

一般觀眾對於「類神經網路」之藝術風格轉移 認知模式先期研究

呂燕茹* 林伯賢** 林榮泰***

國立台灣藝術大學設計學院創意產業設計研究所

* lyuyanru@gmail.com

** t0131@mail.ntua.edu.tw

*** rtlin@mail.ntua.edu.tw

摘 要

近年隨著人工智慧所引領的類神經網路深度學習技術日趨成熟，而其相關應用已經逐漸蔓延至包括藝術在內的各個領域，對藝術作品的創作、體驗、審美和欣賞將帶來新的機遇和挑戰。目前該領域多注重演算法的精進，對於演算法的精進主要牽涉到兩個問題：1.就科技（理性）而言，觀眾能否辨認經由電腦的藝術風格轉移？2.就藝術（感性）而言，哪些主要因素會影響經由電腦的藝術風格轉移？因此，本研究透過認知人因工程研究，分析人們如何感知創作者的編碼過程（色彩、筆觸、紋理）與閱聽者的解碼過程（技術、語意、效果）之影響，以期能對於構建人工智慧應用於藝術創作之研究具有積極的助益。本研究係屬一系列的相關研究，先期研究招募了 31 位藝術、美學與設計等專家學者參與，對野獸派畫作與對應轉換圖的契合度和認知效果進行評估。結果發現，不同繪畫的風格特性是可以被認知與分辨，風格轉移的整體效果會影響觀眾的喜好度；最後，提出一個探討藝術風格轉移的研究模式。除了有助於藝術風格轉移演算法的改進外，也為人工智慧應用於藝術創作相關研究提供參考。

關鍵詞：認知人因工程、人工智慧、類神經網路、藝術風格轉移

論文引用：呂燕茹、林伯賢、林榮泰（2021）。一般觀眾對於「類神經網路」之藝術風格轉移認知模式先期研究。《設計學報》，26（3），61-84。

一、前言

在人類藝術的發展過程中，科技的進步會影響藝術創作的觀念和表達，並引發了藝術理論不斷推陳出新，引領藝術創作向新方向不斷發展前行。科技影響藝術發展的證據相當多，例如 1839 年攝影技術的發明，不僅影響了傳統繪畫的創作過程，同時誕生了不同風格和流派的攝影藝術。由此可見，科技對於藝術的發展具有重要影響，每當科技有所變革都會引起藝術領域的波動，當科技從作為藝術創作的輔助工具，演變成藝術創作的媒介時，對藝術創作本質的「變」與「不變」也產生至關重要的影響，值得進一步探討研究。

自 1950 年代出現人工智慧 (artificial intelligence, AI) 的概念後，經歷半個多世紀的革新演進，技術已趨成熟，其應用逐漸蔓延至日常生活中的各個領域。藝術創作相關領域自不例外，20 世紀 90 年代初，Karl Sims 通過將藝術作品的抽象和複雜形式與進化演算法和電腦圖形的融合，為進化藝術奠定了基礎 (Sims, 1991)。從那時起，許多藝術家和研究人員通過改變和擴展這個早期的資訊系統來探索美學設計的進化應用。進化藝術是基於電腦的進化演算法，如遺傳演算法或遺傳程式所設計。近年人工智慧在藝術領域的應用，如雨後春筍般湧現。例如，微軟推出的人工智慧「小冰」能寫歌、作詩和繪畫；法國藝術機構 Obvious 利用「生成式對抗網路」(generative adversarial networks, GANs) 創作《艾德蒙·貝拉米肖像》並成功拍賣；義大利通信研究中心 Fabrice 和法國人工智慧團隊 JoliBrain 共同開發策展專案「Recognition」，該專案的策展人則是一個人工智慧系統。雖然人工智慧在藝術領域的一系列應用仍有爭議，然而新興科技對藝術創作的啟發與應用，仍值得肯定；因此，人工智慧應用於藝術創作的應用價值與日俱增，也是一個值得進一步研究的議題。

最早將深度學習技術應用於藝術生成領域，始於 2015 年 Gatys 等人開創性的通過卷積神經網路 (convolutional neural networks, CNNs) 實現了圖像風格的轉移，這個過程被稱為神經風格轉移 (neural style transfer, NST)，隨後出現多種改進或擴展原始演算法的方法 (Jing et al., 2020)。在產業領域，該類演算法已在 Prisma、Ostagram、Deep Dream Generator 等終端平台廣泛應用，用戶通過操弄變量和參數生成新奇的結果。Joshi、Stewart 和 Shapiro (2017) 運用 NST 技術創作了影片「Come Swim」的關鍵場景，反覆運算生成繪畫藝術風格。插畫藝術家也在嘗試使用「神經風格遷移+去噪點」的方式進行生成藝術再創作的作品。可見，技術擴展了藝術家的創作手段，可以提升試錯的效率，偶發性亦可啟發新的創作。人工智慧作為藝術創作工具，並對藝術領域的創作、體驗、審美和欣賞帶來新的願景。

目前該領域的相關研究多集中於藝術演算法的優化和系統的開發，而且藝術本身又涉及情感、文化、歷史和心理等因素的複雜交互，這些因素太過深刻和廣泛，難以被量化，所以鮮少從觀賞者認知的角度探討原畫作與轉換圖像的感受差異，進而探討人工智慧時代藝術創作（編碼）和藝術欣賞（解碼）的溝通過程。科技始終來自於人性，認知人因工程就是研究如何結合「科技」與「人性」的科學 (林榮泰，2003)。誠如二十世紀實驗藝術的先鋒馬塞爾·杜尚 (Marcel Duchamp, 1887-1968) 所說：「創作行為絕非藝術家的個人成果，觀賞者通過闡釋並解讀其內涵，將作品與外部世界聯結起來，從而成為創造過程中的一員。」 (ArtLinks, 2017)。觀賞者作為藝術創作過程的重要參與者，其對人工智慧生成藝術作品的認知，將影響藝術創作過程和演算法的優化方向。

因此，本研究重點從認知人因角度，對觀眾的感受、AI 技術和繪畫藝術進行比較，分析觀眾對經由人工智慧轉移之後的藝術風格的感受如何，其研究目的簡述如下：

1. 從人工智慧藝術風格轉化的認知研究，分析風格轉移演算法提取圖像特徵的感知效果。
2. 從藝術風格要素的感知效果，研究風格轉移演算法的優化並提供演算法建議。
3. 從觀賞者、創作者和人工智慧的關聯性，探討人工智慧應用於藝術創作模式之可能性。

二、文獻探討

2-1 類神經網路應用於藝術風格轉移

2005 年，未來學家庫茲威爾 (Ray Kurzweil) 以《奇點臨近》(The Singularity is Near) 預言了人工智慧時代的來臨 (Kurzweil, 2005)。在當時人工智慧僅存在於各研究機構的實驗室裡，而隨著 AlphaGo

等 AI 技術被廣泛應用於多個領域，關於人工智慧的研究和應用由此開始不斷地湧現出來。近年來，電腦視覺科技發展提供了透過高階計算方法分析繪畫的機會，增加藝術家、學者和策展人的知識和能力 (He et al., 2018)。機器學習 (machine learning, ML) 是實現人工智慧的一種科技，而深度學習 (deep learning)，也就是類神經網路則是當前機器學習眾多類型中應用最廣泛的一種。深度學習方法包含許多深度層隱含單元，這些深度層允許對資料中複雜的關係進行學習 (Bengio, 2009)。

為了識別繪畫風格，以往學者提取了多種對數位繪畫進行表徵的方法。Shamir、Macura、Orlov、Eckley 和 Goldberg (2010) 的特徵提取工具箱可以分類來自印象派、表現主義和超現實主義的繪畫；Zujovic、Gandy、Friedman、Pardo 和 Pappas (2009) 將抽象表現主義、立體主義、印象主義、波普藝術和現實主義這五種藝術運動分類。所採用的特徵是灰度的邊緣圖和長條色塊，這些特徵是由色調 (hue)、飽和度 (saturation) 和值空間 (value space) 得到的；Spehr、Wallraven 和 Fleming (2009) 運用 200 個特徵，將八種風格的繪畫進行聚類和分類，他們研究的主要特徵包括基於圖元長條圖的顏色分佈和基於範本匹配和人臉檢測的上下文和語義特徵；Condorovici、Florea、Vrânceanu 和 Vertan (2013) 為六種藝術風格的繪畫使用特徵，其中考慮了亮度感知、形狀提取、顏色分佈、紋理和邊緣分析；Karayev 等人 (2013) 是首先利用深度學習演算法發展繪畫風格分類的研究群，他們藉由卷積神經網路 (CNNs) 的深度版本，對維琪藝術畫廊 (<http://www.wikiart.org>) 的數位繪畫資料進行 CNN 系統的學習訓練。2014 年以後，類神經網路的發展開始得到人們的廣泛關注，人們發現深度學習可以用來訓練物體識別模型。

區別於傳統一個模型僅針對一種風格的風格化方法，Gatys、Ecker 和 Bethge (2015) 提出的基於類神經網路的風格轉移演算法 (a neural algorithm of artistic style)，可實現任意風格的轉移。此後，從風格類型、轉換效率，再到應用領域、相關技術等面向的研究層出不窮，包括一張圖像風格被轉移到另一張圖像中的配對 (paired) 方法，和圖像數據及風格的未配對 (unpaired) 方法。在配對的眾多方法中，Gatys 等人的方法生成圖像質量高，但運算量較大、效率較低，於是基於前饋網路法的快速風格轉移解決了效率問題，大大縮短了轉換時間 (Johnson, Alahi, & Li, 2016)。此後，Li 等人 (2017) 則更進一步地添加了白轉移和顏色轉移 (whitening transform and coloring transform, WCT)，提升了色彩表示效果；Huang 和 Belongie (2017) 通過多樣式前饋網絡法 (adaptive instance normalization, AdaIN)，實現了一個網絡前向一次即可實現任意風格的轉移。針對 WCT 和 AdaIN 等方法無法較好的保持內容圖像的結構特徵，受到沖洗效應 (wash-out artifacts) 的影響導致很多內容細節變得模糊，Zhang 等人 (2019) 從風格分佈的角度提出了多模態風格轉移的方法 (multimodal style transfer, MST)，提升了邊緣保留和特徵自適應匹配的效果。隨後，Chen (2020) 提出的強調結構的多模態風格轉移方法 (structure-emphasized multimodal style transfer, SEMST)，通過優化結構提取和匹配，以解決 MST 在特徵空間中的高維和低解析度時無法考慮結構資訊等問題。在非配對領域，亦有 CycleGAN、DualGAN、CartoonGAN、GANILLA 等方法通過提取數據集中多張圖像的共性特徵實現風格轉移。

不同的人可能會對同一個轉移後的結果，有不同或截然相反的看法，因此對神經風格轉移演算法所得到的視覺結果評估，仍然是一個值得進一步探討的重要議題 (Jing et al., 2020)。目前在風格轉移領域的評估研究中，主要包括定性評估和定量評估兩種類型。Li 等人 (2017) 採用參與者投票選出最喜歡的風格轉移結果，從而證明演算法的最優；但也有學者認為評估結論，受參與者個體喜好的影響較大。Jing 等人 (2020) 在定性評估面向要求參與者評估排序不同演算法的結果，從而獲得人們對神經藝術風格偏好的資訊，而定性評估則側重於在演算法上的精確評估指標。當前對風格轉移的認知效果評估主要集中在技術層次，例如色彩、紋理、整體契合度，研究目的在於比較演算法的優劣，鮮少有從觀賞者感知的角度進行深入評量，通過運用反向思維為演算法提出相關優化建議。

