



前瞻科技與管理 14 卷 2 期，93-110 頁（2026 年 5 月）
Journal of Advanced Technology and Management Vol. 14, No. 2, pp. 93-110 (May, 2026)
DOI:10.6193/JATM.202605_14(2).0004

基於深度影像結構比對的學術知識圖譜

鄭宇涵^{1,*} 羅崇銘²

¹ 國立政治大學圖書資訊與檔案學研究所碩士生

² 國立陽明交通大學智能系統研究所副教授

摘要

在學術領域中，影像操縱若未及時發現，將導致錯誤研究結果流入學界，影響後續研究正確性，並危及期刊品質與學術信譽。隨著論文數量增加，人工檢測在效率與精確度上皆有限，現有工具仍仰賴人工確認，難以因應大量投稿。本研究建構多媒體知識圖譜，整合論文書目、作者與影像比對結果，並建立論文、期刊與國家節點及影像相似性關聯。影像比對採用 ConvNeXt、Swin Transformer 與 CLIP (Contrastive Language-Image Pre-Training) 模型擷取結構、顏色與語意特徵，其中 Swin 模型結合多解析度與滑動視窗策略進行局部比對，並透過重排序機制提升準確率。結果顯示，Swin 模型結合重排序於多種影像操作下之相似度可達 0.98 ~ 1.00，Top-10 平均準確率為 94.5%，可有效協助出版商快速識別影像誤用，提升審查效率與學術誠信。

關鍵詞：知識圖譜、影像操縱、影像比對、學術期刊、學術誠信

* 通訊作者：鄭宇涵

電子郵件：113155001@nccu.edu.tw

(收件日期：2025 年 10 月 8 日；修正日期：2025 年 10 月 28 日；接受日期：2025 年 10 月 29 日)





Academic Knowledge Graph Based on Deep Image Structure Matching

Yu-Han Zheng^{1,*}, Chung-Ming Lo²

¹Master Student, Graduate Institute of Library, Information and Archival Studies, National Chengchi University

²Associate Professor, Institute of Artificial Intelligence Innovation, National Yang Ming Chiao Tung University

Abstract

In the academic field, undetected image manipulation can lead to erroneous research findings entering the scholarly community, affecting the validity of subsequent studies and threatening journal quality and academic integrity. As the number of publications increases, manual image inspection becomes inefficient and error-prone. Existing tools can detect partial duplication or simple edits but still rely on human verification, lacking fully automated comparison capabilities, which makes it difficult for publishers to process large volumes of submissions efficiently. This study designs a multimedia knowledge graph integrating bibliographic data, authors, and image comparison results, including nodes for papers, journals, and countries, as well as image similarity relationships. Image comparison employs ConvNeXt, Swin Transformer, and CLIP (Contrastive Language-Image Pre-Training) models to extract structural, color, and semantic features for high-sensitivity detection. The Swin model combines a multi-resolution and sliding window strategy for local comparison and applies reranking to improve accuracy. Experimental results show that Swin with re-ranking achieved similarity scores between 0.98 and 1.00, with a Top-10 average accuracy of 94.5% under various manipulations. This method effectively enhances image similarity analysis, helping publishers detect misuse quickly and improve review efficiency and academic integrity.

Keywords: knowledge graph, image manipulation, image comparison, academic journals, research integrity

* Corresponding Author: Yu-Han Zheng
E-mail: 113155001@nccu.edu.tw

壹、緒論

隨著數位化與全球學術出版的快速發展 (Duan, Shao, and Hu, 2018)，學術期刊的數量與內容呈現方式日益豐富，不僅包括大量的文本論述，更涵蓋表格、影像、數據可視化、流程圖等多種異質結構 (Banday, Zaman, Quadri, Butt, and Fayaz, 2023)。這些資料形式具有資料異質性 (Data Heterogeneity)，是指資料在結構、格式以及來源上的差異，涵蓋結構化資料 (如作者、出版日期)、半結構化資料 (如摘要與參考文獻)，以及非結構化資料 (如影像與圖表)。資料異質性不僅造成儲存與處理上的挑戰，更使異質資料間的語意整合變得困難，進而可能影響跨文獻分析、引用關係及知識發現的精準度 (Asfand-E-Yar and Ali, 2020; He, 2017; Sheokand and Singh, 2016)。

傳統的資料管理方式 (如關聯式資料庫) 雖然能處理結構化資訊，但在面對非文字資料時，較難以捕捉語意與知識內容，進而限制不同資料來源間的整合與分析能力 (Ajah and Nweke, 2019; Zhao et al., 2023)。學術論文中的影像能呈現實驗設計與研究結果，具有語意價值 (Semantic Value of Images)，承載論文中的關鍵資訊，對補充或取代文字敘述具有重要功能 (Bucci, 2018; Zitnick, Vedantam, and Parikh, 2016)。若這些影像資料的語意未能適當擷取，可能限制跨文獻分析與知識發現的能力，影響研究脈絡掌握及學術文章比對的精準度。

這些問題反映了資料與資訊在管理與應用層面的差異。資料通常指未經加工的原始數據 (Raw Data)，其價值需透過整理與分析後，轉化為具有意義的資訊 (Information)；而資訊經過結構化處理後，能夠支持決策與行動的知識 (Polenghi, Roda, Macchi, and Pozzetti, 2019)。有效的資料管理方法應能促進資料向資訊的轉化，進而提升知識獲取與應用的價值。為解決上述問題，資料可透過語義化處理，讓使用者能以語義檢索的方式提升檢索結果的精確性與可用性 (Suganyakala and Rajalaxmi, 2013)。然而當前大多學術資源的組織方式仍以書目為核心，僅處理如標題、作者、關鍵詞與引用等結構化欄位，對於論文中的影像內容與語意層次的理解與組織相對有限。故如何建立一種能有效整合異質資料的組織架構，以更準確呈現學術內容的全貌，成為一項迫切的挑戰。

在資訊領域中，本體論 (Ontology) 作為一種知識的結構化方法，能有效組織概念、類別及其相互關聯，促進資料的整合與分類，並作為語義檢索的基礎技術，透過呈現概念之間的語義關聯，提升檢索的效率與精準度 (Nguyen, Bui, and Ha, 2019)。

知識圖譜 (Knowledge Graph) 是本體論的一種實踐形式，透過本體論的定義與形式化描述概念及其相互關聯，確保資料之間的一致性，並在結構層面連結各類資料，促進異質資料的互通與知識整合 (Wawrzik, Rafique, Rahman, and Grimm, 2023)。知識圖譜的建構仰賴語義網技術，以資源描述框架 (Resource Description Framework, RDF) 與網路本體語言 (Web Ontology Language, OWL) 為主要基礎語言，用以表示實體、屬性與其關聯的語意結構。RDF 提供資料之間關聯的標準化表示，而 OWL 則支援複雜的邏輯推理與語義描述，使知識圖譜能捕捉學術資源中的結構化與非結構化資料間的語義關係 (Huo et al., 2024)。知識圖譜由三個核心元素組成，分別為實體 (Entity)、關聯 (Relationship) 與屬性 (Attribute)。其中實體指任何形式的個體或概念，在圖譜中以節點 (Node) 的形式表示，例如人物、事

