



2021

IL CAPITALE CULTURALE

*Studies on the Value of Cultural Heritage*

**eum**

*Rivista fondata da Massimo Montella*



## Il capitale culturale

*Studies on the Value of Cultural Heritage*

n. 24, 2021

ISSN 2039-2362 (online)

*Direttore / Editor in chief*

Pietro Petrarola

*Co-direttori / Co-editors*

Tommy D. Andersson, Elio Borgonovi,  
Rosanna Cioffi, Stefano Della Torre, Michela  
di Macco, Daniele Manacorda, Serge Noiret,  
Tonino Pencarelli, Angelo R. Pupino, Girolamo  
Sciullo

*Coordinatore editoriale / Editorial coordinator*

Giuseppe Capriotti

*Coordinatore tecnico / Managing coordinator*

Pierluigi Feliciati

*Comitato editoriale / Editorial board*

Giuseppe Capriotti, Mara Cerquetti, Francesca  
Coltrinari, Patrizia Dragoni, Pierluigi Feliciati,  
Costanza Geddes da Filicaia, Maria Teresa  
Gigliozzi, Enrico Nicosia, Francesco Pirani,  
Mauro Saracco, Emanuela Stortoni

*Comitato scientifico - Sezione di beni  
culturali / Scientific Committee - Division of  
Cultural Heritage*

Giuseppe Capriotti, Mara Cerquetti,  
Francesca Coltrinari, Patrizia Dragoni,  
Pierluigi Feliciati, Maria Teresa Gigliozzi,  
Susanne Adina Meyer, Marta Maria Montella,  
Umberto Moscatelli, Sabina Pavone, Francesco  
Pirani, Mauro Saracco, Emanuela Stortoni,  
Federico Valacchi, Carmen Vitale

*Comitato scientifico / Scientific Committee*

Michela Addis, Mario Alberto Banti, Carla  
Barbati, Caterina Barilaro, Sergio Barile, Nadia  
Barrella, Gian Luigi Corinto, Lucia Corrain,  
Girolamo Cusimano, Maurizio De Vita, Fabio  
Donato, Maria Cristina Giambruno, Gaetano  
Golinelli, Rubén Lois Gonzalez, Susan Hazan,  
Joel Heuillon, Federico Marazzi, Raffaella  
Morselli, Paola Paniccia, Giuliano Pinto, Carlo  
Pongetti, Bernardino Quattrociochi, Margaret  
Rasulo, Orietta Rossi Pinelli, Massimiliano

Rossi, Simonetta Stopponi, Cecilia Tasca, Andrea  
Ugolini, Frank Vermeulen, Alessandro Zuccari

*Web*

<http://riviste.unimc.it/index.php/cap-cult>

*e-mail*

[icc@unimc.it](mailto:icc@unimc.it)

*Editore / Publisher*

eum edizioni università di macerata, Corso  
della Repubblica 51 – 62100 Macerata

tel (39) 733 258 6081

fax (39) 733 258 6086

<http://eum.unimc.it>

[info.ceum@unimc.it](mailto:info.ceum@unimc.it)

*Layout editor*

Marzia Pelati

*Progetto grafico / Graphics*

+crocevia / studio grafico

Rivista accreditata WOS

Rivista riconosciuta SCOPUS

Rivista riconosciuta DOAJ

Rivista indicizzata CUNSTA

Rivista indicizzata SISMED

Inclusa in ERIH-PLUS



---

# Infrastrutture per la conoscenza

# La Computer Vision per l'analisi dei dipinti

Michele Riccardo Ciavarella\*

## *Abstract*

La crescita del mercato dell'arte, nonché l'enorme quantitativo di immagini digitalizzate di dipinti sul web, stanno ponendo nuove sfide agli studiosi del patrimonio culturale in un quadro di maggiore interazione interdisciplinare con ricercatori nel campo dell'analisi computerizzata delle immagini. Accanto all'affermarsi di metodologie di diagnostica sempre meno invasive e portabili, grande interesse è riposto nelle tecniche di intelligenza artificiale (IA) e nella *computer vision* (CV) a supporto di operazioni di classificazione e riconoscimento delle opere d'arte. Questo articolo presenta una selezione di alcuni tra i principali approcci dell'ultimo decennio impiegati nella classificazione computerizzata dei dipinti, mettendone in evidenza le caratteristiche, limiti ed opportunità.

Over the past years, the increasing art market demand and the number of fine-art collections that are digitized and shared over the web have led to cross-disciplinary interaction of art historians and image analysis researchers. Therefore, a wide range of techniques from computer vision are being applied to challenge style classification, attribution and artist identification. In recent years, with the successful performance of machine learning and

\* Michele Riccardo Ciavarella, PhD Student in Formazione, Patrimonio Culturale e Territori, Università di Macerata, Dipartimento di Scienze della Formazione, dei Beni Culturali e del Turismo, piazzale L. Bertelli 1, 62100 Macerata, e-mail: mr.ciavarella@gmail.com.

deep learning techniques new research prospects have opened up at the intersection of artificial intelligence and art history methodologies. This paper presents a literature review of different classification approaches and outlines some general problems and opportunities in the field of art history.

### 1. *Computer Vision e analisi dei dipinti*

In questi ultimi anni, con il crescere della qualità e dell'accessibilità a sensori ottici sempre meno costosi e di hardware capaci di assecondare bisogni di calcolo crescenti, lo studio dell'arte si sta affacciando ad un'espansione delle proprie metodologie di indagine attraverso la definizione di metodi computazionali che possono supportare molti dei processi di analisi delle opere<sup>1</sup>.

