜合其多年研究成果，包括採用眼動追蹤(Eye Tracking)、視覺偏好(Visual Preference)、皮膚電導反應(Skin Conductance Response, SCR；亦稱Galvanic Skin Response, GSR)，以及腦電圖(Electroencephalography, EEG) 等技術，探討人們對碎形圖的感受與生理反應。晚近，也有研究者探討觀畫者對含複雜性(Complexity) 的碎形圖的美學反應之研究 (Bies et al., 2016)。

Taylor et al. (2007) 統計了波洛克作品的碎形維度隨年齡之演變，見圖廿(a)，但並無論及其心神狀態。Forsythe et al. (2017) 的研究則是首見將碎形理論用於畫家的神經退化性疾病(Neurodegenerative Disorder) 之分析。失智(Dementia) 係由腦細胞逐漸死去所導致之認知能力退化，早先有一些致力於創造力與失智症相關性的研究 (Hannemann, 2006, de Souza et al., 2010)。研究指出：藝術可提供失智者一個出口，使其得以改進其認知能力。由於失智會導致語言溝通能力嚴重障礙，繪畫等藝術表現則可讓患者得以不用言詞即能表達其感情，頗具療癒效果 (Hannemann, 2006)。Forsythe et al. (2017) 基於假設不同病症患者繪畫之碎形維度之異質性，或許可以看出神經退化性疾病如阿茲海默症 (Alzheimer's Disease)、帕金森症 (Parkinson's Disease) 等之發生與演變。作者選定達利、馬里梭

(Norval Morrisseau, 1931-2007)、德庫寧 (Willem de Kooning, 1904-1997)、布魯克斯 (James Brooks, 1940-)、夏嘎爾 (Marc Chagall, 1887-1985)、莫內、畢卡索等七位著名畫家，依其個人狀況分為曾患阿茲海默者 (布魯克斯、德庫寧)、曾患帕金森者 (達利、馬里梭)，以及自然老化、未曾罹患神經退化性疾病者 (莫內、畢卡索、夏嘎爾) 的控制組等三組，分析了七人共 2092 幅畫作之碎形特徵。計算結果以歸一化之盒計碎形維度 (Normalized Box-Counting Fractal Dimension) 對年齡作圖，最佳擬合曲線如圖廿(b)。結果顯示控制組的碎形維度大致隨年齡增高，阿茲海默組的碎形維度隨年齡降低；而帕金森組則是先增至 50 歲左右再隨年齡而降低，可總結為：罹患神經退化性疾病的畫家作品的碎形維度各具有特定的變化趨勢，且不同於自然老化者。此一研究雖然畫作分析之樣本數逾 2000，但每組僅兩三位畫家，畫家樣本過少，且僅阿茲海默症與帕金森症兩種神經退化性疾病；再則，曲線變化之升降趨勢與病況、創意的關聯性無強而有力的解說。但畢竟 Forsythe et al. 針對畫家心神狀態提出一種新穎的研究方法，是其主要貢獻，未來若有更多研究數據之支持，或可期待以追蹤畫作之碎形維度隨年齡之變化趨勢，可協助醫師為畫者作神經退化疾病之先期診斷。



圖廿、(a) 波洛克作品之碎形維度隨年齡之變化 [依 Taylor et al. (2007) 結果重製]；(b) 著名畫家受精神疾病影響下之作品碎形維度與年齡之關係 [依 Forsythe et al. (2013) 結果重製]。

以上這些碎形分析與研究結果多樣也有趣，但卻未見對波洛克的心神狀態有所著墨。事實上，波洛克的性格暴躁及多年的酗酒，患有精神疾病。根據當時治療師的紀錄，波洛克罹患的是躁鬱症 (Manic Depression / Bipolar Disorder)；波洛克的一位精神醫師 Dr. J. Hendersen 曾表示 1938-1940 年間，波洛克須按規定交畫作(共有 80 餘幅)作為醫療的一部分 (Rothenberg, 2017)。圖廿(a)中波洛克作品之碎形維度是逐年上升，與自然老化組之趨勢較相似，但不同於其他二組。波洛克英年早逝，無罹患阿茲默症或帕金森症是正確的結果。

梵谷患有嚴重精神病，且其畫作存世量大，但可惜前述各碎形分析研究團隊均未將梵谷列為研究對象。目前文獻中提及梵谷畫作與碎形相關之研究，僅有前文提到以機器學習進行畫家識別之 Shamir (2012) 曾發現：梵谷與波洛克的作品許多項特徵之相似性非常高，尤其是碎形特徵參數，但未多作更詳盡之說明。巧的是，梵谷與波洛克都罹患的是躁鬱症。

5.3 梵谷心靈之數理解讀

若論藝術家坎坷人生、精神病之煎熬與作品之創意，後印象派的梵谷是典型範例。梵谷是荷蘭人，年輕時事無成，27 歲才立志作畫家，但未受過學院派訓練。到 37 歲去世，10 年間創作了數以千計的作品。但有生之年僅售出一幅畫，即圖十二(c)的 *The Red Vineyards*，還是其弟碟奧 (Theo) 求來的交易。梵谷一生事業、感情諸事不順。由於畫賣不出去，生活潦倒，三餐不繼，更遑論繪畫工具、材料的購買。幸好兄弟情深，一切皆靠弟弟接濟度日。

梵谷 1888 年初旅居南法阿爾，邀同為後印象派之畫家朋友高更作客。高更 10 月來訪同住兩個月，期間相處不順，12 月高更離去，又發生梵谷的「割耳事件」。這時，梵谷的精神不穩定已漸顯現。之後，短暫復原，不久後再復發，於是 1889 年 5 月他自願住進聖赫米 (Saint Rémy) 的精神病療養院，至 1890 年 5 月出院。這一年他的繪畫創作不歇，發展出使用彎曲的筆觸，組成扭曲、蜿蜒、迴旋的景物。1890 年 7 月 27 日舉槍自戕 (有他殺之說，但一般仍相信是自殺)，撐了兩天終究還是離世，享年 37 歲。由於其晚期異常之精神狀態，其人其作常是精神病學界與藝術界熱衷研究的對象。

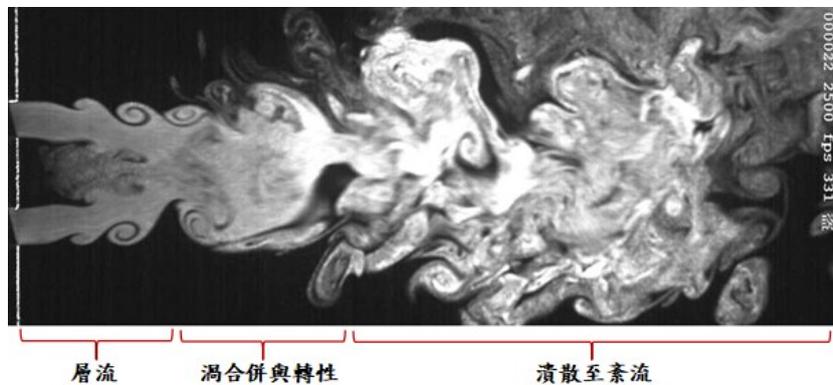
梵谷在聖赫米療養院的一年是他創作的巔峰，許多膾炙人口的傑作都產於此時，其經典名作 *Starry Night* 《星夜》即是其一。長久以來，人們探討梵谷創作此畫的動機與意涵不遺餘力。根據畫中夜空有一輪明月與 11 顆星，有因梵谷出身自基督教家庭，父為牧師，從宗教觀點認為梵谷係以舊約《聖經·創世記》(37:9)中約瑟夢中見太陽、月亮及 11 顆星星向他下拜而啟發 (Loevgran, 1971)。但夜空中應有月而無日，有認為畫中是日、月影像重疊，但此畫法不同於該時期梵谷所畫之太陽，故此說不被認同 (Soth, 1986)。天文學家認為 11 顆星的佈置暗合聖赫米夜空中包含有金星與白羊星座在內的星象 (Whitney, 1986)。更有學者認為畫中描繪的內容受到美國詩人惠特曼 (Walt Whitman, 1819-1892) 詩作 *Song of Myself* (1881) 的影響。此外，惠特曼詩作中有一首題為 *From Noon to Starry Night*。據考，梵谷在創作《星夜》時期曾寫信給其妹，推薦她閱讀惠特曼的詩 (Schwind, 1985; Stassi, 2007)。

另有藝術史學者認為此畫可能受到日本歌川廣重 (うたがわ ひろしげ, 1797-1858) 浮世繪版畫《名所江戶百景：永代橋佃島夜景》(1856-1858 作) 的影響。立論基礎為：歐洲畫之前少有以星夜為題材者，十九世紀歐洲藝術家對日本浮世繪版畫中的異國情趣、新奇題材與構圖、主觀用色等極為喜愛，常見於畫中加入日本元素。或許梵谷見過歌川的夜景之作後有所啟發，創作了《隆河的星空夜景》(1885)、《夜晚露天咖啡座》(1888)、《星夜》(1889) 等多件夜景作品 (王德育, 2015)。