件、地點等；關聯則描述兩個實體之間的連結，在圖譜中以邊（Edge）呈現，例如「是……的朋友」、「工作於」、「位於」等；屬性則用以描述實體與關聯的附加資訊，如年齡、姓名與出生日期等（Duan et al., 2018）。

知識圖譜以實體與關聯構成的結構，在組織方面，能有效統整異質資料，使資料具備一致的語意結構與清楚的層次關聯。透過明確的結構化表示，知識圖譜能將來自不同來源的內容整合於同一架構下，解決資料格式不一與語意難以對齊的問題；在關聯方面，知識圖譜強調實體之間的語意連結，不僅能表示明確的關係，亦可透過結構推理技術揭露潛在的間接關係。此種語意關聯的建立，使不同資料能以語意方式連結與擴展，進一步強化知識內容的深度與廣度（Hogan et al., 2022; Hoseini, Theissen-Lipp, and Quix, 2024; Huo et al., 2024）。當資料具備清楚的結構與豐富的關聯性時，檢索的效率與精準度也相對提升。使用者可不再依賴關鍵詞匹配，而能透過語意導引快速找到相關資料，或進行跨資料間的查詢，以實現語義檢索的價值（Huo et al., 2024）。

隨著人工智慧的發展，學術界面臨的影像操縱（Image Manipulation）問題日益嚴重。現有學術資料庫，如 PubMed、Web of Science 與 Scopus，雖然能標註已撤稿的論文並提供撤稿公告（Retraction Notice）的連結，讓使用者能瞭解撤稿的基本資訊，而這些資料庫並未針對影像操縱進行深度分析，僅提供結構化的學術論文書目，未能有效呈現撤稿論文之間的潛在關聯，亦無法整合學術論文中的非結構化資料（如影像、表格、圖表等）進行語意分析。雖然部分工具（如影像比對軟體、電腦視覺演算法與簡單的反向影像搜尋）能檢測部分影像操縱的問題，但通常仍需人工確認，且影像比對的自動化能力明顯落後於文字檢測（Saliba and Rotzinger, 2025）。故為了維護學術誠信，需要將影像操縱檢測整合到自動化分析工具中，以提升出版商在大量投稿處理上的效率，並加強對潛在不當行為的監控。

基於上述挑戰，本文旨在建立結合影像相似性比對的知識圖譜，作為期刊出版商在審查投稿論文時識別影像操縱的自動化工具，以提升審查效率並加強學術誠信維護。

貳、文獻探討

儘管美國研究誠信辦公室（Office of Research Integrity, ORI）與匿名學術評論平臺 PubPeer 等機制，已提供針對學術不當行為（如影像操縱與資料造假）之揭露與監督管道，但資訊較於零散，缺乏結構化組織與跨文獻的語意串聯（Maddi, Monneau, Guaspare, Gargiulo, and Dubois, 2023）。此類平臺多仰賴人工揭露與人工查閱，難以提供系統性的比對與分析功能，也未能有效整合論文中的圖文語意與作者脈絡，導致學術不當行為的關聯性難以被全面辨識與追蹤。此一斷裂凸顯了亟需發展具備語意組織與自動關聯分析能力的工具，以支持期刊出版商於早期審查階段即掌握潛在問題的脈絡與風險。

Retraction Watch 是專門報導學術論文撤稿與學術誠信相關議題的部落格，其建立的 Retraction Watch Database 從 PubMed、Web of Science 以及 Scopus 等資料庫及期刊出版商網站蒐集超過 45,000 篇與撤稿相關的文獻，提供查詢撤稿論文的撤稿原因、作者以及期刊等資訊。該資料庫於 2023 年 9 月被 Crossref 收購，旨在建立全球最大且開放取用的撤稿資料庫，

並向大眾提供查詢服務 (Hendricks, Lammey, Ofiesh, Bilder, and Pentz, 2023)。然而現有資料庫多以單篇論文為單位呈現，無法有效識別撤稿論文之間的潛在關聯，亦難以整合作者群與學術出版機構間的複雜關聯。

目前部分學術資料庫，如 PubMed、Web of Science 與 Scopus，雖能標註已撤稿論文並提供撤稿公告的連結，使用者可透過此類資訊理解撤稿原因，然此類資料庫主要聚焦於文獻之基本資訊與索引，若使用者需深入探索撤稿論文與其他相關論文間的連繫，仍需另行查找期刊與出版商的撤稿公告，導致檢索過程繁瑣且易於遺漏關鍵資訊。

在生物醫學領域，常利用專業設備記錄與呈現生物實驗結果。隨著影像操縱技術的進步，影像操縱現象日益普遍。為提升影像的可識別性，若不改變原始內容，針對影像進行對比度、亮度、色彩平衡與降噪等處理通常是被允許的。然而，這也導致影像不當操縱的風險上升，特別是在作者能夠從操縱行為中獲益、影像操縱較難被發現，或即使被揭露亦無需面臨嚴厲懲罰的情況下，更容易發生此類行為 (Bucci, 2018)。

學術論文中影像操縱的影響，Dixit and Pandey (2024) 指出，過去 10 年因影像不當操縱導致的論文撤稿數量呈上升趨勢。此類操縱不僅損害作者與其所屬機構的聲譽，亦可能使錯誤資訊流布至學術界與社會大眾，進而造成廣泛的不良影響。隨著近年人工智慧技術在影像生成方面的快速發展，識別影像操縱將面臨更嚴峻的挑戰。為應對此問題，作者表示應制定明確的影像修改規範，並結合影像檢測工具的使用。藉由出版商、編輯及研究人員需與專家合作，來防止影像操縱對學術誠信造成的負面影響。

Bucci (2018) 的研究針對生物醫學論文中的影像操縱問題進行深入探討，透過對 PubMed Central 資料庫中約 1,364 篇文獻的自動化影像檢測，發現其中 78 篇 (約占總數的 5.7%) 至少包含一個可能的影像操縱案例，且 83% 的問題影像涉及凝膠電泳 (Gel Electrophoresis) 影像的處理。此外，另一項針對 7 個符合條件期刊的研究顯示，影像操縱比例與撤稿比例之間存在高度線性相關，約 40% 的撤稿公告明確指出影像操縱為撤稿原因。為改善影像操縱的識別，Moreira et al. (2022) 開發了 SILA 系統，該系統可自動檢測論文中的影像，協助辨識科學出版品中的影像操縱情形，並呈現影像之間的關聯性，幫助分析者迅速理解影像是否衍生自其他影像。SILA 系統的資料來源涵蓋 Scientific Papers Dataset，包含 298 篇因影像操縱而撤稿的論文，並擴展至 358 篇由這些論文通訊作者共同撰寫的文章，此外亦包含 322 篇無學術不當行為紀錄的論文，雖然 SILA 系統能有效檢測影像操縱跡象，最終仍需仰賴專家判斷該操縱行為是否屬於合理範圍。