Tra gli esempi recenti troviamo nel 2019 la *call<sup>2</sup>* del consorzio Pharos<sup>3</sup> rivolta, all'interno del progetto pilota per la pubblicazione online di una enorme collezione di immagini digitalizzate provenienti da alcuni dei più importanti archivi del mondo<sup>4</sup>, ad esperti di CV per l'analisi dei dipinti. Gli studi condotti dalla fondazione Kress sui dataset del consorzio Pharos<sup>5</sup> hanno dimostrato come le tecniche di CV possano essere estremamente utili nella risoluzione di problemi legati al confronto di immagini fotografiche simili, come: riconoscere differenze di illuminazione o metodo di scansione; esaminare immagini alternative della stessa opera (dettagli, fotografie in diverse prospettive); evidenziare diversi stati di conservazione (osservabili dal confronto di fotografie scattate in tempi diversi); riconoscere opere differenti che hanno forti similarità; individuare immagini associate in maniera errata ai metadati; verificare immagini ambigue.

Così come accaduto per i raggi X, i metodi di IA e CV si stanno rivelando utilissimi strumenti per osservare l'invisibile ed espandere le possibilità di indagare e interrogare le opere d'arte. Tutto questo avviene però, come sottolineano Fiorucci *et al.*<sup>6</sup>, con evidenti limiti all'integrazione tra le discipline che si occupano del patrimonio culturale e quelle dell'IA. Lo segnala lo scarso numero di pubblicazioni in cui studiosi e professionisti provenienti dal settore del patrimonio culturale, limitandosi a supportare gli esperti in IA e CV nell'individuazione delle caratteristiche da estrarre ed analizzare, occupano ruoli marginali nei processi di definizione degli algoritmi. Altro limite fondamentale lo si riscontra, poi, nella disponibilità di dati adatti al flusso di lavoro dell'analisi

<sup>1</sup> Manovich 2015.

<sup>2</sup> <<https://hnnews.org/call-for-participation-pharos-pilot-project/>>, 30.08.2021.

<sup>3</sup> <<http://images.pharosartresearch.org/>>, 30.08.2021.

<sup>4</sup> In particolare: il Frick Art Reference Library (New York, USA); I Tatti, the Harvard University Center for Italian Renaissance Studies (Firenze, Italy); Fondazione Federico Zeri (Bologna, Italy); Biblioteca Hertziana – Max Planck Institute for Art History (Roma, Italy); and Deutsches Dokumentationszentrum für Kunstgeschichte – Bildarchiv Foto Marburg (Marburg, Germania).

<sup>5</sup> Resig 2014.

<sup>6</sup> Fiorucci *et al.* 2020.

automatizzata e quantitativamente sufficienti per permettere l'applicazione di reti neurali convoluzionali (CNN). Problema, questo, che richiede ai soggetti produttori dei database, provenienti dal settore del patrimonio culturale, di compiere uno sforzo di integrazione verso le esigenze e le possibilità messe in campo dagli strumenti di IA e CV e adottare strategie che dirigano tali ricerche, evitando di lasciare il campo ad analisi operate su dati non controllati.

A questo scopo, rimandando ad una successiva trattazione una più esaustiva disamina, si è deciso di offrire una panoramica su alcuni degli approcci più significativi nel campo della CV applicati all'analisi dei dipinti. In particolare a quelle ricerche, degli ultimi dieci anni, dirette ai processi di: classificazione dei pittori per genere; studio su grandi collezioni digitali; identificazione degli artisti.

Nei prossimi paragrafi si osserverà come al crescere della dimensione dei dataset indagati, dai primi studi, caratterizzati dalla difficoltà di tradurre in algoritmi robusti modelli di indagine estetica o analisi iconografica<sup>7</sup>, si è passati, in tempi più recenti, a metodologie che guardano alla possibile verifica sperimentale delle prospettive di indagine proposte dalla storia dell'arte.

## 2. *Classificazione dei pittori in base al genere*

I primi tentativi di classificazione automatizzata dei dipinti sono stati eseguiti utilizzando caratteristiche di basso livello *handcrafted*<sup>8</sup> estratte da immagini provenienti da basi di dati non controllate, per lo più provenienti dal web.

Diversi sono gli approcci utilizzati in questo senso. Günsel *et al.*, con la realizzazione del prototipo "Art Historian"<sup>9</sup>, utilizzano un classificatore SVM che permette ad un utente di compiere operazioni di ricerca su un database xml di dipinti afferenti a 5 stili: classicismo, impressionismo, cubismo, espressionismo e surrealismo. La classificazione, che riporta un'accuratezza del 90%, viene realizzata individuando sei caratteristiche: la percentuale di colore scuro calcolato a partire da immagini a 8 bits (256 livelli di grigio) come rapporto tra il numero di pixel scuri (nell'intervallo tra 0 e 64) e il totale dei pixel; il gradiente; la luminanza massima locale e globale nell'istogramma di luminanza; l'intervallo di colori desunto dall'istogramma di luminanza; la deviazione del livello di grigio medio di ciascuno dei 9 blocchi delle stesse dimensioni in cui vengono divise le immagini, dal livello di grigio medio acquisito all'interno dell'intera immagine; la misura di asimmetria della distribuzione del livello di grigio.

<sup>7</sup> Stork 2006, 2009.

<sup>8</sup> Nanni *et al.* 2017.

<sup>9</sup> Icoglu *et al.* 2004; Günsel *et al.* 2005.

Prendendo spunto dal lavoro di Gunsel, Zujovic *et al.*<sup>10</sup> operano una classificazione di 353 immagini di dipinti acquisite da Artlex<sup>11</sup>, Google e la collezione digitale del Consortium of Academic and Research Libraries in Illinois (CARLI Digital Collections)<sup>12</sup>, appartenenti a 5 generi: espressionismo astratto; cubismo; impressionismo; pop Art; realismo. La classificazione raggiunge il valore di precisione massimo del 68.3% sulle caratteristiche di: colore, nel modello *hue saturation Value* (HSV); steerable pyramid<sup>13</sup>; il bordo.