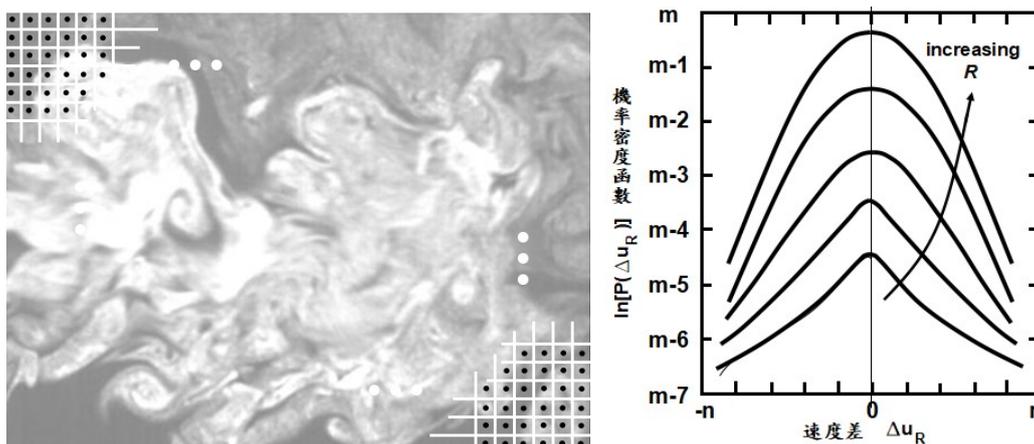
以上這些論點都是推論梵谷作此畫之動機與欲表達之意念。以藝術史角度觀之，《星夜》及同時期梵谷在聖赫米的作品均為寫生實景，但多筆觸獨特。《星夜》中，筆觸或短促有力、或蜿蜒迴旋，且圖中呈現螺旋型渦雲、奇異的天象，構圖奇特。由於當時梵谷精神異常，因而自然讓人聯想到畫作可能反映了梵谷當時的心神狀態。以 Jose Luis Aragón 為首的幾位科學家由木星大紅斑 (Huge Red Spot of Jupiter) 的漩渦型態聯想到梵谷所繪星空中的漩渦。於是，觸發了一個結合藝術與數理之跨國 (墨、西、英) 合作研究。

紊流 (Turbulence or Turbulent Flow) 日常隨處可見，點根香菸，所見之煙霧翻騰、湍急的河水、噴嘴噴出的氣流等都是。以圖廿一的並列兩平面噴流之流動為例 (可視化實驗照片為黃榮芳教授提供，Huang, 2019)，噴流初出噴嘴，先是相對平順的層流 (Laminar Flow)，接著，由於凱爾文-赫爾姆霍茲不穩定性 (Kelvin-Helmholtz Instability) 之故，引發氣流捲起形成渦列，隨後發生渦合併、轉性 (Transition)、扭擺、翻騰，形成紊流。

俄國物理學家柯莫葛洛夫 (Andrei N. Kolmogorov) 提出紊流理論 (Theory of Turbulence) 之系列論文 (Kolmogorov, 1941; 1962)，指出大漩渦會崩解成小漩渦，且將能量傳給小漩渦；小漩渦再碎成更小的漩渦，能量再分至這些更小尺度的漩渦，直至漩渦小至一極限就不再分解，此極限尺度稱之為柯氏尺度 (Kolmogorov Scale)。他提出紊流中渦流能量串列 (Energy Cascade) 傳遞的原則：紊流中渦流能量與漩渦尺度有一函數關係，且此理論也獲得實驗的驗證。同時，根據流場的速度變化可以判別此一流動是否具有「紊性」。



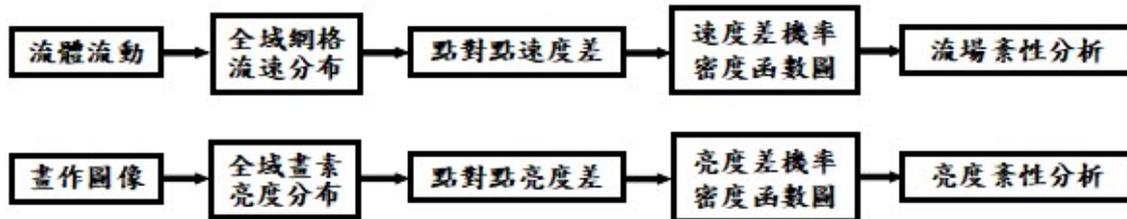
圖廿一、兩平面噴流流動可視化實驗，顯示流動由層性、轉性、到紊性之演化。(此圖為黃榮芳教授提供，Huang, 2019)。



圖廿二、紊流場分析：(a) 局部流場速度分布量測；(b) 典型之紊流速度差機率密度圖型態。

在流體力學研究中，將流場細分若干網格如圖廿二(a)，測得全場速度分布，計算不同距離 R 之點對點速度差，繼而製作機率密度函數 (Probability Density Function, PDF) 圖。典型之紊流速度差機率密度圖如圖廿二(b)，小 R 值時為指數型， R 增大，則轉為高斯分布函數型 (參閱文獻如 Castaing, et al., 1990)。然而，在畫作上並無「流速」值，故需另覓一有

意義之數量。考慮人類視覺系統對亮度 (Luminance) 的敏感反應，以亮度替換流速作為畫面分析之主變數。假設亮度紊性即代表畫家作畫時不穩定的心神狀態。因而，該研究中將圖廿二(a)的流場圖換成油畫影像—例如《星夜》畫面，同樣於其上細分為若干畫素，將各畫素之亮度數位化，以類比流場中的流速，再分析畫面各畫素亮度差機率密度函數之變化，比對圖廿二(b)之紊流機率密度圖型態判斷是否為紊性，此一類比如圖廿三所示。



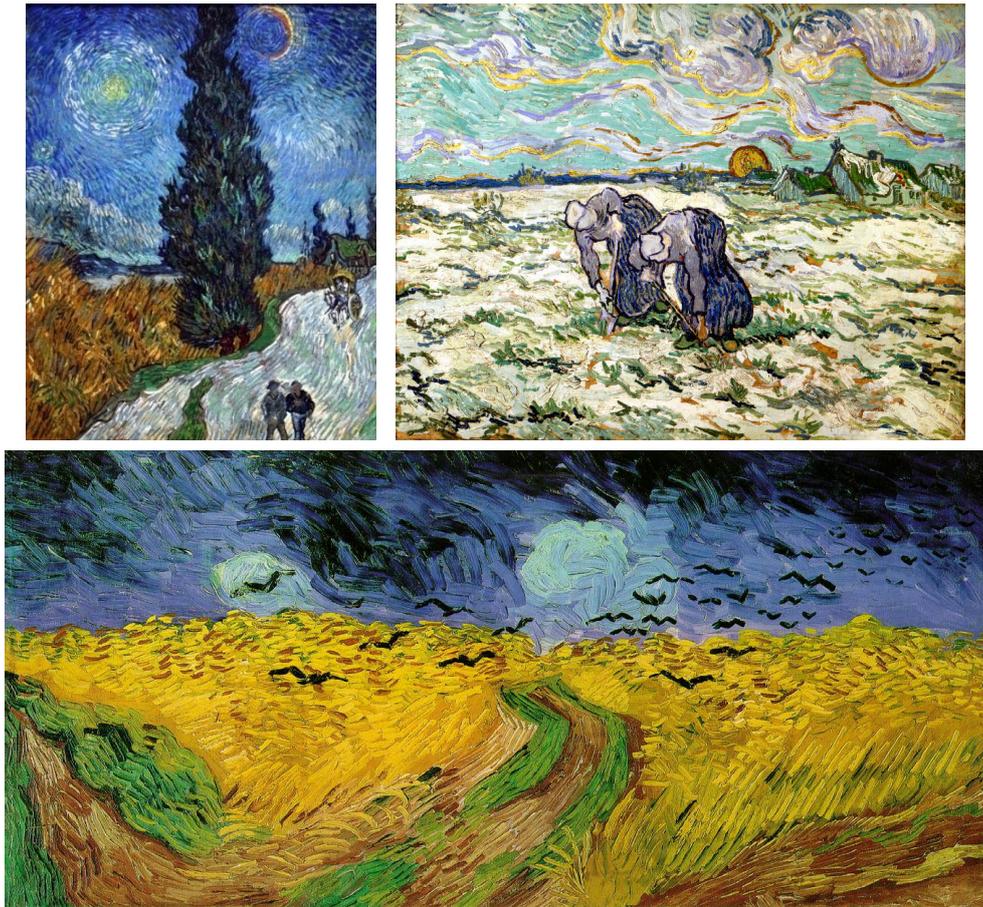
圖廿三、畫作圖像亮度紊性分析 (下列) 與流體流動紊性分析 (上列) 程序之類比

Aragón et al. (2006, 2008) 的研究為首度提出將植基於紊流理論的數理統計方法，用以探討藝術畫作中之「亮度紊性」(Luminance Turbulence)，試圖解讀畫家作畫時的心神狀態。全畫面之分析結果驚奇地發現《星夜》畫面之亮度分布符合柯氏紊流理論，亦即此畫亮度具有「紊性」，類比於流體之流動即為「紊流」。Aragón et al. 將《星夜》切割右上星空與右下山村地景兩塊局部畫面如圖廿四，星空部分有渦雲，但山村地景並無捲曲的大氣運動，但分別執行如上之亮度差分析，發覺依然具有紊性，此處紊性自是源自亮度變化。