現有方法主要依賴於影像內容的檢測，例如檢測影像是否經過操縱，然而這些研究往往忽略了影像與其他學術要素，例如作者、機構、期刊等之間的潛在關聯性。即使識別影像是否經過操縱，研究者仍難以掌握影像操縱如何影響學術生態，例如：哪些研究領域更易發生影像操縱、是否存在特定作者或機構頻繁涉及影像操縱等資訊，這些關鍵問題在現有工具中尚未能充分呈現。

隨著知識圖譜技術的發展，其已被廣泛應用於醫療、金融、教育及學術研究等多個領域。在學術研究中，知識圖譜能有效組織與擷取科學論文中的知識，提升文獻檢索與資料整合的效率。例如 Verma, Bhatia, Harit, and Batish (2023) 指出，隨著學術論文及其與作者之間的關聯日益複雜，學術知識挖掘與管理的需求愈發迫切。因此，作者從 1,630 篇學術論

文及多個學術資料庫中擷取學術論文與作者間的實體與關聯，建立學術知識圖譜（Scholarly Knowledge Graph, SKG）。他們強調 SKG 的構建核心在於資料萃取、知識本體的建立與學術元素間的關聯性識別。透過 SKG，研究者可更直觀地理解學術領域的知識結構與關係，進而促進知識的發現與應用，並支援開放知識圖譜、學術排名與推薦系統、問題回答及學術挖掘等應用。

此外 Jiomekong and Tiwari (2024) 探討了開放研究知識圖譜（Open Research Knowledge Graph, ORKG）在科學論文知識組織與擷取方面的應用。他們從論文中擷取研究領域、研究問題、方法及結果作為實體，並透過開放 ORKG 建立這些實體間的關聯，提升知識檢索的效率。研究結果顯示，該圖譜能有效比較不同論文的貢獻，並以視覺化方式呈現特定主題的研究，進一步透過同儕審查機制驗證與調整圖譜內容，從而提高知識圖譜模板的可靠性與可用性。此方法有助於研究者直觀理解某一研究領域，並促進跨學科合作。

現有知識圖譜的應用主要集中於學術論文的組織與知識提取，對於學術影像操縱與相關行為模式的追蹤與分析則相對不足。這一局限使研究者難以透過知識圖譜識別與影像操縱相關的潛在模式，例如影像操縱是否與特定學術領域或機構存在關聯，或某些論文撤稿是否與影像操縱行為具有系統性的連繫。故將知識圖譜應用於學術影像操縱問題，有助於建立更全面的學術誠信監測機制。

在學術論文中，影像經常被用來呈現研究過程與結果，特別是在自然科學領域，實驗過程與研究成果通常以影像形式納入論文中，這不僅能展現作者的研究成果，還能幫助非專業讀者理解複雜的科學概念，進而提高論文研究結果的說服力（Bucci, 2018），隨著影像操縱技術的發展，學術界可能面臨影像操縱所引發的學術不當行為，不僅違反學術倫理，還可能導致錯誤的實驗過程與研究結果傳播，對學術界及社會大眾造成誤導，並對作者及出版商的聲譽造成負面影響，甚至導致論文撤稿（Candal-Pedreira, Ross, Ruano-Ravina, Egilman, Fernández, and Pérez-Ríos, 2022; Nakamura-Gonino and de Araújo, 2023）。

為解決上述問題，本研究利用 Neo4j 構建知識圖譜，將影像操縱問題納入分析範疇，並透過視覺化呈現影像操縱與學術研究之間的潛在關聯。此知識圖譜能協助研究者更精確地識別影像操縱對學術出版的影響，提升學術不當行為的檢測與追蹤效率，並為學術倫理提供技術支持。

參、研究方法

本研究的方法設計包含三個部分：第一，進行資料蒐集，以確立知識圖譜建構的參考樣本與分析範圍；第二，介紹影像比對的方法，以及其在知識圖譜中的應用；第三，說明知識圖譜的設計原則與建構流程。

一、資料蒐集

本研究從期刊 *Cancers* 中選取了 10 篇學術論文，作為構建知識圖譜的參考樣本，這些論文涵蓋了多樣化的研究主題，旨在提供結構化知識表示的實例。蒐集的資料分為多個實

體，例如：論文、作者、影像以及關聯，例如作者與論文之間的撰寫關聯，以及不同論文影像間的相似性關聯，作為知識圖譜中核心實體與關聯的建立依據。

二、影像比對

隨著影像操縱工具的進步與生成式人工智慧的崛起，學術論文中的影像操縱情形日益增加。影像操縱在學術領域中，是指對學術論文中的影像進行修改的行為，依其目的可分為兩類。其一，為提升影像識別度而進行的處理，例如調整亮度、對比度、色彩平衡及降噪等，若此類基於科學合理性的修正未改變影像原始資訊，通常被視為可接受的調整；其二，若影像操縱超越合理範圍，涉及竄改、虛構或具誤導性的修改，則屬於不當的影像操縱，此行為可能導致實驗數據失真，進而影響學術結論的正確性（Bucci, 2018; Dixit and Pandey, 2024; Martin and Blatt, 2013）。

學術影像操縱的類型多樣，常見的包括：

- （一）重複使用（Duplication）：將同一影像標示為不同樣品或實驗結果，或在同一篇論文或不同論文中重複使用完全相同或經過微調的影像（Bucci, 2018; Mazaheri, Avila, and Roy-Chowdhury, 2021）。
- （二）顏色、對比度與亮度調整（Color, Contrast, and Brightness Manipulation）：改變影像的顏色、對比度、亮度等屬性，以強化或隱瞞某些結果，進而扭曲影像所呈現的數據（Beck, 2022; Bucci, 2018）。
- （三）重構（Reconfiguration）：對影像進行裁切（Cropping）、翻轉（Flipping）或旋轉（Rotation）等操作，改變影像結構以掩蓋原始影像之間的相似性，或透過重新排列混淆數據來源（Beck, 2022; Bucci, 2018）。
- （四）拼接（Splicing）：將不同影像的部分區域拼接在一起，形成單一影像，或將同一影像的某些區域複製並貼到其他區域，藉此掩蓋或捏造實驗數據（Bucci, 2018; Raad and Altaei, 2023）。
- （五）偽造（Fabrication）：對影像進行篡改，新增或刪除影像內容，製造不實或虛構的實驗數據（Bucci, 2018; Rai and Srivastava, 2023）。

