



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI SALERNO

Dipartimento di Informatica

Corso di Laurea Triennale in Informatica

TESI DI LAUREA

IN

FONDAMENTI DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Generative Art e Intelligenza Artificiale

RELATORE

Prof. Fabio Palomba

TUTOR

Dott.ssa Giulia Sellitto

CANDIDATO

Daniele Donia

Matricola: 0512108621

Anno Accademico 2021-2022

Ai sognatori e agli smemorati

Sommario

L'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale nel mondo dell'arte è sempre più consistente. Le opere generate da sistemi intelligenti sono ormai largamente diffuse in rete e hanno conquistato anche le case d'aste.

Il presente lavoro di ricerca indaga il concetto di creatività e di come questo sia applicato alla computazione, con l'obiettivo di determinare se un computer possa essere creativo e produrre artefatti con lo stesso valore estetico delle opere reali. Inoltre, si intende istituire un confronto generale tra i principali sistemi impiegati nella generazione di opere d'arte, attualmente mancante in letteratura.

A tale scopo, si analizzano sia le opere generate da sistemi intelligenti che quelle dipinte da artisti. Tale analisi si articola in due fasi: la valutazione automatica e la valutazione umana. La prima considera l'equilibrio visivo delle opere, mentre la seconda consiste in un sondaggio, sottoposto a 20 studenti universitari, che indaga la risposta emotivo-cognitiva degli spettatori e, solo per le opere artificiali, la qualità visiva e la credibilità (ovvero la capacità di apparire come dipinte da veri artisti).

I risultati dell'analisi hanno dimostrato l'esistenza di sistemi intelligenti in grado di creare artefatti interessanti, creativi e con un alto valore estetico. In particolare, si distinguono i sistemi basati su Generative Adversarial Networks, le cui opere sono caratterizzate da una qualità estetica pari o persino superiore a quella delle opere reali.

Indice	ii
Elenco delle figure	iv
Elenco delle tabelle	vi
1 Introduzione	1
1.1 Contesto applicativo	1
1.2 Motivazioni e Obiettivi	1
1.3 Risultati	2
1.4 Struttura della tesi	2
2 Background e Stato dell'arte	4
2.1 Background	4
2.1.1 Computational Creativity	4
2.1.2 Generative Art	7
2.1.3 Reti Neurali	10
2.2 Stato dell'arte	12
2.2.1 Evolutionary art	12
2.2.2 Creare arte tramite GAN	14
2.2.3 Metodi per la valutazione di opere machine-generated	19
3 Metodologia di ricerca	21
3.1 Obiettivo della ricerca	21

3.2	Materiali	21
3.3	Metodi	22
3.3.1	Valutazione automatica	22
3.3.2	Valutazione umana	22
4	Risultati	28
4.1	Risultati valutazione automatica	28
4.2	Risultati valutazione umana	29
5	Conclusioni	38
5.1	Interpretazione dei risultati	38
5.1.1	Limitazioni e sviluppi futuri	39
	Ringraziamenti	40

Elenco delle figure

2.1	<i>Edmond de Belamy</i> , Obvious. Fonte: web	9
2.2	<i>Autoglyphs</i> , Larbs. Fonte: web	9
2.3	Esempio di rete neurale artificiale. Fonte: web	10
2.4	Struttura di una GAN	12
2.5	Immagine sorgente. Fonte [1]	13
2.6	Immagine target. Fonte [1]	13
2.7	Risultato con score più alto. Fonte [1]	13
2.8	Campitura di colore. Fonte [2]	15
2.9	Aggiunta senso di profondità. Fonte [2]	15
2.10	Dipinti generati da ArtGAN in base al genere (dall'alto verso il basso): "astrat- tismo", "paesaggio urbano" e "pittura di genere". Fonte [3]	16
2.11	Dipinti generati secondo le condizioni genere: "paesaggio", contenuto: "monta- gne", e le altre sostituite tramite "wildcard wash". Fonte [4].	16
2.12	Dipinti generati dal modello CAN. Fonte [5].	17
2.13	Prima generazione di MAGNet con input "dipinto astratto con triangoli aran- cioni". La x indica l'operazione di crossover e l'apostrofo indica l'operazione di mutazione. Fonte [6].	18
3.1	Quesito n.1 della prima sezione relativo all'opera del sistema di NPR	24

3.2	Quesito n.2 della prima sezione relativo all'opera del sistema MAGnet	25
3.3	Quesiti della seconda sezione relativi al collage di opere del sistema CAN . .	26
3.4	Test di Turing relativo all'opera del sistema FusionGAN	27
3.5	Test di Turing relativo all'opera dipinta da un artista reale	27
4.1	Confronto punteggi estetici	31
4.2	Punteggi del sistema di NPR	32
4.3	Punteggi del sistema MAGnet	32
4.4	Punteggi del sistema CAN	33
4.5	Opere oggetto dei quesiti della prima sezione	33
4.6	Collage oggetto dei quesiti della seconda sezione	34
4.7	Opere oggetto del test di Turing	34

Elenco delle tabelle

4.1	Confronto statistiche	31
4.2	Confronto media e deviazione standard delle risposte al primo quesito della prima sezione	35
4.3	Confronto statistiche relative alle risposte al secondo quesito della prima sezione	36
4.4	Confronto statistiche relative alle risposte della seconda sezione	36
4.5	Risultati del test di Turing della terza sezione	37

1.1 Contesto applicativo

La presenza dei calcolatori nel mondo dell'arte è sempre più significativa. In particolare, ha destato interesse nell'opinione pubblica e tra gli esperti la recente introduzione dell'intelligenza artificiale, con la progettazione di sistemi intelligenti in grado di produrre artefatti artistici. Tali creazioni hanno riscosso molto successo tra il pubblico, sia sui social network, come dimostra la recente popolarità di DALL-E (un sistema in grado di creare immagini realistiche partendo da una descrizione), sia nelle case d'aste, in cui sono state oggetto di vendite, anche per somme cospicue.

Può, dunque, un computer essere considerato creativo, al pari di un artista reale?

Per rispondere a tale quesito, è necessario stabilire cosa si intende per creatività e come questa possa essere valutata. Ciò è stato approfondito grazie all'esperienza di tirocinio presso il SesaLab, durante la quale ci si è anche dedicati a conoscere e studiare le tecnologie intelligenti impiegate per la produzione di opere d'arte.

1.2 Motivazioni e Obiettivi

Dall'analisi dello stato dell'arte è possibile notare la mancanza di un confronto completo tra i principali sistemi in grado di generare opere d'arte. In letteratura, infatti, sono presentati paragoni su caratteristiche specifiche, relativi ad esempio all'estetica o alla credibilità degli

artefatti prodotti. In questo elaborato si intende, invece, analizzare e confrontare le opere di vari sistemi intelligenti sulla base di diversi fattori: il valore estetico, la qualità visiva, la credibilità e la risposta emotivo-cognitiva nello spettatore. Si intende, inoltre, mettere a confronto gli artefatti generati da tali sistemi anche con opere dipinte da artisti reali.

In questo modo è possibile mostrare una panoramica generale delle potenzialità dei sistemi esaminati. Al contempo, vi è l'intenzione di determinare quale tra questi sia in grado di produrre gli artefatti migliori dal punto di vista estetico, oltre che eguagliare la qualità e la creatività delle opere reali.

1.3 Risultati

L'analisi degli artefatti prodotti dai sistemi intelligenti è articolata in due fasi: la valutazione automatica, in cui è stato analizzato l'equilibrio visivo degli artefatti, e la valutazione umana, costituita da un sondaggio condotto tra 20 studenti universitari. La prima ha evidenziato la capacità dei sistemi basati su Generative Adversarial Network di produrre artefatti con un alto valore estetico, mediamente superiore a quello delle opere dipinte da artisti reali o generate dal sistema fondato sulla programmazione genetica. Dalla seconda fase, invece, è emersa la capacità degli artefatti di provocare emozioni nella maggioranza degli intervistati, i quali li hanno giudicati anche interessanti e stimolanti. Alcune delle opere generate artificialmente, inoltre, sono riuscite a trarre in inganno più del 50% degli intervistati nel test di Turing, in cui è stato chiesto loro di determinare l'autore delle opere mostrate (un computer o un artista reale). Ulteriori dettagli sono presentati nei capitoli 4 e 5.

1.4 Struttura della tesi

L'elaborato si compone di cinque capitoli: *Introduzione, Background e Stato dell'arte, Metodologia di ricerca, Risultati e Conclusioni*.

Nel primo capitolo sono enunciati gli obiettivi del presente lavoro di ricerca e le motivazioni relative alla scelta di approfondire l'uso dell'intelligenza artificiale nel mondo dell'arte.

Nel secondo capitolo si analizza la definizione di creatività, con particolare attenzione alla creatività computazionale, fornendo una panoramica delle diverse concezioni nel campo artistico e scientifico. A seguire, vi è un focus sulla Generative Art. Infine, è presentato un resoconto dei sistemi intelligenti impiegati nella generazione di opere creative e delle tecniche per effettuarne la valutazione estetica sulla base di quanto pubblicato in letteratura.

Nel terzo capitolo si descrivono le metodologie seguite per la valutazione, suddivisa in valutazione automatica e valutazione umana. In particolare, vi è la descrizione del sondaggio condotto, di cui sono illustrati i quesiti e il profilo degli intervistati.

Nel quarto capitolo sono riportati i risultati dell'analisi intrapresa, istituendo un confronto tra i vari sistemi intelligenti presi in esame.

Nel quinto e ultimo capitolo vi è un commento generale su quanto è stato dedotto dall'analisi condotta. Si effettua, poi, un resoconto dei risultati più significativi per ogni sistema preso in considerazione, definendo, infine, quale sia in grado di produrre gli artefatti più apprezzati e con il maggior valore estetico.

2.1 Background

2.1.1 Computational Creativity

Una definizione controversa

La **computational creativity** (CC), letteralmente "creatività computazionale", viene descritta come segue dal comitato direttivo dell'ACC¹:

La computational creativity è un tentativo multidisciplinare che è situato all'intersezione dei campi di intelligenza artificiale, psicologia cognitiva, filosofia e arte. L'obiettivo della computational creativity è di modellare, simulare e replicare la creatività usando un computer [...].

Tuttavia, non si ha una definizione ampiamente accettata, in quanto risulta difficile stabilire cosa si intende per creatività e per comportamento creativo. Jordanous [7], riprendendo quanto già esposto da Colton [8], Wiggins [9], Cardoso e Wiggins [10], presenta come definizione prevalente quella che prevede l'ottenimento dai computer di comportamenti, attività e output che siano percepiti come creativi da un osservatore umano sprovvisto di bias. Afferma, inoltre, che tale definizione, pur essendo semplice, potrebbe annullare uno dei principali obiettivi della computational creativity, ovvero determinare cosa si intende realmente per creatività.

¹ ACC: Association for Computational Creativity

È quindi utile approfondire il concetto di creatività per poter comprendere il campo della CC. Il principale approccio in questo ambito consiste nel suddividere la creatività in quattro aspetti, comunemente chiamati "**The Four Ps**" [7] [11], che sono:

- **Person**: l'individuo creativo;
- **Process**: i comportamenti attuati dall'individuo creativo per generare l'output [12];
- **Product**: il risultato del processo creativo;
- **Press**: l'ambiente che circonda e con cui interagisce l'individuo creativo [12].

Tale suddivisione, secondo Jordanous [13], può fungere da guida nella modellazione e replicazione della creatività nell'ambito della CC. Ad esempio mostra come sia possibile scoprire, tramite l'ottica delle Four Ps, nuove interpretazioni di novità e valore, ovvero due aspetti importanti della CC. Successivamente, Gu e Behbahani [12] utilizzano le Four Ps per fornire una definizione di computational creativity, indicando come tale la creatività di un agente computazionale che ricopre il ruolo di Person.