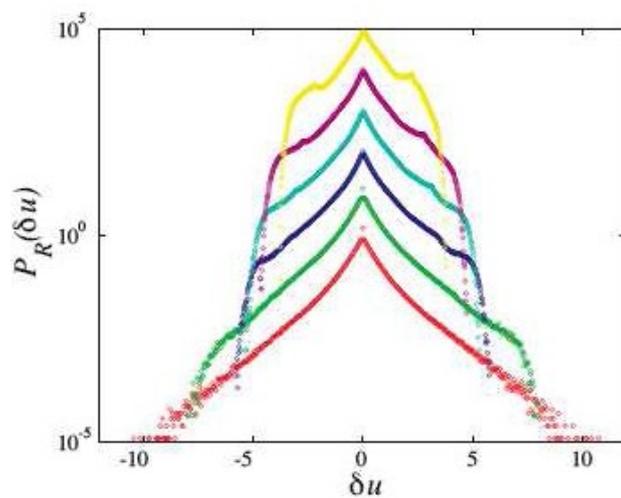


圖廿四、梵谷 *Starry Night* (1890) 之兩局部圖，(a) 畫右上夜空；(b) 畫右下山村地景。

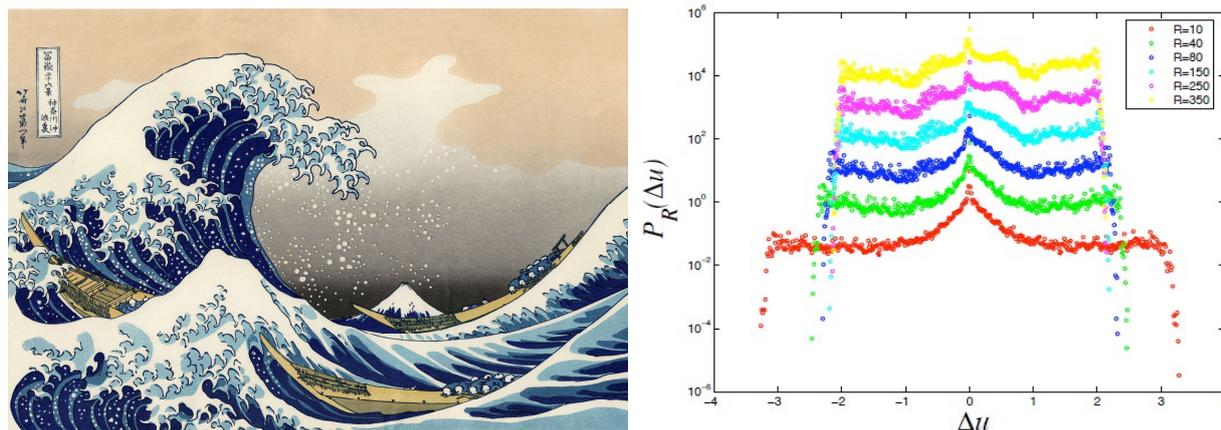
會不會是巧合呢？研究團隊分析了梵谷精神異常時期，即住進聖赫米(1889年5月)後至1890年7月去世前的畫作(例如圖廿五的三幅)，亦均為「紊性」。其中，*Wheatfield with Crows* (1890) 是梵谷離世前最後一件作品，也是其傑作之一。而在1889年上半年之前的作品則不具紊性，例如圖廿六之 *Self-Portrait with Bandaged Ear and Pipe* (1889年1月)，亮度機率密度函數之線型與紊性情況不合，故歸類於非紊性。此畫完成時間恰是發生與高更吵架、割耳事件後，梵谷情緒短暫回穩之時。為驗證之故，此一紊流理論分析法也應用於無精神異常的其他藝術家畫作，如葛飾北齋(かつしか ぼくさい, 1760-1849) 的浮世繪版畫《富嶽三十六景之神奈川沖浪裏》(翻騰的海嘯)。結果，看似紊流的海嘯畫面，分析卻發現其亮度差機率密度函數(圖廿七)與「紊性」的圖型不合。此外，作者也曾分析灰階版的《星夜》，亮度分析結果仍為紊性，亦即色相並非關鍵因素。但若再將灰階影像模糊化，結果就非紊性，因施以模糊化處理後，就抹去了梵谷的技巧，所以無法反映梵谷的狀態。



圖廿五、梵谷晚期作品：(a)《有絲柏的道路》*Road with Cypress and Star* (1890)，收藏於荷蘭庫勒-米勒博物館(Kröller-Müller Museum)；(b)《夕陽下雪覆田中除草的兩農婦》*Two Peasant Women Digging in a Snow-Covered Field at Sunset / The Weeders* (1890)。收藏於日內瓦 E.G. Bührle 基金會；(c)《麥田群鴉》*Wheatfield with Crows* (1890)，收藏於梵谷博物館。(以上影像皆摘自公有領域)。



圖廿六、(a)梵谷 *Self-Portrait with Bandaged Ear and Pipe* (Jan. 1889)，摘自公有領域 <https://commons.wikimedia.org/wiki/>；(b) 亮度機率密度函數。*The image (b) has been reproduced by courtesy of Professor Jose Luis Aragón (Aragón, 2017)。*



圖廿七、(a) 葛飾北齋浮世繪版畫《富嶽三十六景之神奈川沖浪裏》(1831) (摘自公有領域 Wikipedia) ; (b) 亮度機率密度函數。The image (b) has been reproduced by courtesy of Professor Jose Luis Aragón (Aragón, 2017)

對於梵谷生命中最後一年餘的畫作反映了他當時心神的異常，Aragón et al. 的數理分析結果可視為一種科學的解釋。或許，可據以延伸推論藝術家作畫時的用色 (與局部亮度有關) 和構圖 (與點對點亮度差有關) 隱含了藝術家作畫時擾動、不安定之「紊性」心神狀態。

六、結語與展望

本文以科學與藝術之交會為主軸，由前人文獻所載之研究成果綜論視覺藝術品科學分析之發展與當今之技術水準。內容涵蓋古玉、金屬器、陶瓷、雕刻、繪畫等類別，除藝術品外，還包括古文物之定年與材料分析。根據研究心得提出個人觀點如下。

藝術品科學分析之工作類別、方法以及難度 (技術與達成效能) 等級可綜整表列如下：

工作項目	方 法	難度等級 易(1) – (5)難
三維結構檢測	X 光成像、斷層掃描、光學相干斷層掃描	1
材質鑑定 (玉石、金屬、 陶瓷、顏料、墨、 紙、布、絹等)	物理化學方法測定、掃描式電子顯微術、原子力顯微術、光學檢測、酵素結合免疫吸附分析法、免疫螢光顯微鏡術、光譜分析 (X 光螢光光譜、拉曼微光譜、X 光繞射光譜、X 光近緣結構吸收光譜、可見光反射光譜、核磁共振光譜術、感應耦合電漿原子發射光譜術) 等	2
定年	碳十四定年法、熱釋光定年法	3
畫作分層成像 分析	紅外線成像術、同步輻射光源之巨觀 X 光螢光術、兆赫光成像術、層面增強法-多光譜影像分析	3.5

色彩與筆觸分析	光/色譜分析、影像處理、機器學習、統計分析	4
風格分析與畫家識別	影像處理、機器學習、深度神經網路、統計分析、層面增強法—多光譜影像分析	4
神經風格轉移	影像處理、機器學習、深度神經網路	4
科學審美與電腦創作	心理學、腦科學、功能性磁共振造影、影像處理、機器學習、深度神經網路、人工智慧	5
畫家心神狀態探索	光學檢測、腦科學、神經醫學、精神病學、數理統計分析 (碎形理論、紊流理論等)	5

目前科技用於藝術品與出土文物之鑑定、分析、欣賞等項目繁多。三維結構檢測、材料鑑定與定年等均屬「唯物」層級，在上表中屬於難度相對較低者。三維結構的科學檢測主要是以斷層掃描類的方法為之，技術上較易達成。玉石、金屬、陶瓷、顏料、墨、紙、布、絹等各種材質的鑑定方法因物而異，有些鑑定需要採樣，但均可於現有的物理、化學、光學、光譜等各類方法中找到最適者，其解析度與精度決定了科學分析的效能。定年主要是針對古代藝術品或是出土古文物如古玉、金屬器、陶瓷、雕刻等，目前常用之輻射與熱釋光定年法均需自待測物上採取樣本試片，不準確度高。採樣對藝術品或珍貴文物的損傷是無可回復的，發展高準確度且無須採樣的非破壞檢測法無論是對定年或材質鑑定分析，都深具意義。

在對繪畫的分析中，畫作分層成像需採用特殊的光學設備與技術。色彩與筆觸的運用涉及畫家的繪畫技巧與心思，與風格分析、畫家鑑識、風格轉移等工作相同，均與影像處理、機器學習及深度神經網路等技術相關，具有相當之技術複雜度。至於科學審美難在標準之訂定，如何把人類認知的美感轉成機器認識的美學標準是極困難的事；而利用機器學習、神經網路訓練而成之人工智慧系統自主創作，難度亦相當高。

以往的研究已證實，透過適當的電腦視覺演算法，的確可以找出不同畫作之特徵及其細微的異同，在藝術繪畫的識別、分類方面發揮很大的作用，並且在畫家、畫作風格的比較與承先啟後的影響上有所助益。但創作者的生平經歷、心思的演變、創意的表現、感情的鎔鑄以及風格的形塑均與「心」有關。畫中任一元素、符號、圖形都可能承載畫家作畫當時的思維與意念。這些柔性的資訊難以數位化，很難盡數列舉作為機器訓練之輸入數據或參數，使得目前繪畫風格分析與畫家識別雖已有進展，但成功率待提升，還存在相當程度的挑戰。

至於畫家心神狀態之探索，目前已有許多腦神經科學、精神病學的研究，找到畫家精神狀態與創意之關聯；而以碎形理論、紊流理論應用於畫作與畫家分析為近十數年中之新嘗試，目前所得尚屬初步結果，二者亦各有難點。現有碎形分析對畫家罹患退化性精神疾病的研究中，畫家樣本過少、分析疾病種類僅二，且碎形維度變化趨勢與心神狀態關係之解讀不足等，分析結果尚不堪用；而以紊流理論解讀畫家之心神狀態，提供了繪畫藝術科學分析的新視野，

初步結果雖令人興奮，但就理論與技術層面而論，仍有許多待努力之處，例如分析結果紊性與非紊性之界定未定有明確標準、紊流間歇性訊號 (**Intermittency in Turbulence**) 如何解讀與處理、廣泛的測試證據等均尚待探究。綜合前述各種研究，精神病、碎形、紊流均含混沌 (**Chaos**) 之不確定性與複雜性，其與畫家、畫作之關聯性值得後續研究，或可有所得。