目前學術出版的影像誤用較多出現於生物醫學領域，由於研究結果高度依賴影像呈現，但又不能離現實差距過大，或無中生有，因此可就重複、顏色處理或拼接進行檢查，透過深度學習的影像辨識方法，可自動產生高度代表性的影像特徵向量，並藉由比對不同影像間的相似性，達到量化的評估，本研究採用 ConvNeXt（Zheng et al., 2025）、Swin Transformer（以下簡稱 Swin）（Lo and Hung, 2025）、CLIP（Lo and Sung, 2025），以及整合三者特徵的混合架構，以期能夠針對多樣化的影像操作建立一套具泛化性與高敏感度的檢測系統，除此之外，也針對拼接的可能性，提出多尺度的比對方式。

ConvNeXt 作為卷積網路的先進延伸，其深層特徵擷取能力使其特別適合偵測重複使用，能夠識別影像在空間結構與紋理層級上的高度相似性，即便僅經過微小調整亦能辨識，Swin 透過分層視窗注意力機制，具備擷取全域與區域特徵的能力，特別適用於處理顏色、對比度與亮度調整，在其特徵表徵下，能辨別影像外觀變化與內部結構一致性之間的差異，CLIP

(Contrastive Language-Image Pre-Training) 則結合影像與語意表徵，能跨模態理解影像間的潛在關聯，在保持語意一致性的同時，仍能發現影像間隱含的相似性，以現代神經網路的調整進行潛在操作的比對驗證可以提供兼具精準度與廣泛適應性的檢測方法，有助於自動化發現學術出版中影像誤用的目標。

Swin 採用可處理局部比對與尺度差異的多解析度重排序 (Multi-Resolution Re-Ranking) 方法，若查詢影像只包含目標影像的一部分或與目標影像有尺度差異時，傳統整圖對整圖的相似度會失真，多解析度 (Multi-Resolution) 與滑動視窗 (Sliding Window) 策略可在多尺度下尋找局部最佳比對，解析度集合包括 $R = \{224, 384, 496, 608\}$ ，查詢影像做等比例縮放以減少變形，將最短邊縮放為 $r \in R$ ，長邊等比例縮放，保持原始長寬比，接著在縮放後的查詢影像上取 224×224 的 Sliding Window 取樣，往右與往下各自以 112 像素為步長移動，不足的邊界會補右邊界、下邊界、右下角像素，確保完整覆蓋。Swin 嵌入特徵：

$$t_j = Swin(target_j) \in R^d \quad (1)$$

d 是 Swin 嵌入維度，實驗中採用 $d = 768$ 。

對於候選影像 r ，將其切分成多個滑動視窗區塊 (Patch)：

$$\{p_i^r\}_{i=1}^{N_r} \quad (2)$$

每個區塊再經過 Swin 嵌入：

$$e_i^r = Swin(p_i^r) \in R^d \quad (3)$$

單一相似度計算為：

$$S_r(j) = \max_i \cos(e_i^r, t_j) \quad (4)$$

$$\cos(a, b) = \frac{a \cdot b}{\|a\| \|b\|}$$

跨解析度的最終分數：

$$S(j) = \max_{r \in R} S_r(j) = \max_{r \in R} \max_i \cos(e_i^r, t_j) \quad (5)$$

並以此選出 Top = 10 相似影像。

三、知識圖譜設計

本研究將論文內容劃分為兩個層面，論文的詮釋資料及影像相似性比對。在知識圖譜的建構中，實體指的是現實世界中的對象或概念，每個實體可獨立存在，並通常構成知識圖譜的核心元素，例如論文、作者及期刊等，在圖譜中以節點表示。關聯則描述兩個實體之間的連結，具有方向性，例如 Paper-PUBLISHED_IN-Journal，表示某篇論文發表於特定期刊。屬性則用於描述實體或關聯的特徵與其他資訊，例如論文的標題、出版日期與數位物件識別碼 (Digital Object Identifier, DOI)，藉此強化查詢與比對的精確性。

圖 1 為知識圖譜中的實體、屬性及關聯的示意圖。Author 為作者實體，包含三個屬性：Author_ID、Name、Affiliation 和 ORCID (Open Researcher and Contributor ID)；Paper 為論文實體，包含 Paper_ID、Title、Date 和 DOI 四個屬性。箭頭從 Paper 指向 Author，表示兩個實體間的 AUTHORED 關聯，表示論文被作者所撰寫。

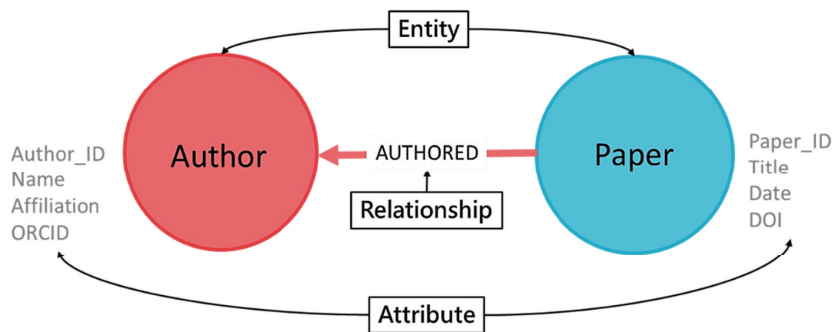


圖 1 實體、屬性以及關聯示意圖

資料來源：本研究自行製作。

(一) 建立實體、關聯及屬性

表 1 與表 2 分別呈現本研究知識圖譜的核心設計，涵蓋了實體、屬性以及實體之間的關聯。在知識圖譜建構的過程中，實體的劃分與屬性定義是資料結構化的基礎，而不同實體間的關聯則提供了語意層次上的連結，使後續的檢索與比對得以更精確地進行。

表 1 為本研究知識圖譜的實體與屬性表，涵蓋了投稿與已發表論文的基本資訊，以及相關作者、期刊與影像等資料。實體可分為三大類：

1. 論文與投稿論文：Paper 與 Manuscript 分別代表已發表論文與投稿論文，均設定了標題、日期與 DOI (或內部識別碼) 等屬性。
2. 論文影像：為本研究著重處理的實體，進行影像相似性比對的核心基礎。
3. 研究者與期刊：包括 Author (作者)、Affiliation (所屬機構)、Country (國家) 以及 Journal (期刊)、Category (領域)。這些實體的屬性，如 ORCID、國際標準期刊號 (International Standard Serial Number, ISSN) 等期刊資訊，有助於瞭解作者間的合作與期刊分布情形。

