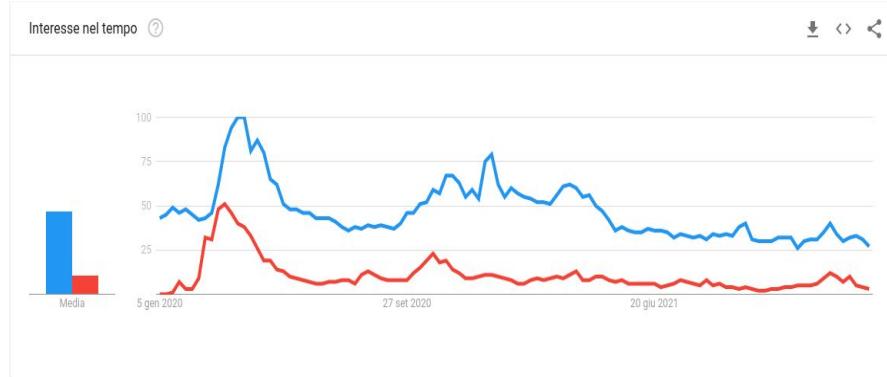




Plate2Art

Fabio D'Elia - Federica Di Lauro - Marco Locatelli

Analisi iniziale



Obiettivi

1. Identificare la presenza di un piatto nell'immagine
2. Valutare la qualità dell'immagine
3. Suggerire quadri con features simili al piatto inquadrato



Analisi dell'immagine in input

- Food Detection
- Analisi luminosità
- Misura di qualità

Food detection: YOLO

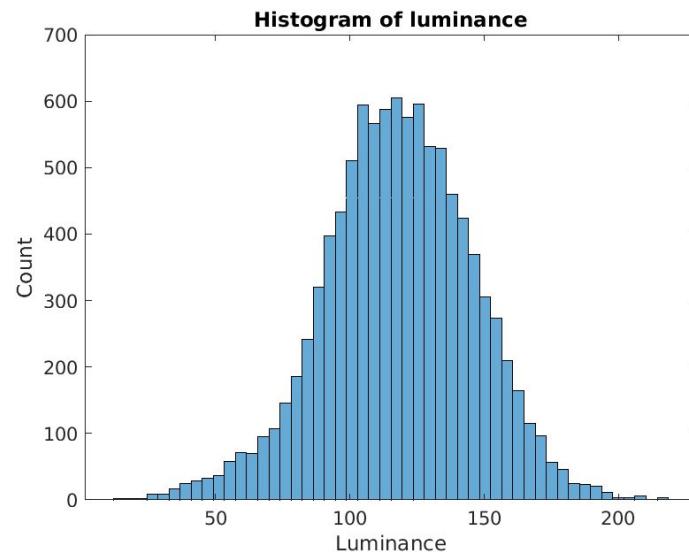
- Rete YOLOv2[13,14], preaddestrata su Food100: https://github.com/bennycheung/Food100_YOLO_Tools
- Non-Maximum Suppression
- Ricerca della bounding box con area maggiore
- Ritaglio dell'immagine alla bounding box

Food detection: YOLO



Luminanza: algoritmo

- Conversione da RGB a grayscale
- Media tra tutti i pixel
- Rilevamento di immagini troppo scure e troppo chiare basato su una soglia
- Soglie stabilite tramite l'analisi qualitativa e quantitativa di un dataset
[\(https://www.kaggle.com/kmader/food41\)](https://www.kaggle.com/kmader/food41)



Luminanza: test



Brightness: 45



Brightness: 137



Brightness: 203



PIQE [1]

Perception based Image Quality Evaluator (PIQE): no-reference image quality score

Quality Scale	Score Range
Excellent	[0, 20]
Good	[21, 35]
Fair	[36, 50]
Poor	[51, 80]
Bad	[81, 100]