L'esigenza di creare dataset da sottoporre alla comunità scientifica per testare e confrontare algoritmi e metodologie porta Shamir *et al.*, nel 2010, alla creazione dell'*artistic style dataset*<sup>14</sup>. Questo database presenta la classificazione di 9 artisti ricondotti a 3 generi: Vincent Van Gogh, Claude Monet e Pierre-Auguste Renoir quali esponenti dell'impressionismo; Mark Rothko, Jackson Pollock, e Wassily Kandinsky per l'espressionismo astratto; Salvador Dalí, Max Ernst, and Giorgio de Chirico: surrealismo. In totale 9 pittori per un totale di 513 dipinti. Per ogni pittore sono state utilizzate 57 immagini, di cui 40 per il training, mentre per ottenere le caratteristiche vengono impiegati 11 diversi algoritmi di estrazione e analisi statistica. In questo studio sono infine presentate 9 diverse classificazioni: un dato dipinto viene ricondotto a una delle 9 classi (scuole); 3 classificatori sono impiegati per individuare il grado di appartenenza di ogni artista alle 9 scuole; 3 classificatori distinguono le 9 scuole; 2 classificatori associano i dipinti alle scuole; un classificatore riconduce un artista ad una determinata scuola. Ripetuto 50 volte l'esperimento ha portato ad una accuratezza media del 71%. Lo studio presenta poi una matrice di similarità tra i pittori suggerendo le influenze intercorse tra le diverse scuole<sup>15</sup>.

Saranno gli studi compiuti da Arora ed Elgamall<sup>16</sup> a porre l'accento sull'esigenza di sviluppare metodi capaci di analizzare gli oggetti presenti nei dipinti ed estrarre caratteristiche semantiche. Nel loro studio gli autori confrontano diverse tipologie di caratteristiche, ottenendo il miglior risultato utilizzando il descrittore *Classemes*<sup>17</sup>.

Con la crescente disponibilità di dataset di immagini di dipinti sul web e i promettenti risultati delle CNN nelle operazioni di classificazione di grandi quantitativi di dati, l'interesse degli studiosi si è spostato gradualmente verso la possibilità di operare analisi su larga e generare conoscenza attraverso reti e mappe capaci di porre nuovi interrogativi alle collezioni digitali. Krizhevsky

<sup>10</sup> Zujovic *et al.* 2009.

<sup>11</sup> Contente fino a 3600 termini riguardanti arte comprensive di immagini, oggi non più attivo ma è comunque consultabile tramite l'url: <<https://web.archive.org/web/20160905145612/http://www.artlex.com/>>, 31.08.2021.

<sup>12</sup> <<https://collections.carli.illinois.edu/>>, 30.08.2021.

<sup>13</sup> Portilla, Simoncelli 1999.

<sup>14</sup> Shamir *et al.* 2010.

<sup>15</sup> Shamir 2012, Shamir, Tarakhovsky 2012.

<sup>16</sup> Arora, Elgammal, 2012.

<sup>17</sup> Torresani *et al.* 2010.

*et al.*<sup>18</sup>, ad esempio, testando il dataset di ImageNet, composto da 100 mila immagini, ed utilizzano le caratteristiche di colore, i descrittori di caratteristiche globali (GIST)<sup>19</sup>, salienza, le meta-class features per il contenuto delle immagini<sup>20</sup> e le DeCAF features<sup>21</sup>, come attivatori del livello più alto di una CNN, riescono a ricondurre i dipinti in 25 differenti stili diversi, pur con un'accuratezza media del 47.3%.

Se nel processamento delle immagini le caratteristiche come texture e colore avevano dimostrato una maggiore efficienza per la classificazione di stili e artisti, il problema dell'annotazione del contenuto e la semantica portano a sviluppare e testare differenti approcci e a spingere verso la pubblicazione di basi di dati già predisposte a successive operazioni di analisi e test di algoritmi. In questo senso va visto il lavoro effettuato da Carneiro *et al.*<sup>22</sup> nella realizzazione del dataset PrintArt. Costituito da 988 immagini monocromatiche, PrintArt contiene 27 classi di temi e, a differenza di altri set di dati utilizzati per la classificazione dell'artista e dello stile, annotazioni locali e globali per i temi visivi dei dipinti contenuti in Artstor<sup>23</sup>.

Partendo da PrintArt, Saleh *et al.*<sup>24</sup>, operando una comparazione tra caratteristiche semantiche di basso e di medio livello e cercando di indagare le possibili relazioni di influenza pittori, sviluppano una mappa di similarità tra gli artisti (*Map of Artists*) che permette di avvicinare l'analisi automatizzata a quei processi tipici di confronto tra artisti e stili compiuti dai conoscitori d'arte.

Altro studio su larga scala in risposta alla domanda di basi di dati di più grandi dimensioni, utili per testare le CNN, è quello che porta Khan *et al.* alla pubblicazione del dataset Painting-91<sup>25</sup>, costituito da 4266 dipinti di 91 pittori diversi (tab. 1).

Pittore	n.Op.	Pittore	n.Op.	Pittore	n.Op.	Pittore	n.Op.
1:Albrecht Durer	43	24:Francisco De Goya	49	47:J. Louis David	50	70:P. Paul Rubens	50
2:A. Modigliani	50	25:F. De Zurbaran	50	48:James Ensor	50	71:Picasso	50
3:A. Mantegna	47	26:Frans Hals	50	49:J.M. Whistler	50	72:P.A. Renoir	50
4:Andy Warhol	32	27:Franz Marc	50	50:Jan Van Eyck	40	73:P. Bruegel Il Vecchio	45

<sup>18</sup> Krizhevsky *et al.* 2012, 2013.

<sup>19</sup> Oliva, Torralba, 2006.

<sup>20</sup> Bergamo *et al.* 2012.

<sup>21</sup> Donahue *et al.* 2013.