Pur non essendo possibile fornire una definizione della computational creativity ampiamente accettata, Jordanous [7] evidenzia alcuni aspetti generali della creatività su cui si basa questo campo di ricerca. In particolare, in letteratura, è stata effettuata una distinzione in due categorie [14]:

- **Aspetti output-based** (novità e valore, metodi valutativi): si focalizzano sul valutare la creatività di un sistema sulla base dell'output prodotto, ovvero se quest'ultimo è considerato creativo o no.
- **Aspetti process-based** (metodi procedurali, tipi di creatività di Boden): prendono in considerazione il metodo tramite cui l'output viene prodotto.

Ciò è riconducibile a un altro dibattito relativo alla computational creativity, esposto da Jordanous [13], che riguarda la valutazione di un sistema creativo.

Valutazione dei sistemi creativi

La valutazione di un sistema di computational creativity è un aspetto fondamentale di questo campo di ricerca, in quanto può essere considerato parte del processo creativo. In questo modo, il sistema può riconoscere i migliori prodotti tra quelli generati, come affermato da Boden [15] e successivamente ripreso da Jordanous [7]. Quest'ultima afferma, infatti, che

la valutazione aiuta a determinare se è stato ottenuto un progresso e permette di migliorare gli artefatti del sistema.

Secondo Jordanous [13], quando si effettua tale valutazione è necessario, riprendendo anche la categorizzazione mostrata in precedenza, stabilire se si intende analizzare esclusivamente l'output prodotto oppure includere anche i processi utilizzati dal sistema.

Un altro aspetto da considerare durante la valutazione, secondo la ricercatrice, è distinguere la *creatività* dalla *qualità* del sistema e comprendere come i due aspetti siano sovrapposti tra loro [16]. In particolare, Jordanous ritiene che la valutazione della creatività può incorporare la valutazione della qualità; tale inclusione è riscontrabile, infatti, in numerosi strumenti valutativi. Jordanous mostra come esempio i criteri empirici per la creatività di Ritchie [17], che descrivono gli aspetti di novità e tipicità (legati quindi a giudizi di valore) dell'output del sistema creativo, e i test di Pease et al. [18] per la creatività relativi all'output prodotto, categorizzati in Novelty Measure e Quality Measure.

Già nel 2012 [19] Jordanous segnala uno sbilanciamento tra la valutazione della creatività e quella della qualità, a favore della seconda. Difatti propone come soluzione la metodologia SPECS (Standardised Procedure for Evaluating Creative Systems), con l'obiettivo di porre rimedio alla mancanza di rigore nella valutazione e fornire dei feedback relativi alla creatività di un sistema e a possibili miglioramenti. SPECS è costituita da tre passi principali:

1. **Definizione di creatività:** si identifica una definizione di creatività che il sistema deve soddisfare per essere ritenuto creativo;
2. **Identificazione degli standard:** si dichiarano quali standard si intende utilizzare per valutare la creatività del sistema, sulla base della definizione data nel passo 1;
3. **Test del sistema:** si esegue il test del sistema utilizzando gli standard definiti nel passo 2 e si raccolgono i risultati ottenuti.

Nello specifico, il modello si basa su 14 fattori che sono individuati tramite ciò che gli umani definiscono creativo e che forniscono un quadro approssimativo sui punti di forza e di debolezza del sistema. Tuttavia, Lamb et al. [20] fanno notare come alcuni fattori non possano essere valutati seguendo un approccio black-box, ovvero non conoscendo il funzionamento del sistema, oltre alla mancanza di una guida sul loro utilizzo.

Oltre a SPEC, vi sono numerose altre proposte per la valutazione di un sistema creativo. Queste, però, potrebbero avere affidabilità dubbia, oppure non avere una base solida in merito alla psicologia o alla creatività umana. Per questo motivo, Lamb et al. [20] forniscono

un'analisi delle principali teorie improntata sulle prospettive descritte dalle Four Ps, così da ottenere una valutazione rigorosa. In generale, è consigliato l'utilizzo di tecniche valutative conformi al dominio creativo del sistema e di criteri con una base teorica o sperimentale.

2.1.2 Generative Art

In campo artistico è possibile osservare un'interessante applicazione della computational creativity nella **Generative Art**. L'artista e teorico Galanter fornisce la seguente definizione di Generative Art [21]:

La Generative Art fa riferimento a qualsiasi pratica artistica in cui l'artista cede il controllo a un sistema che opera con un grado di relativa autonomia, e contribuisce a/ha come risultato un'opera d'arte completa. I sistemi possono includere istruzioni in linguaggio naturale, processi biologici o chimici, programmi per computer, [...], e altre invenzioni procedurali.

McCormack et al. [22] fanno notare come il grado di autonomia del sistema possa variare in modo significativo, a seconda del ruolo che detiene l'artista, il quale potrebbe avere un ruolo creativo primario o essere escluso dal processo creativo. L'autonomia del sistema dall'artista relativamente ai processi di decisione viene sottolineata anche da Boden and Edmonds [23], che individuano l'importanza di un insieme di regole alla base, in particolare nel campo della musica e delle arti visive. In relazione a questo aspetto, gli artisti computazionali preferiscono sistemi guidati da regole ai sistemi algoritmici in quanto garantiscono un maggior grado di autonomia. Nel 2016 Galanter [24] chiarisce il concetto di autonomia espresso precedentemente. Egli specifica, mostrando un parallelismo con la robotica, che intende come autonomo un sistema che non necessita del processo decisionale o del controllo dell'artista durante la realizzazione dell'opera.

Nonostante la definizione di Galanter favorisca un visione tecnologica e digitale della Generative Art, processi riconducibili a questo tipo di arte sono noti fin dalla Preistoria. Dorin et al. [25] sottolineano, ad esempio, la presenza di processi generativi alla base dell'arte paleolitica ornamentale, degli automi attivati idraulicamente dell'antica Alessandria e dell'arte islamica del IX secolo. Molti studiosi, però, sono del parere che l'utilizzo dei computer abbia aperto la Generative Art a nuovi orizzonti e possibilità. Dorin et al. [25] fanno notare, tra le altre osservazioni, come il digitale abbia introdotto nuovi mezzi per codificare i processi e fornito una maggiore capacità per eseguirli. Ciò viene riconosciuto anche da McCormack et al. [22], i quali affermano che i computer hanno permesso la creazione di pro-

cessi con gradi di flessibilità e controllo mai avuti prima. Maggiori capacità computazionali hanno anche permesso per la prima volta la presentazione simultanea di opere generative real-time, oltre al risparmio nei tempi di produzione [26].

Problemi e bias della Generative Art

Oltre a concordare sull'innovazione offerta dai computer, McCormack et al. [22] e Dorin et al. [25] espongono le controversie relative all'utilizzo di sistemi black-box o readymade alla base del processo creativo. Difatti, potrebbero essere utilizzati sistemi realizzati da terzi senza capirne il funzionamento interno, andando a inficiare la validità del processo come principale mezzo di comunicazione creativa.

Una riflessione simile viene presentata da McCormack et al. [27], che discutono del concetto di paternità di un'opera generata da un sistema di intelligenza artificiale.

I ricercatori considerano autori chi ha creato il software, chi si è occupato di definire i parametri del sistema e possibilmente anche chi ha lavorato ai dati di training. In alcuni casi anche il software è stato riconosciuto come autore legale, ma tale visione non è ampiamente accettata né dalla comunità artistica né dal pubblico.

Questa non è l'unica problematica relativa a questo ambito. Srinivasan e Uchino [28] sottolineano come la Generative Art, in particolare quella prodotta tramite l'intelligenza artificiale, possa essere caratterizzata da *bias*. Nello specifico, vengono analizzati:

- **Effetto Framing:** bias dovuto alla formulazione del problema;
- **Bias relativi all'algoritmo**, comprendenti confounding bias, sample selection bias e transportability bias;
- **Bias relativi ai dataset**, scaturiti da inconsistenze o dataset poco rappresentativi.

Secondo i ricercatori la presenza di tali bias può compromettere il potere della Generative Art, che comunicherebbe valori non etici e contribuirebbe a una visione erranea della storia.

Implicazioni nel mondo dell'arte

La Generative Art basata sull'utilizzo dell'intelligenza artificiale è sempre più rilevante, come affermano Daniele e Song [29], evidenziando l'utilizzo da parte degli artisti delle Deep Neural Networks per la creazione di opere. Ciò ha permesso l'entrata di tale tecnologia nel mercato dell'arte. Nel 2016 è stata venduta all'asta un'opera dell'artista Memo Akten realizzata con l'ausilio di DeepDream, un sistema basato su una rete neurale lanciato da



Figura 2.1: *Edmond de Belamy, Obvious.*

Fonte: web

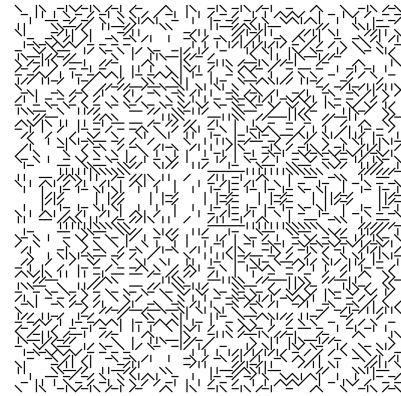


Figura 2.2: *Autoglyphs, Larbs.*

Fonte: web

Google l'anno prima [30]. Tuttavia l'evento che ha consolidato la presenza di questo tipo di arte nel mondo artistico e delle case d'aste [31] è stata la vendita da parte di Christie's del ritratto *Edmond de Belamy* [Figura 2.1], creato interamente da un algoritmo di machine learning tramite l'impiego di una Generative Adversarial Network (GAN)². Tale vendita, avvenuta per \$432.500, ha infatti attirato l'attenzione di vari ricercatori, sia per le problematiche relative alla paternità dell'opera (come visto nella sezione precedente), sia per le future implicazioni sul sistema di valutazione del mercato dell'arte, come sottolineato da Wang e Ma [31]. Questi ultimi prospettano, inoltre, un maggior coinvolgimento delle opere di intelligenza artificiale in nuove modalità del commercio d'arte online.

Un legame del genere è già visibile, ad esempio, nel mercato degli NFT³, in cui la Generative Art ha acquisito popolarità recentemente.

È possibile, ad esempio, generare NFT collezionabili utilizzando una procedura algoritmica (di cui non si conosce il funzionamento interno), in modo da ottenere numerose opere uniche dallo stesso insieme di istruzioni (anch'esso parte del NFT) [33]. Nel 2019 si è avuta la prima opera NFT generativa su blockchain, ovvero *Autoglyphs* di Larbs [Figura 2.2], mentre nel 2020 Eric Calderon ha avviato ArtBlocks, una galleria d'arte digitale che rilascia collezioni di Generative Art creata tramite codice memorizzato sulla blockchain Ethereum [34].

²Tale tecnologia è approfondita nel paragrafo 2.2

³Non Fungible Token: certificato digitale non duplicabile che attesta l'originalità e la proprietà univoca di un bene fisico o digitale, registrata su file crittografati inalterabili (tecnologia blockchain) contenenti metadati identificativi e descrittivi. [32]

Relativamente agli sviluppi futuri della Generative Art, in particolare quella creata tramite l'utilizzo dei computer, si ritiene difficile prevedere l'impatto di una simile tecnologia, come argomentato da McCormack et al. [22]. Tuttavia, i ricercatori pensano che sia possibile un cambiamento nel modo in cui le preferenze estetiche sono soddisfatte. Nello specifico, potrebbero essere realizzati sistemi di raccomandazione che, invece di consigliare un prodotto affine ai gusti dell'utente, generino contenuti tali da soddisfarli completamente.