PIQE: test

Original Image: PIQE score = 24.9577



Noisy Image: PIQE score = 58.6128



Blurred Image: PIQE score = 86.9249



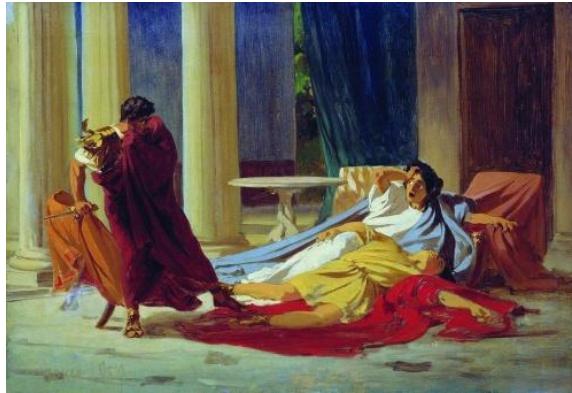


Classificazione delle opere d'arte

- Dataset
- Preprocessing
- Scelta rete neurale
- Confronto
- Risultati

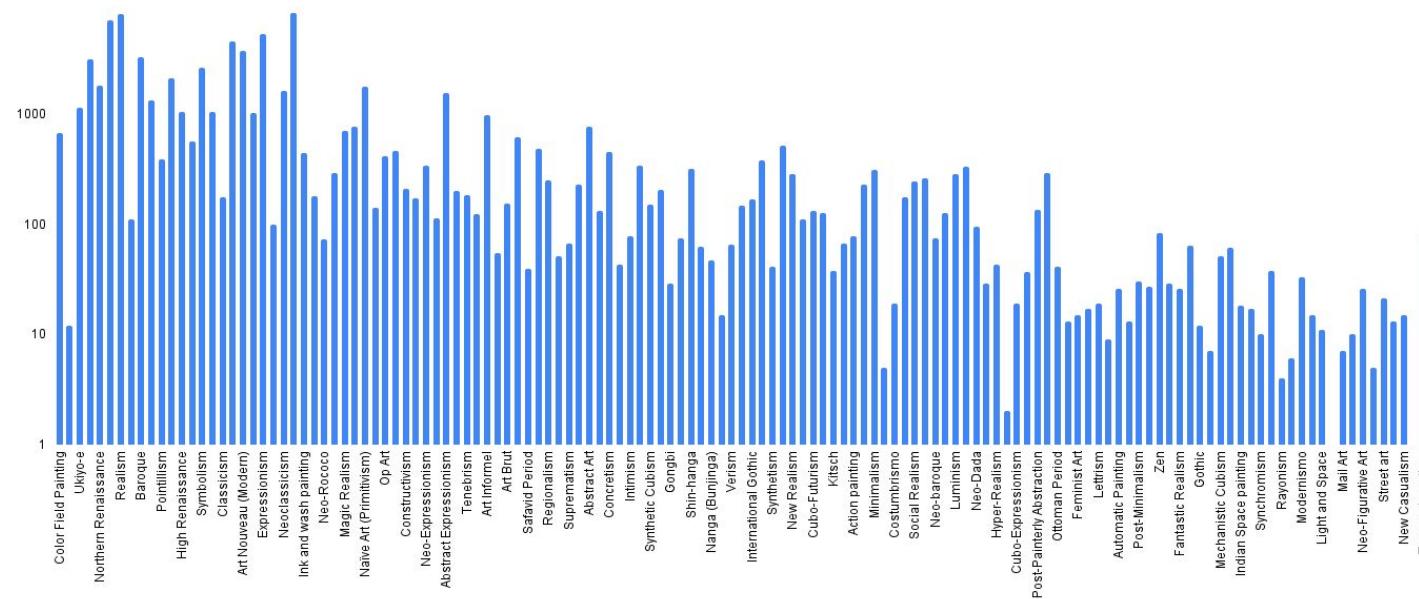
Dataset

Immagini di quadri di diverse epoche storiche, etichettati per genere:
<https://www.kaggle.com/c/painter-by-numbers/data>





Dataset: distribuzione delle classi





Preprocessing dataset

Scelta delle classi con almeno 500 esempi: 27 classi rimanenti.

Scelta di 500 esempi dalle classi selezionate per avere un dataset bilanciato: 13500 immagini totali

Scaling delle immagini in base alle dimensioni:

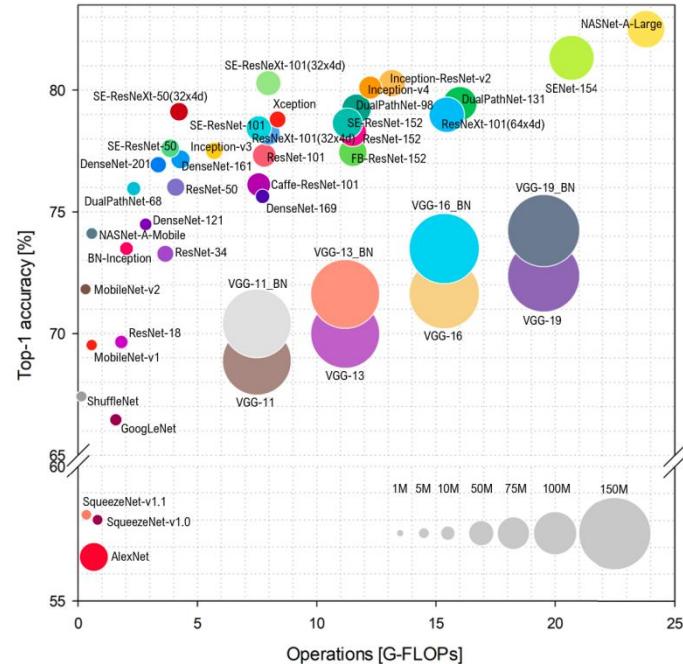
- risoluzione > 500x500: scaling 0.5
- risoluzione < 224x224: scaling 1.5
- altre risoluzioni: nessuno scaling

Scelta rete neurale

Criteri di scelta:

- buona accuracy
- pochi parametri
- basso numero di operazioni floating point

Miglior modello tra quelli analizzati in *Bianco et. al [3]*
e presente nel toolbox Deep Learning di MATLAB:
NASNet-Mobile[4]



Specifiche fine tuning

Taglio della rete all'ultimo layer prima del fully connected.