2-2 藝術風格之認知

藝術風格指文藝創作中表現出來的一種帶有綜合性的總體特點，風格概念被用於文藝批評，中國起於劉勰的《文心雕龍》（戚良德、劉勰，2008），西方始於法國布封（Georges-Louis Leclerc de Buffon, 1707-1788）的《風格論》（Hoquet, 2005）。視覺藝術風格通常是在藝術被創建之後定義的，而風格之間必須有顯著的區別（Bar, Levy, & Wolf, 2015）。觀察藝術品的經驗和關注藝術技巧的能力，以區分不同的藝術家的風格（Gardner, 1970）。然而，這些風格的定義多半是模糊的，因為風格可能重疊或者一個畫家可能有多種風格，這導致了在風格識別上的困難（Beckett, 1994）。

就風格的認知而言，根據 Lakoff 與 Johnson（1980）研究，心理學中的分類是一種通過加強一些特質，減輕其他特質，並隱藏更多特質，從而辨認一種物體或特質的方法，因此如果藝術作品具備更多的特徵，則更容易讓風格被認出。Chan（2015）的風格實驗進一步證明，一方面，風格是由藝術作品中的關鍵性共同特徵定義出來的，更多的特徵會將該風格變得更踏實穩定；另一方面，有些風格具備更為突出的特質，所以更容易被辨認，這也說明為何 20 世紀初的現代西洋畫派（如野獸派、表現主義、立體派等）具有顯明的可識別性。對藝術的審美體驗是一個動態過程，透過對審美對象的「外形知覺」激發「內在感受」，獲得整體性的體驗（Beardsley, 1981）。Chatterjee（2004）將視覺審美加工的不同層次劃分為前期、中期和後期，藝術的視覺屬性首先被提取，然後被分組成為中期視覺中的更大單位，最後誘發審美評價和審美情緒。此外，定義視覺風格的具體要求並不存在，但是可以利用一些來自繪畫的視覺線索，如調色板、構圖、場景、光線、輪廓和筆觸（Mishory, 2000）。在視覺屬性中，色彩是以一種更直接、快捷的方式表達情感，隨著色彩的改變，畫面結構和所要表達的意味也會隨之改變；不同的藝術家筆跡也會不同，會通過顏料、線條體現出運動的痕跡，不同的筆跡包含的表現性和意義也就不同（Arnheim, 1965）。

近年來隨著科技的迅猛發展，認知的相關議題正逐漸成為人因工程重領域一個非常重要的研究議題（汪曼穎、葉怡玉、黃榮村，2013）。藝術創作不僅是先人文化智慧的結晶，其衍生應用亦和藝術創作或設計創意相呼應。因此，探討「藝術創作」如何被認知，牽涉語意認知、傳播理論與心智模式等相關理論；經由「認知工程」的應用，探討人工智慧所創作的藝術，如何讓觀眾在感性科技的場域中，享受藝術的感動體驗，欣賞感質的創作內容，達到對人工智慧「藝術創作」的認知（Gao, Wu, Lee, & Lin, 2019）。「科技始終來自於人性」的真諦應該是強調應用理性的「科技（hi-tech）」融合感性的「人性（hi-touch）」來設計產品或創作藝術品。尤其是 21 世紀的數位科技世界，以「科技」為本，以「人性」為體的數位科技藝術更加重要，如何經由「科技」轉換為「創意」，加值產品「藝術」，也就是「科技創意」如何加值「藝術創作」，這正是文化創新設計的研究課題。

在人工智慧與藝術創作的跨領域研究，早在 50 年前貝爾實驗室工程師諾爾（A. Michael Noll）用 IBM 7094 完成的類似蒙德里安的畫作與原畫同時展出（量子位，2017），偏好抽象畫的人反而更難分辨，並且有 60% 的人偏好電腦作畫。由此提出疑問：「讓人類分辨不出來的演算法作品也就可以視為『創作』嗎？」既有研究認為藝術是由藝術家創造，顯示或隱示作者的意圖或主張，這個意圖可以傳遞和形象他人的視角、內心與思維，關鍵看 AI 藝術作品是否有意圖（許素朱，2019a）。作品不是以一種確定性的方式在運作，創作者和觀賞者亦具有一種不確定性的性質，這是一種「雙重不確定性（double indeterministic）」的狀態，機器創作是否也能夠展現出類似此種「雙重不確定性」的狀態（劉育成，2019）？就電腦學習而言，對風格的理解是基於像素點單位的紋理（texture）描述（Jing et al., 2020），與藝術風格分屬不同機制，但是如果通過電腦學習後生成的結果依然可以被觀眾感受到藝術的風格，那麼藝術家與電腦之間接口、電腦與觀眾之間的接口是如何構建？其中的關鍵變量為何？轉換過程中的不確定性會產生什麼影響？對於這些問題的探討，有利於人工智慧介入藝術的創作過程中。

2-3 藝術創作之內涵與轉化

藝術創作是藝術家追求美感的表達方式，其具有以「形式」體驗「內涵」，以「內涵」豐富「形式」，相輔相成的特質。而「繪畫」具備將抽象的「內涵」意境轉化為具象的「形式」情境。形式（風格）與內涵（意境）在表達藝術創作實有異曲同工之妙（林榮泰、李仙美，2015）。「形式」與「內涵」之間關聯性如何成為繪畫創意發想的概念，「形式」與「內涵」之間似乎存在著某種程度的對應關係，也就是說，在「形式」中可以找出「內涵」的線索。從符號傳播模式看來，「藝術創作」乃發生於藝術家的「編碼」（encode）與閱聽者「解碼」（decode）的過程中（Fiske, 2010; Jakobson, Pomorska, & Rudy, 1987）。因此，從閱聽者「解碼」的角度，探討「藝術創作」的認知，有助於瞭解藝術家創作的心路歷程（林榮泰、李仙美，2015）。

「藝術創作」的解讀包含「外延意指（denotation）」及「內在意涵（connotation）」兩個層次的認知（Silverman, 1984；林榮泰、李仙美，2015）。「外延意指」討論的是「重在言外」，也就是畫作中符碼與其指稱事物之間的關係。就傳播理論的程式學派而言（Fiske, 2010），「藝術創作」從藝術家（發訊人）創作藝術品（訊息）到觀眾（收訊人）的傳播過程中，一個成功的傳播必需滿足三個層面：第一個就是技術層面，要讓接受訊息的人看得到、聽得到、摸得到，甚至感覺得到，也就是藝術家如何透過藝術作品，精確地傳達其企圖傳送的訊息。第二個就是語意層面，要讓接受訊息的人瞭解訊息的意義，不會產生曲解、誤解或甚至不瞭解，也就是如何讓閱聽者瞭解訊息所要表達的原意。第三個就是效果層面，如何讓接受訊息的人，根據訊息的原意，採取正確的行動，也就是如何有效地影響預期行為（Lin, 1992）。

就藝術創作的表達形式而言，科技的推動下催生了新材料、新方法。再加上數學、幾何知識的發展，催生了西方古典主義寫實繪畫。隨著 19 世紀中葉後歐洲人對光譜的發現，產生了印象派、後印象派。20 世紀攝影技術的普及，錄影藝術應運而生。數位時代的來臨，CG 繪畫、分形藝術、VR 繪畫、互動數位藝術等新的創作方式不斷湧現（曾靖越，2018）。西方繪畫的構成元素包括色彩、筆觸、線條、明暗、肌理、質感、光感、空間等，透過繪畫材料和技法組合而成，其發展經歷了古典、近代、現代時期而呈現不同的風格特徵（謝其昌，2015）。相較科技和時代影響下藝術外在形式的不斷演變，恆定不變的是藝術家對人類內在世界隱秘的理智、情感和欲望的描述（葉衛平，2018）。

伴隨著近年人工智慧的演算法越來越接近人類的智慧，其在創作過程中的主動性不斷加強。臺灣大學洪銘駿（2016）將繪畫創作的概念融合進機器人，使機器人能夠像人類一樣創作出具有藝術價值的作品，展現人工智慧在繪畫創作的可能性，透過科學的方法輔助人們學習繪畫創作並激發對藝術創作新的想法。由清華大學人文藝術學院所主導的科技部 AI 在人文社會應用研究計畫（許素朱，2019a, 2019b），其中「競爭或合作？人工智慧在人文社會的應用與影響探究」則從人文領域的多個面向探討人工智慧的應用與影響。另外，研究畫中的子計畫三是關於「人工智慧在藝術與設計的競合研究」（許素朱，2019b），分別從“AI as a creator”角度探討藝術創作圖像與文本的關係，探索 AI 藝術的新可能性，從“AI as a collaborator”角度與智慧製造中的使用者體驗，研究如何在不同族群使用下得到快速客制化且所喜愛的藝術設計。人工智慧作為協作者亦或創作者之身份跨界藝術設計領域的應用與研究，多聚焦在通過演算法學習和模仿原有機制，在某些環節提升效率或取而代之，從而實現人工智慧之價值。由此可見，演算法的學習和模仿效果是感知藝術價值的關鍵。

三、研究方法

3-1 研究架構

本研究關聯藝術家、AI 技術、閱聽者三方，以藝術家的繪畫作品、類神經網路的風格轉移演算法、和閱聽者的認知評量作為研究主體，藉由演算法轉移繪畫作品的風格生成轉換圖，受試者對生成圖像進行評估，然後電腦根據評估結果執行交叉和變異等操作。通過重複這些操作，理論上可以生成符合閱聽者審美偏好的圖像（Choi & Ahn, 2019）。

就信息處理模式而言，Ackoff (1989) 提出的 DIKW 層次體系 (data-information-knowledge-wisdom) 常應用於資訊和知識管理的領域中，近年被機器學習和認知人因的研究者使用 (Mishra, 2018; Schumaker, 2011)。DIKW 模式的四個層次對應的認知行為分別是無知 (know-nothing)、知道是什麼 (know-what)、知道如何做 (know-how)、知道為什麼 (know-why)，是一個從無知到有知的認知過程 (Zeleny, 2005)。人工智慧模仿人類的思維模式，經歷學習和生成兩個步驟，通過學習藝術家的繪畫作品 (數據)，提取到風格特徵和內容特徵 (訊息)，按照演算法規則進行迭代生成 (知識)，理想目標是獲得和藝術家創作作品風格一致的新畫作 (智慧)。就傳播理論而言，一件成功的藝術作品傳達的「藝術創作」內涵必需滿足三個層面：外形知覺的技術層面、意義認知的語意層面，與內在感受的效果層面 (林榮泰, 2007)。從認知工程的觀點而言，一個成功的藝術作品其「藝術創作」的認知也包括了三個層次：外形知覺、意義認知、內在感受。目前人工智慧的生成模型被用作藝術創作工具，創作過程主要由藝術家在創意前後的行動以及調整演算法參數來完成 (Mazzone & Elgammal, 2019)，經由人工智慧介入後的作品介面是否依然可被觀賞者感知，有無異同？本文整合 DIKW 模型 (Ackoff, 1989; Zeleny, 2005)、溝通理論 (Fiske, 2010; Jakobson et al., 1987) 與認知工程 (Lin & Kreifeldt, 2001)，整理成 AI 技術介入「藝術創作」的認知模式，如圖 1 所示。