近年人工智慧技術在繪畫藝術方面的表現令人矚目。但如同本文前所展示之影像，目前人工智慧自主創作的作品多為抽象畫或面容不甚正常的肖像畫。AI 能創作出其他類別、其他風格的作品嗎？或是能夠創作出真令人類感動的畫作嗎？回看前文可知：電腦在繪畫藝術風格分類或畫家識別方面效果不錯，因為深度學習技術可自動找出畫中諸多可量化的特徵，這些數位化訊息資料為機器擅於處理者。但在美學判別、藝術創作方面，需有美感、感情、想像等人腦認知、感知的特質，則非目前機器所具備。若要人工智慧擁有擬人的藝術智力，不僅要訓練其識別、模仿的能力，未來還需使其有感情、能想像、懂美感、會感動。

借助科技協助藝術鑑賞與創作 (AI 自主或人機合作) 是目前的發展趨勢，但藝術史學界對電腦科技在藝術領域之表現仍有不少質疑。電腦尚有不如下人類之處，藝術界專家的工作尚不至完全被機器取代。然而，電腦超大的記憶容量與超快的處理能力有優於人類之處，況且經由深度學習，電腦可具備更強的能力。善用其長處，電腦可成為專家執行藝術分析、鑑定時之助力 (如 Elgammal, 2015 所述)。未來在藝術領域人與機器的密切合作應值得期待。

誌謝 — 本文撰寫期間，筆者曾與 **Turbulence Luminance** 研究團隊的領銜作者—**Professor Jose Luis Aragón (Universidad Nacional Autónoma de México)** 以及當年適於西班牙博士後研究而參與該計畫、負責影像處理的白明 (Ming Bai) 教授 (現任職於北京航空航天大學電子信息工程學院) 數度郵件來往，討論該項研究之技術內容—包括研究方法與結果，獲益良多。美國 **Rutgers University** 之 **The Art & AI Lab** 負責人—**Professor Ahmed Elgammal** 授權使用該團隊發展的人工智慧系統 **AICAN** 自主創作之繪畫影像；靜永程 (Yongcheng Jing) 先生提供風格轉移方面的觀點，並慷慨授權使用其製作之圖檔；臺科大黃榮芳教授提供雙噴流實驗照片。前臺北市立大學視覺藝術系王德育教授是臺灣重量級的藝術史專家，也是畫家，多年來在藝術史方面所給予筆者的薰陶，以及近來不厭其煩地熱心指點繪畫之基礎知識，對於此文中油畫相關內容之撰寫頗有助益。以上諸位專家學者的熱心相助，特此誌記，並申謝忱。(本文中，西方藝術家姓名係採用王德育教授以接近原文發音之中譯版。)

參考文獻

- Abraham, E., Bessou, M., Zie'gle', A., Herve', M.C., Szentmiklo'si, L., Kasztovszky, Z. S., Kis, Z., Menu, M., 2014, "Terahertz, X-ray and Neutron Computed Tomography of an Eighteenth Dynasty Egyptian Sealed Pottery," *Appl. Phys. A*, 117: 963–972.
- Adam, A.J.L., Planken, P.C.M., Meloni, S., Dik, J., 2009, "TeraHertz Imaging of Hidden Paint Layers on Canvas," *Opt. Express*, 17(5): 3407-3416.
- Aragón, J.L., 2017, Personal communication, December 2016 - April 2017.
- Aragón, J.L., Naumis, G.G., Bai, M., Torres, M., Maini, P.K., 2006, "Turbulent luminance in impassioned van Gogh paintings," Preprint arXiv:physics/0606246v2 [physics.flu-dyn].
- Aragón, J.L., Naumis, G.G., Bai, M., Torres, M., Maini, P.K., 2008, "Turbulent Luminance in

- Impassioned van Gogh Paintings," *J. Math. Imaging Vision*, 30(3): 275-283.
- Arnold, J.R., Libby, W.F., 1949, "Age Determinations by Radiocarbon Content: Checks with Samples of Known Age," *Science*, 110 (2869): 678-680.
- Arora, R.S., Elgommal, A., 2012, "Towards Automated Classification of Fine-art Painting Style: A Comparative Study," *Proc. 21st Int. Conf. Pattern Recog.*, Tsukuba, Japan, Nov. 11-15, 2012.
- Atalay, M., 2007, "Kant's Aesthetic Theory: Subjectivity vs. Universal Validity," *Percipi*, 1: 44-52.
- Bar, Y., Levy, N., Wolf, L., 2014, "Classification of Artistic Styles Using Binarized Features Derived from a Deep Neural Network," In: Agapito, L., Bronstein, M., Rother, C. (eds) *Computer Vision - ECCV 2014 Workshops. Lecture Notes in Computer Science*, 8925. Springer, Cham.
- Bassett, J., Chase, W.T., 1991, "Considerations in the Cleaning of Ancient Chinese Bronze Vessels," in *Ancient & Historic Metals - Cons. Sci. Res.*, Proc. Symp. Organized by the J. Paul Getty Museum and the Getty Conservation Institute, Edited by David A. Scott, Jerry Podany, Brian B. Conidine, Nov. 1991: 63-74.
- Berenzhnoy, I., Postma, E., van den Herik, J., 2007, "Computer Analysis of Van Gogh's Complementary Colours," *Pattern Recog. Let.*, 28(6): 703-709.
- Berenzhnoy, I., Postma, E.O. van den Herik, J., 2009, "Automatic Extraction of Brushstroke Orientation from Paintings," *Machine Vision Appl.*, 20(1): 1-9.
- Berrie, B.H., 2012, "Rethinking the History of Artists' Pigments Through Chemical Analysis," *Annual Rev. Anal. Chem.*, Vol. 5:441-459.
- Bianco, S., Mazzini, D., Zhang, L., Naponetano, P., Shettini, R., 2018, "Multitask Painting Categorization by Deep Multibranch Neural Network," *Computer Vision and Pattern Recognition*, arXiv:1812.08052v1 [cs.CV].
- Birkhoff, G.D., 1933, *Aesthetic Measure*, Harvard University Press, Cambridge, MA.
- Blessing, A., Wen, K., 2010, "Using Machine Learning for Identification of Art Paintings," cs 229 Project, Stanford. <http://cs229.stanford.edu/proj2010/BlessingWen-UsingMachineLearningForIdentificationOfArtPaintings.pdf>.
- Bo, Y., Yu, J., Zhang, K., 2018, "Computational Aesthetics and Applications," *Visual Computing for Industry, Biomedicine and Art* 1(6): 1-19. <https://doi.org/10.1186/s42492-018-0006-1>
- Bonadies, S.D., 1991, "Tomography of Ancient Bronzes," in *Ancient & Historic Metals - Conservation and Scientific Research*, Proceedings of a Symposium Organized by the J. Paul Getty Museum and the Getty Conservation Institute, Edited by David A. Scott, Jerry Podany, Brian B. Conidine, November 1991: 75-84.
- Bortolot, V.J., 1980?, (Retrieved in 2017) "Thermoluminescence Dating of Art Objects," Retrieved from the website: <http://daybreaknuclear.us/tlpaper.pdf>.
- Brachmann, A., Barth, E., Redies, C., 2017, "Using CNN Features to Better Understand What Makes Visual Artworks Special," *Frontiers in Psychology*, 8(article 830): 1-14.
- Brent, M., 2001, "The Limits of Thermoluminescence Dating," *Archaeology*, 54(1): 31.
- Cartechini, L., Palmieri M., Vagnini M., Pitzurra L., 2016, "Immunochemical Methods Applied to Art-Historical Materials: Identification and Localization of Proteins by ELISA and IFM," *Analy. Chem. Cultural Heritage*, 374-5: 241-261.
- Casadio, F., Douglas, J.G., Faber, K.T., 2007, "Noninvasive Methods for the Investigation of Ancient Chinese Jades: an Integrated Analytical Approach," *Anal. Bioanal. Chem.*, 387(3): 791-801.
- Casadio, F., Rose, V., 2013, "High-Resolution Fluorescence Mapping of Impurities in Historical Zinc Oxide Pigments: Hard X-ray Nanoprobe Applications to the Paints of Pablo Picasso," *Appl. Phys. A*, 111: 1-8.
- Castaing, B., Gagne, Y. and Hopfinger, E.J., 1990, "Velocity Probability Density Functions of High