Sostituzione con un layer fully connected con 27 nodi, learning rate factor del layer 10

Specifiche per il training a tutti i modelli:

- Optimizer: SGDM
- Mini Batch Size: 32
- InitialLearnRate: 1e-3
- Output Network: best-validation-loss

Data augmentation su training set:

- Random X Reflection
- Random X translation [-5 5]
- Random Y translation [-5 5]
- Random Scale [0.9 1.1]

Confronto modelli

Metodo di resize immagine	Top 1 accuracy	Top 5 accuracy
resize	49.43	83.90
centercrop	44.74	81.38
randcrop	45.58	81.19

Matrice di confusione rete resize

True Class		Predicted Class																																
		Abstract Art	Abstract Expressionism	Academicism	Art Deco	Art Informel (Modern)	Baroque	Color Field Painting	Cubism	Early Renaissance	Expressionism	Fauvism	High Renaissance	Impressionism	Magic Realism	Mannerism (Late Renaissance)	Naïve Art (Primitivism)	Neoclassicism	Northern Renaissance	Pop Art	Post-Impressionism	Realism	Rococo	Romanticism	Surrealism	Symbolism	Ukiyo-e							
Abstract Art	37.3% 8.0%	2.7% 8.0%	1.3% 14.7%	1.3%		17.3%	1.3% 13.3%			2.7%	1.3%	4.0%				2.7%		4.0%	1.3%							1.3%	2.7%							
Abstract Expressionism	12.0% 42.7%	1.3% 1.3%	1.3% 14.7%	1.3%		2.7% 1.3%	2.7% 4.0%			2.7%	1.3%					2.7%	1.3%	6.7%	1.3%							1.3%	1.3%	1.3%						
Academicism		52.0%				5.3%		5.3% 1.3%			1.3%	1.3%	2.7% 9.3%	2.7%				2.7%	8.0%	4.0%	1.3%	2.7%												
Art Deco	1.3%		64.0%		4.0%				2.7% 1.3%	4.0%			2.7% 1.3%	4.0% 2.7%			5.3%		1.3%			2.7%	1.3%	1.3%										
Art Informel	10.7% 21.3%		42.7%			6.7% 1.3%		1.3%									9.3%	2.7%		1.3%														
Art Nouveau (Modern)		1.3% 1.3%	41.3%	1.3%		2.7% 2.7%	1.3% 1.3%	1.3% 2.7%		5.3%	2.7% 5.3%	1.3% 5.3%	1.3%	1.3%	2.7% 2.7%	5.3%	9.3%		1.3%	2.7% 2.7%	5.3%	9.3%												
Baroque	2.7%			46.7%		2.7%		4.0%			5.3%		6.7% 2.7%				10.7% 12.0%	1.3%	4.0%															
Color Field Painting	12.0% 8.0%		6.7%		64.0%	1.3%	1.3%			1.3%							1.3%																	
Cubism	4.0% 1.3%		2.7% 2.7%	1.3%		60.0%	2.7% 4.0%	5.3%		1.3% 1.3%		4.0% 1.3%		1.3%	1.3%			4.0%																