<sup>22</sup> Carneiro *et al.* 2012.

<sup>23</sup> <<https://www.artstor.org/>>, 31.08.2021.

<sup>24</sup> Saleh *et al.* 2014.

<sup>25</sup> Khan *et al.* 2014.

5:Arshille Gorky	33	28:F. Edwin Church	50	51:Jan Vermeer	35	74:Piet Mondrian	38
6:Camille Corot	50	29:Frida Kahlo	31	52:Jasper Johns	50	75:Raphael	39
7:Caravaggio	41	30:Gentileschi A.	50	53:J.A. Watteau	50	76:Rembrandt Van Rijn	47
8:C. David Friedrich	49	31:Georges Braque	50	54:J.A.D. Ingres	50	77:Rene Magritte	50
9:Claude Lorrain	50	32:Georges De La Tour	50	55:J.F. Millet	50	78:R.r Van Der Weyden	39
10:Claude Monet	36	33:Georges Seurat	38	56:J.M. Basquiat	43	79:Roy Lichtenstein	50
11:D.G. Rossetti	50	34:Georgia O'keefe	50	57:J. Patinir	40	80:S. Dalì	46
12:David Hockney	50	35:Gerhard Richter	50	58:Joan Miro	50	81:S. Botticelli	56
13: D. Velazquez	39	36:Giorgio De Chirico	50	59:J. Constable	50	82:T. Gericault	50
14:Edgar Degas	51	37:Giorgione	47	60:J.M.W. Turner	50	83:Tintoretto	50
15:Edouard Manet	45	38:Giotto Di Bondone	48	61:K.r Malevich	50	84:Titian	51
16:Edvard Munch	49	39:Gustave Courbet	40	62:Lucio Fontana	50	85:U. Boccioni	50
17:Edward Hopper	50	40:Gustave Moreau	50	63:Marc Chagall	44	86:V. Van Gogh	42
18:Egon Schiele	50	41:Gustav Klimt	36	64:Mark Rothko	50	87:W. Kandinsky	50
19:El Lissitzky	50	42:H. Holbein Il Giovane	43	65:Max Ernst	50	88:Willem De Kooning	43
20:E.e Delacroix	48	43:Hans Memling	50	66:N. Poussin	50	89:William Blake	45
21:Fernand Leger	50	44:Henri Matisse	50	67:Paul Cezanne	50	90:William Hogarth	39
22:Fra Angelico	47	45:Hieronimus Bosch	50	68:Paul Gauguin	51	91:Winslow Homer	50
23:Francis Bacon	50	46:Jackson Pollock	41	69:Paul Klee	50		

Tab. 1. Painting-91 dataset (Fonte: Khan *et al.* 2014)

Il problema di selezionare caratteristiche capaci di simulare con buona approssimazione la percezione visiva umana ed estrarre dati significativi, resta di difficile soluzione. Affrontando questo problema Condorovici *et al.*<sup>26</sup> propongono l'utilizzo di caratteristiche ispirate alla visione umana come il

<sup>26</sup> Condorovici *et al.* 2015.

riconoscimento della luminanza, della forma, delle texture, del contorno e del colore. Lo studio prodotto, utilizzando un classificatore SVM su un database contenente 4119 immagini riferite a 8 stili, presenta un'accuratezza 72,24%.

Diverso è invece l'approccio al problema proposto da Saleh ed Elgammal. In un primo studio<sup>27</sup> che utilizza *Wikiart paintings*<sup>28</sup>, gli autori avanzano l'idea di sviluppare un modello che prenda spunto dagli approcci metodologici che gli stessi storici dell'arte hanno utilizzato per arrivare a riconoscere uno stile, il genere e l'artista. Per farlo elaborano e confrontano due metodi relativi rispettivamente alle caratteristiche di basso livello (low-level features), in particolare i descrittori GIST, e alle caratteristiche semantiche estratte attraverso tre rappresentazioni delle immagini: Classeme e il descrittore Picodes<sup>29</sup>, ottenendo 2659 dimensioni di caratteristiche Classeme e 2048 Picodes, e un CNN nell'implementazione di Vedaldi e Lenc<sup>30</sup> per estrarre un vettore delle caratteristiche a 1000 dimensioni dall'ultimo livello della CNN. L'esperimento evidenzia le migliori performance nell'utilizzo dei descrittori Classeme per i compiti di riconoscimento dello stile, del genere e della classificazione degli artisti.

Ad approfondire ulteriormente l'idea di una metodologia dell'arte predittiva sarà Elgammal *et al.*<sup>31</sup>, proponendo di tradurre in maniera algoritmica lo schema analitico visuale teorizzato dallo studioso svizzero Heinrich Wölfflin (1846-1945) in Concetti fondamentali di Storia dell'Arte<sup>32</sup>. In quest'opera il Wölfflin distingue cinque coppie di concetti/caratteristiche estetiche: lineare/pittorico (i contorni/macchie), superficie/profondità, forma chiusa/forma aperta, molteplicità/unità, chiarezza assoluta/chiarità relativa. Queste coppie si traducono in diversi modelli di reti neurali convoluzioni adattati ai principi di Wölfflin e testati su un'ampia collezione di 77 mila immagini digitalizzate del WikiArt dataset. Lo studio dimostra che le reti pre-formate e ottimizzate superano le reti addestrate da zero con tassi di precisione del 63,7% contro il 55,2%. Tuttavia, gli stessi autori ritengono che le reti addestrate da zero potrebbero sopravanzare quelle preformate se fossero disponibili dati sufficienti.

Guardando alle performance delle CNN e utilizzando sempre il WikiArt database, Zhu *et al.*<sup>33</sup> evidenziano una più alta precisione dell'algoritmo di CNN Inception V3. Testando i 4 modelli convoluzionali più diffusi (VGG-16; ResNet-152; Inception V3; Inception-ResNet V2), Inception V3 raggiunge un'accuratezza dell'88,35% su un dataset di 24,110 dipinti di 235 artisti e 9 stili, diviso al 90% per il training e il 10% per il testing.