- Reynolds Number Turbulence," *Physica D*, 46: 177-200.
- Cela-Conde, C.J., Agnati, L., Huston, J.P., Mora, F., Nadal, M., 2011, "The Neural Foundations of Aesthetic Appreciation," *Prog. Neurobio.*, 94:30-48.
- Cetinic, E., Lipic, T., Grgic, S., 2020, "Learning the Principles of Art History with Convolutional Neural Networks," *Pattern Recog. Lett.* 129: 56-62.
- Chase, W.T., 1991, "Chinese Bronzes: Casting, Finishing, Patination, and Corrosion," in *Ancient & Historic Metals - Cons. Sci. Res.*, Proc. Symp. Organized by the J. Paul Getty Museum and the Getty Conservation Institute, Edited by David A. Scott, Jerry Podany, Brian B. Considine, November 1991: 85-118.
- Chechik, G., Sharma, V., Shalit, U., Bengio, S., 2010, "Large Scale Online Learning of Image Similarity Through Ranking," *J. Machine Learning*, 11: 1109-1135.
- Cheng, M.M., Liu, X.C., Wang, J., Lu, S.P., Lai, Y.K., Rosin, P.L., 2020, "Structure-Preserving Neural Style Transfer," *IEEE Trans. Image Proces.* 29: 909-919.
- Christiansen, T., Cotte, M., Loredó-Portales, R., Lindelof, P.F., Mortensen, K., Ryholt, K., Larsen, S., 2017, "The Nature of Ancient Egyptian Copper-Containing Carbon Inks is Revealed by Synchrotron Radiation Based X-ray Microscopy," *Scientific Reports*, 7: 15346, DOI:10.1038/s41598-017-15652-7
- Chu, W.T., Wu, Y.L., 2018, "Image Style Classification based on Learnt Deep Correlation Features," *IEEE Transactions on Multimedia*, 20(9): 2491 - 2502.
- Ciocca, G., Schettini, R. 2003, "Image Retrieval Using Dynamic Spatial Chromatic Histograms," Proc. SPIE - *Visual Communications and Image Processing* 5150: 1829-1837.
- Cotte, M., 2010, "When Paintings Age: Synchrotron-Based Micro-Spectroscopic Techniques for the Characterization of Painting Degradations," *3rd Course Non-Invasive Analysis of Painting Materials, Structural and Molecular Archaeology*, International School Hubert Curien, Erice-Sicily, June 14-21, 2010: 38-40.
- Cotte, P., 2014, *Lumière on the Lady with an Ermine*, Vinci Editions - 288 pages - Sept. 2014.
- Cotte, P., 2017, "Authenticating Artworks through Statistical Methods," *Int. Cong. Truth and Lies in Fakes and Forgeries*. https://www.researchgate.net/publication/8162995_A_digital_technique_for_art_authentication
- Deselaers, T., Ferrari, V., 2011, "Visual and Semantic Similarity in ImageNet," in *Proc. IEEE Conf. Comp. Vision Pattern Recog.*: 1777-1784.
- Dejoie, C., Sciau, P., Li, W., Noe, L., Mehta, A., Chen, K., Luo, H., Kunz, M., Tamura, N., Liu, Z., 2014, "Learning from the Past: the Formation Process of Rare ϵ -Fe₂O₃ in the Ancient Black-Glazed Jian (Tenmoku) Wares," *Synchrotron Radiation Neutrons Art Archaeo. Conf.*, 9-12 Sept. 2014, Musée du Louvre, Paris. Conference Rayonnement, Article 132: 93.
- Delaney, J.K., Trumpy, G., Didier, M., Ricciardi, P., Dooley, K.A., 2017, "A High Sensitivity, Low Noise and High Spatial Resolution Multi-band Infrared Reflectography Camera for the Study of Paintings and Works on Paper," *Heritage Sci.*, 5:32. <https://doi.org/10.1186/s40494-017-0146-1>
- de Souza, L.C., Volle, E., Bertoux, M., Czernecki V., Funkiewiez A., Allali G., Leroy B., Sarazin M., Habert M.O., Dubois B., Kas A., Levy R., 2010, "Poor creativity in frontotemporal dementia: A window into the neural bases of the creative mind," *Neuropsychologia* 48(13): 3733-42.
- Dik, J., Janssens, K., Van Der Snickt, G., van der Loeff, L., Rickers, K., Cotte, M., 2008, "Visualization of a Lost Painting by Vincent van Gogh Using Synchrotron Radiation Based X-ray Fluorescence Elemental Mapping," *Anal. Chem.*, 80(16): 6436-6442.
- Doménech-Carbó, M.T., Osete-Cortina, L., 2016, "Another Beauty of Analytical Chemistry: Chemical Analysis of Inorganic Pigments of Art and Archaeological Objects," *ChemTexts*,

2(3): article 14: 1-50.

- Douglas, J.G., 2003, "A Review of Some Recent Research on Early Chinese Jades" in *Scientific Examination of Art: Modern Techniques in Conservation and Analysis*, Proc. Sackler Conf., published by NAS: 206-214.
- Du Plessis, A., Le Roux, S.G., Guelp, A., 2016, "Comparison of Medical and Industrial X-ray Computed Tomography for Non-destructive Testing," *Case Studies Nondest. Testing Eval.*, 6, Pt A: 17-25.
- Elgammal, A., 2015, "How Computer Science Can Help Art Historians," *The Week*, <https://theweek.com/articles/531388/how-computer-science-help-art-historians>, Jan. 8.
- Elgammal, A., 2019, Personal communication.
- Elgammal, A., Kang, Y., Leeuw, M.D., 2018, "Picasso, Matisse, or a Fake? Automated Analysis of Drawings at the Stroke Level for Attribution and Authentication," *The 32nd AAAI Conf. Artificial Intell.*, New Orleans, USA, Feb. 2-7, 2018. arXiv:1711.03536v1.
- Elgammal, A., Liu, B., Elhoseiny, M., Mazzone, M., 2017, "CAN: Creative Adversarial Networks Generating "Art" by Learning Anout Styles and Deviating from Style Norms," *Proceedings of Computer Vision-ECCV Workshops*, Zurich, Switzerland, Sep. 6-7 & 12, 2014, 1: 35-53.
- Elgammal, A., Saleh, B., 2015, "Quantifying Creativity in Art Networks," *The 6th Int. Conf. Creativity*, June 29-July 2nd, 2015, Park City, Utah, USA. arXiv:1506.0071v1 [cs.AI].
- Faries, M., 2003, "Analytical Capabilities of Infrared Reflectography: An Art Historian's Perspective," in: *Scientific Examination of Art: Modern Techniques in Conservation and Analysis*, Proc. Sackler Conf., published by NAS: 87-104.
- Fleming, S.J., 1973, "Thermoluminescence and Glaze Studies of a Group of T'ang Dynasty Ceramics," *Archaeometry*, 15(1): 32-52.
- Flickner, M., Sawhney, H., Niblack, W., Ashley, J., Huang, Q., Dom, B., Gorkani, M., Hafner, J., Lee, D., Petkovic, D., Steele, D., Yanker, P., 1995, "Query by Image and Video Content: The QBIC System," *Computer*, 28(9): 23-32. doi:10.1109/2.410146.
- Folego, G., Gomes, O., Rocha, A., 2016, "From Impressionism to Expressionism: Automatically Identifying van Gogh's Paintings," *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, DOI: 10.1109/ICIP.2016.7532335.
- Forsythe, A., Williams, T., Reilly, R.G., 2017, "What Paint Can Tell Us: A Fractal Analysis of Neurological Changes in Seven Artists," *Neuropsychology* 31(1):1-10.
- Gatys, L.A., Ecker, A.S., Bethge, M., 2015, "A Neural Algorithm of Artistic Style," arXiv:1508.06576v2 [cs.CV] X; also, 2016, "Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks," *IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recog. (CVPR)*, DOI: 10.1109/CVPR.2016.265.
- Gavrilov, D., Maev, R.Gr., Almond, D.P., 2014, "A Review of Imaging Methods in Analysis of Works of Art: Thermograptic Imaging Method in Art Analysis," *Can. J. Phys.*, 92: 341-364.
- Giumlia-Mair, A., Albertson, C., Boschian, G., Giachi, G., Iacomussi, P., Pallecchi, P., Rossi, G., Shugar, A.N. and Stock, S., 2010, "Surface Characterisation Techniques in the Study and Conservation of Art and Archaeological Artefacts: a Review," *Mat. Tech.*, 25(5): 245-261.
- Goyal, N., Singh, N., Todd, C., 2014, "A Review on Different Content Based Image Retrieval Techniques Using High Level Semantic Features," *Int. J. Innov. Res. Comp. Commu. Eng. Processing*, 2(7): 4933-4938.
- Goyanka, R., Kshirsager, D.B., 2017, "A Study on Low Level Features and High Level Features in CBIR," *Int. J. Innov. Res. Comp. Commu. Eng. Processing*, 6(7): 13473-13482.
- Greenfield, G., 2005, "On the Origins of the Term Computational Aesthetics," *1st Eurographics Workshop on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging*; Gerona, Spain, May 18-20: 9-12