2.1.3 Reti Neurali

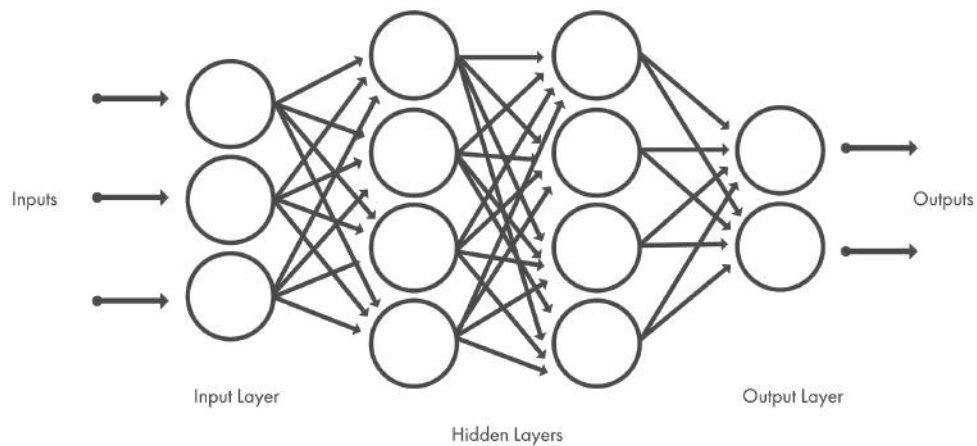


Figura 2.3: Esempio di rete neurale artificiale. Fonte: web

L'utilizzo di reti neurali nel processo creativo è molto popolare nella Generative Art contemporanea.

Le reti neurali sono una branca del **machine learning** e costituiscono la base degli algoritmi di deep learning. Una rete neurale artificiale si ispira alla rete neuronale del cervello umano e combina multipli livelli di neuroni (o nodi) [Figura 2.4]:

- **Livello di input:** raccoglie le informazioni dall'esterno e le trasmette ad un livello nascosto;
- **Uno o più livelli nascosti:** applicano una trasformazione ai dati provenienti dal livello di input e li trasmettono al livello di output;
- **Livello di output:** calcola l'output sulla base delle informazioni ricevute da un livello nascosto.

Ogni nodo è caratterizzato da dati in input e una soglia di attivazione, inoltre può essere connesso a nodi del livello sottostante, da cui riceve dati, e del livello soprastante, a cui invia

dati. A ogni connessione entrante, è assegnato un peso che indica quanto questa contribuisce al calcolo dell'output.

Quando la rete è attiva, si moltiplicano gli input per i rispettivi pesi, sommando poi i prodotti risultanti. Se il risultato ottenuto supera la soglia del nodo, quest'ultimo si attiva e lo inoltra sulle connessioni uscenti; in caso contrario, non viene inviato alcun dato.

Training

Un altro elemento essenziale nell'applicazione di una rete neurale, dopo la definizione della sua architettura, è rappresentato dalla fase di training [35]. L'obiettivo di tale fase è stabilire i valori da assegnare ai pesi in modo da minimizzare la **loss function** (funzione di costo) durante la valutazione degli esempi, ovvero i record del training dataset. La funzione di perdita quantifica la differenza tra l'output risultante e l'output desiderato. A seconda dello scopo della rete neurale, può variare la funzione di perdita utilizzata. Tra le più note vi sono:

- Mean Squared Error (MSE)
- Binary Crossentropy (BCE)
- Categorical Crossentropy (CC)
- Sparse Categorical Crossentropy (SCC)

Il processo inizia scegliendo casualmente i pesi iniziali. Successivamente, la rete processa i record uno alla volta, confrontando gli output risultanti con quelli desiderati. L'errore viene poi propagato indietro all'interno della rete neurale, utilizzando un algoritmo di **back propagation**, in modo da rifinire i pesi delle connessioni. Ciò viene ripetuto più volte, fino a quando la loss function non è minimizzata e si ottiene una rete con una buona accuratezza.

Generative Adversarial Networks

Le Generative Adversarial Networks (GAN) sono state introdotte da Goodfellow et al. [36] e consistono in un modello generativo in cui si ha l'allenamento simultaneo di due modelli: un generatore G, che prende in input un rumore casuale z con una distribuzione normale o uniforme e genera dei campioni, e un discriminatore D, che stima la probabilità che un campione provenga dal training dataset piuttosto che da G.

Tale framework corrisponde quindi a un gioco minimax con due giocatori, spiegato da Goodfellow et al. [36] tramite l'analogia della contraffazione. Durante il gioco, il generatore

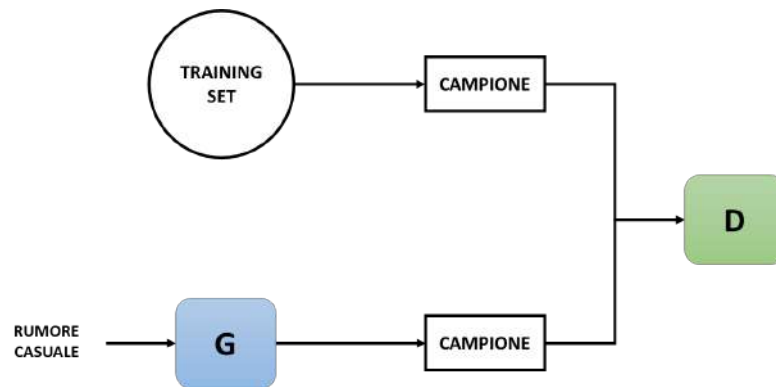


Figura 2.4: Struttura di una GAN

produce campioni contraffatti mentre il discriminatore ha il compito di individuarli. Il discriminatore fornisce una guida al generatore su che tipo di campioni generare, in quanto il secondo non ha accesso ai dati reali ma impara unicamente attraverso i feedback del primo. In questo modo entrambi i giocatori migliorano le loro tecniche durante l'allenamento, fino ad avere dei campioni indistinguibili dagli originali.

2.2 Stato dell'arte

Questo capitolo illustra lo stato dell'arte e i lavori presenti in letteratura relativi all'applicazione di algoritmi e sistemi di Intelligenza Artificiale nella Generative Art, con un focus sul campo delle arti figurative.

2.2.1 Evolutionary art

L'evolutionary art è una delle aree di ricerca della computazione evolutiva ed è caratterizzata dall'utilizzo dei processi di evoluzione Darwiniani, i quali, combinati con le regole della genetica di Mendel, permettono di ottenere artefatti con una nuova estetica [37]. L'evolutionary art è quindi un tipo di Generative Art, dove l'artista cede il controllo del processo creativo a un sistema esterno composto dall'informazione genetica e dal processo evolutivo [38].

NPR e Genetic Programming

Esempi di evolutionary art sono presenti in una branca di ricerca della grafica digitale, il non-photorealistic rendering (NPR), che si occupa di offrire, attraverso algoritmi di rendering, una grande varietà di stili espressivi, a discapito del fotorealismo.



Figura 2.5: Immagine sorgente.
Fonte [1]

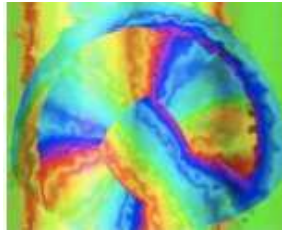


Figura 2.6: Immagine target.
Fonte [1]

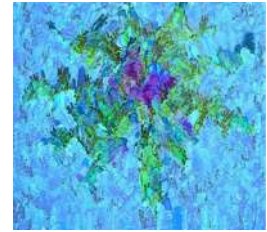


Figura 2.7: Risultato con score più alto.
Fonte [1]

Nel 2013 Baniasadi [1] presenta un sistema in grado di generare effetti di NPR utilizzando la programmazione genetica. Si tratta di un sistema flessibile, in cui l'utente ha la possibilità di ottenere numerosi output diversi tramite la scelta dei parametri (numero di pennelli, bitmap di stile e intensità del pennello, funzioni di fitness estetiche e statistiche, ecc.). Oltre ai parametri definiti dall'utente, il sistema prende in input un'immagine sorgente e una target colour image (es. figure 2.8 e 2.9), ovvero un'immagine utilizzata per comparare l'istogramma a colori di ogni individuo della popolazione.

Per la funzione di fitness, sono prese in considerazione due categorie: modelli estetici e analisi statistiche. Nello specifico, sono applicati come modelli estetici:

- DFN (deviation from normality): misura la corrispondenza di un'immagine a un gradiente con curva a campana,
- CHISTQ: calcola la distanza quadratica tra l'istogramma dei colori dell'immagine sorgente e della target colour image.

Baniasadi ha mostrato come la variazione di alcuni parametri, ad esempio l'utilizzo di una diversa target colour image o la modifica delle caratteristiche dei pennelli, ha un impatto sullo stile delle immagini risultanti (Figura 2.7), con la possibilità di ottenere numerosi effetti pittorici (acquerello, tecnica mista, ...). A sostegno del sistema proposto, Baniasadi ha anche mostrato i risultati di un sondaggio online in cui gli intervistati hanno scelto l'immagine con il punteggio migliore con il 95% di certezza. Il sistema, tuttavia, non permette il pieno controllo dell'immagine risultante a causa della casualità che caratterizza la programmazione genetica. Inoltre, l'utilizzo di grandi immagini può tradursi in lunghi tempi di elaborazione.

Nel 2015 Baniasadi e Ross [39] presentano un nuovo approccio per l'ottenimento di effetti di NPR. Nello specifico, la formula di miscelazione del colore diviene una componente dell'evoluzione e l'espressione di rendering è calcolata sulla base dei pixel. Ciò permette di ottenere degli effetti più naturali e del tutto nuovi.

Un ulteriore miglioramento a questo tipo di sistema è apportato da Bakurov e Ross [40] con l'implementazione del sistema tramite il Cartesian Genetic Programming, che utilizza una rappresentazione più economica della rendering expression rispetto a quella utilizzata da Baniyadi [1]. Tale sistema, inoltre, sfruttando l'accelerazione della GPU, completa il rendering 6 volte più velocemente e permette il rendering di tele di grandezza maggiore senza penalità a run-time.

Il punto chiave della programmazione genetica nell'evolutionary art è, come sostenuto da DiPaola e Gabora [41] e successivamente ripreso da Shahriar [42], determinare una funzione di fitness che rispecchi il senso estetico e che giudichi anche i primi risultati arbitrari con la massima accuratezza. Shahriar [42] afferma, quindi, che un simile approccio potrebbe costituire un limite per la creazione di artefatti poiché limiterebbe "la creatività generale e la diversità delle generazioni". Tale problema, secondo il ricercatore, non affligge le Generative Adversarial Networks, le quali non sono soggette a questo tipo di limitazioni.

Con il presente lavoro di ricerca si intende verificare il vantaggio delle Generative Adversarial Networks rispetto alla programmazione genetica nella generazione di opere d'arte, confrontando la resa estetica delle due categorie di artefatti. Inoltre, vi è l'intenzione di analizzare i risultati ottenuti dalla combinazione delle due tecnologie.

2.2.2 Creare arte tramite GAN

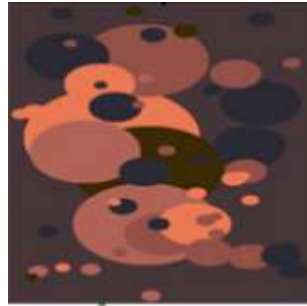
In letteratura sono state presentate numerose reti generative in grado di creare immagini nuove emulando una data distribuzione di allenamento. Difatti, le Generative Adversarial Networks hanno avuto particolarmente successo in questo ambito [5]. Di seguito sono presentate e confrontate diverse varianti delle Generative Adversarial Networks, utilizzate per la creazione di artefatti relativi alle arti visive.