Early Renaissance	2.7%	1.3% 2.7%	1.3%			64.0%		6.7%		1.3% 2.7%		2.7% 1.3%	8.0%				1.3%																	
Expressionism	2.7% 4.0%		5.3% 6.7%	1.3%		4.0%		28.0% 8.0%			2.7% 1.3%	2.7%	1.3%	8.0%	4.0%	1.3%		2.7% 12.0%	4.0%															
Fauvism	4.0% 2.7%		1.3%		1.3%	1.3%		9.3% 58.7%		2.7%		1.3%	1.3%	6.7% 5.3%					1.3%	2.7%														
High Renaissance	2.7% 1.3% 2.7%	8.0%		17.3%		28.0%		5.3%	2.7% 18.7%		1.3%	4.0%	4.0%	1.3%	1.3%	1.3%																		
Impressionism	5.3% 6.7% 2.7%	5.3%	2.7%		2.7%	2.7% 5.3%	1.3%	32.0%			1.3% 2.7%		5.3% 17.3%	1.3%	2.7%																			
Magic Realism		6.7%		1.3%		1.3%	1.3%		57.3%	1.3%	1.3%	2.7%	1.3%	4.0%	2.7%		2.7% 1.3%	5.3%	4.0%	4.0%														
Mannerism (Late Renaissance)	1.3% 2.7%		29.3%		16.0% 1.3%	9.3%			24.0%	1.3%	1.3%	5.3%				2.7%	4.0%	1.3%																
Naïve Art (Primitivism)	1.3% 1.3%	1.3%	1.3%		2.7%	8.0% 1.3%	1.3%	2.7%		54.7% 1.3%	1.3%	1.3%	2.7%	4.0%	2.7%		2.7% 1.3%	6.7% 4.0%	2.7%	1.3%	6.7% 1.3%	4.0%												
Neoclassicism	1.3% 5.3%			4.0%	1.3%	1.3%	2.7%			1.3% 57.3%	1.3%	1.3%	8.0%	6.7%	4.0%	2.7%																		
Northern Renaissance		1.3%		1.3%	1.3%	16.0% 2.7%	4.0%			2.7%	61.3%		1.3%	2.7%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%												
Pop Art	5.3% 1.3%	5.3% 8.0%	5.3%		5.3%	1.3% 2.7%	4.0%	8.0% 8.0%	5.3%		8.0%	2.7%		40.0% 8.0%			2.7%		5.3%	1.3%	1.3%	2.7%												
Post-Impressionism	2.7%	1.3%			4.0%	2.7%	8.0%	8.0%	5.3%			8.0%	2.7%		48.0%																			
Realism	12.0%		1.3% 12.0%		1.3%				6.7%			6.7% 1.3%		6.7%	38.7%	2.7%	4.0%		6.7%															
Rococo	6.7% 1.3%		10.7%		4.0%	1.3%				6.7%		4.0%			1.3%	54.7%	4.0%	2.7%	2.7%	2.7%														
Romanticism	2.7%	1.3%	4.0%		6.7%	1.3%	1.3%	2.7%		1.3%	2.7%	1.3%	5.3%			1.3%	14.7%	13.3%	34.7%	8.0%														
Surrealism	5.3% 1.3%	2.7%		1.3%	2.7%	1.3%	1.3%	4.0%	2.7%		1.3%	2.7%	1.3%	2.7%		1.3%	5.3%	53.3%	8.0%	2.7%														
Symbolism	2.7%	2.7%			1.3%		4.0%	5.3%		1.3%	2.7%		1.3%	2.7%		2.7%	2.7%	2.7%	2.7%	4.0%	4.0%	57.3%	2.7%											
Ukiyo-e																	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%	92.0%	8.0%										