- Hanneman, B.T., 2006, "Creativity with dementia patients: can creativity and art stimulate dementia patients positively?" *Gerontology* 52(1): 59-65.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I., 1973, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Trans. Systems Man Cyber.*, 3(6): 610-621.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2015, "Deep Residual Learning for Image Recognition," arXiv:1512.03385 [cs.CV]; also, *IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recog. (CVPR)*, 27-30 June, 2016, Las Vegas, NV, USA.
- Heginbotham, A., Millay, V., Quick, M., 2006, "The Use of Immunofluorescence Microscopy and Enzyme-Linked Immunosorbent Assay as Complementary Techniques for Protein Identification in Artists' Materials," *J. Amer. Inst. Conserv.*, 45(2): 89-105.
- Hendriks, E. and Hughes, S., 2007, "Van Gogh's Brushstrokes; Marks of Authenticity?" Chapter in book: *Art, Conservation and Authenticities; Material, Concept, Context*, Publisher: Archetype, Editors: Erma Hermens and Tina Fiske: 143-152.
- Herczynski, A., Cernuschi, C., Mamadevan, L., 2011, "Painting with Drops, Jets, and Sheets," *Phys. Today*, July, 2011: 31-36.
- Hoening, F., 2005, "Defining Computational Aesthetics," *1st Eurographics Workshop on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging*, Girona, Spain, May 18-20: 13-18.
- Hong, Y., Kim, J., 2017, "Art Painting Identification Using Convolutional Neural Network," *Int. J. Appl. Eng. Res.*, 12(4): 532-539.
- Hu, W., Zhang, H., Zhang, B., 2015, "Identification of Organic Binders in Ancient Chinese Paintings by Immunological Techniques," *Microscopy and Microanalysis*, 21(5): 1278-87.
- Huang, R.F., 2019, Personal communication, December 9, 2019.
- Huang, J., Kumar, S.R., Mitra, M., Zhu, W.-J., Zabih, R., 1997a, "Image Indexing Using Color Correlograms," *Proc. Conf. Comp. Vision Pattern Recog. (CVPR '97)*: 762-768.
- Hulsker, J., 1996, *The New Complete Van Gogh*. John Benjamins Publishing Co., Amsterdam, The Netherlands.
- Huppertz, A., Wildung, D., Kemp, B.J., Nentwig, T., Asbach, P., Rasche, F.M., Hamm, B., 2009, "Nondestructive Insights into Composition of the Sculpture of Egyptian Queen Nefertiti with CT," *Radiography*, 251(1): 233-240.
- Irfan, M., Stork, D.G., 2009, "Multiple Visual Features for the Computer Authentication of Jackson Pollock's Drip Paintings: Beyond Box-Counting and Fractals," *SPIE Conf.*, DOI: 10.1117/12.806245.
- Jafarpour, S., Polatkanm G., Brevdo, E., Hughes, S., Brasoveanu, A., Daubechies, I., 2009, "Stylistic Analysis of Painting Wavelets and Machine Learning," *IEEE 17th European Signal Processing Conference*, 24-28 Aug. 2009, Glasgow, UK
- Jain, M., Tomar, P.S., 2013, "Review of Image Classification Methods and Techniques," *Int. Res. J. Eng. Tech.*, 2(8) : 852-858.
- Janssens, K., Alfeld, M., Van der Snickt, G., De Nolf, W., Vanmeert, F., Radepon, M., Monico, L., Dik, J., Cotte, M., Falkenberg, G., Miliani, C., Brunetti, B.G., 2013, "The Use of Synchrotron Radiation for the Characterization of Artists' Pigments and Paintings," *Annual Rev. Anal. Chem.*, Vol. 6: 399-425.
- Jing, Y., 2019, Personal communication, Nov. 18, 2019.
- Jing, Y., Liu, X., Ding, Y., Wang, X., Ding, E., Song, M., Wen, S., 2020, "Dynamic Instance Normalization for Arbitrary Style Transfer," arXiv:1911.06953v1 [cs.CV] accepted to be presented at 34th AAAI Conf. On Artificial Intelligence, Feb. 7-12, 2020, NY, USA. <https://arxiv.org/abs/1911.06953>

- Jing, Y., Liu, Y., Yang, Y., Feng, Z., Yu., Y., Tao, D., Song, M., 2018, "Stroke Controllable Fast Style Transfer with Adaptive Receptive Fields," arXiv:1802.07101v4 [cs.CV] accepted to be presented at 34th AAAI Conf. On Artificial Intelligence, Feb. 7-12, 2020, NY, USA. <https://arxiv.org/abs/1911.06953>
- Jing, Y., Yang, Y., Feng, Z., Ye, J., Yu, Y., Song, M., 2019, "Neural Style Transfer: A Review," *IEEE Trans. Visual. Computer Graphics*, 2019. 10.1109/TVCG.2019.2921336.
- Johnsen, J.W., 2019, "Towards the Algorithmic Detection of Artistic Style," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.* 10(1): 76-81.
- Johnsen, R.H., Gradečak, A., 2017, "Deep Learning Approaches to Art Style Recognition in Digital Images," Master Thesis (Supervisor: Manfred Jaeger), Aalborg University, Denmark.
- Johnson, Jr., C.R., Hendriks, E., Bereznoy, I.J., Brevdo, E., Hughes, S.M., Daubechies, I., Li, J., Postma, E. and Wang, J.Z., 2008, "Image Processing for Artist Identification," *IEEE Signal Proc. Mag.*, 25(4): 37-48.
- Johnston, C., 2014, "Secrets of Leonardo da Vinci Painting Laid Bare by New Scanning Technique," *The Guardian*, <https://www.theguardian.com/artanddesign/2014/sep/30/leonardo-da-vinci-painting-portrait-lady-ermine>.
- Julesz, B., 1981, "Textons, the Elements of Texture Perception, and Their Interactions," *Nature*, 290: 91-97.
- Kant, I., 1790, *Kritik der Urteilskraft*, English translation, *Critique of Power of Judgment*, by Paul Guyer and Eric Matthews, New York, Cambridge, 2000.
- Kapur, A., 2019, "Concepts, Methods and Applications of Neural Style Transfer: A Review Article," *Int. Res. J. Eng. Tech.* 6(6): 2353-2359.
- Karayev, S., Trentacoste, M., Han, H., Agarwala, A., Darrell, T., Hertzmann, A., Winnemoeller, H., 2014, "Recognizing Image Style," *Proc. British Machine Vision Conf.*, BMVA Press.
- Kauffman, S.B., 2013, "The Real Link Between Creativity and Mental Illness," *Column: Beautiful Minds, Scientific American*, Oct.3, 2013.
- Kolmogorov, A.N., 1941, "The Local Structure of Turbulence in Incompressible Viscous Fluid Fluid for Very Large Reynolds Numbers," *C.R.Acad. Sci.*, URSS 30: 301 ; "On Degeneration of Isotropic Turbulence in an Incompressible Viscous Fluid Liquid," *C.R.Acad. Sci.*, URSS 31: 538; "Dissipation of Energy in Locally Isotropic Turbulence," *C.R.Acad. Sci.*, URSS 32: 16.
- Kolmogorov, A.N., 1962, "A Refinement of Previous Hypothesis Concerning the Local Structure of Turbulence in a Viscous Incompressible at Large Reynolds Number," *J. Fluid Mech.*, 13: 82.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G., 2012, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," in *Adv. Neural Info. Proces. Sys.*, 25: 1106-1114.
- Kroner, S., Lattne, A., 1998, "Authentication of Free Hand Drawings by Pattern Recognition Methods," *IEEE Proc. 14th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 1: 462-464.
- Lamberti, F., Sanna, A., Paravati, G., 2014, "Computer-Assisted Analysis of Painting Brushstrokes: Digital Image Processing for Unsupervised Extraction of Visible Features from van Gogh's Works," *J. Image Video Processing*, 2014: 53.
- Lecoutre, A., Negrevergne, B., Yger, F., 2017, "Recognizing Art Style Automatically in Painting with Deep Learning," *Proc. Machine Learning Research*, 77: 327-342.
- Lee, S.G., Cha, E.Y., 2016, "Style Classification and Visualization of Art Painting's Genre Using Self-Organizing Maps" *Hum. Cent. Comput. Inf. Sci.*, 6(1):1-11.
- Li, M., Lv, J., Wang, J., Sang, Y., 2019, "An Abstract Painting Generation Method Based on Deep Generative Model," *Neural Process Lett.* <https://doi.org/10.1007/s11063-019-10063-3>
- Li, J., Yao, L., Hendriks, E. and Wang, J.Z., 2012, "Rhythmic Brushstrokes Distinguish van Gogh from His Contemporaries: Findings via Automated Brushstroke Extraction," *IEEE Tran.*

- Pattern Anal. Machine Intel. Archive*, 34(6): 1159-1176.
- Libby, W.F., 1946, "Atmospheric Helium Three and Radiocarbon from Cosmic Radiation," *Phys. Rev.*, 69 (11-12): 671-672.
- Liu, M., Xie, J., Zheng, H., Zhou, Y., Wang, B., Hu, Z., 2015, "Identification of Ancient Silk Using Immunosorbent Assay and Immuno-fluorescence Microscopy," *Anal. Sci.*, 31: 1317-1322.
- Lombardi, T., 2005, "The Classification of Style in Fine-Art Painting," ETD Collection for Pace University. AAI3189084. <https://digitalcommons.pace.edu/dissertations/AAI3189084>
- Lowe, D.G., 2004, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *Int. J. Comp. Vision*, 60(2): 91-110.
- Ludwig, A.M., 1995, *The Price of Greatness: Resolving the Creativity and Madness Controversy*, Guilford Press, 310 pages.
- Lynn, 2017, 〈從人工智慧、機器學習到深度學習，你不容錯過的人工智慧簡史〉，<https://www.inside.com.tw/2017/07/10/ai-history>.
- Lyu, S., Rockmore, D., Farid, H., 2004, "A Digital Technique for Art Authentication," *PNAS*, 101(49): 17006-17010.
- Mantler, M., Schreiner, M., 2000, "X-Ray Fluorescence Spectrometry in Art and Archaeology," *X-Ray Spectroscopy*, 29(1): 3-17.
- Mazzone, M., Elgammal, A., 2019, "Art, Creativity, and the Potential of Artificial Intelligence," *Arts* 8(26): 1-9. doi:10.3390/arts8010026.
- Medjahed, S.A., 2015, "A Comparative Study of Feature Extraction Methods in Images Classification," *Int. J. Image Graphics Signal Proces.*, 3: 16-23.
- Miura, S., Fujii, M., 1987, "Investigation of a Gilt Bronze Statue by a X-ray Scanner," *Sci. Conserv.*, 32: 40-46.
- Morigi, M.P., Casali, F., Bettuzzi, M., Brancaccio, R., and Errico, V.D., 2010, "Application of X-Ray Computed Tomography to Cultural Heritage diagnostics," *Appl Phys A*, 100: 653-661.
- Nadal, M., Flexas, A., Gálvez, Á., Cela-Conde, C.J., 2012, "Neuroaesthetics: Themes from the Past, Current Issues, and Challenges for the Future," *Rend. Fis. Acc. Lincei*, 23:247, <https://doi.org/10.1007/s12210-012-0185-1>.
- NAS, 2003, *Scientific Examination of Art: Modern Techniques in Conservation and Analysis*, Proc. Sackler Conf., March 19-21, 2003, published by NAS.
- Neelmeijer, C., Brissaud, I., Calligaro, T., Demortier, G., Hautojärvi, A., Mäder, M., Martinot, L., Schreiner, M., Tuurnala, T., Weber, G., 2000, "Paintings - a challenge for XRF and PIXE analysis," *X-Ray Spectroscopy*, 29(1): 101-110.
- Nemade, R., Nitsure, A., Hirve, P., Mane, S.B., 2017, "Detection of Forgery in Art Paintings Using Machine Learning," *Int. J. Innov. Res. Sci. Eng. Tech.*, 6(5): 8681-8692.
- Nikkhah, R., 2015, "Hidden portrait 'found under Mona Lisa' Says French Scientist," BBC News of 8 Dec. 2015. <http://www.bbc.com/news/entertainment-arts-35031997>.
- Ohmi, K., Awata, I., 2008, "Similarity Analysis of Digitized Paintings," *J. Visualization*, 11(3): 185-186.
- Olaode, A., Naghdy, D., Todd, C., 2014, "Unsupervised Classification of Images: A Review," *Int. J. Image Proces.*, 8(5): 325-340.
- Panchal, P.M., Panchal, S. R., Shah, S.K., 2013, "A Comparison of SIFT and SURF ", *International J. Innov. Res. Comp. Commun. Eng.*, 1(2): 323-327.
- Pass, G., Zabih, R., 1996, "Histogram Refinement for Content-Based Image Retrieval," *Proc. 3rd IEEE Workshop Appl. Comp. Vision. WACV'96*, 2-4 Dec. 1996 Sarasota, FL, USA, USA.
- Pearce, M.T., Zaidel, D.W., Vartanian, O., Skov, M., Leder, H., Chatterjee, A., Nadal, M., 2016, "Neuroaesthetics: The Cognitive Neuroscience of Aesthetic Experience," *Perspec. Psycho.*