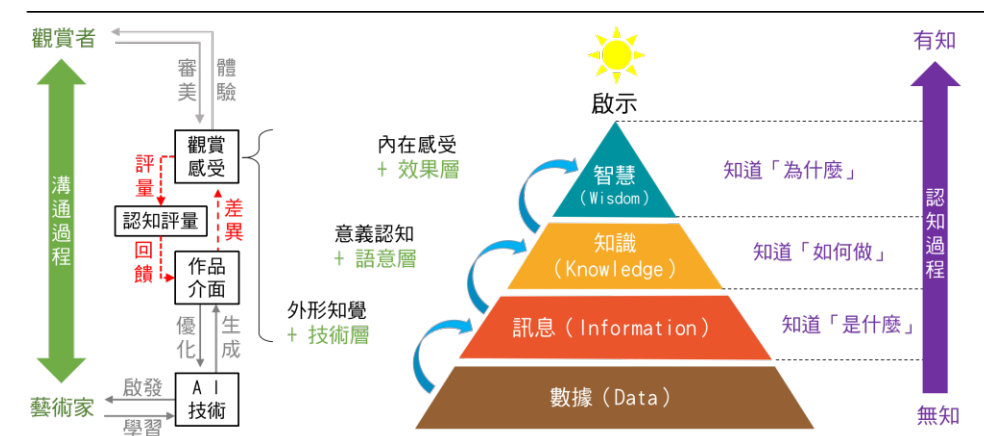


圖 1. AI 技術介入「藝術創作」的認知模式

3-2 研究樣本

現代繪畫藝術在 20 世紀初已經完成了從古典主義的寫實美，到轉化到現代主義的抽象美的轉變，尤其以野獸派最為著名，它作為 20 世紀西方藝術運動的先驅，將印象派色彩理論與後印象派塗色技法推向極致，通過平面化的構圖，強烈對比的明暗；以及狂野鮮豔的色彩，率直奔放的筆觸；再輔助以強烈的視覺衝擊與呈現方式，將藝術家的情感和主張以極具風格化的形式呈現出來 (Benjamin, 1993; Stangos, 1994)。

藝術作品由視覺要素構成，這些要素包括了色彩、線條、形狀、紋理、空間和質地。在計算機視覺領域，學者們已提出多種學習和生成風格的方法，風格識別主要透過對亮度、色調、色彩分佈、形狀、線條、紋理、邊緣分析進行特徵統計，已如前述。風格渲染的前期研究多聚焦在色彩、筆觸、紋理、空間結構等視覺要素的學習與模擬（Gatys, Ecker, Bethge, Hertzmann, & Shechtman, 2017; Haerberli, 1990）。觀賞者的認知過程雖然與機器學習有所不同，但兩者間存在一定關聯性。「色彩」是欣賞一幅作品首先關注到的，通過色彩屬性和組合能夠帶來冷暖、愉悅或陰沉等感受（Lee & Cha, 2016; Steenberg, 2007），對應計算機視覺中色調、形狀、分佈等特徵。「筆觸」包含線條和空間等要素訊息，觀眾通過觀察能夠感受到畫家的行為（Taylor, Witt, & Grimaldi, 2012），Haerberli（1990）的研究中則指出，一幅畫作所帶給觀者的視覺意象，來自於畫筆塗刷所留下的痕跡，並歸納了五項畫筆塗刷所產生的視覺效果，分別為位置、色彩、大小、方向以及形狀。「紋理」則是綜合線條、形狀、顏色和空間訊息，是對視覺訊息的綜合處理（Getlein & Gilbert, 2008; McGuinness, 2016）。因此，「色彩」、「筆觸」、「紋理」三個風格屬性基本可以涵蓋藝術風格屬性的視覺要素，並且能夠與機器學習進行對應關聯，即觀賞者的認知差異形成的反饋可以轉化為機器學習的優化目標。

就藝術作品的認知模式而言，對於色彩、筆觸、紋理三個風格屬性可從外形知覺、意義認知、內在感受三個層次進行認知，構建 3x3 評量矩陣，如圖 2 所示，然後根據風格特徵與評估屬性選取代表性肖像畫作為訓練樣本（Augustin, Defranceschi, Fuchs, Carbon, & Hutzler, 2011; Conkey, 2006; Djonov & Van Leeuwen, 2011）。本研究以野獸派為例，邀請 9 位具有藝術與美學背景的專家定義評量準則並選定繪畫作品樣本，專家基本情況如表 1 所示。首先按照外形知覺（技術層）、意義認知（語意層）與內在感受（效果層），由專家萃取野獸派在色彩、筆觸和紋理的對應特徵；然後提供專家野獸派畫家馬蒂斯（Matisse）的人物圖集，根據 9 個特徵屬性選擇與之相對應的 9 張代表性繪畫作品為風格樣本。最後，對作品的視覺特徵進行分析整理，如表 2 所示。雖然特徵存在疊加現象，但樣本對應的評量特徵相較其他樣本更為突出。

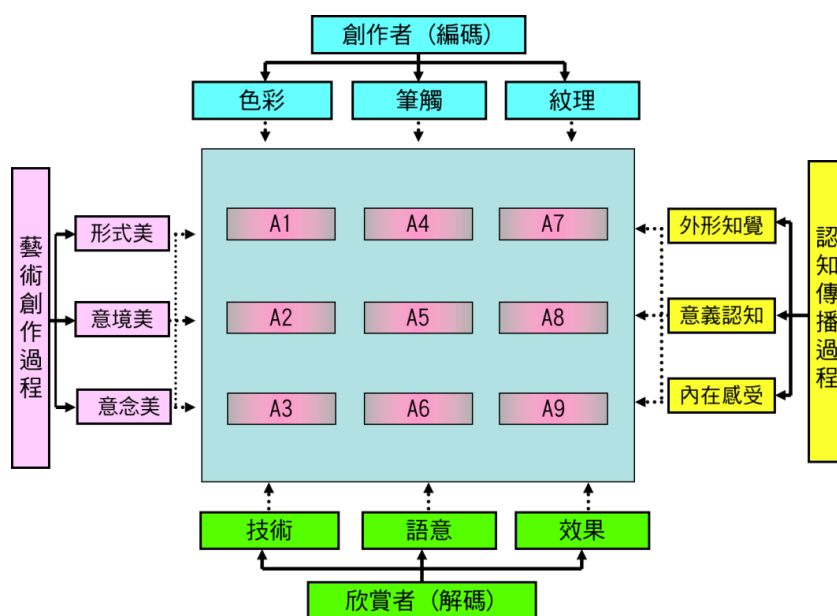


圖2. 藝術風格評量矩陣

表 1.9 位藝術於美學背景專家基本資訊

序號	專長	來源	序號	專長	來源
專家1	藝術認知研究	大專院校	專家6	油畫創作	職業藝術家
專家2	藝術理論研究	大專院校	專家7	裝置藝術	職業藝術家
專家3	美學	大專院校	專家8	新媒體藝術	職業藝術家
專家4	視覺設計	大專院校	專家9	多媒體展覽	職業策展人
專家5	藝術史論	大專院校			

表 2. 野獸派畫家馬蒂斯 9 幅代表性畫作之色彩、筆觸與紋理特徵

	色彩圖	筆觸圖	紋理圖
技術層	 <p>A1 純色互補 《馬蒂斯夫人的肖像》 高純度的紅色與綠色互補間產生強烈的視覺刺激，平塗法更顯視覺的純粹感。</p>	 <p>A4 肆意塗抹 《安德列·德蘭肖像》 藍色與黃色的搭配依然保持用色的互補關係，但沒有紅色與綠色的強烈，對顏料的運用採用厚塗法，有明顯的筆觸痕跡。</p>	 <p>A7 裝飾曲線 《海倫》 運用互補關係的綠色與粉色形成人物與背景的空間感，線條的規律排列形成富含裝飾感的形式架構。</p>
語意層	 <p>A2 強烈濃郁 《條紋連衣裙》 色彩依然延續了高純度紅色與綠色對比，並增添了藍色、黃色等，區域間存在不同程度的色彩對比，進一步強化色彩特徵。</p>	 <p>A5 混亂有力 《年輕的水手》 在用色延續綠色與粉色大面積對比基礎上，筆觸進一步強化了用筆痕跡和力量，給人混亂有力之感。</p>	 <p>A8 規律漸進 《坐雜黑色背景前的女人》 整個畫面中運用 2 種色彩搭配的條紋填充，線條有規律的走向和分佈較為醒目。</p>
效果層	 <p>A3 奔放直接 《戴帽的女人》 紅色與綠色對比色彩的運用，借助筆觸的豪放與灑脫，增加了畫面的原始奔放之情感。</p>	 <p>A6 粗獷質樸 《吉普賽人》 不同的顏色柔和在一起又不失和諧，用筆痕跡的走向與形體的塑造相適切，給人一種原始質樸的感受。</p>	 <p>A9 結構風趣 《穿紫色大衣的女人》 色彩豐富，裝飾性線條將畫面區隔為不同的區域，不同顏色、尺寸、方向的線條形成有規律的分佈，更顯風趣。</p>

註：為了保證風格移轉結果之內容語意的一致性，選擇了同樣為肖像的京劇關公圖像作為內容樣本，包含妝容、造型、紋樣等視覺訊息，以利於風格轉移後的評量。

3-3 研究樣本學習架構

類神經網路的風格轉移是透過模仿人類學習思維的機器學習模型，一方面學習畫作特徵，另一方面將特徵轉移到內容圖，賦予內容圖新的風格。在人工智慧的介入自動編碼中，「形式」和「內涵」是否存在損失？需要通過實驗進行認知評量分析，研究其影響風格轉移之主要因數，提出演算法的優化思路，使人工智慧更加接近人類智慧。基於以上研究動機，對目前能夠實現一對一風格轉移的任意風格轉移方法進行梳理和文獻調研，篩選出 Gatys¹、AdaIN²、WCT³、MST⁴和 AEMST⁵ 共五種方法，其詳細描述可見文獻探討，代碼和預訓練模型取自作者在 Github 發布資料，相關網站請參見註釋。然後以色彩圖 A1、筆觸圖 A4、紋理圖 A7 作為訓練樣本，使用作者建議的默認參數設置，結果如圖 3 所示。



圖 3. 任意風格轉移方法的實驗結果對比

經先前 9 位藝術背景的專家對各方法轉換的結果進行比較，綜合評價色彩、筆觸、紋理特徵與內容特徵的合成效果，一致認為 Gatys 的方法能夠得到風格與內容的最佳匹配。此外，AdaIN 和 WCT 雖然能夠較全面的轉移風格特徵，尤其是 WCT 對色彩特徵的模擬，但與內容結構的匹配略顯混亂，MST 和 SEMST 有效保留了內容特徵，然而缺失了對野獸派風格特徵的細膩呈現。由此可見，目前各種方法有各自的側重點，仍未達到完全的普適性。就本研究比較的五種方法而言，專家的對轉換圖的整體視覺感受與文獻探討中各類方法的優缺點基本一致。誠如學者 Hertzmann (2018) 和 Jing 等人 (2020) 的論述，儘管已有許多研究論文提高了風格移轉的效率、質量和通用性，但這些方法移轉後的視覺效果通常不如 Gatys 等人的慢速方法。綜合考量，最終選定 Gatys 的反覆運算合成法對本研究中的樣本進行風格轉換。

對於 Gatys 等人提出的演算法，採用 VGG19 作為網路模型，以內容圖作為輸入，得到內容特徵，以風格圖片作為輸入，運用格拉姆矩陣 (gram matrix) 表示風格特徵。通過梯度下降的不斷迭代，轉換圖就會越來越接近內容圖和風格圖的特徵 (Gatys et al., 2016)，如圖 4 所示。