Astrattismo con FusionGan

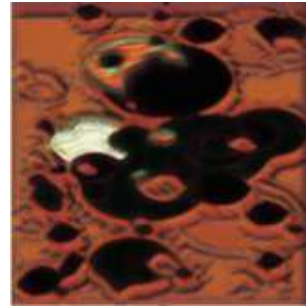
Nel 2021, Li et al. [2] propongono il sistema FusionGAN per la generazione automatica di dipinti astratti, con l'obiettivo di ottenere la fusione tra certezza ed incertezza.

I ricercatori, infatti, sostengono che il processo generale è curato dall'artista mentre i dettagli sono definiti dal computer.

Tale sistema si divide quindi in due passi: la costituzione della struttura (componente di certezza) e la realizzazione dei dettagli (componente di incertezza).

**Figura 2.8:** Campitura di colore.

Fonte [2]

**Figura 2.9:** Aggiunta senso di profondità.

Fonte [2]

La struttura di base può essere predefinita o guidata dall'utente, mentre la realizzazione dei dettagli è eseguita tramite una Cycle-GAN [43]. Nello specifico, la struttura di base viene campita con il colore e arricchita con un senso di profondità tramite il trasferimento del dipinto generato all'interno di un dominio di dipinti collezionati precedentemente, comprendente dipinti astratti di artisti e altre reti neurali.

Per la valutazione del comportamento del FusionGAN, i ricercatori hanno condotto uno studio tra gli utenti e una valutazione estetica. Nel primo, sono stati presentati al pubblico alcuni dipinti, nascondendo le informazioni sul creatore, ed è stato chiesto di definire se un tale dipinto fosse generato tramite computer o creato da un artista reale, e di selezionare l'insieme di dipinti di aspetto migliore. Relativamente alla valutazione estetica, è stato utilizzato il metodo proposto da Li et al. [44]. Entrambi gli studi hanno avuto un esito positivo, in quanto gli utenti non sono riusciti a distinguere le immagini generate dal FusionGAN da quelle degli artisti reali e il 50,47% degli intervistati ha riconosciuto alle prime un aspetto migliore. Con l'applicazione di Li, inoltre, sono stati ottenuti punti di elevato equilibrio, in linea con quelli ottenuti dai dipinti di artisti reali.

Tale studio, tuttavia, si limita alla valutazione dell'aspetto estetico delle opere. In questo lavoro di ricerca si intende estendere la valutazione del sistema sopra descritto, concentrandosi su alcuni aspetti grafici non considerati in precedenza, come la sfocatura dell'immagine, e sulla creatività delle opere generate.

Aumento della complessità con ArtGAN

ArtGAN consiste in un'estensione delle Generative Adversarial Networks proposta da Tan et al. [3] capace di generare immagini complesse, comprendenti dipinti sia realistici che contraddistinti da caratteristiche astratte.

Tale risultato è ottenuto tramite la trasmissione, dal discriminatore al generatore, di feedback



Figura 2.10: Dipinti generati da ArtGAN in base al genere (dall'alto verso il basso): "astrattismo", "paesaggio urbano" e "pittura di genere". Fonte [3] .

estrapolati dalle etichette assegnate a ogni artefatto generato (similmente a ciò che accade in una CondGAN). Ciò permette al generatore un migliore apprendimento, che, oltre a ridurre i tempi di allenamento, consente ad ArtGAN di acquisire concetti astratti come gli stili artistici. I ricercatori hanno condotto anche un'analisi quantitativa per verificare la verosomiglianza degli artefatti generati. Precisamente, Tan et al. hanno utilizzato il metodo delle finestre di Parzen per comparare ArtGan e altri modelli di GAN esistenti. Il sistema ha ottenuto i migliori risultati, tuttavia gli stessi ricercatori fanno notare come le misurazioni possano essere fuorvianti, come affrontato da Theis et al. [45].

Multi-Conditional StyleGANs e controllo delle caratteristiche



Figura 2.11: Dipinti generati secondo le condizioni genere: "paesaggio", contenuto: "montagne", e le altre sostituite tramite "wildcard wash". Fonte [4].

Una differente applicazione delle Generative Adversarial Networks è proposta da Dobler et al. [4], i quali presentano una rete neurale che fornisce un controllo a grana fine delle caratteristiche delle opere generate, permettendo di definirne lo stile, i tratti, ecc.

Per la realizzazione del sistema, i ricercatori hanno adottato l'architettura StyleGAN2 ADA [46], allenata utilizzando il dataset Artemis arricchito con metadati provenienti da WikiArt (relativi a stile, contenuto, pittore, ...), ovvero le condizioni per il modello. Durante l'al-

lenamento, ogni condizione è tradotta in una rappresentazione vettoriale per poi essere concatenata con le altre. Tale concatenazione è data in input alla rete neurale insieme al vettore di rumore casuale, rendendo possibile il processo di generazione.

È anche possibile rimpiazzare condizioni arbitrarie con un "wildcard mask", in modo da generare degli artefatti che siano coerenti alle condizioni non sostituite (es. fig. 2.11). Dobler et. al. hanno previsto anche uno stratagemma di troncamento condizionale applicato allo spazio dei vettori latenti in modo da ottenere novità e imprevedibilità nelle opere generate. Il sistema, inoltre, è stato sottoposto ad una valutazione qualitativa e quantitativa. La valutazione qualitativa ha previsto la definizione di una funzione per determinare se una specifica condizione fosse soddisfatta o meno all'interno di un'immagine. Per la valutazione quantitativa, invece, è stata utilizzata la Intra-Frechet Inception Distance (I-FID), adatta a valutare la vicinanza tra i dati reali e quelli generati.

Infine, dalla sperimentazione è emersa una corrispondenza tra le metriche quantitative e qualitative, anche se i ricercatori hanno registrato una divergenza dei risultati qualitativi all'aumentare delle condizioni.

CAN: creatività oltre l'emulazione



Figura 2.12: Dipinti generati dal modello CAN. Fonte [5].

Analizzando le estensioni di GAN esistenti, Elgammal et al. [5] hanno individuato una limitazione nella creatività delle Generative Adversarial Networks che producono artefatti sulla base di categorie o didascalie, in quanto limitate nella generazione di opere relative a quelle etichette, ma mancanti di elementi nuovi.

I ricercatori, quindi, propongono il modello chiamato Creative Adversarial Network (CAN). Tale modello è progettato per generare arte che non segua degli stili ben definiti e che confonda lo spettatore. Nel dettaglio, consiste in una modifica di una DCGAN [47] in cui il discriminatore impara a distinguere le diverse classi stilistiche mentre il generatore riceve due segnali contraddittori dal discriminatore, ovvero la classificazione "originale o generato" e un indicatore della capacità del discriminatore di classificare l'arte generata in un determinato stile. In questo modo è possibile produrre un artefatto che sia nuovo, ma che non si allontani eccessivamente dalla distribuzione del training, mantenendo l'ambiguità stilistica.

La valutazione del sistema è avvenuta tramite degli esperimenti con sondaggi, dove il 53% dei partecipanti ha definito le opere prodotte da CAN come dipinte da un artista reale. Inoltre, circa il 60% ha ritenuto tali opere come nuove ed esteticamente appaganti. È assente, tuttavia, una valutazione quantitativa del valore estetico delle opere generate dal modello. Ciò è oggetto del presente lavoro di ricerca, in cui si intende valutare la qualità estetica delle opere generate dal sistema CAN sulla base dei principi della teoria artistica. Sono oggetto di valutazione anche la creatività e la resa finale delle opere, aspetti già presi in considerazione da Elgammal et al. [5] e che si intende approfondire ulteriormente, intraprendendo un confronto con altri sistemi generativi.

MAGnet: GAN e programmazione genetica combinate



Figura 2.13: Prima generazione di MAGNet con input "dipinto astratto con triangoli arancioni". La x indica l'operazione di crossover e l'apostrofo indica l'operazione di mutazione. Fonte [6].

Come affrontato in precedenza, l'utilizzo degli algoritmi genetici è sconsigliato per la creazione di opere d'arte data la difficoltà di definire una funzione di fitness che rispecchi il senso estetico. Tuttavia, Goncalves [6] definisce un algoritmo genetico per guidare la creazione degli artefatti di una GAN sulla base di una descrizione testuale, proponendo il sistema MAGnet. In particolare, una variante delle GAN, chiamata SWAGAN [48], è allenata utilizzando immagini di dipinti moderni del dataset WikiArt.

L'algoritmo genetico, sfruttando la generazione iniziale creata tramite la SWAGAN, seleziona i quattro migliori individui, esegue il crossover di ciascuna immagine con le altre e infine aggiunge del rumore ai vettori latenti relativi alle quattro immagini (come mostrato in fig. 3.5). Tra le 4 immagini originale e le 16 combinazioni il sistema sceglie i quattro migliori individui per la generazione successiva.

Il processo è ripetuto fino al raggiungimento del numero di generazioni stabilito.

Goncalves afferma che MAGnet ottiene migliori risultati nella generazione di artefatti astratti che di artefatti realistici. Tuttavia, è contraddistinto da una ricorrenza dei temi visivi (probabilmente dovuta alle dimensioni limitate del dataset di allenamento) e non sono presenti valutazioni estetiche delle opere generate. Con questo lavoro di ricerca vi è l'intenzione di sopperire a tale mancanza, stimando il valore estetico delle opere generate dal sistema MAGnet. Inoltre, similmente agli altri studi menzionati precedentemente, si vuole stabilire quanto un pubblico umano gradisca tali opere.

2.2.3 Metodi per la valutazione di opere machine-generated

La valutazione estetica di immagini è un'attività impegnativa e soggettiva, inoltre può essere influenzata da diversi fattori come: l'esperienza visiva, le forme, il luogo e il tempo in cui l'opera viene creata.

La comunità scientifica ha infatti sviluppato un certo interesse per il tema e negli anni sono state presentate diverse soluzioni. Li et al. [44], in particolare, distaccandosi dalle soluzioni precedenti basate sull'oggetto, propongono un metodo di valutazione automatica che prende in considerazione l'equilibrio visivo e il colore. Tale metodo valuta l'immagine tramite il calcolo della consistenza tra il centro di gravità visivo e il centro fisico. Ciò è possibile grazie all'utilizzo di un algoritmo di clustering per gestire la composizione del colore dell'immagine. Nello specifico, l'immagine è suddivisa in blocchi di colore tramite l'utilizzo del K-means. Successivamente sono calcolati i centri di gravità per ogni blocco, in modo da ottenere il punto di equilibrio. Infine si calcolano la distanza e l'angolo tra quest'ultimo e il punto centrale, ottenendo il valore estetico dell'immagine.

Le caratteristiche dell'immagine sono alla base anche di un altro strumento di valutazione estetica, ovvero il modello di regressione proposto da Sahu et al. [49]. In particolare, sono presi in considerazione il modello locale binario per la texture, l'istogramma di colore, l'istogramma di gradienti orientati per i bordi e i descrittori GIST per il riconoscimento della scena; tali componenti sono poi combinati, per ogni dipinto, con gli input provenienti da 60 partecipanti, ai quali è stato chiesto di valutare l'estetica di ciascun quadro su una scala da 1 a 10. Il modello è allenato considerando le caratteristiche dell'immagine come variabili indipendenti e la valutazione dell'utente come variabile dipendente, ottenendo, infine, un'accuratezza del 64.15% nella valutazione di dipinti.