<sup>27</sup> Saleh, Elgammal 2015.

<sup>28</sup> <<https://www.wikiart.org/>>, 30.08.2021.

<sup>29</sup> Bergamo *et al.* 2011.

<sup>30</sup> Vedaldi, Lenc 2016.

<sup>31</sup> Elgammal *et al.* 2018.

<sup>32</sup> Wölfflin 1964.

<sup>33</sup> Zhu *et al.* 2019.

### 3. *Studi sulle collezioni*

Come abbiamo detto in precedenza, il progressivo aumento delle pubblicazioni da parte di istituzioni culturali di fotografie di dataset controllati, arricchiti da metadati contenenti attributi collegati semanticamente e di fotografie ad alta risoluzione ha incoraggiato la possibilità di indagare intere collezioni digitalizzate. Nel Rijksmuseum *challenge* del 2014, Mensink e van Gemert improntano una ricerca sul dataset<sup>34</sup> del museo composto da 112,039 immagini di opere a 300dpi ognuna con il corrispondente pacchetto di metadati in formato xml. Lo studio si articola in quattro attività predittive: classificare gli artisti; la tipologia di opera; il tipo di materiale; l'anno di creazione. Il database è stato diviso in tre gruppi di dati test casuali: 70% delle immagini per il *train* e la regressione; il 10% per testare gli iperparametri; il 20% per misurare le performance. Vengono impiegati due differenti algoritmi di trasformazione delle caratteristiche invariante di scala (SIFT)<sup>35</sup> e un classificatore liblinear SVM. Per quanto all'accuratezza della classificazione degli artisti questa raggiunge il 76,3%.

Altro studio su vasta scala riguardante la collezione digitale di un museo è quello relativo al dataset *OmniArt*<sup>36</sup> mentre il dataset *BAM*<sup>37</sup> è realizzato dall'analisi della collezione digitale del sito web commerciale *Behance*<sup>38</sup>.

### 4. *Identificazione dei pittori*

Più complessa è l'attività di identificazione di un pittore anche in chiave di discriminazione tra originali e falsi. In questa tipologia di studi viene messa in evidenza la carenza dei dati a disposizione e l'esiguo numero dei campioni attraverso cui poter individuare caratteristiche a scarsa variabilità. Tra le caratteristiche più indagate c'è sicuramente quello dell'andamento della pennellata, i pigmenti, l'iconografia.

In Johnson *et al.*<sup>39</sup> vengono analizzate le pellicole Ektachrome di 110 dipinti di Van Gogh provenienti dal museo Van Gogh e il Kröller-Müller e rintracciati quegli elementi caratteristici della pennellata che possano definire un andamento peculiare. In questo studio, sui 82 dipinti già attribuiti al pittore olandese, 6 riconosciuti dagli studiosi come non Van Gogh e 13 dipinti oggetto di dibattito, attraverso l'uso di un algoritmo di estrazione del tipo *Multiscale histograms* in combinazione con una tecnica di IA supervisionata del tipo *support vector*

<sup>34</sup> Mensink, van Gemert 2014, <<https://data.rijksmuseum.nl/>>, 31.08.2021.

<sup>35</sup> Lowe 2004.

<sup>36</sup> <<http://www.vistory-omniart.com/>>, 30.08.2021.

<sup>37</sup> <<https://bam-dataset.org/>>, 30.08.2021.

<sup>38</sup> <<https://www.behance.net/>>, 30.08.2021.

<sup>39</sup> Johnson *et al.* 2008

*machine* (SVM), viene proposto un metodo per riscontrare similarità alle caratteristiche di riferimento in 4 dei 6 dipinti non riconducibili a Van Gogh.

La combinazione dell'imaging iperspettrale (HSI) con modelli di apprendimento per l'elaborazione del segnale possono essere utilizzati per supportare il processo di autenticazione mediante l'identificazione e la classificazione dei pigmenti. Tecniche di indagini spettrale (HSI), con sensori Red Eye 1.7, combinate a *support vector machine* (SVM), ed in particolare la libreria LIBSVM, in un approccio "one-against-one" per eseguire l'analisi multivariata dei dati e creare una piccola libreria di pigmenti correlati alla loro immagine spettrale, sono state impiegate da Polak *et al.*<sup>40</sup> (2016, 2017) nell'analisi di noti falsi di Wolfgang Bertacchi. Il metodo presenta un'accuratezza del 78% nel riconoscere i pigmenti e suggerisce che miglioramenti futuri con l'ampliamento delle bande spettrali da prendere in considerazione e un miglior metodo di ricerca degli iperpiani di separazione dei dati.

Più di recente Narag e Soriano<sup>41</sup> utilizzano 13 immagini ad alta risoluzione (da 393-521dpi) dei dipinti dell'artista filippino Juan Luna ottenuti dal Museum Nazionale delle Filippine confrontandoli con altre 13 immagini ad alta risoluzione di vari artisti filippini ottenuti dal Museo Vargas. Inizialmente tutte le immagini state portate in scala di grigi e ridotte in alta risoluzione a 375 dpi e in bassa risoluzione a 100 dpi. L'estrazione delle caratteristiche ha riguardato la sezione in primo piano, lo sfondo e i dipinti nella loro interezza. Una volta costruita la matrice di co-occorrenza dei livelli di grigi, sono state implementate in linguaggio python, tramite l'impiego della libreria scikit-learn, due classificatori di CNN e SVM per predire l'autore dei dipinti. Lo studio mette in evidenza i migliori risultati ottenuti impiegando le SVM nell'analisi dello sfondo (83% per le immagini a 375 dpi e 82% quelle 100 dpi) suggerendo che questo sia, così come affermato da precedenti studi sulla stilometria<sup>42</sup>, riconducibile alla rappresentazione inconscia univoca dell'artista e quindi tra le caratteristiche distintive di ogni artista. In più dimostrano che le caratteristiche della trama producono prestazioni soddisfacenti senza basarsi su reti convoluzionali che richiedono un grande insieme di dati.