Matrice di confusione rete centercrop

Matrice di confusione rete randcrop

		Predicted Class																								
		True Class																								
		Abstract Art	Abstract Expressionism	Academicism	Art Deco	Art Informel (Modern)	Baroque	Color Field Painting	Cubism	Early Renaissance	Expressionism	Fauvism	High Renaissance	Impressionism	Mannerism (Late Renaissance)	Naïve Art (Primitivism)	Neoclassicism	Northern Renaissance	Pop Art	Post-Impressionism	Realism	Rococo	Surrealism	Symbolism	Ukiyo-e	
Abstract Art	42.7%	5.3%		5.3%	4.0%	1.3%		5.3%	10.7%		6.7%		2.7%						4.0%		1.3%	8.0%		2.7%		
Abstract Expressionism	10.7%	33.3%		4.0%	13.3%			8.0%	1.3%		2.7%	8.0%		1.3%	1.3%				6.7%		1.3%	1.3%	2.7%	2.7%	1.3%	
Academicism		34.7%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%			4.0%		1.3%	4.0%	1.3%	2.7%	10.7%	17.3%				1.3%	1.3%	8.0%	2.7%	5.3%		
Art Deco	1.3%		73.3%					2.7%		1.3%			9.3%	1.3%	2.7%	1.3%			2.7%				1.3%	2.7%		
Art Informel	12.0%	16.0%		4.0%	37.3%			5.3%	1.3%		2.7%	4.0%		2.7%					4.0%		8.0%			2.7%		
Art Nouveau (Modern)	4.0%	2.7%	1.3%	6.7%	1.3%	52.0%	1.3%	2.7%			1.3%		4.0%	4.0%			1.3%			1.3%	1.3%	5.3%	8.0%			
Baroque	1.3%	2.7%					24.0%	1.3%	1.3%	4.0%			1.3%	1.3%		20.0%	9.3%	5.3%		1.3%	9.3%	4.0%	4.0%	8.0%	1.3%	
Color Field Painting	4.0%	2.7%		1.3%	10.7%			73.3%	1.3%				1.3%					1.3%	1.3%				2.7%			
Cubism	2.7%			5.3%	2.7%	4.0%			56.0%		5.3%	1.3%	1.3%	1.3%	1.3%		1.3%	1.3%	1.3%	6.7%	1.3%		5.3%	1.3%	1.3%	
Early Renaissance				1.3%		1.3%	1.3%		56.0%		2.7%		1.3%	1.3%	1.3%	8.0%	5.3%			2.7%	2.7%	5.3%	5.3%	2.7%		
Expressionism	1.3%	5.3%			1.3%	12.0%			5.3%		29.3%	5.3%	2.7%	1.3%	1.3%		1.3%		6.7%	2.7%	1.3%	1.3%	12.0%	9.3%		
Fauvism	2.7%	4.0%				2.7%	4.0%			6.7%		13.3%	45.3%	6.7%	1.3%	2.7%			4.0%	2.7%			2.7%	1.3%		
High Renaissance		1.3%	1.3%				6.7%			24.0%	1.3%	26.7%		12.0%	1.3%	9.3%	6.7%			2.7%	5.3%			1.3%		
Impressionism	1.3%	1.3%	1.3%	2.7%	1.3%					8.0%	1.3%	58.7%			1.3%		1.3%		5.3%	2.7%			2.7%	2.7%	6.7%	
Magic Realism		1.3%	4.0%	2.7%				1.3%				70.7%	1.3%		5.3%		1.3%	1.3%	1.3%			5.3%	2.7%	1.3%		
Mannerism (Late Renaissance)			1.3%				2.7%			8.0%	1.3%	1.3%	6.7%	2.7%	1.3%	38.7%	9.3%	2.7%		1.3%	5.3%	2.7%		1.3%		
Naïve Art (Primitivism)			4.0%	1.3%	6.0%	1.3%		4.0%		5.3%	5.3%		4.0%	2.7%	33.3%	1.3%		4.0%	1.3%	1.3%		2.7%	9.3%	8.0%	2.7%	
Neoclassicism					1.3%	2.7%			2.7%	4.0%		1.3%	1.3%	2.7%		65.3%				4.0%	8.0%	5.3%	1.3%			
Northern Renaissance						5.3%		1.3%	6.7%	2.7%		4.0%			5.3%	2.7%	5.3%	42.7%	1.3%	1.3%		2.7%	6.7%	9.3%	2.7%	
Pop Art	4.0%	1.3%		9.3%	6.7%	1.3%		1.3%	1.3%		4.0%		8.0%		1.3%			52.0%					4.0%		5.3%	
Post-Impressionism	1.3%	2.7%		2.7%		8.0%	1.3%		1.3%	2.7%	8.0%	2.7%	14.7%		1.3%				32.0%	1.3%		2.7%	6.7%	10.7%		
Realism	1.3%	1.3%			1.3%		8.0%	4.0%		1.3%	5.3%		12.0%		2.7%	10.7%	1.3%		4.0%	24.0%	1.3%	13.3%	2.7%	5.3%		
Rococo		2.7%				2.7%	4.0%			5.3%		2.7%	2.7%	10.7%		9.3%	4.0%		1.3%	34.7%	12.0%	4.0%	4.0%			
Romanticism	1.3%	2.7%	1.3%	1.3%	2.7%	8.0%	2.7%		2.7%	4.0%		9.3%	1.3%	2.7%		4.0%	6.7%		1.3%	4.0%	4.0%	22.7%	5.3%	10.7%	1.3%	
Surrealism	2.7%	1.3%				5.3%		2.7%	2.7%	1.3%	2.7%		2.7%			2.7%				1.3%	8.0%	52.0%	10.7%	4.0%		
Symbolism			1.3%			13.3%	2.7%			2.7%	5.3%		6.7%	1.3%	2.7%		5.3%			4.0%	4.0%	1.3%	2.7%	5.3%	40.0%	1.3%
Ukiyo-e					2.7%		2.7%	2.7%		2.7%										1.3%	1.3%	80.0%				



Feature extraction

→ Feature extraction con NN

→ Features handcrafted[5]



Feature extraction con NN

Le feature estratte dalle reti neurali sono le attivazioni del layer di global pooling, l'ultimo prima del layer fully connected di classificazione, per un totale di 1056 features

Sono state testate 2 reti per la ricerca di immagini simili: randcrop e resize.

Handcrafted features extraction

- L'estrattore di features handcrafted si basa sul paper "Affective image classification using features inspired by psychology and art theory." [5]
- Si usano feature come Colore, Contrasto, Texture e Composizione per la costruzione di un vettore di features in grado di rappresentare l'emotività e i sentimenti espressi dall'immagine in considerazione.