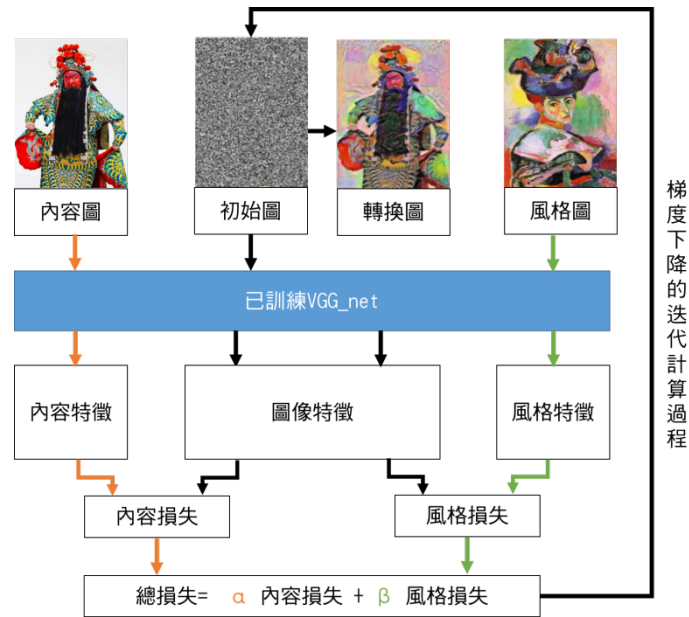


圖 4. Gatys 等人演算法的風格轉換過程

對於移轉過程中涉及的內容層、風格層、風格權重和反覆運算次數的設置，在 Gatys、Ecker 和 Bethge (2016) 後續實驗中，內容層的 conv4_2 更關心整體特徵的分佈；風格層選擇 conv1_1、conv2_1、conv3_1、conv4_1 和 conv5_1，每層比重均為 1/5，在整個網路體系中形成了良好的層分佈；損失函數中兩個損失權重 α 和 β 的比值，即風格權重，經作者測試後當 $\alpha / \beta = 1 \times 10^{-3}$ 時能夠保證多數圖像獲得適恰的內容風格比；運行 1000 次迭代後，圖像的各個損失函數都已基本趨於穩定，可以認為生成的圖像的效果也已基本定型，因此將系統的迭代次數設置為 1000 次。

在建構完成風格移轉的環境和參數後，將表 2 的 9 張肖像畫作為「風格圖」，並選取同 1 張傳統戲劇角色的關公圖像作為「內容圖」，依次訓練生成「轉換圖」，完成從經典繪畫到轉換圖的人工智慧自動編碼，獲取評量樣本，如圖 5 所示。並增加 1 幅達文西的名畫《蒙娜麗莉莎微笑》(Da Vinci, 1503-06) 進行訓練，獲得比較樣本。

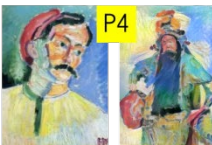





	色彩	筆觸	紋理
技術層	 A1. 純色互補	 A4. 肆意塗抹	 A7. 裝飾曲線
語意層	 A2. 強烈濃郁	 A5. 混亂有力	 A8. 規律漸進
效果層	 A3. 奔放直接	 A6. 粗獷質樸	 A9. 結構風趣

圖 5. 野獸派色彩、筆觸和紋理對應 9 張代表性畫作與其轉換圖

3-4 研究流程與步驟

根據相關的文獻、理論建構與分析，本研究將分三個階段實施，研究步驟如圖 6 所示。

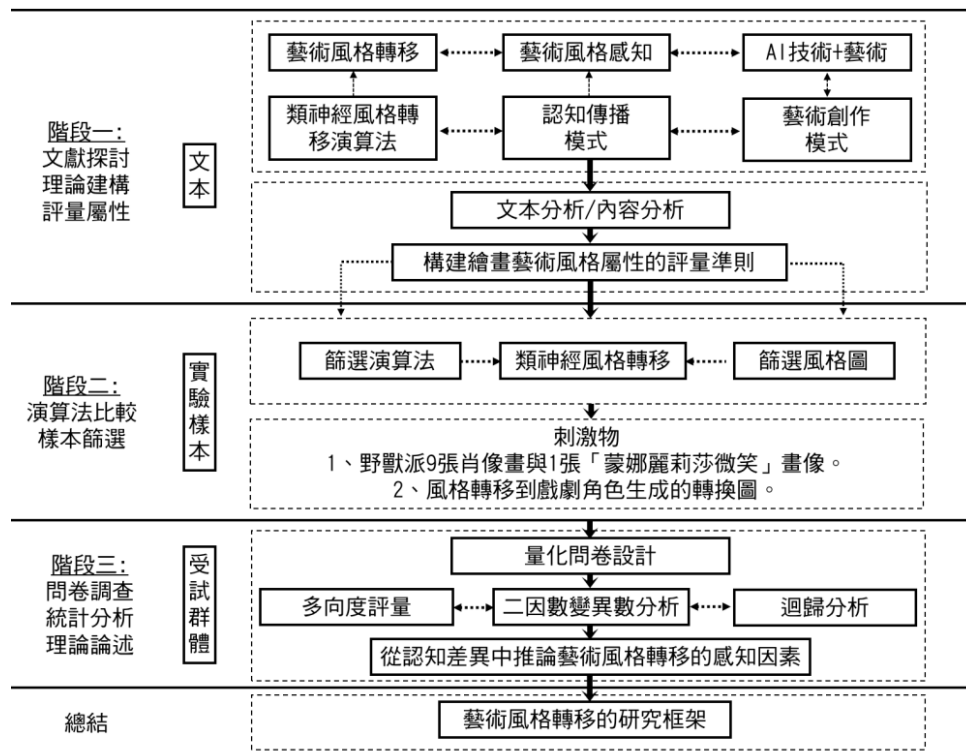



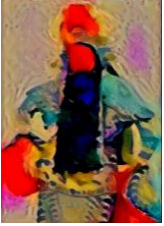
圖 6. 研究流程與步驟

3-5 問卷設計與實施

根據前述的探討，本研究整理歸納出傳播與認知理論的三個層次：外形知覺、意義認知，以及內在感受；並參考藝術風格轉移的相關研究，選取藝術風格中的色彩、筆觸和紋理特徵，形成一個 3x3 的屬性評估矩陣，然後根據認知屬性與其對應的繪畫風格，從每個畫派中選取 9 張代表性肖像畫作為訓練樣本，如圖 3 所示。再經由圖 4 的風格轉移模式，產生圖 5 的 9 個轉換後的圖形作為樣本。問卷設計則分為三個部分：(A) 契合度主觀評估、(B) 評量屬性契合度的主觀評估、(C) 主觀偏好的評估。第一部分，契合度主觀評估針對藝術風格轉移後的色彩、筆觸和紋理等與原畫作的契合度，由受試者主觀的以 0-100% 評估。色彩的契合度指的是來自色相、明度、彩度屬性和相關構圖等的契合程度；筆觸的契合度則來自線條粗細、長短、形狀與疏密等的契合程度；紋理的契合度則是所有呈現在色彩、光澤、粗細、厚薄與透明度等質感綜合的契合程度。第二部分的評估則經由專家討論後，以純色互補 (A1)、強烈濃郁 (A2) 與奔放直接 (A3) 代表色彩的評估屬性；以肆意塗抹 (A4)、混亂有力 (A5) 與粗獷質樸 (A6) 代表筆觸的評估屬性；以裝飾曲線 (A7)、規律漸進 (A8) 與結構風趣 (A9) 代表紋理的評估屬性，針對藝術風格轉移後的圖像給予 1-5 的評分；第三部分則主觀選出最喜歡與最不喜歡的藝術風格轉移圖像，問卷的格式如表 3 所示。

經由風格轉移演算程式提取 10 張作品的風格特徵，然後與京劇關公畫像的內容特徵進行合成，生成 10 張轉換圖。受試者為 31 位具藝術與設計背景的教授、資深設計師和博士生，其中男性 17 人，女性 14 人。請受試者直覺做主觀評估繪畫原作與轉換圖像的契合程度，並根據 9 個評量屬性加以評估，最後依據主管偏好選出最喜歡的組別。

表 3. 問卷設計與格式

	<p>1A. 契合度主觀評估 (0%~100%)</p> <p>1. 您認為轉換後的圖像與原畫作其「色彩」契合度 _____ %。</p> <p>2. 您認為轉換後的圖像與原畫作其「筆觸」契合度 _____ %。</p> <p>3. 您認為轉換後的圖像與原畫作其「紋理」契合度 _____ %。</p> <p>4. 您認為轉換後的圖像與原畫作其「整體」契合度 _____ %。</p>
<p>P1 原畫作</p>  <p>轉換後的圖像</p>	<p>1B. 評量屬性契合度的主觀評估 (低 1 2 3 4 5 高)</p> <p>1. 您認為轉換後的圖像與原畫作其色彩的「純色互補」。</p> <p>2. 您認為轉換後的圖像與原畫作其色彩的「強烈濃郁」。</p> <p>3. 您認為轉換後的圖像與原畫作其色彩的「奔放直接」。</p> <p>4. 您認為轉換後的圖像與原畫作其筆觸的「肆意塗抹」。</p> <p>5. 您認為轉換後的圖像與原畫作其筆觸的「混亂有力」。</p> <p>6. 您認為轉換後的圖像與原畫作其筆觸的「粗獷質樸」。</p> <p>7. 您認為轉換後的圖像與原畫作其紋理的「裝飾曲線」。</p> <p>8. 您認為轉換後的圖像與原畫作其紋理的「規律漸進」。</p> <p>9. 您認為轉換後的圖像與原畫作其紋理的「結構風趣」。</p>
<p>C. 主觀偏好的評估</p> <p>請問 10 幅原作轉換後的圖像，請問您最喜歡哪一組? _____。</p>	

四、結果與討論

4-1 契合度的主觀評估

表 4 是受試者對於原畫作與轉換圖，在色彩、筆觸與紋理契合度百分比的相關統計，表 4 的資料係換成 0-1 的資料，例如，圖像 P5 在色彩的平均為 .83 (83%)，其標準差為 .13，在筆觸與紋理的契合度則分別為 .74 (.17) 與 .73 (.15)，其整體的契合度則為 .79 (.14)。對風格轉移後整體契合度進行單因數變異數分析，結果顯示， $F(9, 300) = 16.06$ 、 $p < .001$ ，顯著，事後比較的結果顯示 P10 的整體契合度明顯低於其他 9 個圖像。同時表 5 所示，P10 轉換圖的受歡迎程度排名靠後。其可能的原因是一方面圖像 P10 《蒙娜麗莎微笑》係文藝復興時期達文西的巨作，不屬於野獸派的風格，自然格格不入，是相當合理的，這個結果正可以說明受試者有能力分辨原作在風格轉移後的差異。此外，P10 契合度得分低的原因亦可從風格樣本的特徵進一步分析，文藝復興時期的寫實主義繪畫，強調理性而非感性的表現，透過罩染法描繪和諧統一的灰色調，在色彩、筆觸和紋理屬性的無明顯特徵，降採樣導致的偽影使轉換圖的內容細節缺失，與原風格差異加大，也是契合度感知較弱的原因之一。