Riprendendo la metodologia proposta dallo storico dell'arte Maurits Michel van Dantzig<sup>43</sup> di segmentare i singoli tratti e quantificare tutte le caratteristiche dei singoli segmenti Elgammal *et al.*<sup>44</sup> elaborano un modello computazionale da applicare alle immagini dei disegni di Picasso (130), Henry Matisse (77), Egon Schiele (36), Amedeo Modigliani (18) e una piccola opera rappresentativa di altri artisti (36), che vanno dal 1910 al 1950 d.C., confrontandoli con opere false di Picasso (24), Matisse (39) e Schiele (20) commissionate ad artisti che

<sup>40</sup> Polak *et al.*, 2016, 2017.

<sup>41</sup> Narag, Soriano 2019.

<sup>42</sup> Qi, Hughes 2011, Qi *et al.* 2013.

<sup>43</sup> Dantzig 1973.

<sup>44</sup> Elgammal *et al.*, 2017.

hanno utilizzato le stesse tecniche. Gli esperimenti mostrano che la metodologia proposta può classificare i singoli tratti con una precisione del 70%-90% e aggregare i disegni con una precisione superiore all'80%.

Per superare le limitazioni dello studio della pennellata attraverso immagini bidimensionali, alcuni ricercatori raccomandano l'uso di scansioni 3D e fotogrammetriche dei dipinti<sup>45</sup>. I limiti di questo approccio, però, come sottolineano Kim *et al.*<sup>46</sup> sono da rintracciarsi nei lunghi tempi per ottenere le scansioni e nei problemi di illuminazione e taratura dei sensori.

In controtendenza con gli assunti di Dantzig e dei critici che vogliono la firma dell'artista trovarsi invariabilmente nel tratto, Frank *et al.*<sup>47</sup>, rimarcando come connoisseurs e storici dell'arte dibattano spesso sulla bontà del tratto e della pennellata come caratteristica distintiva, data la loro dipendenza dai materiali, la variabilità nel tempo e la mancanza di una metodologia consolidata di analisi, propongono di applicare una metodologia che utilizza come discriminante l'entropia dell'immagine, ovvero il grado di diversità nell'immagine. Una volta rintracciati gli elementi salienti da sottoporre ad una classificazione CNN sui ritratti di Rembrandt e i paesaggi di Van Gogh, lo studio intervenendo nel dibattito sul riconoscimento delle opere del falsario John Myatt, mette a confronto il grado di probabilità nell'attribuzione dei Rembrandt con il parere di esperti. Il risultato ha fatto emergere il dipinto Uomo con l'elmetto d'oro, attribuito ai seguaci del pittore, come attribuibile a Rembrandt.

## 5. Conclusione

Dall'introduzione dei raggi X nei metodi diagnostici e la possibilità di rivelare ciò che è invisibile agli occhi, la ricerca di strumenti che possano superare la visione umana sta spingendo la scienza verso l'applicazione di intelligenze artificiali in grado di analizzare grandi quantitativi di immagini e che puntano a replicare gli approcci attuati dagli esperti.

L'applicazione di tali metodologie, con la relativa automatizzazione di attività sempre meno dipendenti dal rapporto intimo tra il conoscitore e l'oggetto d'arte, non sta solo ponendo un forte interrogativo ai saperi e allo strumentario a disposizione degli studiosi ma è ormai un elemento di dibattito sul mutamento dei ruoli e delle modalità operative, a cui gli esperti di arte e gli storici, il mercato e le istituzioni, dovranno, inevitabilmente, far fronte.

Si è visto, più di recente, che se l'impiego delle CNN può avere un forte impatto nella classificazione su larga scala, molto più difficile è coglierne l'apporto nei processi di riconoscimento e attribuzione di opere d'arte. La ragione di ciò

<sup>45</sup> Breuckmann 2011, Elkhuizen 2014.

<sup>46</sup> Kim *et al.* 2019.

<sup>47</sup> Frank *et al.* 2020a, 2020b.

deriva da alcune limitazioni fondamentali delle reti neurali: sebbene abbiano architetture computazionali particolarmente adatte alla classificazione delle immagini, la capacità delle CNN dipende in modo critico dalla quantità di dati.

Un secondo problema è legato alle risorse di calcolo per la dimensione delle immagini trattate. La maggior parte delle CNN elabora immagini di dimensioni inferiori a 300x300 pixel e con l'aumentare delle dimensioni dell'immagine aumentano le risorse di calcolo e di memoria portando l'addestramento a rallentare fino a quasi fermarsi.

La pur parziale analisi della letteratura, qui presentata, oltre a rivelare una vasta gamma di approcci e possibili applicazioni della CV nel campo di indagine storica artistica, segnala, in ultimo, la necessità degli studiosi delle discipline storico artistiche di presidiare quella vivace propensione della CV alla ricerca di algoritmi predittivi efficaci.