表 1 知識圖譜的實體與屬性表

實體	屬性	說明
Paper	Paper_ID	論文內部識別碼
	Title	論文題目
	Date	論文出版日期
	DOI	數位物件識別碼
Manuscript	Manuscript_ID	投稿論文內部識別碼
	Title	投稿論文題目
	Date	投稿論文日期
Figure	Figure_ID	論文影像內部識別碼
	Name	論文影像名稱
Author	Author_ID	作者內部識別碼
	Name	作者名稱
	Affiliation	作者所屬機構
	ORCID	開放型研究者與投稿者識別碼
Journal	Journal_ID	期刊的內部識別碼
	Name	期刊名稱
	Publisher	期刊的出版商
	ISSN	國際標準期刊號
	EISSN	電子國際標準期刊號
Category	Name	期刊所屬 JCR 領域
Country	Country_ID	作者所屬機構國家的內部識別碼
	Name	作者所屬機構國家

資料來源：本研究自行製作。

表 2 知識圖譜的實體與實體間的關聯與屬性表

實體	關聯	屬性	實體
Paper	AUTHORED	none	Author
	PUBLISHED_IN	none	Journal
	HAS_FIGURE	none	Figure
Manuscript	AUTHORED	none	Author
	SUBMITTED_TO	none	Journal
	HAS_FIGURE	none	Figure
Figure	FIGURE_SIMILAR_TO	similarity_score	Figure
Author	ASSOCIATED_WITH	none	Affiliation
Affiliation	LOCATED_IN	none	Country
Journal	HAS_CATEGORY	none	Category

資料來源：本研究自行製作。

表 2 為實體與實體間的關聯及屬性表，本研究將知識圖譜的連結分為三大類：

1. 作者與論文的關聯：透過 AUTHORED 與 ASSOCIATED_WITH，呈現作者與論文、所屬機構及國家的層級關係。這部分主要用來建立基本的學術脈絡。
2. 論文與影像的關聯：HAS_FIGURE 將論文或稿件與其影像連結，而 FIGURE_SIMILAR_TO 則進一步記錄影像之間的相似性分數。這是本研究的核心設計，透過此關聯，知識圖譜能夠直接支援影像比對，進而發現不同論文間可能存在的影像操縱情形。
3. 論文與期刊的關聯：包括 PUBLISHED_IN 與 SUBMITTED_TO，用來區分已發表論文與投稿論文的狀態；HAS_CATEGORY 則補充期刊的學科領域資訊，有助於分析出版的領域資訊。

(二) 知識圖譜建構與影像相似性關聯

圖 2 以論文投稿為情境，示意本研究知識圖譜的建構流程。知識圖譜主要包含三類節點：藍色節點代表論文 (Paper) 與投稿論文 (Manuscript)，紅色節點代表作者 (Author)，粉紅色節點則代表論文影像 (Figure)。邊則表示實體間的關聯，例如作者與論文或投稿論文之間的撰寫關係，或論文與影像之間的隸屬關係。

在投稿論文上傳至系統後，該論文所附影像會與資料庫中既有的影像進行比對。僅當比對結果顯示存在相似性時，系統會在知識圖譜中建立相應的影像關聯，並將相似性分數存儲於 FIGURE_SIMILAR_TO 的屬性中。藉此設計知識圖譜除了能呈現基本的實體結構外，也能動態反映影像間潛在的重複性或可疑關聯。

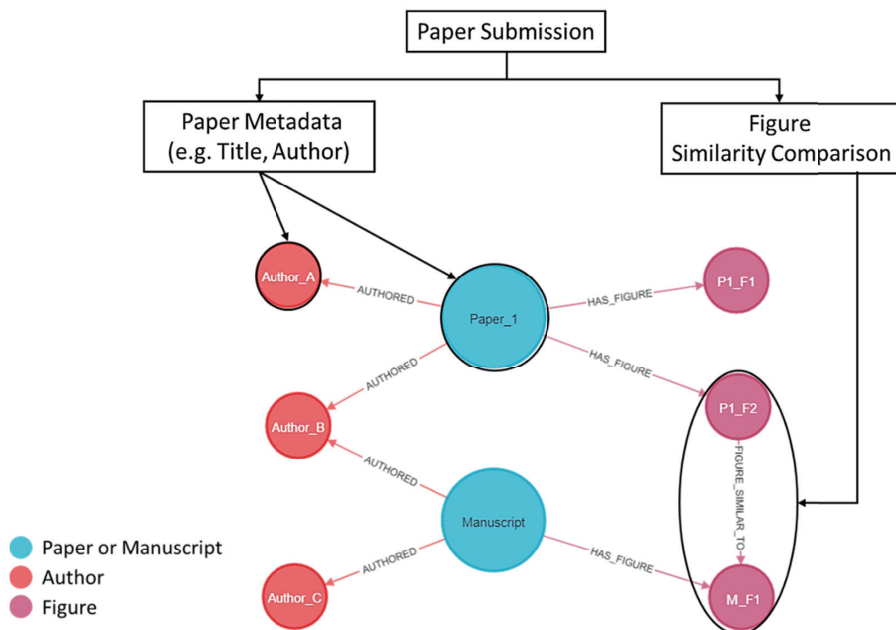


圖 2 知識圖譜建立示意圖

資料來源：本研究自行製作。

肆、研究結果

影像比對的實驗中採用開放的細胞影像 (WebPathology, n.d.)，表現包括細胞形態：梭狀細胞為主 (Spindle Cell Type)，也可能為上皮樣細胞 (Epithelioid Type) 或混合型，其組織排列：細胞常呈束狀、漩渦狀或平行排列，共 106 張作為目標比對資料庫。圖 3 呈現本研究用於建立查詢影像之不同影像操縱方式，包括亮度、色彩、對比調整，以及翻轉、裁切與拼接。為模擬實際影像操縱情境，本研究依上述方式對原始影像進行處理，作為查詢影像。