表 4. 野獸派風格轉移後的契合度評估相關資料

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
色 彩	.64 (.20)	.75 (.13)	.82 (.12)	.70 (.19)	.83 (.13)	.72 (.15)	.72 (.21)	.77 (.17)	.78 (.20)	.51 (.20)
筆 觸	.53 (.20)	.66 (.16)	.76 (.15)	.69 (.18)	.74 (.17)	.61 (.19)	.74 (.19)	.74 (.16)	.75 (.19)	.40 (.19)
紋 理	.53 (.19)	.61 (.17)	.70 (.19)	.70 (.16)	.73 (.15)	.62 (.19)	.73 (.19)	.74 (.17)	.78 (.18)	.38 (.20)
整 體	.54 (.20)	.67 (.13)	.76 (.15)	.72 (.18)	.79 (.14)	.61 (.20)	.73 (.20)	.75 (.15)	.77 (.20)	.39 (.20)

*平均數 (標準差)

表 5. 野獸派風格轉移後最喜歡轉換圖排序

排序	1	2	3	4	4	4	4	8	8	10
編號	P9	P5	P7	P2	P3	P4	P8	P1	P6	P10
(N%) *	9 (29.0)	8 (25.8)	6 (19.4)	2 (6.5)	2 (6.5)	2 (6.5)	2 (6.5)	--	--	--

*喜歡數（百分比）

本研究首先以二因數變異數分析，探討 NST 編碼過程中的色彩、筆觸、紋理，相對於受試者在技術層、語意層、效果層的解碼過程，是否有相互顯著影響。對“二因數變異數分析”資料進行設置：第一個因數包括風格屬性中的色彩、筆觸、紋理三個水準；第二個因數包括認知層次中的技術層、語意層和效果層三個水準，依變項是問卷第二部分在技術層（A1、A4、A7）、語意層（A2、A5、A8）和效果層（A3、A6、A9）的評估屬性 5 點量表平均分。

檢視表 6，風格屬性呈現出顯著性， $F(1, 2) = 4.121$ 、 $p < .05$ ，主效應存在，說明閱聽者對藝術家創作過程中的色彩、筆觸、紋理等因素之間存在認知差異；而閱聽者的解碼過程的技術、語意與效果等因數，則沒有呈現出顯著性，說明認知層次之間沒有存在顯著差異；二因數不存在交互作用，說明三個認知層次上的風格屬性認知未顯現差異性。

通過單因數變異數分析進一步研究色彩、筆觸和紋理對整體契合度的顯著性差異，具體對比差異可知，存在較為明顯差異的組別平均值得分對比結果為，紋理>筆觸。筆觸特徵感知的不佳結果，首先經由風格圖分析，野獸派風格的突出特點是強烈的色彩，但受試者對具備更多視覺訊息的紋理特徵感知力最強，驗證說明瞭解具備更多特徵的風格更易被感知（Lakoff & Johnson, 1980）；粗獷的油畫筆觸作為野獸派風格的另一特徵，油畫肌理和用筆飛白等變化相較色彩和紋理的直觀感受需要更加細膩的體會。其次是就演算法而言，對筆觸細節的移轉存在不足，也是影響筆觸感知效果的原因之一。

表 6. 二因數變異數分析結果

差異源	平方和	df	均方	F	p
Intercept	3490.725	1	3490.725	9892.952	0.000***
風格屬性	2.909	2	1.454	4.121	0.017*
認知層次	0.664	2	0.332	0.941	0.391
風格屬性*認知層次	0.742	4	0.185	0.526	0.717
Residual	95.269	270	0.353		

 $R^2: 0.043$ * $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$

將問卷第一部分的統計結果，以色彩、筆觸和紋理契合度作為自變項，整體契合度為應變項，以逐步多元迴歸分析。模型 R 方值為 0.873，意味著色彩，筆觸，紋理契合可以解釋整體契合度的 87.3% 變化原因。建立整體契合度的迴歸模型，結果如下：

$$\text{整體} = 0.006 + 0.148 * \text{色彩} + 0.411 * \text{筆觸} + 0.442 * \text{紋理}$$

筆觸與紋理契合度的感知效果對整體契合度的預測力較高，可見筆觸和紋理屬性是風格感知評量的重要因素。在類神經風格轉移出現之前的風格渲染相關研究中，就有大量學者已經聚焦在筆觸和紋理的識別與模擬（Efros & Freeman, 2001; Haerberli, 1990），這是藝術風格移轉的技術關鍵點。

將契合度作為引數，而將喜好度作為因變數進行線性迴歸分析。模型 R 方值為 0.456，契合度可以解釋喜好度的 45.6% 變化原因。對模型進行 F 檢驗時發現模型通過 F 檢驗（ $F = 2.589$ 、 $P < .05$ ），建立喜好度的迴歸模型，結果如下：

$$\text{喜好度} = -0.288 + 0.901 (\text{契合度})$$

契合度主觀評估研究的目的是為探討神經風格轉移對色彩、筆觸和紋理的編碼與閱聽者從技術層、語意層和效果層的解碼過程分析認知過程。實驗結果發現，藝術風格移轉編碼過程中對紋理的感知力顯著優於筆觸；筆觸和紋理對整體契合度的預測力最高；風格轉移的整體效果會影響觀眾的喜好度。由此分析，提升整體契合度有利於獲得更高的喜好度，而對筆觸和紋理的轉移是關鍵。就當前演算法而言，對筆觸細節變化的模擬可提升整體契合度和認知喜好度。

4-2 風格特色屬性的評估

本研究旨在探討藝術家的原畫作，經由人工智慧電腦程式轉換後的圖像，受試者的認知與偏好。假設原作 P1、P2 與 P3 在色彩的評估屬性純色互補 (A1)、強烈濃郁 (A2) 與奔放直接 (A3) 其主觀評分應該比較高，同樣的，P4、P5 與 P6 在筆觸的評估屬性肆意塗抹 (A4)、混亂有力 (A5)、粗獷質樸 (A6)；以及 P7、P8 與 P9 在紋理的評估屬性裝飾曲線 (A7)、規律漸進 (A8) 與結構風趣 (A9)，其主觀評分應該比其他轉換後的圖像較高。檢視表 7 發現，P7、P8 與 P9 在色彩、筆觸和紋理評估屬性的各項均值加總再平均的結果都是最高，具備更多視覺資訊的紋理風格會在色彩、筆觸和紋理的評估屬性中更易被感知。

圖像 P5 與圖像 P9 在 9 個評估屬性多高於其他 8 個轉換後的圖像，而兩者在 9 個評估屬性間則互有高低。表 7 資料顯示圖像 P5 在色彩的評量屬性中的「奔放直接 (A3)」高於圖像 P9；在筆觸方面的「肆意塗抹 (A4)」、「混亂有力 (A5)」、與「粗獷質樸 (A6)」的三個屬性皆高於圖像 P9；而在紋理的評量屬性中的「規律漸進 (A8)」也高於圖像 P9；其餘的評量屬性包括：色彩評量屬性的「純色互補 (A1)」與「強烈濃郁 (A2)」，紋理評量屬性的「裝飾曲線 (A7)」與「結構風趣 (A9)」皆是圖像 P9 較高。作為筆觸語意特徵明顯的畫作 P5 在風格移轉後依然在語意層保持較好的感知，作為紋理效果特徵明顯的畫作 P9 在風格移轉後也在紋理的效果層有較高的感知力。結合圖 7 中與各項感知屬性均最弱的 P10 相比較，P5 和 P9 在筆觸與紋理的特徵對契合度的感知有正向影響，而屬於寫實主義風格的 P10 在僅依靠色彩轉移的作用下，並且受限於反覆運算合成法的局部扭曲導致細節缺失，從而影響受試者對各評估屬性的感知。

將 10 張圖的各項解碼平均數加總再平均，對所得平均數進行單因數變異數分析。結果顯示， $F(9, 80) = 35.611$ 、 $p < .001$ ，呈現顯著，P10 的解碼總均分明顯低於其他 9 張圖像，可見受試者可以很容易地分辨文藝復興繪畫風格與野獸派風格，說明不同繪畫的風格特性是可以被認知與分辨。

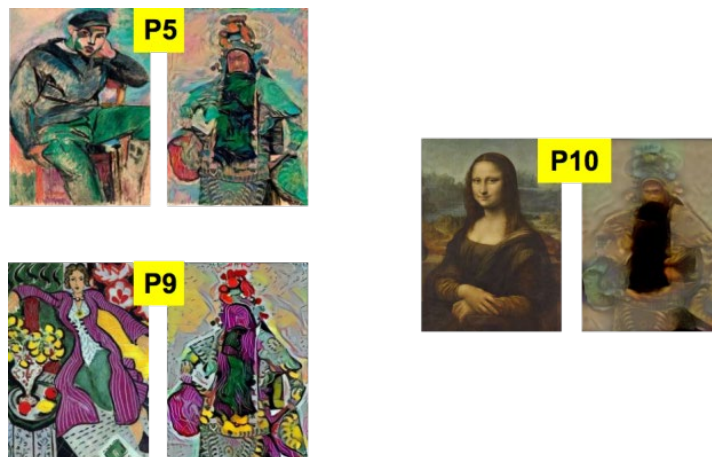


圖 7. 風格轉移後的圖像 P5、P9 與 P10 的比較

表 7. 野獸派風格轉移後評量屬性評估相關資料

	P01	P02	P03	P04	P05	P06	P07	P08	P09	P10
純色 互補	3.58 (1.00)	3.84 (.93)	4.03 (.75)	3.51 (.96)	3.97 (1.05)	3.48 (1.06)	3.90 (.83)	3.77 (1.06)	4.19 (.91)	2.10 (1.01)
強烈 濃郁	3.55 (1.12)	3.74 (.86)	3.97 (.80)	3.61 (.95)	3.94 (.96)	3.26 (1.09)	3.74 (1.00)	3.94 (.93)	4.29 (.86)	2.10 (.79)
奔放 直接	3.71 (1.01)	3.65 (.95)	3.45 (.99)	3.45 (.96)	4.00 (.86)	3.13 (.92)	3.87 (.85)	3.65 (.88)	3.58 (1.06)	2.16 (1.00)
肆意 塗抹	3.71 (.97)	3.45 (.96)	3.42 (.96)	3.58 (.89)	3.45 (.93)	3.13 (.99)	3.94 (.85)	3.36 (.91)	3.42 (1.12)	2.32 (1.14)
混亂 有力	3.45 (.85)	3.65 (.98)	3.26 (.82)	3.45 (.96)	3.74 (1.03)	2.81 (.95)	3.71 (.97)	3.55 (.99)	3.52 (1.00)	2.13 (1.12)
粗獷 質樸	3.55 (.99)	3.58 (.92)	3.52 (1.03)	3.65 (.88)	3.81 (.83)	3.03 (.98)	3.45 (.81)	3.29 (.97)	3.42 (.89)	2.26 (1.06)
裝飾 曲線	3.03 (1.17)	3.55 (.81)	3.77 (.88)	3.00 (.97)	3.42 (.99)	3.13 (1.02)	3.87 (.96)	3.71 (1.04)	4.00 (1.03)	2.07 (.93)
規律 漸進	2.87 (.99)	3.16 (.86)	3.68 (1.19)	3.19 (1.22)	3.58 (1.03)	3.16 (1.13)	3.29 (.97)	3.65 (.98)	3.45 (.99)	2.10 (.91)
結構 風趣	2.94 (1.06)	3.39 (.92)	3.42 (1.09)	3.32 (1.22)	3.52 (1.09)	3.13 (1.02)	3.48 (1.21)	3.39 (1.12)	3.71 (1.19)	2.00 (.06)
解碼 總平均	3.38 (.33)	3.56 (.20)	3.61 (.27)	3.42 (.21)	3.71 (.23)	3.14 (.18)	3.69 (.23)	3.59 (.21)	3.73 (.34)	2.14 (.10)