#### *Riferimenti bibliografici / References*

- Arora R.S., Elgammal A. (2012), *Towards automated classification of fineart painting style: A comparative study*, in *Atti della 21<sup>a</sup> International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)* (Tsukuba, Giappone, Novembre 11-15 2012), Red Hook: Curran Associates, pp. 3541-3544.
- Bergamo A., Torresani L., Fitzgibbon A.W. (2011), *PiCoDes: Learning a Compact Code for Novel-Category Recognition*, in *Atti del convegno Neural Information Processing Systems* (Granada, Spagna, 12-15 dicembre 2011), Red Hook: Curran Associates, pp. 2088-2096.
- Breuckmann B. (2011), *3-dimensional digital fingerprint of paintings*, in *Atti della 19<sup>a</sup> European Signal Processing Conference* (Barcellona, Spagna, 29 agosto – 2 settembre 2011), Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers, pp. 1249-1253.
- Carneiro G., da Silva N.P., Del Bue A., Costeira J.P. (2012), *Artistic Image Classification: An Analysis on the PRINTART Database*, in *Computer Vision*, a cura di A. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato, C. Schmid, Berlino: Springer, pp. 143-157.
- Condorovici R.G., Florea C., Vertan C. (2015), *Automatically classifying paintings with perceptual inspired descriptors*, «Journal of Visual Communication and Image Representation», n. 26, pp. 222-230.
- Dantzig M.M. van. (1973), *Pictology: An analytical method for attribution and evaluation of pictures*, Leiden: Brill.
- Donahue J., Jia, Y., Vinyals O., Hoffman J., Zhang N., Tzeng E., Darrell T. (2013), *DeCAF: A Deep Convolutional Activation Feature for Generic Visual Recognition*. arXiv:1310.1531 [cs]. <<http://arxiv.org/abs/1310.1531>>, 30.08.2021.

- Elgammal A., Kang Y., Den Leeuw M. (2017), *Picasso, Matisse, or a Fake? Automated Analysis of Drawings at the Stroke Level for Attribution and Authentication*, in *Atti della 32<sup>a</sup> AAAI Conference on Artificial Intelligence* (New Orleans, Stati Uniti, 2-7 febbraio 2018), Palo Alto: AAAI Press, vol. 32, n. 1, pp. 42-50.
- Elgammal A., Mazzone M., Liu B., Kim D., Elhoseiny M. (2018), *The Shape of Art History in the Eyes of the Machine*, in *Atti della 32<sup>a</sup> AAAI Conference on Artificial Intelligence* (New Orleans, Stati Uniti, 2-7 febbraio 2018), Palo Alto: AAAI Press, vol. 32, n. 1, pp. 2183-2191.
- Elkhuizen W., Zaman T., Verhofstad W., Jonker P., Dik J., Geraedts J. (2014), *Topographical scanning and reproduction of near-planar surfaces of paintings*, «*Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*», n. 9018, pp. 1-12.
- Fiorucci M., Khoroshiltseva M., Pontil M., Traviglia A., Del Bue A., & James S. (2020), *Machine Learning for Cultural Heritage: A Survey*, «*Pattern Recognition Letters*» n. 133, pp. 102-108.
- Frank S.J., Frank A.M. (2020a), *Salient Slices: Improved Neural Network Training and Performance with Image Entropy*, «*Neural Computation*», n. 32(6), pp. 1222-1237.
- Frank S.J., Frank A.M. (2020b), *Analysis of Dutch Master Paintings with Convolutional Neural Networks*. in arXiv:2002.05107 [cs]. <<http://arxiv.org/abs/2002.05107>>, 30.08.2021.
- İcoglu O., Günsel B., Sariel S. (2004), *Classification and indexing of paintings based on art movements*, in *Atti della 12<sup>a</sup> European Signal Processing Conference* (Vienna, Austria, 4-8 settembre 2004), Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers, pp. 749-752.
- Günsel B., Sariel S., İcoglu O. (2005), *Content-based access to art paintings*, in *Atti della IEEE International Conference on Image Processing, ICIIP 2005*, (Genova, Italia, 11-14 settembre 2005), Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Volume II, pp. 558-561.
- Johnson C.R., Hendriks E., Bereznoy I.J., Brevdo E., Hughes S.M., Daubechies I., Li J., Postma E., Wang J.Z. (2008), *Image processing for artist identification*, «*IEEE Signal Processing Magazine*», n. 25(4), pp. 37-48.
- Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. (2012), *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*, in *Atti della 25<sup>a</sup> International Conference on Neural Information Processing Systems* (Lake Tahoe, USA, 3-8 dicembre 2012), Red Hook: Curran Associates, pp. 1106-1114.
- Khan F.S., Beigpour S., van de Weijer J., Felsberg M. (2014), *Painting-91: A large scale database for computational painting categorization*, «*Machine Vision and Applications*», n. 25(6), pp. 1385-1397.
- Kim J., Jun J.Y., Hong M., Shim H., Ahn J. (2019), *Classification of oil painting using Machine Learning with visualized depth information*, «*ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*», n. 4215, pp. 617-623.