Color features

- Media della saturazione e della luminosità
- Sulla base della saturazione e luminosità media, vengono calcolate *piacere, eccitazione e dominio*, i tre assi dello spazio delle emozioni[6].
- Media della tonalità con le statistiche circolari, la media pesata sulla base della saturazione, la dispersione angolare e la dispersione angolare pesata sulla base della saturazione
- Colorfulness, misura la distanza tra l'istogramma dell'immagine rispetto a un istogramma con una distribuzione colore uniforme. La distanza è misurata usando Earth Mover's Distance (EMD)[7].
- Quantità di pixel neri, blu, marroni, verdi, grigi, arancio, rosa, viola, rossi, bianchi e gialli, secondo il paper[8]



Color features

Basati sulla teoria dei colori di Itten[9]

- L'immagine viene segmentata attraverso una segmentazione di watershed e viene calcolata la media di tonalità, saturazione, luminosità per ogni regione.
- Per misurare il contrasto di luminosità/saturazione usiamo la deviazione standard sulla luminosità/saturazione di tutte le regioni ponderate in base alla loro dimensione.
- Ogni media di tonalità viene mappato secondo la ruota di tonalità di Itten.
- Con questi nuovi valori calcoliamo il contrasto dei complementi usando la misura della differenza di tonalità. Se questo contrasto è presente sarà vicino ai 180°.
- Infine viene calcolato il numero di tonalità di Itten presenti nell'immagine.

Color features

Wang [10]

- Per calcolare le features di Wang ad ogni pixel viene assegnata una semantica attraverso un algoritmo di “fuzzy membership”. Ogni pixel sarà mappato come *very dark, dark, middle, light, very light*.
- Viene calcolata la mappa dei colori freddi e caldi sulla base della tonalità.
- E' definita anche la mappa dei pixel con alta, media, bassa saturazione.
- Le features estratte sono l'area delle caratteristiche appena descritte (area di pixel *very dark*) e la combinazione delle aree con determinate caratteristiche (area di pixel *dark* e con colori freddi)
- Infine viene misurata la sharpness dell'immagine, seguendo l'idea che un'immagine con bordi ben definiti richiama emozioni chiare e realistiche.

Texture features

Wavelet Daubechies [11]

- L'analisi della ruvidezza/smoothness spaziale, avviene attraverso l'utilizzo della trasformata wavelet di Daubechies.
- La trasformata è applicata su tutti e 3 i canali H, S, L
- Caratterizzati i coefficienti w^h, w^v, w^d per ogni livello i , otteniamo:

$$f_i = \frac{\sum_{x,y} w_i^h(x, y) + \sum_{x,y} w_i^v(x, y) + \sum_{x,y} w_i^d(x, y)}{|w_i^h| + |w_i^v| + |w_i^d|}$$

Texture features

Tamura[12]

- Le features di Tamura sono basati su studi psicofisici degli elementi caratterizzanti che vengono percepiti nelle texture.
- Coarseness: misura la scala di una texture. Si misura quanto una texture risulta fine o grossolana.
- Contrast: misura il modo in cui i livelli di grigio variano nell'immagine e in che misura la loro distribuzione è distorta verso il nero o il bianco.
- Direction: tiene conto della robustezza del bordo e dell'angolo direzionale. Sono calcolati utilizzando la derivata dei pixel secondo Prewitt.

Texture features

Gray-Level Co-Occurrence Matrix

- Infine vengono calcolate le features sulla matrice di co-occorrenza sui livelli di grigio.
- Contrasto: misura il contrasto di intensità tra un pixel e il suo vicino sull'intera immagine.
- Correlazione: misura della correlazione tra un pixel ed il suo vicino sull'intera immagine.
- Energia: è la somma degli elementi quadrati della matrice di co-occorrenza
- Omogeneità: misura la vicinanza della distribuzione degli elementi nel matrice di co-occorrenza alla diagonale della matrice stessa.

Composition Features

Queste features si basano sull'analisi delle relazioni spaziali tra le varie parti dell'immagine

- Livello di dettaglio: misura il livello di dettaglio, minimalista o con molti dettagli, presenti in un'immagine. Si misura contando il numero di regioni restituite dalla segmentazione con watershed.
- Low Depth of Field: misura la bassa profondità di campo, calcolando il rapporto tra le wavelet nell'alta frequenza della parte centrale dell'immagine rispetto all'immagine intera.
- Dinamiche: anche le linee producono effetti emozionali (le linee orizzontali sono associate alla calma) quindi, attraverso la trasformata di Hough, si trovano le linee che vengono classificate in statiche (orizzontali o verticali) o dinamiche. Su queste due categorie si calcola la media ponderata sulla lunghezza dell'inclinazione degli angoli e la media delle lunghezze.
- Rule of Thirds: spesso l'elemento principale dell'immagine si trova nella parte centrale, perciò calcoliamo le statistiche dei colori del blocco centrale dell'immagine divisa in 9 blocchi.