本研究將表 7 利用多向度評量 (multidimension scaling, MDS) 的偏好模組 (MDPREF) 處理相關資料, 架構認知空間的結構圖, 如圖 8 所示, 以探討風格轉移後的圖像其評估後的群化現象。就風格轉換後的圖像而言, 圖 8 中顯示 10 組風格轉換後的圖像, 以及 9 個風格評估屬性的認知空間分佈圖。就 10 組風格轉換圖像的分佈而言, 可以看出兩大組群化現象如藍色圈起, 其中 P3、P6、P8 與 P9 轉換後的圖像, 其屬性相近在座標的中央偏右上形成一個群組; 其中 P3、P6 與 P9 是認知過程的內在感受—「效果」層次。另一組則是 P1、P2、P4、P5 與 P7 屬性相近, 在座標的中央偏下方形成一個群組, 其中 P1、P4 與 P7 則是認知過程的外形知覺的「技術」層次。屬於意義認知的「語意」層次的 P2、P5 與 P8 則被淡化, P8 被群化到「效果」層次, P2 與 P5 則與「技術」層次群化了, 雖然在二因數變異數分析中認知層次未出現顯著差異, 但透過圖 8 可見, 認知因數中的「技術層」與「效果層」扮演風格認知的關鍵因素。

另外, P1 遠離色彩群組, 在評估屬性 A7、A8 的認知較弱, 與風格圖中運用的平塗法有關, 在紋理評估屬性中自然較弱。P6 遠離筆觸組, 作為筆觸圖在特徵評估屬性的感知均不佳, 原畫作中用筆痕跡的走向與形體的塑造相適切, 給人一種原始質樸的感受, 而在移轉結果中並未顯現筆觸與形體渾然天成的關聯性, 演算法在筆觸移轉中缺少與內容匹配的方向訊息。P10 遠在角落, 顯示其與其他圖像的屬性顯著的差異, 其原因可能是文藝復興與野獸派風格的截然不同所致, 如前述。

就評量屬性而言, 其在認知空間中係以向量方式來表達, 其中「紋理」評量屬性中的裝飾曲線 (A7) 與規律漸進 (A8) 性質相近, 有群化現象; 另「色彩」評量屬性中的純色互補 (A1)、強烈濃郁 (A2) 與「紋理」評量屬性中的結構風趣 (A9) 也有群化的現象; 最後, 「色彩」評量屬性中的奔放直接 (A3) 以及「筆觸」評量屬性中的肆意塗抹 (A4)、混亂有力 (A5) 與粗獷質樸 (A6) 也屬同性質, 從評估屬性群化的情形, 可以用來判斷代表兩個不同軸向的構面。從 MDS 資料顯示, 認知空間係由兩個向度 X 與 Y 所架構, 其中 X 向度可以解釋變異量 88.65%, Y 向度則可以解釋變異量 6.62%, 合計共 95.27%。從前述二因數的變異分析中顯示紋理與色彩特徵的感知優於筆觸, 因此, 假如把 X 軸當作是紋理向度, 把 Y 軸當作是色彩向度, 則所架構的認知空間對照表 8 的資料, 能說明大部分的變異。

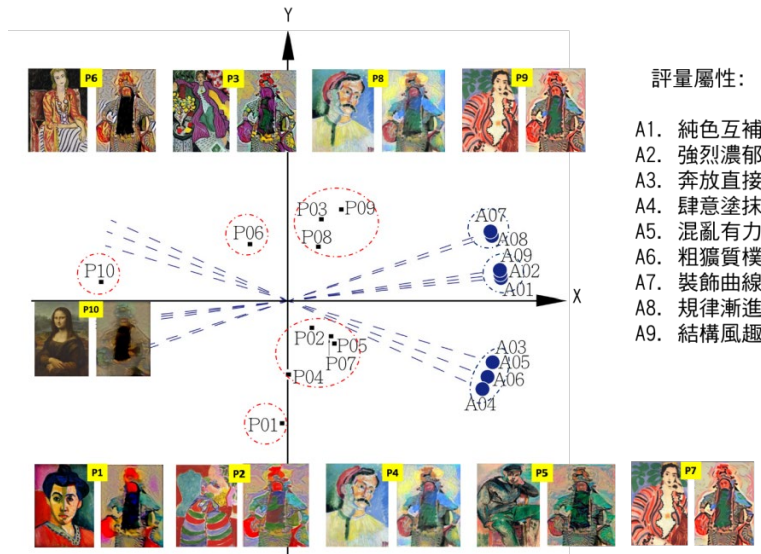


圖 8. 風格轉換的認知空間架構圖

表 8 是將 10 個風格轉移後的圖像在 9 個屬性的正交值，也就是 10 個風格轉移後的圖像分別對 9 個評估屬性的垂直投影，所顯示的認知空間的關係位置，經由 MDS 轉換成常態化的值介於-1 到+1 之間。例如，將所有的 10 個風格轉移後的圖像對評量屬性—純色互補（A1）的垂直正投影值，以 P9 的.292 最高，P10 的-.860 最低。所有的 10 個風格轉移後的圖像在評量屬性—純色互補（A1）的排序由大到小的順序是：P9>P3>P5>P7>P8>P2>P4>P1>P6>P10，如表 8 第二列所示。資料顯示 10 個風格轉移後的圖像在 9 個評估屬性的變化，例如，P9 在評估屬性純色互補（A1）、強烈濃郁（A2）、裝飾曲線（A7）、規律漸進（A8）與結構風趣（A9）都是排序第一；P5 則在評估屬性奔放直接（A3）、肆意塗抹（A4）、混亂有力（A5）與粗獷質樸（A6）的排序都是第一；P5 與 P9 是受試者最喜歡的兩個風格轉移後的圖像。另一方面，P10 在 9 個評估屬性都是排序最後，且與其他 9 個圖像差距很大，顯示受試者足以分辨野獸派與文藝復興時期的風格特色差異。

表 8. 各轉換圖像在 9 個評估屬性的排序

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
A1 純色互補	-.084	.097	.195	-.035	.194	-.147	.182	.165	.292	-.860
	P9>P3>P5>P7>P8>P2>P4>P1>P6>P10									
A2 強烈濃郁	-.093	.095	.201	-.041	.191	-.142	.179	.169	.299	-.857
	P9>P3>P5>P7>P8>P2>P4>P1>P6>P10									
A3 奔放直接	.145	.143	.038	.102	.265	-.245	.241	.060	.114	-.861
	P5>P7>P1>P2>P9>P4>P8>P3>P6>P10									
A4 肆意塗抹	.216	.153	-.016	.144	.280	-.270	.252	.022	.050	-.832
	P5>P7>P1>P2>P4>P9>P8>P3>P6>P10									
A5 混亂有力	.145	.143	.038	.102	.265	-.245	.241	.060	.113	-.861
	P5>P7>P1>P2>P9>P4>P8>P3>P6>P10									
A6 粗獷質樸	.184	.149	.009	.125	.274	-.259	.247	.039	.079	-.847
	P5>P7>P1>P2>P4>P9>P8>P3>P6>P10									
A7 裝飾曲線	-.207	.065	.270	-.109	.141	-.082	.137	.213	.372	-.800
	P9>P3>P8>P5>P7>P2>P6>P4>P1>P10									
A8 規律漸進	-.196	.068	.264	-.103	.146	-.088	.141	.209	.366	-.807
	P9>P3>P8>P5>P7>P2>P6>P4>P1>P10									
A9 結構風趣	-.104	.092	.208	-.047	.186	-.137	.175	.173	.306	-.853
	P9>P3>P5>P7>P8>P2>P4>P1>P6>P10									

4-3 討論

本研究以風格的三要素：色彩、筆觸和紋理、認知的三層次：外形知覺（技術）、意義認知（語意）與內在感受（效果）等二因數實驗設計，旨在探討藝術風格轉移在創作者的編碼過程（色彩、筆觸、紋理），與閱聽者的解碼過程（技術、語意、效果）之影響。結果顯示閱聽者對經由藝術風格轉移後的風格屬性的感知依然呈現出顯著性，說明風格屬性會影響受試者的認知；藝術家創作過程中的色彩、筆觸、紋理等因素，足以影響閱聽者欣賞藝術作品的認知。相對的，閱聽者解碼過程的技術、語意與效果等因數，則沒有呈現顯著差異，但在 MDS 分析中可見代表「技術層」和「效果層」的圖像出現群化，因此在後續的研究中將進一步探討認知層次的因數：外形知覺、意義認知與內在感受，是否會影響受試者對風格屬性的認知。

透過整體契合度的迴歸模型和喜好度的迴歸模型可見，整體契合度會影響受試者對風格轉移結果的喜好度，而作為關鍵感知因素的筆觸和紋理屬性，是提升喜好度的關鍵。就演算法對筆觸的轉換效果而言，P5 中混亂有力的筆觸特徵有較好的轉移，但對 P6 中筆觸走向與內容結構適切結合的移轉效果不佳。

並經由多向度評量分析的結果，如圖 8 所示，屬於色彩屬性的純色互補（A1）與強烈濃郁（A2），以及屬於紋理屬性的結構風趣（A9）有群化現象；屬於色彩的屬性奔放直接（A3），以及屬於筆觸屬性的肆意塗抹（A4）、混亂有力（A5）與粗獷質樸（A6）有群化現象；另，屬於紋理屬性的裝飾曲線（A7）與規律漸進（A8）有群化現象。上述的結果顯示，本研究所列之認知評量屬性未能充分的反應風格屬性的內涵，其原因宜再後續研究中進一步探討。

五、結論與建議

本研究從認知人因角度，以傳播理論的三個層次：外形知覺、意義認知與內在感受；以及藝術風格認知中的色彩、筆觸和紋理三個屬性為評量準則，通過研究閱聽者對借助演算法轉換後的生成圖像的認知，來判斷以上準則是否依然存在，以及認知效果如何，其研究結果有助於研究人工智慧應用於藝術創作，與藝術家創作之異同，同時顯示閱聽者可以從人工智慧藝術風格轉移後的圖像，認知其風格的差異。具體研究結果整理如下：

不同繪畫的風格特性可以被認知與分辨；藝術家創作過程中的色彩、筆觸、紋理等因數，足以影響閱聽者對風格轉移效果的認知，其中「筆觸」和「紋理」屬性扮演風格認知的關鍵因素；藝術風格轉移的整體效果會影響觀眾的喜好度。

對於風格轉移演算法在未來優化方向而言，建議進一步提升「筆觸」和「紋理」的特徵精準度，尤其是筆觸走勢與內容結構的適切結合；此外，面對多樣的藝術風格，當前的演算法不具備通用性，內容語義的匹配度應依據風格而定。

創作者可主觀選擇風格圖、內容圖、以及 AI 技術的演算法，人工智慧自動依據創作者的需求達成目標，觀賞者對結果的感知差異源於演算法的缺陷亦或者與創作者的認知存在不同，因此可回饋給兩者實現溝通的閉環。

綜上所述，繪畫風格是藝術家的「有意」為之，具有較強的主觀性，類神經網絡模擬人腦機制進行深度學習，屬於經由「自動化認知」後的計算生成，通過閱聽者的主觀認知可評量 AI 技術的「人性」效果，以利於未來「人性化」的應用。西方古典主義與現代主義的不同畫派就風格而言存在顯著差異，這