Sci. 11(2): 265-279.

- Pelowski, M., Gerger, G., Chetouani, Y., Markey, P.S., Leder, H., 2017, "But Is It Really Art? The Classification of Images as 'Art'/'Not Art' and Correlation with Appraisal and Viewer Interpersonal Differences," *Frontiers in Psychology*, 8(article 1723): 1-21.
- Polatkan, G., Jafarpour, S., Brasoveanu, A., Hughes, S., Daubechies, I., 2009, "Detection of Forgery in Paintings Using Supervised Learning," *IEEE Int. Conf. Image Proces (ICIP)*. 7-10 Nov. 2009, Cairo, Egypt.
- Pozzia, F., Leonab, M., 2016 "Surface-Enhanced Raman Spectroscopy in Art and Archaeology," *J. Raman Spectroscopy*, 47: 67-77.
- Putri, R.D., Prabawa, H. W., Wihardi, Y., 2017, "Color and Texture Features Extraction on Content-based Image Retrieval," *IEEE 3rd Int. Conf. Sci. Infor. Tech. (ICSITech)*, Bandung, Indonesia, 25-26 Oct. 2017.
- Ramachandra, V.S. Hirstein, W., 1999, "The Science of Art: A Neural Theory of Aesthetics Experience," *J. Conscioueness Studies*, 6(6-7): 15-51.
- Rautiainen, M., Ojala, T., 2002, "Color Correlograms in Image Video Retrieval," *Proc. STeP 2002, The 10th Finnish Artificial Intel. Conf.*, Oulu, Finland: 203 - 212.
- Ricci, G., Kulkov, A.M., Kulkova, M.A., Zendri, E., 2017, "Experimental Analyses by X-ray μ -CT for the Study of the Effects of Firing Temperature on the Ceramic Body Morphology," *Micro-CT User Meeting 2017*: 168-171.
- Richter, D., 2007, "Advantages and Limitations of Thermoluminescence Dating of Heated Flint from Paleolithic Sites," *Int. J. Geoarchaeo.*, 22(6): 671–683.
- Riennard, J.M., 2016, "10 Hidden Images Discovered Beneath Famous Classic Paintings," Retrieved from <http://listverse.com/2016/03/06/10-hidden-images-discovered-beneath-famous-classic-paintings/>
- Rothenberg, A., 2017, "Jackson Pollock's Creation of Abstract Expressionism," *Psychology Today*, <https://www.psychologytoday.com/us/blog/creative-explorations/201708/jackson-pollock-s-creation-abstract-expressionism> (Aug 27, 2017 Post).
- Rowe, M.W., Steelman, K.L., 2010, "Non-destructive 14C Dating: Plasma-Chemistry and Supercritical Fluid Extraction," ACS National Meeting 2010.
- Russ, J.C., Neal, F.B., 2016, *The Image Processing Handbook*, 7th edition, CRC Press, Taylor & Francis Group, FL, USA: 76.
- Saad, M., 2008, "Low-Level Color and Texture Feature Extraction for Content-Based Image Retrieval," *Final Project Report EEK*, 381: 20-28.
- Sablatnig, R., Kammerer, P., Zokda, E., 1998, "Hierarchical Classification of Paintings Using Face and Brush Models," *IEEE 14th Int. Conf. Pattern Recognition* (ISBN:0-8186-8512-3), Washington, DC, USA. August 16-20, 1998, Vol. 1: 172-174.
- Saleh, B., Abe, K., Arora, R.S., Elgammal, A., 2016, "Toward Automated Discovery of Artistic Influence," *Multimed. Tools Appl.*, 75(7): 3565-3591. First Online: 19 August 2014.
- Saleh, B., Elgammal, A., 2016, "Large-scale Classification of Fine-Art Paintings: Learning the Right Metric on the Right Feature," *Int. J. Digital Art History*, 2: 70-93.
- Saleh, B., Kanako Abe, K., Elgammal, A., 2014, "Knowledge Discovery of Artistic Influences: A Metric Learning Approach" *The Fifth Int. Conf. Comput. Creation (ICCC 2014)*. <https://www.twitch.tv/videos/49004923>
- Sandu, I.C.A., Schäfer, S., Magrini, D., Bracci, S., Roque, C.A., 2012, "Cross Section and Staining-Based Techniques for Investigating Organic Materials in Painted and Polychrome Works of Art: A Review," *Microscopy and Microanalysis*, 18(4): 860 875.
- Schreiner, M., Frühmann, B., Jembrih-Simbürger, D., Linke, R., 2004, "X-ray in Art and

- Archaeology - An Overview," X-ray Conference (DXC) on Applications of X-ray Analysis, Sponsored by the International Centre for Diffraction Data (ICDD), Denver, Colorado, 2004, *Advances in X-ray Analysis*, 47: 1-17.
- Schwind, J., 1985, "Van Gogh's 'Starry Night' and Whitman: A Study in Source," *Walter Whitman Quarterly Review*, 3(1): 1-15.
- Sciau, P., Goudeau, P., 2015, "Ceramics in Art and Archaeology: a Review of the Materials Science Aspects," *Euro. Phys. J. B*, 88(5), Article 132: 1-11.
- Scott, E.M., Cook, G.T., Naysmith, P., 2007, "Error and Uncertainty in Measurements," *Radiocarbon*, 49 (2): 427-440.
- Sfarra, S., Ibarra-Castanedo, C., Ridolfi, S., Ceriglio, C., Ambrosini, D., Raoletti, D., Maldague, X., 2014, "Holographic Interferometry (HI), Infrared Vision and X-Ray Fluorescence (XRF) Spectroscopy for the Assessment of Painted Wooden Statues: a New Integrated Approach," *Appl. Phys. D*, 115: 1041-1056.
- Shamir, L., 2012, "Computer Analysis Reveals Similarities between the Artistic Styles of Van Gogh and Pollock," *Leonardo*, 45(2): 149-154.
- Sheng, J., Jiang, J., 2013, "Style-based Classification of Chinese Ink and Wash Paintings," *Opt. Eng.* 52(9): 093101.
- Soth, L., 1986, "Van Gogh's Agony," *Art Bulletin*, 68(2): 301-313.
- Spratt, E.L. and Elgammal, A., 2014, "Computational Beauty: Aesthetic Judgment at the Intersection of Art and Science," *Proc. Comput. Vision-ECCV Workshops*, Zurich, Switzerland, Sep. 6-7 & 12, 2014, 1: 35-53.
- Spyros, A., Anglos, D., 2004, "Study of Aging in Oil Paintings by 1D and 2D NMR Spectroscopy," *Anal. Chem.*, 76 (17): 4929-4936.
- Stanchev, P., Kolinski, M., 2019, "Novel Artist Identification Approach Through Digital Image Analysis Using Machine Learning and Merged Images: Helping Teachers Develop Research Informed Practice," In book: *Explorations in Technology Education Research*, DOI: 10.1007/978-3-030-11890-7_45.
- Stassi, V.E., 2007, "Vincent van Gogh's Starry Night: Insights from Poetry," Retrieved from www.csus.edu/indiv/o/obriene/art1b/research%20paper.pdf.
- Stork, D.G., 2009, "Computer Vision and Computer Graphics Analysis of Paintings and Drawings: An Introduction to the Literature," in: Jiandg, X. and Petkov, N. (eds.) *CAIP*; LNCS, 5702: 9-24, Springer, Heidelberg.
- Sun, H., Niu, Z., Wang, C., Yuan, B., 2011, "Scientific Analysis of an Ancient Bronze Mirror Dating of Han Dynasty," *Adv. Mat. Res.*, 37: 743-745.
- Sussman, A., 2007, "Mental Illness and Creativity a Neurological View of the 'tortured artist'," *Stanford J. Neurosci.* 1(1): 21-24.
- Swain, M.J., Ballard, D.H., 1991, "Color Indexing," *Int. J. Comp. Vision*, 7(1): 11-32.
- Tan, W.R., Chan, C.S., Aguirre, H.E., Tanaka, K., 2016, "Ceci n'est pas une pipe: A Deep Convolutional Network for Fine-art Paintings Classification," *IEEE Int. Conf. Image Proces.* (ICIP, 2016), 25-28 Sept. 2016, Phoenix, AZ, USA.
- Taylor, R. P., Guzman, R., Martin, T. P., Hall, G. D. R., Micolich, A. P., Jonas, D., Marlow, C. A., 2007, "Authenticating Pollock Paintings Using Fractal Geometry," *Pattern Recog. Let.* 28: 695-702.
- Taylor, R.P., Micolich, A.P., Jonas, D., 1999, "Fractal Analysis of Pollock's Drip Paintings," *Nature*, 399, 422. <http://dx.doi.org/10.1038/20833>
- Taylor, R.P., Newell, B., Spehar, B., Clifford, C., 2005, "Fractals: A Resonance between Art and Nature," *Math. Culture II*: 53-6. Springer, Berlin, Heidelberg, DOI:10.1007/3-540-26443-4_6
- Taylor, R.P., Spehar, B., Newell, B., Clifford, C., 2011b, "The Visual Complexities of Pollock's,