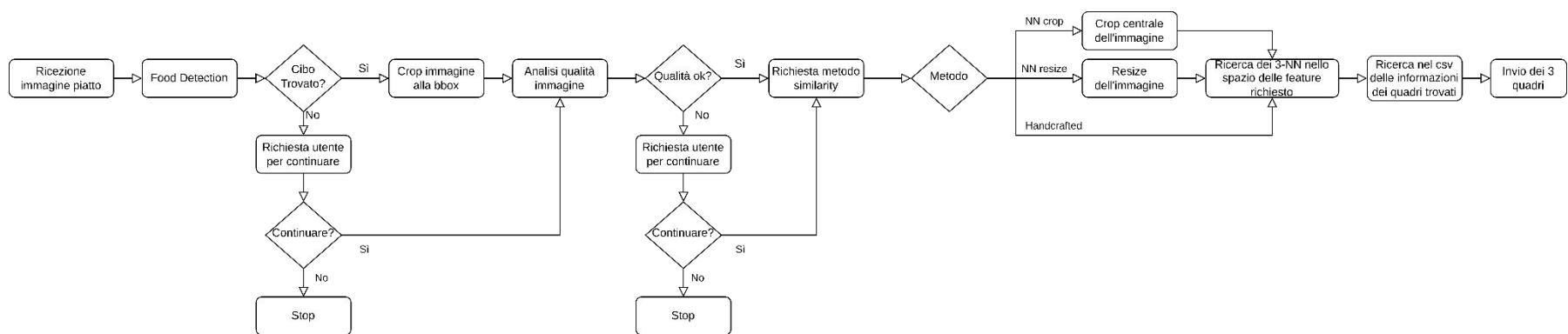
Similarity per recommender system

- Similarity tramite feature extraction con NN
- Similarity tramite features handcrafted

Pipeline per ricerca immagini simili

- Estrazione delle feature dal dataset completo
- Creazione di un oggetto MATLAB per la ricerca efficiente dei K-Nearest Neighbour
- Metrica di similarità utilizzata: *Cosine Distance* tra feature estratte dall'immagine del piatto e features ricavate dal dataset

Pipeline bot telegram



Esempio 1: input



Esempio 1: similarity con NN e crop



Wege in die Irre - Bernard Schultze



Bouquet de fleur - Eugene Leroy

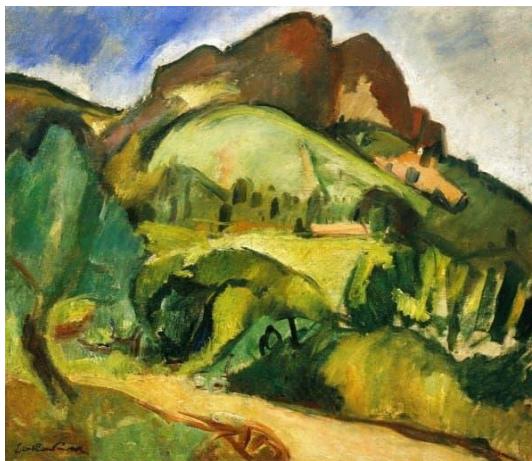


Jourdan's Cottage - Paul Cezanne

Esempio 1: similarity con NN e resize



Untitled - Jackson Pollock



Sainte-Victoire Mountain - Othon Friesz



Water of the Flowery Mill - Arshile Gorky

Esempio 1: similarity con metriche classiche



Apes in the Orange Grove - Henri Rousseau



The Allee du Champ de Foire at Argenteuil
- Claude Monet



A Convalescent - James Tissot

Esempio 2: input



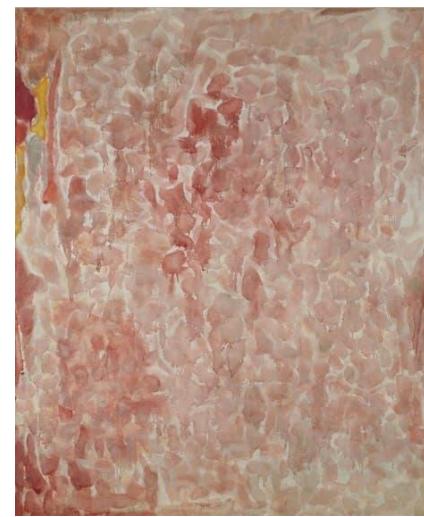
Esempio 2: similarity con NN e crop



Head and varnish - Antoni Tàpies

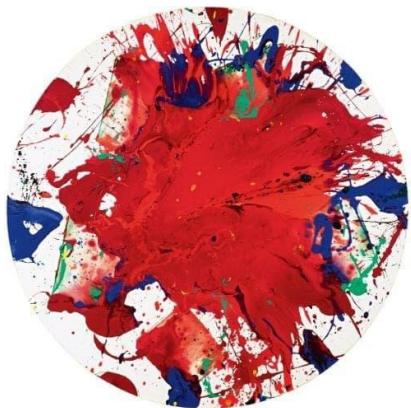


Princess Amalia of Prussia as an Amazon - Antoine Pesne



Red and Pink - Sam Francis

Esempio 2: similarity con NN e resize



Untitled - Sam Francis



Races With Goodwood - Raoul Dufy



Entombment of Christ - Alexander Ivanov

Esempio 2: similarity con metriche classiche



Meeting of Joachim and Anne at the Golden Gate -
Filippo Lippi



A Difference of Opinion - Sir
Lawrence Alma-Tadema



Apples of Bogdanivka - Kateryna Bilokur

Conclusioni e sviluppi futuri

Conclusioni

L'intero sistema funziona bene e i risultati ottenuti rispecchiano le aspettative dell'utente.