種差異性在演算法的轉移後依然存在，可進一步探討藝術本質的「變」與「不變」。就科技的變化而言，觀眾能否辨認經由電腦的藝術風格轉移，以及就藝術的不變而言，甚麼主要因素會影響經由電腦的藝術風格轉移；如何架構一個研究模式，提供應用人工智慧之神經風格轉移演算法（neural style transfer）的研究參考，就益形重要。

在藝術創作面向，形式（造形）是藝術創作活動的最終成果，形式是「機能與美學」的最佳組合；在科技應用面向，儀式（思維）是藝術創作過程的核心思維，儀式則是「科技與人性」綜合的整體表現。根據文獻探討的相關理論，包括：認知人因工程、藝術創作的內涵與轉化、藝術創作的傳播模式、一般閱聽者對藝術創作的認知模式與類神經網路風格轉移等研究，提出一個探討「形式／造形／科技」與「儀式／思維／人性」架構，如圖 9 所示。如何將人工智慧的應用與評量置於本研究架構中進行思考，運用跨界思維與系統觀，建議繪畫風格的計算學習，向前需考量藝術家對現實世界的編碼過程，向後需顧及閱聽者的認知感受，以風格屬性在認知層次的特徵建立認知評量準則，用人類智慧評估人工智慧，以精進人性化的效能，最終回饋人類世界。

本文係從認知人因工程角度切入的研究，可作為人工智慧應用於藝術創作研究領域的重要參考文獻；根據圖 9 的架構，後續研究已經對野獸派、表現主義、立體派、文藝復興時期的繪畫作品進行風格轉移，同時進行比較分析，得到觀眾對不同畫派風格認知的顯著差異，期望通過分析風格轉移演算法提取不同畫派風格特徵的感知效果，一方面提供給 AI 技術在訊息層、知識層和智慧層相應的優化建議；此外，能夠反饋藝術家在藝術表達方式上的優化，同時有助於一般觀眾對於藝術家的原作與藝術風格轉移的畫作有進一步的認知。

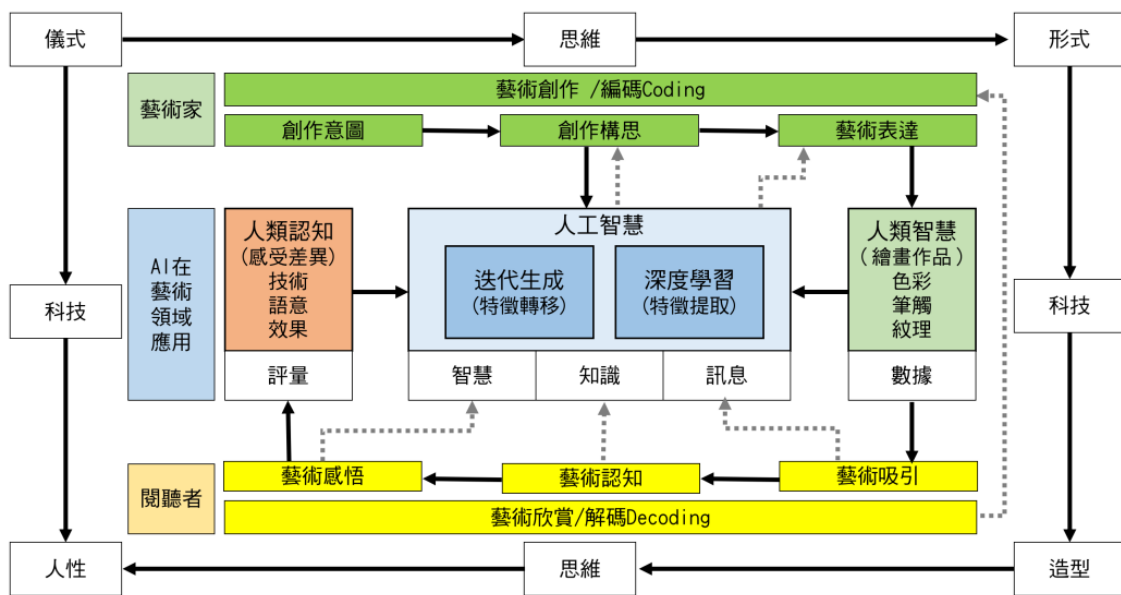


圖 9. 藝術風格轉移的研究架構

誌謝

感謝國立臺灣藝術大學創意產業設計研究所的老師、同學給予的幫助。感謝給予本文懇切、詳盡修訂建議的匿名審查委員們。本研究承科技部人文司研究計畫經費補助，計畫編號: MOST 110-2410-H-144-006-，特此致謝。

註釋

文中圖片除作者整理繪製外，源自 WikiArt、Statens Museum 等專業機構。感謝這些機構允許用於非商業之學術研究！

文中用於比較的演算法均來自 Github，具體鏈接如下：

¹ Gatys et al. code from <https://github.com/ProGamerGov/neural-style-pt>

² AdaIN code from <https://github.com/naoto0804/pytorch-AdaIN>

³ WCT code from <https://github.com/sunshineatnoon/PytorchWCT>

⁴ MST code from https://github.com/irasin/Pytorch_MST

⁵ SEMST code from <https://github.com/irasin/Structure-emphasized-Multimodal-Style-Transfer>

參考文獻

1. Ackoff, R. L. (1989). From data to wisdom. *Journal of Applied Systems Analysis*, 16(1), 3-9.
2. Arnheim, R. (1965). *Art and visual perception: A psychology of the creative eye*. Berkeley, CA: University of California Press.
3. ArtLinks. (2017 年 5 月 18 日)。馬塞爾·杜尚，挑戰藝術底線的先鋒藝術家。取自：
<https://kknews.cc/culture/5a3evnl.html>
ArtLinks. (2017, May 18). *Marcel Duchamp, pioneer artists who challenge the bottom line of art*. Retrieved from <https://kknews.cc/culture/5a3evnl.html> [in Chinese, semantic translation]
4. Augustin, M. D., Defranceschi, B., Fuchs, H. K., Carbon, C., & Hutzler, F. (2011). The neural time course of art perception: An ERP study on the processing of style versus content in art. *Neuropsychologia*, 49(7), 2071-2081. doi:10.1016/j.neuropsychologia.2011.03.038
5. Bar, Y., Levy, N., & Wolf, L. (2015). Classification of artistic styles using binarized features derived from a deep neural network. In L. Agapito, M. M. Bronstein & C. Rother (Eds.), *Computer Vision - ECCV 2014 Workshops. ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol. 8925* (pp. 71-84). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-16178-5_5
6. Beardsley, M. C. (1981). *Aesthetics, problems in the philosophy of criticism*. Indianapolis, IN: Hackett.
7. Beckett, W. (1994). *The story of painting*. London: DK.
8. Bengio, Y. (2009). Learning deep architectures for AI. *Found Trends Mach Learn*, 2(1), 1-127. doi:10.1561/2200000006
9. Benjamin, R. H. (1993). The decorative landscape, fauvism, and the arabesque of observation. *The Art Bulletin*, 75(2), 295-316. doi:10.2307/3045950
10. Choi, T. J., & Ahn, C. W. (2019). Artificial life based on boids model and evolutionary chaotic neural networks for creating artworks. *Swarm and Evolutionary Computation*, 47, 80-88. doi:10.1016/j.swevo.2017.09.003
11. Condorovici, R. G., Florea, C., Vrânceanu, R., & Vertan, C. (2013). Perceptually-inspired artistic genre identification system in digitized painting collections. In *Proceedings of Scandinavian Conference on Image Analysis* (pp. 687-696). Berlin: Springer. doi:10.1007/978-3-642-38886-6_64
12. Conkey, M. (2006). Style, design, and function. In C. Tilley, W. Keane, & S. Küchler (Eds.), *Handbook of*

- material culture* (pp. 355-372). London: SAGE. doi: 10.4135/9781848607972.n24
13. Chan, C. S. (2015). *Style and creativity in design*. New York, NY: Springer.
 14. Chen, C. (2020). *Structure-emphasized multimodal style transfer* (Unpublished master's thesis). Tokyo Institute of Technology, Tokyo, Japan. Retrieved from <https://drive.google.com/file/d/1Y77Zy25gtuapEQCEfysoRmhiuEnc48Op/view> [in Japanese, semantic translation]
 15. Chatterjee, A. (2004). Prospects for a cognitive neuroscience of visual aesthetics. *Bulletin of Psychology and the Arts*, 4, 55-59. doi: 10.1037/e514602010-003
 16. Djonov, E., & Van Leeuwen, T. (2011). The semiotics of texture: From tactile to visual. *Visual Communication*, 10(4), 541-564. doi: 10.1177/1470357211415786
 17. Efros, A. A., & Freeman, W. T. (2001). Image quilting for texture synthesis and transfer. In L. Pocock (Ed.), *In Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* (pp. 341-346). New York, NY: ACM. doi: 10.1145/383259.383296
 18. Fiske, J. (2010). *Introduction to communication studies*. London: Routledge.
 19. Gao, Y., Wu, J., Lee, S., & Lin, R. (2019). Communication between artist and audience: A case study of creation journey. In *Proceedings of International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 33-44). Orlando, FL: Springer. doi: 10.1007/978-3-030-22580-3_3
 20. Gardner, H. (1970). Children's sensitivity to painting styles. *Child Development*, 41(3), 813-821. doi:10.2307/1127226
 21. Gatys, L. A., Ecker, A. S., & Bethge, M. (2015). *A neural algorithm of artistic style*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1508.06576v2>.
 22. Gatys, L. A., Ecker, A. S., & Bethge, M. (2016). Image style transfer using convolutional neural networks. In *Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 2414-2423). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society. doi: 10.1109/CVPR.2016.265
 23. Gatys, L. A., Ecker, A. S., Bethge, M., Hertzmann, A., & Shechtman, E. (2017). Controlling perceptual factors in neural style transfer. In *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 3720-3738). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society. doi: 10.1109/CVPR.2017.397
 24. Getlein, M., & Gilbert, R. (2008). *Living with art*. New York, NY: McGraw-Hill.
 25. Haeberli, P. (1990). Paint by numbers: Abstract image representations. In *Proceedings of the 17th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* (pp. 207-214). Dallas, TX: ACM. doi: 10.1145/97879.97902
 26. Hertzmann, A. (2018). *Image stylization: History and future (Part 3)*. Retrieved from <https://research.adobe.com/news/image-stylization-history-and-future-part-3/>
 27. Huang, X., & Belongie, S. (2017). Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (pp. 1510-1519). Venice: IEEE Computer Society. doi: 10.1109/ICCV.2017.167
 28. Hoquet, T. (2005). *Buffon: Histoire naturelle et philosophie*. Paris: Honoré Champion.
 29. He, B., Gao, F., Ma, D., Shi, B., & Duan, L. Y. (2018). Chipgan: A generative adversarial network for Chinese ink wash painting style transfer. In *Proceedings of the 26th ACM International Conference on Multimedia* (pp. 1172-1180). Seoul: ACM. doi: 10.1145/3240508.3240655