- Lowe D. G. (2004), *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*, «International Journal of Computer Vision», n. 60(2), pp. 91-110.
- Manovich L. (2015), *Data Science and Digital Art History*, «International Journal for Digital Art History», 1, Article 1. <<https://doi.org/10.11588/dah.2015.1.21631>>.
- Mensink T., van Gemert J. (2014), *The Rijksmuseum Challenge: Museum Centered Visual Recognition*, in *Atti della 14<sup>a</sup> Conference on Multimedia Retrieval* (Glasgow, Scozia, 1-8 aprile 2014), New York: Association for Computing Machinery, pp. 451-454.
- Nanni L., Ghidoni S., Brahnam S. (2017), *Handcrafted vs. Non-handcrafted features for computer vision classification*, «Pattern Recognition», n. 71, pp. 158-172.
- Narag M.J.G., Soriano M.N. (2019), *Identifying the painter using texture features and machine learning algorithms*, in *Atti del 3<sup>rd</sup> International Conference on Cryptography, Security and Privacy - ICCSP '19* (Kuala Lumpur, Malesia, gennaio 2019), New York: Association for Computing Machinery, pp. 201-205.
- Oliva A., Torralba A. (2006), *Chapter 2 Building the gist of a scene: the role of global image features in recognition*, in *Visual Perception - Fundamentals of Awareness: Multi-Sensory Integration and High-Order Perception*, a cura di S. Martinez-Conde, S.L. Macknik, L.M. Martinez, J.M. Alonso, P.U. Tse, Amsterdam: Elsevier, vol. 155, Parte 2, pp. 23-36.
- Polak, A., Kelman, T., Murray, P., Marshall, S., Stothard, D., Eastaugh, N., & Eastaugh, F. (2016), *Use of infrared hyperspectral imaging as an aid for paint identification*, «Journal of Spectral Imaging», vol. 5, n. 1, pp. 1-10.
- Polak A., Kelman T., Murray P., Marshall S., Stothard D.J.M., Eastaugh N., Eastaugh F. (2017), *Hyperspectral imaging combined with data classification techniques as an aid for artwork authentication*, «Journal of Cultural Heritage», 26, pp. 1-11.
- Portilla J., Simoncelli E. (2000), *A Parametric Texture Model Based on Joint Statistics of Complex Wavelet Coefficients*, «International Journal of Computer Vision», n. 40.
- Qi H., Hughes S. (2011), *A new method for visual stylometry on impressionist paintings*. 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 2036-2039, <<https://doi.org/10.1109/ICASSP.2011.5946912>>.
- Qi H., Taeb A., Hughes S.M. (2013), *Visual stylometry using background selection and wavelet-HMT-based Fisher information distances for attribution and dating of impressionist paintings*, «Signal Processing», n. 93(3), pp. 541-553.
- Resig J. (2014), *Using Computer Vision to Increase the Research Potential of Photo Archives*, «Journal of Digital Humanities», vol. 3 n. 2, pp. 5-36.
- Saleh B., Abe K., Arora R.S., Elgammal A. (2014), *Toward automated discovery*

- of artistic influence*, «Multimedia Tools and Applications», n. 75(7), pp. 3565-3591.
- Saleh B., Elgammal A. (2015), *Large-scale Classification of Fine-Art Paintings: Learning The Right Metric on The Right Feature*. ArXiv:1505.00855 [Cs]. <<http://arxiv.org/abs/1505.00855>>, 30.08.2021.
- Shamir L. (2012), *Computer Analysis Reveals Similarities between the Artistic Styles of Van Gogh and Pollock*, «Leonardo», n. 45(2), pp. 149-154.
- 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», n. 7(2), pp. 1-17.
- Shamir L., Tarakhovskiy J.A. (2012), *Computer analysis of art*, «Journal on Computing and Cultural Heritage», n. 5(2), pp. 1-11.
- Stork D.G. (2006), *Computer Vision, Image Analysis, and Master Art: Part 1*, «IEEE Multimedia», n. 13(3), pp. 16-20.
- Stork D.G. (2009), *Computer Vision and Computer Graphics Analysis of Paintings and Drawings: An Introduction to the Literature*, in *Computer Analysis of Images and Patterns X*, a cura di N.P. Jiang, N. Petkov, Berlino: Springer, vol. 5702, pp. 9-24.
- Torresani L., Szummer M., Fitzgibbon A. (2010), *Efficient Object Category Recognition Using Classemes*, in *Computer Vision – ECCV 2010*, a cura di K. Daniilidis, P. Maragos, N. Paragios, Berlino: Springer, pp. 776-789.
- Vedaldi A., Lenc K. (2016), *MatConvNet - Convolutional Neural Networks for MATLAB*. arXiv:1412.4564 [cs], <<http://arxiv.org/abs/1412.4564>>, 30.08.2021.
- Wölfflin H. (1964), *Principi architettonici nell'età dell'Umanesimo*, Torino: Einaudi.
- Zhu Y., Ji Y., Zhang Y., Xu L., Zhou A. L., Chan E. (2019), *Machine: The New Art Connoisseur*. ArXiv:1911.10091 [Cs]. <<http://arxiv.org/abs/1911.10091>>, 20.08.2021.
- Zou Q., Cao Y., Li Q., Huang C., Wang S. (2014), *Chronological classification of ancient paintings using appearance and shape features*, «Pattern Recognition Letters», n. 49, pp. 146-154.
- Zujovic J., Gandy L., Friedman S., Pardo B., Pappas T.N. (2009), *Classifying paintings by artistic genre: An analysis of features classifiers*, in *Atti del IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing* (Rio de Janeiro, Brasile, 5-7 ottobre 2009), Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers, pp. 1-5.

## **JOURNAL OF THE DIVISION OF CULTURAL HERITAGE**

Department of Education, Cultural Heritage and Tourism  
University of Macerata

Direttore / Editor in-chief  
Pietro Petrarola

Co-direttori / Co-editors

Tommy D. Andersson, University of Gothenburg, Svezia

Elio Borgonovi, Università Bocconi di Milano

Rosanna Cioffi, Seconda Università di Napoli

Stefano Della Torre, Politecnico di Milano

Michela di Macco, Università di Roma "La Sapienza"

Daniele Manacorda, Università degli Studi di Roma Tre

Serge Noiret, European University Institute

Tonino Pencarelli, Università di Urbino "Carlo Bo"

Angelo R. Pupino, Università degli Studi di Napoli L'Orientale

Girolamo Scialoja, Università di Bologna

*Texts by*

Valentina Erminia Albanese, Giulio Carlo Argan, Irene Baldriga,

Anna Cerboni Baiardi, Mara Cerquetti, Michele Riccardo Ciavarella,

Maria Cordente Rodriguez, Alessandra Donati, Fabio Donato,

Tancredi Farina, Massimiliano Ferrario, Luca Ferrucci, Francesca Gallo,

Claudio Gamba, Costanza Geddes da Filicaia, Teresa Graziano, Alessio Ionna,

Marco Maggioli, Susanne A. Meyer, Ilaria Miarelli Mariani, Pietro Petrarola,

Luca Pezzuto, Roberto Sani, Silvia Sarti, Simone Splendiani

<http://riviste.unimc.it/index.php/cap-cult/index>