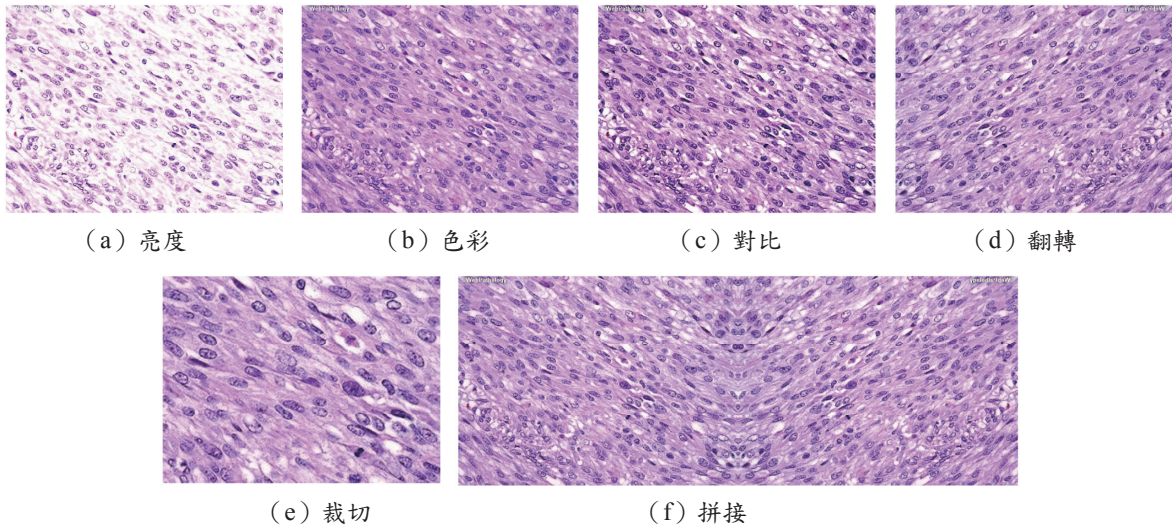


圖 3 以不同影像操作作為查詢影像

資料來源：本研究自行製作。

採用 ConvNeXt 作為比對特徵時，亮度查詢影像能夠檢索出原影像作為第一排序 (相似度 = 0.93)，色彩查詢影像能夠檢索出原影像作為第一排序 (相似度 = 0.98)，對比查詢影像能夠檢索出原影像作為第一排序 (相似度 = 0.98)，翻轉查詢影像能夠檢索出原影像做為第一排序 (相似度 = 0.98)，裁切查詢影像能夠檢索出原影像作為第七排序 (相似度 = 0.82)，拼接查詢影像則未能在前 10 張檢索出原影像。

採用 Swin 作為比對特徵時，包括亮度、色彩、對比、翻轉查詢影像都能夠檢索出原影像作為第一排序，裁切查詢影像則能夠檢索出原影像作為第五排序 (相似度 = 0.81)，拼接查詢影像則能夠檢索出原影像作為第六排序 (相似度 = 0.78)。

採用 CLIP 作為比對特徵時，沒有任何查詢影像能夠在前 10 張檢索出原影像，而結合三者的聯合特徵在裁切查詢影像能夠檢索出原影像作為第五排序 (相似度 = 0.83)，拼接查詢影像則未能在前 10 張檢索出原影像。

由此可知，Swin 模型之效能優於 ConvNeXt 與 CLIP，而結合三者聯合特徵的方法與 ConvNeXt 表現相近；進一步使用本研究能夠處理局部比對與尺度差異的多解析度重排序方

法時，包括亮度、色彩、對比、翻轉、裁切、拼接查詢影像都能夠檢索出原影像作為第一排序（相似度 = 0.98 ~ 1.00）

本研究實作人工手動比對流程之實驗，以期刊投稿系統中作者上傳單張影像的情境作為假設。研究者隨機選取影像作為查詢影像，並透過 Windows 相片檢視器依序瀏覽資料庫中全部 106 張影像，以人工肉眼的方式依整體視覺相似度逐一判斷並排序。為提升操作效率，研究者先將影像粗略分為三類（1 = 不像、2 = 中等、3 = 最像），再從「最像」的影像中選出前 N 張影像進行詳細排序。人工手動的比對過程耗時 13 分 56 秒（836 秒）而自動化比對僅需 65.039 秒即可完成，顯示效率約為人工的 12.9 倍。

本研究以期刊出版商為使用者，以其於學術出版流程中的需求與應用情境作為參考，期望可透過所建構的知識圖譜滿足其需求。當出版機構收到投稿論文時，可藉由知識圖譜將學術論文中，影像之間的相似性關聯以及相似性，得知投稿論文是否有影像操縱的情形。本研究使用圖資料庫 Neo4j 來構建知識圖譜，並透過表 3 的 Cypher 查詢語法進行檢索，獲得圖 4 所示的結果。

由圖 4 可得知，投稿論文與已發表的 Paper_7 之間有多種關聯，其中最重要的是兩篇論文的影像具有相似性關聯。經過影像比對，投稿論文中的影像（M_F1）與 Paper_7 的影像（P7_F2）之間具有 FIGURE_SIMILAR_TO 關聯，透過關聯的屬性得知兩張影像的相似度分數為 82.1，除了影像相似，知識圖譜亦呈現投稿論文與 Paper_7 有相同作者 Olivia，還投稿至和 Paper_7 相同的出版期刊 *Cancers*。

這些整合資訊突顯投稿論文與已發表成果在影像內容、作者與期刊層面的重疊，提供出版商在判斷影像重複或操控風險時的重要依據。透過知識圖譜的關聯查詢與視覺化呈現，出版商可更全面掌握投稿論文與已發表研究的潛在關聯。此方法不僅提升檢測效率與準確性，也能依需求調整影像相似度門檻值，以聚焦高風險案例，強化對影像重複或操控問題的識別。

研究結果顯示，知識圖譜能以結構化與數值化方式呈現作者、論文與期刊間的關聯，並透過視覺化查詢加深出版商對投稿內容的理解，為提升學術出版的誠信與透明度提供實質支持。

表 3 知識圖譜查詢語法說明

Cypher 查詢語法	說明
MATCH (m:Manuscript {Title: "This is Manuscript"})-[r]-(n)	查詢與指定投稿論文有關的所有關聯實體。
OPTIONAL MATCH (m)-[:HAS_FIGURE]->(f1:Figure)	查詢投稿論文的影像與其他論文影像的相似性，篩選相似度超過 80% 的結果。
OPTIONAL MATCH (f1)-[r2:FIGURE_SIMILAR_TO]-(f2:Figure)	
WHERE r2.Similarity_Score > 80	
OPTIONAL MATCH (f2)-[r4]-(n3)-[r6]-(n6)	
RETURN m, r, n, f1, f2, r2, r4, n3, r6, n6;	返回查詢到的相關結果，包括投稿論文、文字相似性和影像相似性的節點與關聯。