L'approccio con feature estratte da Neural Network, tende a replicare l'immagine in input, mentre l'approccio con feature handcrafted tiene conto della parte emotiva dell'immagine inquadrata.

Il nostro personale giudizio andrebbe rivalutato dopo un'ulteriore analisi utilizzando un bacino di utenza più numeroso e distribuito.



Sviluppi futuri

- Training di YOLO su un dataset più ricco
- Applicazione di enhancement delle immagini in input
- Fine-tuning e confronto di più reti neurali
- Segmentation all'interno dei metodi handcrafted usando metodi alternativi (es: approcci basati su NN)
- Analisi content-based del soggetto dell'immagine
- Miglioramento dell'infrastruttura IT per il retrieval (es. usando un db NoSQL)



Grazie per l'attenzione



[http://t.me/plate2art bot](http://t.me/plate2art_bot)

References

- 
- [1] N. Venkatanath, D. Praneeth, Bh. M. Chandrasekhar, S. S. Channappayya, and S. S. Medasani. "Blind Image Quality Evaluation Using Perception Based Features", In *Proceedings of the 21st National Conference on Communications (NCC)*. Piscataway, NJ: IEEE, 2015.
 - [2] Sheikh, H. R., Z. Wang, L. Cormack and A.C. Bovik, "LIVE Image Quality Assessment Database Release 2 ",
<https://live.ece.utexas.edu/research/quality/>.
 - [3] Bianco, S., Cadene, R., Celona, L., & Napoletano, P. (2018). Benchmark Analysis of Representative Deep Neural Network Architectures. *IEEE Access*, 6, 64270–64277. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2877890>
 - [4] Zoph, Barret, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, and Quoc V. Le. "Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition ." arXiv preprint arXiv:1707.07012 2, no. 6 (2017).
 - [5] Machajdik, Jana, and Allan Hanbury. "Affective image classification using features inspired by psychology and art theory." *Proceedings of the 18th ACM international conference on Multimedia*. 2010.
 - [6] Osgood, Charles Egerton, George J. Suci, and Percy H. Tannenbaum. *The measurement of meaning*. No. 47. University of Illinois press, 1957

-
- [7] Datta, Ritendra, et al. "Studying aesthetics in photographic images using a computational approach." European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006.
- [8] Van De Weijer, Joost, Cordelia Schmid, and Jakob Verbeek. "Learning color names from real-world images." 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2007.
- [9] J. Itten. "The art of color : the subjective experience and objective rationale of color". John Wiley, New York, 1973
- [10] Wei-Ning, Wang, Yu Ying-Lin, and Jiang Sheng-Ming. "Image retrieval by emotional semantics: A study of emotional space and feature extraction." 2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Vol. 4. IEEE, 2006.
- [11] Daubechies, Ingrid. Ten lectures on wavelets. Society for industrial and applied mathematics, 1992.
- [12] Tamura, Hideyuki, Shunji Mori, and Takashi Yamawaki. "Textural features corresponding to visual perception." IEEE Transactions on Systems, man, and cybernetics 8.6 (1978): 460-473.
- [13] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection.
- [14] Redmon, J., & Farhadi, A. (2016). YOLO9000: Better, Faster, Stronger.



Extra

Algoritmo PIQE

PIQE calculates the no-reference quality score for an image through block-wise distortion estimation, using these steps:

1. Compute the Mean Subtracted Contrast Normalized (MSCN) coefficient for each pixel in the image using the algorithm proposed by N. Venkatanath and others.
2. Divide the input image into non-overlapping blocks of size 16-by-16.
3. Identify high spatially active blocks based on the variance of the MSCN coefficients.
4. Generate activityMask using the identified high spatially active blocks.
5. In each block, evaluate distortion due to blocking artifacts and noise using the MSCN coefficients.
6. Use threshold criteria to classify the blocks as distorted blocks with blocking artifacts, distorted blocks with Gaussian noise, and undistorted blocks.
7. Generate noticeableArtifactsMask from the distorted blocks with blocking artifacts and noiseMask from the distorted blocks with Gaussian noise.
8. Compute the PIQE score for the input image as the mean of scores in the distorted blocks.
9. The quality scale of the image based on its PIQE score is given in this table. The quality scale and respective score range are assigned through experimental analysis on the dataset in LIVE Image Quality Assessment Database Release 2 [2].