Un approccio differente è presentato da Berman [50], il quale propone il metodo di valutazione qualitativo HEART (Holistic Evaluation of ART). A differenza dei metodi descritti in precedenza, HEART prende in considerazione oltre alla qualità visiva, anche l'impatto emotivo e la stima cognitiva dell'opera. Per analizzare questi ultimi due aspetti Berman fa riferimento ad alcuni dei fattori emotivi e cognitivi individuati da Hagtvedt et al. [51], tra cui: disagio, tristezza, eccitazione e felicità relativamente all'aspetto emotivo, e creatività, originalità, interesse relativamente all'aspetto cognitivo. La qualità visiva, invece, è valutata prendendo in considerazione la sfocatura dell'immagine, le caratteristiche allucinatorie, la varietà dei colori, la diversità e la qualità generale. Inoltre, nello studio pilota in cui Berman illustra l'uso del metodo HEART, è eseguito un test di Turing per valutare la capacità di distinguere un'opera generata tramite computer e un'opera dipinta da un artista reale.

Nel seguente capitolo è presentato l'obiettivo della ricerca e sono descritti i materiali e i metodi utilizzati per condurre tale studio.

3.1 Obiettivo della ricerca

La presente ricerca ha l'obiettivo di stabilire in che misura i principali sistemi intelligenti per la produzione di opere d'arte siano in grado di genere artefatti creativi, al pari degli artisti reali. Si ha, inoltre, l'intenzione di istituire un confronto tra questi, così da determinare il migliore per qualità visiva e creatività e fornire, al contempo, una panoramica generale dei risultati ottenibili dall'applicazione dell'intelligenza artificiale alle arti visive.

3.2 Materiali

Ai fini dell'analisi sono state considerate le opere generate dai seguenti sistemi:

- il sistema di NPR proposto da Baniyadi [1],
- il sistema CAN proposto da Elgammal et al. [5],
- il sistema FusionGAN proposto da Li et al. [2],
- il sistema MAGnet proposto da Goncalves [6].

3.3 Metodi

Di seguito sono illustrate le metodologie scelte per effettuare l'analisi estetica. In particolare, tale analisi è costituita da due tipi di valutazioni differenti: la valutazione automatica e la valutazione umana.

3.3.1 Valutazione automatica

La valutazione automatica è avvenuta tramite l'applicazione del metodo di Li et al. [44], implementato nell'ambiente MATLAB, in modo da poter confrontare le opere considerate sulla base del loro equilibrio visivo.

In particolare, sono state sottoposte alla valutazione:

- n.16 opere generate tramite il sistema CAN;
- n.16 opere generate tramite il sistema di NPR;
- n.16 opere generate tramite il sistema MAGnet.

Tramite il metodo sopracitato, ad ogni opera è stato assegnato un punteggio estetico, espresso in centesimi, sulla base della relazione tra il suo centro visivo e il suo centro fisico. Successivamente, è stata calcolato il punteggio estetico medio per ogni sistema generativo coinvolto. Infine, i risultati ottenuti sono stati confrontati con le medie dei punteggi delle opere generate dal sistema FusionGAN e delle opere dipinte da artisti reali presentate da Li et al. [2]. In questo modo è possibile acquisire una panoramica più ampia della qualità estetica delle opere generate artificialmente, in particolare quelle prodotte da sistemi basati su Generative Adversarial Networks, oltre ad attuare un confronto con opere dipinte da artisti reali.

3.3.2 Valutazione umana

Durante questa fase dell'analisi è stato applicato HEART [50], ovvero un framework che unisce le basi della computational creativity alla teoria artistica per la valutazione di opere d'arte visiva, sia dipinte da artisti che generate tramite computer. Nello specifico, è stato somministrato un sondaggio a 20 studenti universitari, sprovvisti di particolari competenze artistiche. Il sondaggio si compone di tre sezioni.

La prima sezione ha lo scopo di indagare l'impatto emotivo e cognitivo dell'opera. Agli intervistati è stata mostrata un'opera per ciascuno dei sistemi comparati e un'opera dipinta da un artista reale ed è stato chiesto di rispondere a una serie di quesiti sulle sensazioni

generate dall'opera, esprimendo un giudizio attraverso la scala di Likert. Le opere mostrate sono state scelte sulla base del punteggio estetico ottenuto nella fase precedente, ovvero è stata selezionata l'opera con il punteggio migliore per ogni categoria.

A differenza del metodo originale, non sono stati considerati alcuni fattori emotivi e attributi cognitivi poiché ritenuti simili ad altri già presenti nell'indagine.

I quesiti sono i seguenti:

- *Quesito 1.1:* è chiesto di esprimere la misura in cui l'opera evoca 13 fattori emotivi (disagio, ansia, incertezza, inquietudine, tristezza, disperazione, malinconia, solitudine, eccitazione, entusiasmo, ebbrezza, gioia, serenità);
- *Quesito 1.2:* è chiesto di esprimere la misura in cui l'opera rispecchia 10 attributi cognitivi (interessante, suscitante curiosità, affascinante, stimolante intellettualmente, attraente, originale, creativa, inventiva, ben realizzata, dimostrativa dell'intenzione).

La seconda sezione è utilizzata per raccogliere informazioni su come un insieme di opere appare allo spettatore ed effettuare un confronto sulla qualità visiva dei sistemi presi in considerazione. In questa sezione è stato omesso il quesito relativo alla struttura degli artefatti, presente nello studio originale, in quanto non conforme alla tipologia di opere presentate che appartengono allo stile astratto. Agli intervistati è stato mostrato un collage di opere per ciascuno dei sistemi comparati ed è stato chiesto di rispondere ad una serie di quesiti relativi a diversi aspetti grafici, esprimendo un giudizio attraverso la scala di Likert.

I quesiti sono i seguenti:

- *Quesito 2.1:* è chiesto di esprimere la misura in cui le opere nel collage appaiono sfocate;
- *Quesito 2.2:* è chiesto di esprimere la misura in cui il collage di opere è variegato;
- *Quesito 2.3:* è chiesto di esprimere la misura in cui il collage contiene opere con caratteristiche allucinatorie;
- *Quesito 2.4:* è chiesto un giudizio generale sul collage.

La terza sezione consiste in un test di Turing. Agli intervistati è stato chiesto di stabilire il creatore delle opere mostrate, ovvero un computer o un artista reale.

Acquisite le risposte degli intervistati, sono state calcolate la media e la deviazione standard per ogni componente dei quesiti. A tale scopo, è stata attuata una conversione dei giudizi verbali in giudizi numerici (*completamente in disaccordo* = 1, *in disaccordo* = 2, *incerto* = 3, *d'accordo* = 4, *completamente d'accordo* = 5). Infine, le statistiche ottenute sono state utilizzate per effettuare un confronto tra i vari sistemi sui vari aspetti analizzati dal sondaggio.

L'opera mostrata mi provoca: *



	in completo disaccordo	in disaccordo	incerto	d'accordo	completamente d'accordo
Disagio	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ansia	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Incertezza	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Inquietudine	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Tristezza	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Disperazione	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Malinconia	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Solitudine	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Eccitazione	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Entusiasmo	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ebbrezza	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Gioia	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Serenità	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Figura 3.1: Quesito n.1 della prima sezione relativo all'opera del sistema di NPR


L'opera mostrata è: *



	in completo disaccordo	in disaccordo	incerto	d'accordo	completamente d'accordo
Interessante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ispirante curiosità	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Affascinante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Stimolante intellettualmente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Attrante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Originale	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Creativa	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Inventiva	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ben realizzata	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Dimostrativa dell'intenzione	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Figura 3.2: Quesito n.2 della prima sezione relativo all'opera del sistema MAGnet

Collage n.3



Sono presenti opere sfocate all'interno del collage n.3. *

1 2 3 4 5

completamente in disaccordo ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ completamente d'accordo

Il collage n.3 è variegato. *

1 2 3 4 5

completamente in disaccordo ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ completamente d'accordo

Il collage n.3 contiene opere con caratteristiche allucinatorie. *

1 2 3 4 5

completamente in disaccordo ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ completamente d'accordo

Il mio giudizio generale relativo al collage n.3 è: *

1 2 3 4 5

Estremamente negativo ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Estremamente positivo

Figura 3.3: Quesiti della seconda sezione relativi al collage di opere del sistema CAN

L'opera mostrata è stata: *



- ☐ dipinta da un artista
- ☐ generata da un computer

Figura 3.4: Test di Turing relativo all'opera del sistema FusionGAN

L'opera mostrata è stata: *



- ☐ dipinta da un artista
- ☐ generata da un computer

Figura 3.5: Test di Turing relativo all'opera dipinta da un artista reale

Questo capitolo illustra i risultati ottenuti durante l'analisi degli artefatti generati dai sistemi presi in esame. Nella prima parte sono mostrati i risultati della valutazione automatica basata sull'equilibrio visivo. La seconda parte, invece, è dedicata ai risultati del sondaggio condotto.

4.1 Risultati valutazione automatica

Nelle figure 4.2, 4.3, 4.4 sono riportate le opere e i relativi punteggi estetici, in ordine crescente, dei sistemi NPR, MAGnet e CAN rispettivamente. Secondo quanto riportato da Li et al. [44], un'opera è contraddistinta da equilibrio visivo se il suo punteggio estetico è maggiore o pari a 60.

Relativamente al sistema di NPR, solo una delle opere è stata ritenuta sufficiente (con un punteggio di 63.1). Gli altri due sistemi, CAN e MAGnet, hanno entrambi ottenuto 15 opere sufficienti rispetto alle 16 considerate. CAN ha ottenuto, inoltre, la media dei punteggi più alta e la deviazione standard minima tra i sistemi basati su GAN (Tabella 4.1). Al sistema MAGnet, invece, appartiene l'opera con il punteggio estetico più alto, ovvero 97.2.

Integrando tali risultati con quelli discussi da Li et al. in [2], è possibile osservare come i sistemi basati su varianti di GAN siano in grado di generare opere con alto valore estetico, contraddistinte da punteggi più alti di quelli delle opere dipinte da artisti reali. Al contrario, le opere del sistema di NPR, basato sulla programmazione genetica, generalmente non sono riuscite ad equipararle e hanno ottenuto punteggi non sufficienti, come si può osservare nel grafico in Figura 4.1.

4.2 Risultati valutazione umana

Di seguito sono riportati i risultati del sondaggio condotto, divisi per sezione.

Sezione 1: fattori emotivi e attributi cognitivi

In questa sezione è stato chiesto agli intervistati di esprimere quali emozioni e pensieri hanno suscitato le opere mostrate (quelle con il punteggio migliore nella fase precedente). Nelle tabelle 4.2 e 4.3 sono riportate, per ognuna di esse, la media e la deviazione standard delle risposte relative a ogni componente dei quesiti 1 e 2, rispettivamente.

Analizzando le risposte al primo quesito, ovvero quelle relative ai fattori emotivi, è possibile notare come le opere generate artificialmente riescano, in generale, a suscitare emozioni nello spettatore, anche in misura maggiore rispetto al dipinto reale. Tra i fattori emotivi proposti, l'incertezza costituisce un elemento comune a tutte le opere, in particolare quella generata dal sistema FusionGAN. Un altro risultato interessante è la differenziazione delle emozioni suscitate a seconda delle opere mostrate: l'opera prodotta dal sistema di NPR ha provocato principalmente emozioni positive, come entusiasmo e gioia, mentre le opere prodotte dai sistemi MAGnet e CAN hanno destato emozioni negative, tra cui spiccano solitudine per la prima e ansia per la seconda. In particolare, quest'ultima ha ottenuto un punteggio medio più alto in tutti i fattori emotivi negativi rispetto all'opera di MAGnet, eccetto per la malinconia e la solitudine. Per l'opera generata da FusionGAN e per l'opera dipinta dall'artista reale, tale differenziazione è meno evidente, in quanto non vi è una discrepanza notevole tra i giudizi relativi alle emozioni positive e quelli relativi alle emozioni negative.