30. Jakobson, R., Pomorska, K., & Rudy, S. (1987). *Language in literature*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
31. Jing, Y., Yang, Y., Feng, Z., Ye, J., Yu, Y., & Song, M. (2020). Neural style transfer: A review. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 26(11), 3365-3385. doi: 10.1109/TVCG.2019.2921336
32. Johnson, J., Alahi, A., & Li, F. (2016). Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution. In *Proceedings of 2016 European Conference on Computer Vision* (pp. 694-711). Amsterdam: Springer. doi: 10.1007/978-3-319-46475-6_43
33. Joshi, B., Stewart, K., & Shapiro, D. (2017). Bringing impressionism to life with neural style transfer in come swim. In *Proceedings of the ACM SIGGRAPH Digital Production Symposium* (pp. 1-5). Los Angeles, CA: ACM. doi: 10.1145/3105692.3105697
34. Karayev, S., Trentacoste, M., Han, H., Agarwala, A., Darrell, T., Hertzmann, A., & Winnemoeller, H. (2013). *Recognizing image style*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1311.3715>
35. Kurzweil, R. (2005). *The singularity is near: When humans transcend biology*. London: Penguin.
36. Li, Y., Fang, C., Yang, J., Wang, Z., Lu, X., & Yang, M. H. (2017). *Universal style transfer via feature transforms*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1705.08086>
37. Lakoff, G., & Johnson, M. (1980). *Metaphors we live by*. Chicago, IL: Chicago University Press.
38. Lin, R. (1992). An application of the semantic differential to icon design. In *Proceedings of the Human Factors Society Annual Meeting* (pp. 336-340). Los Angeles, CA: SAGE. doi:10.1177/154193129203600416
39. Lin, R., & Kreifeldt, J. G. (2001). Ergonomics in wearable computer design. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 27(4), 259-269. doi:10.1016/s0169-8141(00)00055-x
40. Liu, L., Xi, Z., Ji, R., & Ma, W. (2019). Advanced deep learning techniques for image style transfer: A survey. *Signal Processing: Image Communication*, 78, 465-470. doi:10.1016/j.image.2019.08.006
41. Lee, S. G., & Cha, E. Y. (2016). Style classification and visualization of art painting's genre using self-organizing maps. *Human-Centric Computing and Information Sciences*, 6(1), 7. doi:10.1186/s13673-016-0063-4
42. Mazzone, M., & Elgammal, A. (2019). Art, creativity, and the potential of artificial intelligence. *Arts*, 8(1), 26. doi:10.3390/arts8010026
43. McGuinness, D. E. (2016). *Painting: Materials, techniques, styles, and practice*. New York, NY: Rosen Education Service.
44. Mishory, A. (2000). *Art history: An introduction*. Ra'anana: Open University of Israel.
45. Mishra, A. K. (2018). A DIKW architecture for cognitive engineering. *Procedia Computer Science*, 123, 285-289. doi:10.1016/j.procs.2018.01.044
46. Shamir, L., Macura, T., Orlov, N., Eckley, D. M., & Goldberg, I. G. (2010). Impressionism, expressionism, surrealism: Automated recognition of painters and schools of art. *ACM Transactions on Applied Perception (TAP)*, 7(2), 1-17. doi:10.1145/1670671.1670672
47. Steenberg, E. (2007). Visual aesthetic experience. *The Journal of Aesthetic Education*, 41(2), 89-94. doi:10.1353/jae.2007.0018
48. Schumaker, R. P. (2011). From data to wisdom: The progression of computational learning in text

- mining. *Communications of the IIMA*, 11(1), 4.
49. Silverman, K. (1984). *The subject of semiotics*. New York, NY: Oxford University Press.
 50. Stangos, N. (Ed.). (1994). *Concepts of modern art: From Fauvism to Postmodernism (Vol. 26)*. London: Thames & Hudson.
 51. Sims, K. (1991). Artificial evolution for computer graphics. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 25(4), 319-328. doi:10.1145/127719.122752
 52. Spehr, M., Wallraven, C., & Fleming, R. W. (2009). Image statistics for clustering paintings according to their visual appearance. In *Proceedings of Computational Aesthetics 2009: Eurographics Workshop on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging* (pp. 57-64). Aire-La-Ville, Switzerland: Eurographics.
 53. Taylor, J., Witt, J., & Grimaldi, P. (2012). Uncovering the connection between artist and audience: Viewing painted brushstrokes evokes corresponding action representations in the observer. *Cognition*, 125(1), 26-36. doi:10.1016/j.cognition.2012.06.012
 54. Zeleny, M. (2005). *Human systems management: Integrating knowledge, management and systems*. Singapore: World Scientific.
 55. Zhang, Y., Fang, C., Wang, Y., Wang, Z., Lin, Z., Fu, Y., & Yang, J. (2019). Multimodal style transfer via graph cuts. In *Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (pp. 5943-5951). Seoul: IEEE Computer Society. doi: 10.1109/ICCV.2019.00604
 56. Zujovic, J., Gandy, L., Friedman, S., Pardo, B., & Pappas, T. N. (2009). Classifying paintings by artistic genre: An analysis of features & classifiers. In *Proceedings of 2009 IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing* (pp. 1-5). Rio de Janeiro, Brazil: IEEE Computer Society. doi:10.1109/MMSP.2009.5293271
 57. 汪曼穎、葉怡玉、黃榮村 (2013)。臺灣認知心理學的應用：從認知研究到科技脈絡裡的人性化設計。 *中華心理學刊*，55 (3)，381-404。doi:10.6129/CJP.20121118
Wang, M. Y., Yeh, Y. Y., & Huang, J. T. (2013). The applications of cognitive psychology in Taiwan-from cognitive research to human-centered design in the context of emerging technology. *Chinese Journal of Psychology*, 55(3), 381-404. doi:10.6129/CJP.20121118 [in Chinese, semantic translation]
 58. 林榮泰 (2003年8月7日)。人與機器的對話：科技始終來自於人性？取自：
<https://scitechvista.nat.gov.tw/c/sWUc.htm>
Lin, R. (2003, August 7). *Dialogue between human and machine: Does technology always comes from humanity?* Retrieved from <https://scitechvista.nat.gov.tw/c/sWUc.htm> [in Chinese, semantic translation]
 59. 林榮泰 (2007)。蒙家就是我家－從蒙得裡安談文化創意的簡約設計。 *藝術欣賞*，3 (5)，4-9。doi:10.29479/AA.200710.0001
Lin, R. (2007). Mondrian's house is my house- Discussing clean design in cultural innovation from Mondrian's point of view. *Art Appreciation*, 3(5), 4-9. doi:10.29479/AA.200710.0001 [in Chinese, semantic translation]
 60. 林榮泰、李仙美 (2015)。詩情畫意－仙雲之美習作經驗分享。新北市：國立臺灣藝術大學。
Lin, R., & Lee, S. (2015). *Turning "poetry" into "painting": The sharing of creative experience*. New Taipei City: National Taiwan University of Arts. [in Chinese, semantic translation]
 61. 洪銘駿 (2016)。智慧型視覺回授控制機器人應用於彩色藝術繪畫 (未出版之碩士論文)。國立

- 臺灣大學，臺北市。取自：<https://hdl.handle.net/11296/9386wf>
- Hong, M. J. (2016). *Robotics artistic colorful picture drawing and painting using visual feedback control system* (Unpublished master's thesis). National Taiwan University, Taipei, Taiwan. Retrieved from <https://hdl.handle.net/11296/9386wf> [in Chinese, semantic translation]
62. 許素朱 (2019a)。人工智慧與藝術的競合創作。《藝術家》，535，240-245。
- Hsu, S. C. (2019a). Co-creative creation of artificial intelligence and art. *Artist*, 535, 240-245. [in Chinese, semantic translation]
63. 許素朱 (2019b)。計畫簡介。取自：https://techart.nthu.edu.tw/ai/?page_id=32
- Hsu, S. C. (2019b). *Introduction to the plan*. Retrieved from https://techart.nthu.edu.tw/ai/?page_id=32 [in Chinese, semantic translation]
64. 戚良德、劉勰 (2008)。《文心雕龍校注通譯》。上海市：上海古籍出版社。
- Qi, L. D., & Liu, X. (2008). *Proofreading and translation of the literary mind and the carving of dragons*. Shanghai: Shanghai Classics Publishing House. [in Chinese, semantic translation]
65. 量子位 (2017)。AI 通過了藝術創作圖靈測試，機器發展出了自己的美感。取自 <https://kknews.cc/news/b48zovj.html>
- Qbitai. (2017). *AI passed the turing test of artistic creation, and the machine developed its own beauty*. Retrieved from <https://kknews.cc/news/b48zovj.html> [in Chinese, semantic translation]
66. 曾靖越 (2018)。無縫空間的沈浸感：虛擬實境。《國教新知》，65 (3)，105-120。
- Tseng, C. Y. (2018). Immersive experience of seamless virtual space: Virtual reality. *The Elementary Education Journal*, 65(3), 105-120. [in Chinese, semantic translation]
67. 葉衛平 (2018)。《藝術的內在發生》。北京市：清華大學出版社。
- Yeh, W. P. (2018). *The inner occurrence of art*. Beijing: Tsinghua University Press. [in Chinese, semantic translation]
68. 劉育成 (2019 年 6 月 19 日)。機器學習 (人工智慧) 如何可能重新定義「創作」：「模糊性」作為創造性的來源之一。取自：https://www.digiarts.org.tw/DigiArts/DataBasePage/4_140864213871031/Chi
- Liu, Y. C. (2019, June 19). *How can machine learning (AI) can redefine "creation": "Fuzziness" as a source of creativity*. Retrieved from https://www.digiarts.org.tw/DigiArts/DataBasePage/4_140864213871031/Chi [in Chinese, semantic translation]
69. 謝其昌 (2015)。論油畫的材料發展談繪畫技法的形式與演變。《美學與視覺藝術學刊》，7，35-50。
- Hsieh, C. C. (2015). Discussion of the development of oil painting materials on impacting the forms and changes in the painting skills. *The Journal of Aesthetics and Visual Arts*, 7, 35-50. [in Chinese, semantic translation]

A Pilot Study on Audience's Cognitive Model of Neural Style Transfer

Yanru Lyu* Po-Hsien Lin** Rungtai Lin***

Graduate School of Creative Industry Design, National Taiwan University of Arts

* lyuyanru@gmail.com

** t0131@mail.ntua.edu.tw

*** rtlin@mail.ntua.edu.tw

Abstract

In recent years, the use of AI is becoming more mature with the development of neural network technology, and access to various fields including art creation. Meanwhile, it brings new opportunities and challenges in the field of invention, experience, aesthetics and appreciation of art. At present, this field only focuses on the optimization of algorithms, but there are two key points in the improvement of algorithms. (1) As far as technology (rationality) is concerned, can the audience recognize the artistic style transfer through computers? (2) In terms of Art (sensitivity), what are the main factors that affect the artistic style transfer through computers? Therefore, the purpose of this paper is to analyze the difference of audience's cognition during the creator's encoding process (color, stroke, texture) and the audience's decoding process (technical level, semantic level, effectiveness level). This study is a series of related studies, in which 31 experts and scholars with a background in art, aesthetics and/or design, were recruited to participate in the previous study to evaluate the degree of fitness and the effect of cognitive between fauvism portraits and corresponding converted images. The results showed that the stylistic characteristics of different images can be recognized and distinguished by subjects. The overall effect of the style transfer will affect the audience's preferences. At last, a research model of artistic style transfer is put forward. The results of the research not only provide suggestions for the optimization of the NST algorithm but also provide some references for the research on the application of AI into art creation.

Keywords: Cognitive Ergonomics, Artificial Intelligent, Neural Network, Artistic Style Transfer.