資料來源：本研究自行製作。

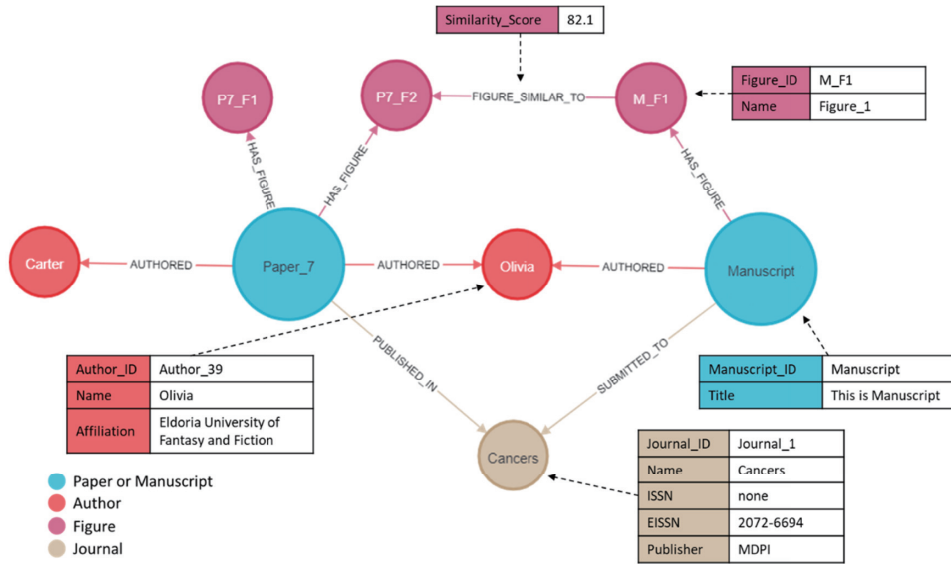


圖 4 投稿論文在比對資料庫的查詢結果

資料來源：本研究自行製作。

伍、結論

隨著影像操控技術與生成式人工智慧的快速發展，學術出版中影像操控與不當處理的問題日益嚴重，對研究成果的可信度與學術誠信構成重大挑戰。本研究以期刊 *Cancers* 的 10 篇學術論文為案例，採用圖資料庫 Neo4j 構建知識圖譜，將論文、作者、影像與期刊等異質資料加以結構化整合，以因應期刊出版商處理投稿論文的需求，提供資訊視覺化與關聯分析之應用。

現有的 SKG 多聚焦於文字與語義資訊的應用，例如開放 ORKG 主要用於比較研究貢獻與依循 FAIR 資料原則 (FAIR Data Principles) 進行資料發布 (Oelen, Jaradeh, Stocker, and Auer, 2020)，微軟學術知識圖譜 (Microsoft Academic Graph, MAG) 著重於大規模資料整合與引用分析 (Färber, 2019)，而細粒度論文知識表示方法中，包含論文表徵本體 (Paper Expression Ontology, PEO) 以及基於該本體所建構之論文知識圖譜 (Paper Knowledge Graph, PKG)，其主要關注論文內部語義層級的檢索與問答 (Du and Li, 2022)。本研究著重於論文與影像比對分析，設計能反映論文影像關聯的 SKG，以解決學術出版中影像檢測與審查的實際需求。

依據本研究的自動化與人工手動比對的結果顯示，本研究所提出之自動化影像比對方法在效率上具顯著優勢。由於投稿論文影像數量龐大，人工檢測方式的效率與準確度均顯著不足。綜合比較結果顯示，自動化影像比對不僅能大幅減少人力負擔，亦能在效率與穩定性上展現明顯優勢。

本研究聚焦於期刊出版商收到投稿論文時的工作流程。知識圖譜可透過查詢比對功能，將投稿與已發表論文進行自動化影像比對，檢測潛在的影像操控問題，並追蹤作者的研究歷

史與過往發表紀錄。透過視覺化結果，出版商能夠直觀掌握投稿與已發表論文之間的潛在關聯，作為判斷投稿論文是否符合出版標準的依據，有效提升檢測效率與準確性。

綜合本研究的設計與實驗結果，所提出的 SKG 不僅能應用於期刊出版流程中，亦具有跨使用者的價值。對研究者而言，其可清楚呈現研究成果與已發表論文之間的重疊與差異，降低非預期的內容重複或誤用風險；對期刊出版商而言，知識圖譜可作為長期監管與誠信檢測的工具，進一步提升學術出版的透明度與可信度。

陸、未來工作

本研究主要針對影像操縱進行檢測與知識圖譜建構，未來可進一步結合文字相似性分析，發展整合圖文檢測的系統，以更全面地識別潛在的學術不端行為。此外，本研究亦可延伸為一個使用者導向的系統，讓期刊出版商或研究者能直接上傳投稿論文，由系統自動執行影像與文字的比對，並生成檢測報告與知識圖譜的視覺化結果。

參考文獻

- Ajah I. A. and Nweke H. F., 2019, "Big Data and Business Analytics: Trends, Platforms, Success Factors and Applications," *Big Data and Cognitive Computing*, 3(2), 32. doi:10.3390/bdcc3020032
- Asfand-E-Yar M. and Ali R., 2020, "Semantic Integration of Heterogeneous Databases of Same Domain Using Ontology," *IEEE Access*, 8, 77903-77919. doi:10.1109/ACCESS.2020.2988685
- Banday I. R., Zaman M., Quadri S. M. K., Butt M. A., and Fayaz S. A., 2023, "How Big Data Analytical Framework Has Redefined Academic Sciences," in *Proceedings of International Conference on Recent Innovations in Computing (ICRIC 2022)*, Singapore: Springer. Vol. 2, 669-680. doi:10.1007/978-981-99-0601-7_52
- Beck T. S., 2022, "Image Manipulation in Scholarly Publications: Are There Ways to an Automated Solution?" *Journal of Documentation*, 78(5), 1184-1198. doi:10.1108/JD-06-2021-0113
- Bucci E. M., 2018, "Automatic Detection of Image Manipulations in the Biomedical Literature," *Cell Death & Disease*, 9, 400. doi:10.1038/s41419-018-0430-3
- Candal-Pedreira C., Ross J. S., Ruano-Ravina A., Egilman D. S., Fernández E., and Pérez-Ríos M., 2022, "Retracted Papers Originating from Paper Mills: Cross Sectional Study," *BMJ*, 379, e071517. doi:10.1136/bmj-2022-071517
- Dixit R., and Pandey M., 2024, "Readdressing the Current Challenges of Image Duplication in Scientific Publications," in P. B. Joshi, P. P. Churi, and M. Pandey (Eds.), *Scientific Publishing Ecosystem: An Author-Editor-Reviewer Axis*, Singapore: Springer. pp. 255-264. doi:10.1007/978-981-97-4060-4_15