Tale coinvolgimento degli intervistati si riflette nelle risposte al secondo quesito della prima sezione, relativo agli attributi cognitivi. Mediamente, gli intervistati hanno risposto assentendo alla maggioranza degli attributi cognitivi (come si può osservare dalle medie dei giudizi nella Tabella 4.3). In particolare, le opere prese in esame, fatta eccezione per quella prodotta da FusionGAN, sono state ritenute interessanti, stimolanti intellettualmente e motivo di curiosità. Tra queste opere, quelle generate artificialmente si sono distinte per creatività e inventiva, ottenendo punteggi medi superiori a quello dell'opera dipinta dall'artista. Inoltre, l'opera del sistema CAN è stata giudicata particolarmente originale (con una media di 3,95), mentre l'opera del sistema MAGNET ha ottenuto consensi riguardo la buona realizzazione. Un giudizio differente è emerso per l'opera generata dal sistema FusionGAN, la quale ha ottenuto giudizi negativi o di incertezza, in particolar modo sugli attributi relativi all'attrazione e al fascino.

Sezione 2: qualità visiva

Nella seconda sezione del sondaggio è stata valutata la qualità visiva delle opere generate artificialmente (i collage mostrati agli intervistati sono in Figura 4.6), ricavando risultati differenti tra i vari sistemi (nella Tabella 4.4 sono riportate la media e la deviazione standard per ogni domanda, suddivise per sistema).

Il collage di opere del sistema di NPR è stato valutato come il più variegato tra quelli proposti, con un buon punteggio medio nel giudizio generale (3,85). Tuttavia, la maggioranza degli intervistati ha evidenziato la presenza di componenti allucinatorie nelle opere, nonché la presenza di artefatti sfocati all'interno del collage.

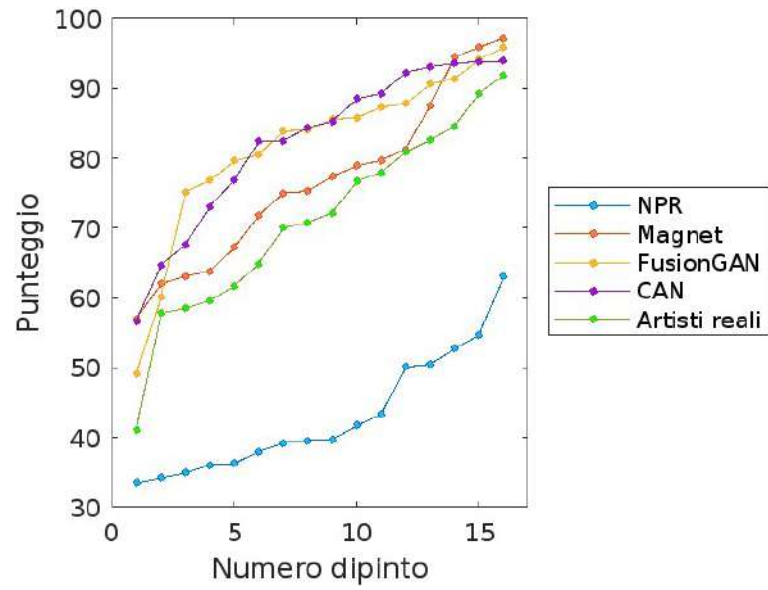
Il collage del sistema MAGnet, al contrario, ha registrato il punteggio medio più basso relativamente alla presenza di opere sfocate e componenti allucinatorie. Ha, inoltre, ottenuto il maggior gradimento da parte degli intervistati (con un punteggio medio di 4,35), nonostante sia stato giudicato come il meno variegato tra i 4 collage mostrati.

Riguardo il sistema FusionGAN, gli intervistati hanno espresso un giudizio quasi neutrale nei confronti del collage mostrato. Un risultato simile è stato ottenuto relativamente alla diversificazione delle opere. Emerge, però, un parere positivo sulle fattezze degli artefatti mostrati, in quanto vi è un dissenso comune riguardo la presenza di opere sfocate e componenti allucinatorie nelle immagini.

Il collage del sistema CAN, infine, è stato giudicato, al pari di quello del sistema di NPR, il più variegato, con un discreto giudizio generale medio (3,50). È, invece, il secondo per la presenza di componenti allucinatorie, anche se la media delle risposte risulta essere neutrale. Sono ritenute quasi assenti le opere sfocate nel collage.

Sezione 3: test di Turing

Di seguito sono riportati i risultati del test di Turing (Tabella 4.5) somministrato agli intervistati, ai quali è stato chiesto di definire l'autore delle opere mostrate, un artista reale o una macchina. Prendendo in considerazione le opere generate artificialmente, solo quelle prodotte dal sistema di NPR e da MAGnet sono riuscite a confondere la maggioranza degli intervistati. Nello specifico, è MAGnet ad aver condotto in errore il maggior numero di intervistati, ovvero il 65%. Quella prodotta da FusionGAN ha ottenuto un risultato quasi sufficiente, riuscendo a confondere il 45% degli intervistati. Un risultato diverso è stato osservato per il sistema CAN, la cui opera è stata giudicata artificiale dal 75% degli intervistati. Infine, la maggioranza degli intervistati (70%) ha riconosciuto l'opera dipinta dall'artista.

**Figura 4.1:** Confronto punteggi estetici**Tabella 4.1:** Confronto statistiche

Sistema	Media	Deviazione Standard
NPR	42,98	7,88
CAN	82,38	11,56
MAGnet	76,73	12,47
FusionGAN	81,73	12,22
Artisti reali	71,28	13,54