- Dripped Fractals," *Unifying Themes in Complex Systems IV*: 175-182.
- Taylor, R.P., Spehar, B., Van Donkelaar, P., Hagerhall, C.M., 2011a, "Perceptual and Physiological Responses to Jackson Pollock's Fractals," *Front Hum Neurosci.* 5: 60.
- Thakur, N., Maheshwari, D., 2017, "A Review of Image Classification Techniques," *Int. Res. J. Eng. Tech.*, 4(11): 1588-1591.
- Tout, R.E., Gilboy, W.B., Clark, A.J., 1980, "The Use of Computerized X-ray Tomography for the Non-destructive Examinations of Archaeological Objects," in *Proc. 18th Int. Symp. Archaeo. Prosp.*, March 14-17, 1978.
- Upadhyaya, N., Manish., D., 2016, "A Review: Relating Low Level Features to High Level Semantics in CBIR," *Int. J. Signal Proces., Image Proces. Pattern Recog.*, 9(3): 433-444.
- Van Dantzig, M.M., 1952, *Vincent? A New Method of Identifying the Artist and His Work and of Unmasking the Forger and His Products*, Amsterdam, Keesing. ASIN: B0007JBCLA.
- Van Dantzig, M.M., 1973, *Pictology: An Analytical Method for Attribution and Evaluation of Pictures*, Leiden, E.J. Brill. ISBN-10: 9004036628
- Van der Maaten, L., Erdmann, R.G., 2015, "Automatic Thread-Level Canvas Analysis: A Machine-Learning Approach to Analyzing the Canvas of Paintings," *IEEE Signal Proc. Mag.*, 32(4): 38-45.
- Van der Maaten, L.J.P., Postma, E.O., 2010, "Texon-Based Analysis of Paintings," *Proc. SPIE*, 7798, ID. 77980H.
- Van Noord, N., Hendriks, E., Postma, E., 2015, "Toward Discovery of the Artist's Style: Learning to Recognize Artists by Their Artworks," *IEEE Signal Proces. Mag.*, 32(4): 46-54.
- Van Noord, N., Postma, E., 2015, "Exploring the Influence of Scale on Artist Attribution," Reprint arXiv:1506.05929.
- Varma, M., Zisserman, A., 2005, "A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images," *Int. J. Comp. Vision*, 2005, 62(1/2): 61-81.
- Vartanian, O., Goel, V., 2004, "Neuroanatomical Correlates of Aesthetic Preference for Paintings," *Cogn. Neurosci. Neuropsych.*, 15(5): 893-897.
- Vincent, A., 2015, "Mona Lisa Discovery: Scientist Claims Secret, Second Portrait of 'Real' Mona Lisa Lies Underneath Painting," Retrieved from <http://www.telegraph.co.uk/art/artists/mona-lisa-discovery-scientist-claims-secret-second-portrait-of-r/>
- Viswanathan, N., 2017, "Artist Identification with Convolutional Neural Networks," <http://cs231n.stanford.edu/reports/2017/pdfs/406.pdf>.
- Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., Protopapadakis, E., 2018, "Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review," *Comp. Intel. Neurosci.*, Article ID 7068349.
- Wandell, B.A., 1995, *Foundations of Vision*. Sinauer Associates, Inc. Publishers, Sunderland, Massachusetts, ISBN 0-87893-853-2.
- Wang, R., 2011, "Progress Review of the Scientific Study of Chinese Ancient Jade," *Archaeometry*, 53(4): 674-692.
- Wang, Z., Li, Y., Jiang, X., Pan, C., 2017, "Research Progress on Ancient Bronze Corrosion in Different Environments and Using Different Conservation Techniques: A Review," *MRS Advances, Materials Issues in Art and Archaeology XI*, 2(37-38): 2033-2041.
- Wang, T., Zhu, T.Q., Feng, Z.Y., Fayard, B., Pouyet, E., Cotte, M., De Nolf, W., Salom, M., Sciau, P., 2016, "Synchrotron Radiation-Based Multi-Analytical Approach for Studying Underglaze Color: The Microstructure of Chinese Qinghua Blue Decors (Ming Dynasty)," *Anal. Chimica Acta*, 928: 20-31.
- Watanabe, S., Sakamoto, J., Wakita, M., 1995, "Pigeons' Discrimination of Paintings by Monet and Picasso," *J. Exp. Anal. Behav.*, 63(2): 165-174.

- Whitmore, P.M., 2003, "The Scientific Examination of Works of Art on Paper," in: *Scientific Examination of Art: Modern Techniques in Conservation and Analysis, Proc. Sackler Conf.*, published by NAS: 27-39.
- Whitney, C.A., 1986, "The Skies of Vincent van Gogh," *Art History*, 9(3): 351-362.
- Wiley, V., Lucas, T., 2018, "Computer Vision and Image Processing: A Paper Review," *Int. J. Artificial Intel. Res.*, 2(1): 28-36.
- Wintle, A.G., 1980, "Thermoluminescence Dating: a Review of Recent Applications to Non-pottery Materials," *Archaeometry*, 22(2): 113-122.
- Wölfflin, H., 1915, *Kunstgeschichtliche Grundbegriffe: das Problem der Stilentwicklung in der neueren Kunst*, English version: *Principles of Art History, The Problem of the Development of Style in Later Art*, Translated from 7th German Edition (1929) into English by M D Hottinger (Dover Publications, New York 1932 and reprints).
- Wu, W., Morino, A.M., Tangen, J.M., Reinhard, J., 2012, "Honeybees can Discriminate between Monet and Picasso Paintings," *J. Comp. Physiol. A*, 199(1): 45-55.
- Yang, J., Chen, L., Zhang, L., Sun, X., She, D., Lu, S.-P., Cheng, M.-M., 2018, "Historical Context-based Style Classification of Painting Images via Label Distribution Learning," *MM'18 Proc. 26th ACM Int. Conf. Multimedia*: 1154-1162.
- Zeki, S., 1999, "Art and the Brain," *J. Consciousness Studies* 6(6-7): 76-96
- Zhang, Y., Nie, X., Meng, Z, Feng, W., Zhang, K., 2014, "Layered Modeling and Generation of Pollock's Drip Style," *Vis. Comp.* 31(5): 589-600.
- Zhu, S.-C., Guo, C.-E., Wany, Y., Xu, Z., 2005, "What Are Textons?" *Int. J. Comp. Vision*, 62(1/2): 121-143.
- 王德育，2015，〈梵谷晚期的掙扎與期盼－星空下的悲惻歲月〉，《藝術史 101：從印象派到超現實主義》，活字文化社，臺灣，臺北，ISBN：9789869158015；98-109。
- 胡文靜，2016，〈古代珍貴彩繪文物膠結材料的免疫分析技術研究〉，浙江大學碩士論文。
- 陳東和、陳韻婕，2017，〈完美的缺陷—汝窯水仙盆微觀絨相〉，故宮文物月刊，2017 年 1 月，國立故宮博物院，臺灣，臺北，406: 60-69。
- 劉璐瑤，2017，〈多方法檢測古代珍貴彩繪文物顏料及膠結材料的研究〉，浙江大學碩士論文。

作者簡介

宋齊有為中正理工學院航空工程學士、國立臺灣大學機械工程碩士、國立清華大學動力機械工程博士，目前任教於逢甲大學航太與系統工程學系，現為逢甲大學終身特聘教授、科技部工程司航太技術、熱傳學與流體力學學門專案複審委員、中華民國力學學會理事、中華民國國防科技研究學會理事；曾榮膺中華民國航空太空學會會士 (AASRC Fellow)、美國機械工程師學會會士 (ASME Fellow)、美國航空太空學會副會士 (AIAA Associate Fellow)、中正理工學院傑出校友等榮銜。

作者公餘之暇曾習書法、篆刻、茶文化、古文物與藝術欣賞、古建築賞析，擁有考試院「外(英)語導遊」/「外(英)語領隊」國家考試及格證書、交通部觀光局「外語導遊人員」/「外語領隊人員」職前訓練完訓證書、「華語·英語導遊執業證」/「華語·英語領隊執業證」雙證照、美國國際寶石學院臺北分校 (Gemological Institute International-Taipei) 「翡翠玉石鑑定師」完訓證書、國立臺灣大學「茶葉官能鑑定人員培訓」完訓證書，以及「國立故宮博物院文物研習」證明；具有文化導覽(故宮文物、寺廟、品茶、陶藝等)、旅遊規劃、觀光導遊/領隊等經歷，並以旅遊、文化主題開授通識課程、應邀演講。