- Du X. and Li N., 2022, “Academic Paper Knowledge Graph, the Construction and Application,” in *Proceedings of the 2022 3rd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering*, Aachen, Germany: CEUR Workshop Proceedings, 15-27.
- Duan Y., Shao L., and Hu G., 2018, “Specifying Knowledge Graph with Data Graph, Information Graph, Knowledge Graph, and Wisdom Graph,” *International Journal of Software Innovation*, 6(2), 10-25. doi:10.4018/IJSI.2018040102
- Färber M., 2019, “The Microsoft Academic Knowledge Graph: A Linked Data Source with 8 Billion Triples of Scholarly Data,” in *The Semantic Web—ISWC 2019*, Cham, Switzerland: Springer, 113-129. doi:10.1007/978-3-030-30796-7_8
- He J., 2017, “Learning from Data Heterogeneity: Algorithms and Applications,” in *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-17)*, Melbourne, Australia: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 5126-5130. doi:10.24963/ijcai.2017/735
- Hendricks G., Lammey R., Ofiesh L., Bilder G., and Pentz E., 2023/9/12, “News: Crossref and Retraction Watch,” *Crossref*, <https://doi.org/10.13003/c23rw1d9> (accessed August 18, 2024).
- Hogan A., Blomqvist E., Cochez M., D’amato C., De Melo G., Gutierrez C., Kirrane S., Gayo J. E. L., Navigli R., Neumaier S., Ngonga Ngomo A.-C., Polleres A., Rashid S. M., Rula A., Schmelzeisen L., Sequeda J., Staab S., and Zimmermann A., 2022, “Knowledge Graphs,” *ACM Computing Surveys*, 54(4), 71. doi:10.1145/3447772
- Hoseini S., Theissen-Lipp J., and Quix C., 2024, “A Survey on Semantic Data Management as Intersection of Ontology-Based Data Access, Semantic Modeling and Data Lakes,” *Journal of Web Semantics*, 81, 100819. doi:10.1016/j.websem.2024.100819
- Huo Q., Fu H., Song C., Sun Q., Xu P., Qu K., Feng H., Liu C., Ren J., Tang Y., and Li T., 2024, “Knowledge Graph Based on Reinforcement Learning: A Survey and New Perspectives,” *IEEE Access*, 12, 161897-161924. doi:10.1109/ACCESS.2024.3479774
- Jiomekong A. and Tiwari S., 2024, “An Approach Based on Open Research Knowledge Graph for Knowledge Acquisition from Scientific Papers,” *The Electronic Library*, 42(3), 413-442. doi:10.1108/EL-06-2023-0154
- Lo C.-M. and Hung P.-H., 2025, “Fusion Learning from Non-Contrast CT Scans for the Detection of Hemorrhagic Transformation in Stroke Patients,” *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, 38(4), 2170-2182. doi:10.1007/s10278-024-01350-0
- Lo C.-M. and Sung S.-F., 2025, “Recognizing Artery Segments on Carotid Ultrasonography Using Embedding Concatenation of Deep Image and Vision-Language Models,” *Physics in Medicine and Biology*, 70(11), 115008. doi:10.1088/1361-6560/add8db
- Maddi A., Monneau E., Guaspare C., Gargiulo F., and Dubois M., 2023, “PubPeer and Self-Correction of Science: Male-Led Publications More Prone to Retraction,” *arXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.16059> (accessed March 15, 2025).

- Martin C. and Blatt M., 2013, "Manipulation and Misconduct in the Handling of Image Data," *The Plant Cell*, 25(9), 3147-3148. doi:10.1105/tpc.113.250980
- Mazaheri G., Avila K. U., and Roy-Chowdhury A. K., 2021, "Learning to Identify Image Manipulations in Scientific Publications," *arXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.01874> (accessed March 31, 2025).
- Moreira D., Cardenuto J. P., Shao R., Baireddy S., Cozzolino D., Gagnaniello D., Abd-Almageed W., Bestagini P., Tubaro S., Rocha A., Scheirer W., Verdoliva L., and Delp E., 2022, "SILA: A System for Scientific Image Analysis," *Scientific Reports*, 12, 18306. doi:10.1038/s41598-022-21535-3
- Nakamura-Gonino C. and de Araújo G. M., 2023, "Image Manipulation in Scientific Research," *Revista Pesquisa Qualitativa*, 11(27), 642-663. doi:10.33361/RPQ.2023.v.11.n.27.606
- Nguyen N.-V., Bui H.-S., and Ha Q.-T., 2019, "Ontology-Based Semantic Search for National Database of Natural Resources and Environment," in *Industrial Networks and Intelligent Systems (INISCOM 2019)*, Cham, Switzerland: Springer, 155-164. doi:10.1007/978-3-030-30149-1_13
- Oelen A., Jaradeh M. Y., Stocker M., and Auer S., 2020, "Generate FAIR Literature Surveys with Scholarly Knowledge Graphs," in *JCDL '20: Proceedings of the ACM/IEEE Joint Conference on Digital Libraries in 2020*, New York, NY: Association for Computing Machinery, 97-106. doi:10.1145/3383583.3398520
- Polenghi A., Roda I., Macchi M., and Pozzetti A., 2019, "Conceptual Framework for a Data Model to Support Asset Management Decision-Making Process," in *Advances in Production Management Systems: Production Management for the Factory of the Future (APMS 2019)*, Cham, Switzerland: Springer, 283-290. doi:10.1007/978-3-030-30000-5_36
- Raad B. and Altaei M. S. M., 2023, "Splicing Forgery Detection Using Image Chrominance and GLCM Features," *AIP Conference Proceedings*, 2457(1), 040001. doi:10.1063/5.0120155
- Rai A. K. and Srivastava S., 2023, "A Thorough Investigation on Image Forgery Detection," *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 134(3), 1489-1528. doi:10.32604/cmcs.2022.020920
- Saliba T. and Rotzinger D., 2025, "Figure Plagiarism and Manipulation, an Under-Recognised Problem in Academia," *European Radiology*, 35(8), 4518-4521. doi:10.1007/s00330-025-11426-2
- Sheokand V. and Singh V., 2016, "Modeling Data Heterogeneity Using Big Dataspace Architecture," in *Advances Computing and Communication Technologies: Proceedings of the 9th ICACCT, 2015*, Singapore: Springer, 259-268. doi:10.1007/978-981-10-1023-1_26
- Suganyakala R. and Rajalaxmi R. R., 2013, "Movie Related Information Retrieval Using Ontology Based Semantic Search," in *2013 International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES)*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 421-424. doi:10.1109/ICICES.2013.6508320

- Verma S., Bhatia R., Harit S., and Batish S., 2023, “Scholarly Knowledge Graphs through Structuring Scholarly Communication: A Review,” *Complex & Intelligent Systems*, 9(1), 1059-1095. doi:10.1007/s40747-022-00806-6
- Wawrzik F., Rafique K. A., Rahman F., and Grimm C., 2023, “Ontology Learning Applications of Knowledge Base Construction for Microelectronic Systems Information,” *Information*, 14(3), 176. doi:10.3390/info14030176
- WebPathology, n.d., “Gastrointestinal Stromal Tumors,” <https://www.webpathology.com/images/gastrointestinal/stomach/gastrointestinal-stromal-tumors> (accessed October 8, 2025).
- Zhao T., Hai N., Li W., Zheng W., Zhang Y., Li X., and Fei G., 2023, “Multi-Modal Medical Data Exploration Based on Data Lake,” in *Health Information Science: 12th International Conference (HIS 2023)*, Singapore: Springer, 213-222. doi:10.1007/978-981-99-7108-4_18
- Zheng Z., Luo X., Li P., Piao S., Cao X., Liu X., Yang L., Hu B., Geng Y., and Geng D., 2025, “CrossNeXt: ConvNeXt-Based Cross-Teaching with Entropy Minimization for Semi-Supervised Liver Segmentation from Abdominal MRI,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 125, 102624. doi:10.1016/j.compmedimag.2025.102624
- Zitnick C. L., Vedantam R., and Parikh D., 2016, “Adopting Abstract Images for Semantic Scene Understanding,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(4), 627-638. doi:10.1109/TPAMI.2014.2366143