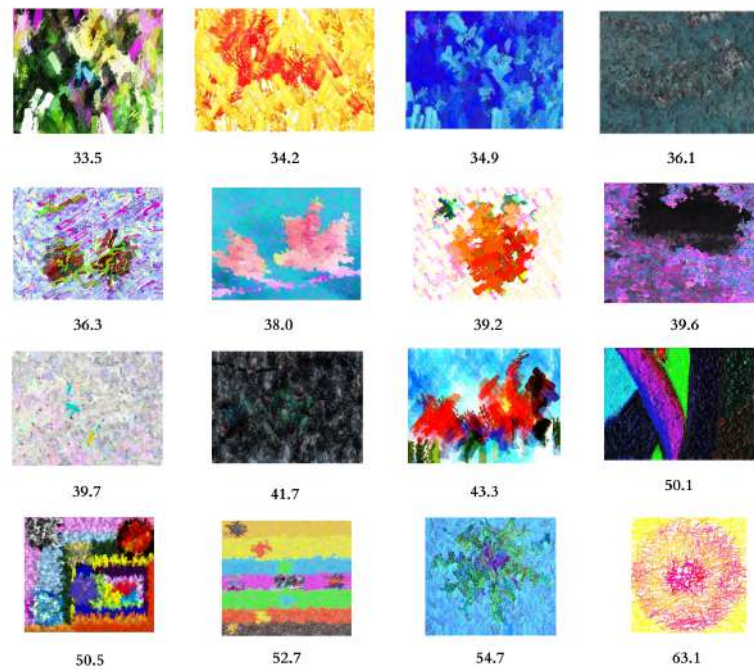


Figura 4.2: Punteggi del sistema di NPR



Figura 4.3: Punteggi del sistema MAGnet

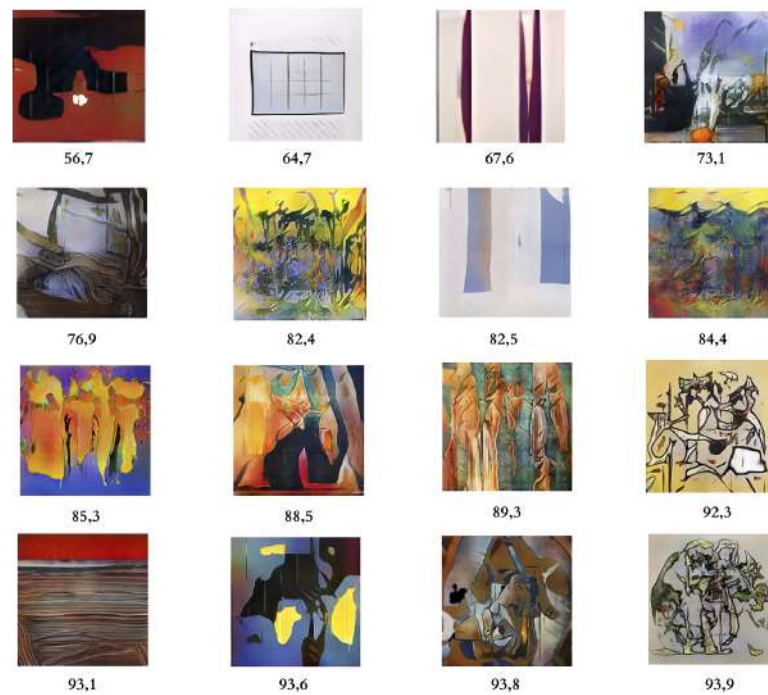


Figura 4.4: Punteggi del sistema CAN

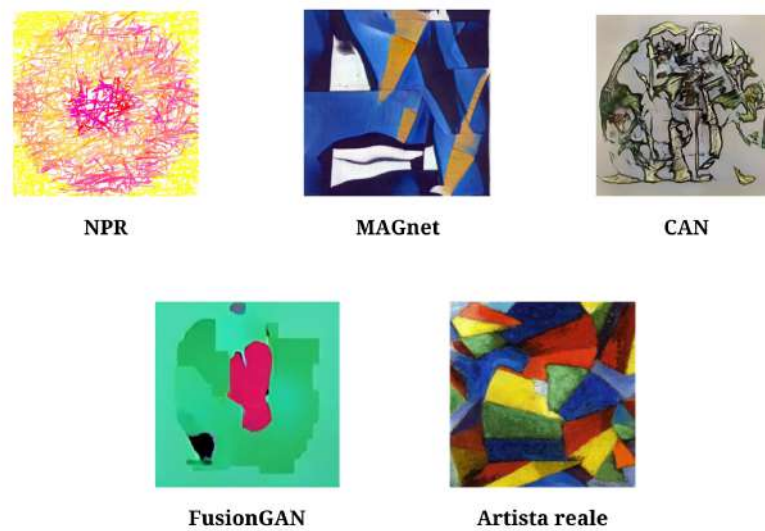


Figura 4.5: Opere oggetto dei quesiti della prima sezione

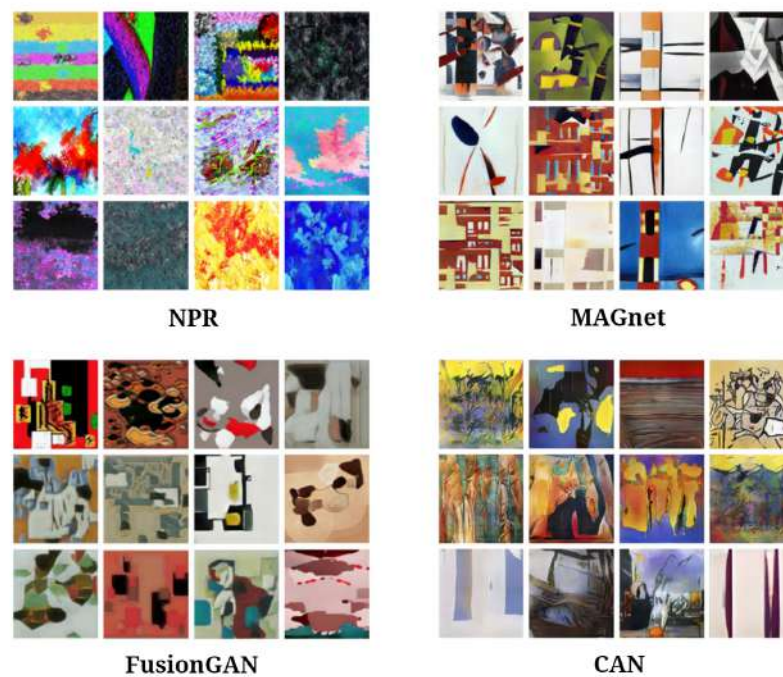


Figura 4.6: Collage oggetto dei quesiti della seconda sezione

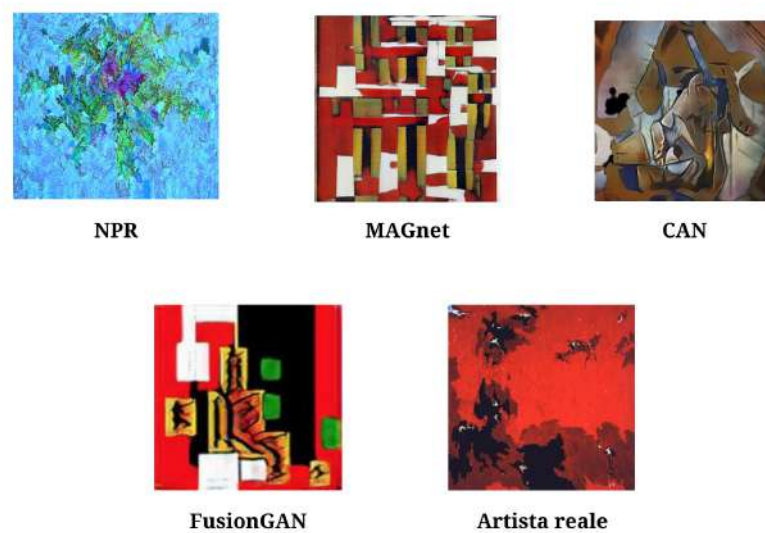


Figura 4.7: Opere oggetto del test di Turing

Tabella 4.2: Confronto media e deviazione standard delle risposte al primo quesito della prima sezione

Fattori emotivi	NPR	MAGnet	FusionGAN	CAN	Artista Reale
Disagio	$1,90 \pm 1,07$	$2,55 \pm 1,05$	$2,85 \pm 1,27$	$3,20 \pm 1,23$	$1,85 \pm 0,88$
Ansia	$1,95 \pm 0,94$	$2,75 \pm 1,12$	$2,65 \pm 1,04$	$3,45 \pm 1,19$	$1,90 \pm 0,91$
Incertezza	$2,60 \pm 1,39$	$3,40 \pm 1,10$	$3,70 \pm 1,30$	$3,65 \pm 0,99$	$3,00 \pm 1,30$
Inquietudine	$2,00 \pm 1,25$	$3,10 \pm 1,25$	$3,10 \pm 1,20$	$3,45 \pm 1,23$	$2,30 \pm 1,26$
Tristezza	$1,50 \pm 0,68$	$2,70 \pm 1,08$	$2,35 \pm 1,14$	$2,80 \pm 1,36$	$2,50 \pm 1,36$
Disperazione	$1,75 \pm 1,21$	$2,85 \pm 1,30$	$2,10 \pm 1,12$	$2,95 \pm 1,36$	$1,90 \pm 0,79$
Malinconia	$1,60 \pm 0,82$	$3,30 \pm 1,21$	$2,80 \pm 1,24$	$3,20 \pm 1,11$	$2,80 \pm 1,47$
Solitudine	$1,65 \pm 0,88$	$3,60 \pm 1,39$	$3,40 \pm 1,14$	$3,20 \pm 1,28$	$2,90 \pm 1,45$
Eccitazione	$3,05 \pm 1,19$	$1,51 \pm 0,51$	$1,80 \pm 0,77$	$1,90 \pm 0,97$	$2,15 \pm 1,27$
Entusiasmo	$3,35 \pm 1,39$	$1,50 \pm 0,61$	$1,80 \pm 0,77$	$1,60 \pm 0,60$	$2,50 \pm 1,24$
Ebbrezza	$3,10 \pm 1,21$	$1,60 \pm 0,82$	$2,15 \pm 0,86$	$2,05 \pm 1,10$	$2,45 \pm 1,28$
Gioia	$3,55 \pm 1,32$	$1,75 \pm 0,85$	$1,90 \pm 0,91$	$1,50 \pm 0,61$	$2,30 \pm 1,38$
Serenità	$3,00 \pm 1,41$	$2,15 \pm 1,31$	$2,00 \pm 1,08$	$1,60 \pm 0,68$	$2,65 \pm 1,46$

Tabella 4.3: Confronto statistiche relative alle risposte al secondo quesito della prima sezione

Attributi cognitivi	NPR	MAGnet	FusionGAN	CAN	Artista reale
Interessante	$3,60 \pm 0,99$	$3,75 \pm 0,85$	$2,65 \pm 1,08$	$3,90 \pm 1,17$	$3,75 \pm 1,07$
Ispirante curiosità	$3,85 \pm 0,88$	$3,80 \pm 0,83$	$2,70 \pm 1,08$	$3,85 \pm 1,04$	$3,65 \pm 1,04$
Affascinante	$3,30 \pm 1,03$	$3,25 \pm 1,03$	$1,85 \pm 0,93$	$3,40 \pm 1,14$	$3,45 \pm 0,89$
Stimolante intellettualmente	$3,40 \pm 1,05$	$3,65 \pm 1,09$	$2,35 \pm 0,99$	$3,50 \pm 1,40$	$3,55 \pm 1,00$
Attraiante	$3,15 \pm 0,88$	$3,30 \pm 0,98$	$1,85 \pm 0,81$	$2,95 \pm 1,15$	$3,30 \pm 0,80$
Originale	$3,25 \pm 1,07$	$3,25 \pm 0,85$	$2,90 \pm 1,33$	$3,95 \pm 0,83$	$2,70 \pm 1,22$
Creativa	$3,70 \pm 0,92$	$3,70 \pm 0,73$	$2,85 \pm 1,14$	$3,55 \pm 0,89$	$3,30 \pm 1,03$
Inventiva	$3,30 \pm 1,08$	$3,40 \pm 0,94$	$2,75 \pm 1,07$	$3,45 \pm 1,10$	$2,95 \pm 1,10$
Ben realizzata	$3,15 \pm 1,14$	$3,60 \pm 0,82$	$2,20 \pm 1,24$	$3,00 \pm 1,21$	$3,40 \pm 1,19$
Dimostrativa dell'intenzione	$2,65 \pm 1,04$	$3,00 \pm 0,92$	$2,20 \pm 1,15$	$2,90 \pm 1,16$	$3,10 \pm 1,17$

Tabella 4.4: Confronto statistiche relative alle risposte della seconda sezione

Qualità visiva	NPR	MAGnet	FusionGAN	CAN
Presenza opere sfocate	$3,05 \pm 1,36$	$1,15 \pm 0,37$	$2,35 \pm 1,31$	$2,45 \pm 1,15$
Collage variegato	$3,85 \pm 0,93$	$2,90 \pm 1,17$	$3,20 \pm 1,15$	$3,85 \pm 0,88$
Presenza componenti allucinatorie	$4,15 \pm 1,23$	$2,10 \pm 0,91$	$2,50 \pm 1,05$	$3,00 \pm 1,07$
Giudizio generale	$3,85 \pm 0,75$	$4,35 \pm 0,49$	$3,30 \pm 1,17$	$3,50 \pm 1,19$

Tabella 4.5: Risultati del test di Turing della terza sezione

Autore	Dipinta da un artista	Generata da un computer
NPR	55%	45%
MAGnet	65%	35%
FusionGAN	45%	55%
CAN	25%	75%
Artista	70%	30%

Questo capitolo illustra quanto è stato dedotto dalla ricerca intrapresa, mostrando i risultati più significativi. Sono, inoltre, riportate le limitazioni incontrate e alcuni possibili sviluppi futuri.

5.1 Interpretazione dei risultati

Nel presente lavoro di ricerca è stata approfondita la relazione tra intelligenza artificiale e mondo dell'arte. In particolare, vi è l'intenzione di stabilire se le opere prodotte da un sistema intelligente possano essere definite creative e all'altezza di quelle reali.

A tal proposito, sono state prese in esame alcune opere astratte, sia generate da sistemi intelligenti (sistema di NPR, MAGnet, CAN e FusionGAN) che dipinte da artisti. Nella valutazione sono stati analizzati vari aspetti delle opere: è stato utilizzato un algoritmo per calcolarne l'equilibrio visivo, mentre è stato distribuito un sondaggio per giudicare la risposta emotivo-cognitivo dello spettatore e la qualità visiva (esclusivamente per i dipinti generati tramite computer). Nel sondaggio è stato incluso anche un test di Turing per valutare la credibilità delle opere artificiali, ovvero la capacità di apparire come dipinte da artisti reali.

Da tale analisi è stato possibile notare, relativamente all'equilibrio visivo, una sostanziale differenza tra i sistemi intelligenti. Nello specifico, i sistemi basati su GAN (MAGnet, CAN e FusionGAN) sono in grado di produrre opere con un elevato valore estetico, persino superiore a quello che contraddistingue le opere dipinte da artisti. Al contrario, il sistema di NPR, basato sulla programmazione genetica, produce principalmente artefatti con uno scarso equilibrio visivo, non ritenuti sufficienti secondo la metodologia applicata.

Tali sistemi, però, sono accomunati dalla carenza in alcuni aspetti della qualità visiva, che differiscono da un sistema all'altro. Prendendo in considerazione quello di NPR, si è notato che le opere prodotte contengono spesso componenti allucinatorie. A MAGnet, invece, appartiene il meno variegato tra i quattro. Infine, FusionGAN e CAN riscuotono incertezza relativamente alla varietà del collage e la presenza di componenti allucinatorie nelle opere, rispettivamente. Nonostante ciò, la maggioranza dei sistemi ha ottenuto un giudizio generale positivo. In particolare, gli artefatti di MAGnet hanno avuto molto successo tra gli intervistati. Tale sistema si conferma superiore anche nel test di Turing, in cui una sua opera è stata confusa come reale dal 65% degli intervistati.

Il miglior sistema per la produzione di opere d'arte è dato, quindi, dalla combinazione tra la programmazione genetica e le GAN, permettendo la generazione di artefatti credibili, ben realizzati, caratterizzati da equilibrio visivo e ritenuti creativi e interessanti da un pubblico umano, spesso in misura maggiore rispetto alle opere dipinte da artisti reali. Un altro sistema degno di nota è CAN, il quale ha prodotto opere con un alto valore artistico e giudicate le più originali tra quelle proposte.

Sulla base di tali risultati, è possibile rispondere al quesito alla base del lavoro di ricerca e affermare che un computer può essere creativo e produrre opere d'arte persino migliori di quelle reali. I sistemi sopracitati rispettano, inoltre, i criteri di novità e valore della visione di creatività di Jordanous (descritta nel paragrafo 2.1.1), in quanto gli artefatti prodotti appaiono originali, soprattutto quelli generati da CAN, e si distinguono per la loro qualità estetica.

5.1.1 Limitazioni e sviluppi futuri

La creatività dei sistemi intelligenti è stata verificata esclusivamente per la generazione di opere appartenenti allo stile astratto. Tale valutazione è avvenuta, inoltre, prendendo in considerazione un limitato numero di opere e sottoponendo il sondaggio ad individui senza un particolare background culturale.

Durante studi futuri si potrebbe condurre una ricerca focalizzata sul giudizio di individui con un background artistico, in modo da effettuare un confronto tra le possibili diverse valutazioni. Un altro sviluppo interessante potrebbe essere l'indagine della creatività ed accuratezza di tali sistemi nella generazione di opere realistiche, valutando, ad esempio, la corrispondenza dell'artefatto prodotto all'idea o alla descrizione che vi è alla base.

Ringraziamenti

Per concludere vorrei ringraziare coloro che hanno contribuito alla realizzazione della mia tesi di laurea e che hanno avuto un ruolo chiave nel mio percorso universitario.

In primis, vorrei ringraziare il mio relatore, il Prof. Fabio Palomba, il quale mi ha guidato in questo lavoro di ricerca sin dalla scelta dell'argomento, fornendomi preziosi consigli.

Un ringraziamento va anche alla mia tutor, la Dott.ssa Giulia Sellitto, per il supporto costante e la disponibilità mostrata nel risolvere ogni mio dubbio.

Grazie alla mia famiglia, che mi ha supportato durante il mio intero percorso di studi.

Grazie a Claudia, Gaia e Ilaria per avermi sopportato in tutti questi anni e per credere in me più di quanto faccia io stesso.

Grazie a Giuseppe per avermi sostenuto quando ne ho avuto bisogno, e ad Alfredo, che mi ha aiutato in un momento di stallo.

Infine, ringrazio i miei colleghi Alessandro, Gennaro, Marco, Raffaele, Sabatino, Valentina e in particolare Pasquale, che mi ha affiancato in numerosi progetti ed è rimasto paziente davanti alle mie mille domande e paranoie.

- [1] M. Baniasadi, "Genetic programming for non-photorealistic rendering," 2013. (Citato alle pagine iv, 13, 14 e 21)
- [2] M. Li, J. Lv, C. Tang, J. Wang, Z. Lai, and Y. Huang, "Combination of certainty and uncertainty: Using fusiongan to create abstract paintings," *Neural Networks*, vol. 144, pp. 443–454, 2021. (Citato alle pagine iv, 14, 15, 21, 22 e 28)
- [3] W. R. Tan, C. S. Chan, H. E. Aguirre, and K. Tanaka, "Artgan: Artwork synthesis with conditional categorical gans," in *2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2017, pp. 3760–3764. (Citato alle pagine iv, 15 e 16)
- [4] K. Dobler, F. Hübscher, J. Westphal, A. Sierra-Múnera, G. de Melo, and R. Krestel, "Art creation with multi-conditional stylegans," *arXiv preprint arXiv:2202.11777*, 2022. (Citato alle pagine iv e 16)
- [5] A. Elgammal, B. Liu, M. Elhoseiny, and M. Mazzone, "Can: Creative adversarial networks, generating" art" by learning about styles and deviating from style norms," *arXiv preprint arXiv:1706.07068*, 2017. (Citato alle pagine iv, 14, 17, 18 e 21)
- [6] A. Goncalves, Robert, "MAGNet: Modern Art Generator using Deep Neural Networks," <https://www.treccani.it/enciclopedia/non-fungible-token/>, online; accessed 3 Agosto 2022. (Citato alle pagine iv, 18, 19 e 21)
- [7] A. Jordanous, "Evaluating computational creativity: a standardised procedure for evaluating creative systems and its application," Ph.D. dissertation, University of Sussex, 2012. (Citato alle pagine 4 e 5)

- [8] S. Colton, "Creativity versus the perception of creativity in computational systems." in *AAAI spring symposium: creative intelligent systems*, vol. 8. Palo Alto, CA, 2008, p. 7. (Citato a pagina 4)
- [9] G. A. Wiggins, "A preliminary framework for description, analysis and comparison of creative systems," *Knowledge-Based Systems*, vol. 19, no. 7, pp. 449–458, 2006. (Citato a pagina 4)
- [10] A. Cardoso and G. A. Wiggins, "Proceedings of the 4th international joint workshop on computational creativity," 2007. (Citato a pagina 4)
- [11] M. Rhodes, "An analysis of creativity," *The Phi delta kappan*, vol. 42, no. 7, pp. 305–310, 1961. (Citato a pagina 5)
- [12] N. Gu and P. Amini Behbahani, "A critical review of computational creativity in built environment design," *Buildings*, vol. 11, no. 1, p. 29, 2021. (Citato a pagina 5)
- [13] A. Jordanous, "Four pppperspectives on computational creativity in theory and in practice," *Connection Science*, vol. 28, no. 2, pp. 194–216, 2016. (Citato alle pagine 5 e 6)
- [14] E. Gizzi, L. Nair, J. Sinapov, and S. Chernova, "From computational creativity to creative problem solving agents." in *ICCC*, 2020, pp. 370–373. (Citato a pagina 5)
- [15] M. Boden, "Preface to special issue on creativity in the arts and sciences," *AISB Quarterly*, vol. 102, 1999. (Citato a pagina 5)
- [16] A. Jordanous, "Creativity vs quality: why the distinction matters when evaluating computational creativity systems." AISB, 2018. (Citato a pagina 6)
- [17] G. Ritchie, "Some empirical criteria for attributing creativity to a computer program," *Minds and Machines*, vol. 17, no. 1, pp. 67–99, 2007. (Citato a pagina 6)
- [18] A. Pease, S. Colton, C. Warburton, A. Nathanail, I. Preda, D. Arnold, D. Winterstein, and M. Cook, "The importance of applying computational creativity to scientific and mathematical domains," in *10th International Conference on Computational Creativity, ICC 2019*. Association for Computational Creativity, 2019, pp. 250–257. (Citato a pagina 6)
- [19] A. Jordanous, "A standardised procedure for evaluating creative systems: Computational creativity evaluation based on what it is to be creative," *Cognitive Computation*, vol. 4, no. 3, pp. 246–279, 2012. (Citato a pagina 6)

- [20] C. Lamb, D. G. Brown, and C. L. Clarke, "Evaluating computational creativity: An interdisciplinary tutorial," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 51, no. 2, pp. 1–34, 2018. (Citato a pagina 6)
- [21] P. Galanter, "What is complexism? generative art and the cultures of science and the humanities," in *International Conference on Generative Art. Generative Design Lab, Milan Polytechnic, Milan*, 2008. (Citato a pagina 7)
- [22] J. McCormack, O. Bown, A. Dorin, J. McCabe, G. Monro, and M. Whitelaw, "Ten questions concerning generative computer art," *Leonardo*, vol. 47, no. 2, pp. 135–141, 2014. (Citato alle pagine 7, 8 e 10)
- [23] M. A. Boden and E. A. Edmonds, "What is generative art?" *Digital Creativity*, vol. 20, no. 1-2, pp. 21–46, 2009. (Citato a pagina 7)
- [24] P. Galanter, "Generative art theory," *A Companion to Digital Art*, vol. 1, p. 631, 2016. (Citato a pagina 7)
- [25] A. Dorin, J. McCabe, J. McCormack, G. Monro, and M. Whitelaw, "A framework for understanding generative art," *Digital Creativity*, vol. 23, no. 3-4, pp. 239–259, 2012. (Citato alle pagine 7 e 8)
- [26] A. Tuğan, "Liberation of the medium: Decentralization of dynamic generative art creations by nft marketplaces." (Citato a pagina 8)
- [27] J. McCormack, T. Gifford, and P. Hutchings, "Autonomy, authenticity, authorship and intention in computer generated art," in *International conference on computational intelligence in music, sound, art and design (part of EvoStar)*. Springer, 2019, pp. 35–50. (Citato a pagina 8)
- [28] R. Srinivasan and K. Uchino, "Biases in generative art: A causal look from the lens of art history," in *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 2021, pp. 41–51. (Citato a pagina 8)
- [29] A. Daniele and Y.-Z. Song, "Ai+ art= human," in *Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, 2019, pp. 155–161. (Citato a pagina 8)
- [30] Y. Yu, Z. Binghong, G. Fei, and T. Jiaxin, "Research on artificial intelligence in the field of art design under the background of convergence media," in *IOP Conference Series:*

- Materials Science and Engineering*, vol. 825, no. 1. IOP Publishing, 2020, p. 012027. (Citato a pagina 9)
- [31] Y. Wang and H. Ma, "The value evaluation of artificial intelligence works of art," in *2019 International Joint Conference on Information, Media and Engineering (IJCIME)*. IEEE, 2019, pp. 445–449. (Citato a pagina 9)
- [32] "non fungible token (NFT)," <https://www.treccani.it/enciclopedia/non-fungible-token/>, online; accessed 7 Maggio 2022. (Citato a pagina 9)
- [33] A. Mekacher, A. Bracci, M. Nadini, M. Martino, L. Alessandretti, L. M. Aiello, and A. Baronchelli, "How rarity shapes the nft market," *arXiv preprint arXiv:2204.10243*, 2022. (Citato a pagina 9)
- [34] S. Allen, A. Juels, M. Khair, T. Kell, and S. Shrivastava, "Nfts for art and collectables: Primer and outlook," 2022. (Citato a pagina 9)
- [35] S.-C. Wang, "Artificial neural network," in *Interdisciplinary computing in java programming*. Springer, 2003, pp. 81–100. (Citato a pagina 11)
- [36] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets," *Advances in neural information processing systems*, vol. 27, 2014. (Citato a pagina 11)
- [37] R. F. Antunes, F. F. Leymarie, and W. Latham, "Two decades of evolutionary art using computational ecosystems and its potential for virtual worlds," *Journal For Virtual Worlds Research*, vol. 7, no. 3, 2014. (Citato a pagina 12)
- [38] P. Galanter, "Complexism and the role of evolutionary art," in *The Art of Artificial Evolution*. Springer, 2008, pp. 311–332. (Citato a pagina 12)
- [39] M. Baniassadi and B. J. Ross, "Exploring non-photorealistic rendering with genetic programming," *Genetic Programming and Evolvable Machines*, vol. 16, no. 2, pp. 211–239, 2015. (Citato a pagina 13)
- [40] I. Bakurov and B. J. Ross, "Non-photorealistic rendering with cartesian genetic programming using graphics processing units," in *International Conference on Computational Intelligence in Music, Sound, Art and Design*. Springer, 2018, pp. 34–49. (Citato a pagina 14)

- [41] S. DiPaola and L. Gabora, "Incorporating characteristics of human creativity into an evolutionary art algorithm," *Genetic Programming and Evolvable Machines*, vol. 10, no. 2, pp. 97–110, 2009. (Citato a pagina 14)
- [42] S. Shahriar, "Can computers generate arts? a survey on visual arts, music, and literary text generation using generative adversarial network," *Displays*, p. 102237, 2022. (Citato a pagina 14)
- [43] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, and A. A. Efros, "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 2223–2232. (Citato a pagina 15)
- [44] M. Li, J. Lv, and C. Tang, "Aesthetic assessment of paintings based on visual balance," *IET Image Processing*, vol. 13, no. 14, pp. 2821–2828, 2019. (Citato alle pagine 15, 19, 22 e 28)
- [45] L. Theis, A. v. d. Oord, and M. Bethge, "A note on the evaluation of generative models," *arXiv preprint arXiv:1511.01844*, 2015. (Citato a pagina 16)
- [46] T. Karras, M. Aittala, J. Hellsten, S. Laine, J. Lehtinen, and T. Aila, "Training generative adversarial networks with limited data," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 33, pp. 12 104–12 114, 2020. (Citato a pagina 16)
- [47] A. Radford, L. Metz, and S. Chintala, "Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks," *arXiv preprint arXiv:1511.06434*, 2015. (Citato a pagina 18)
- [48] R. Gal, D. C. Hochberg, A. Bermano, and D. Cohen-Or, "Swagan: A style-based wavelet-driven generative model," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 40, no. 4, pp. 1–11, 2021. (Citato a pagina 19)
- [49] T. Sahu, A. Tyagi, S. Kumar, and A. Mittal, "Classification and aesthetic evaluation of paintings and artworks," in *2017 13th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS)*. IEEE, 2017, pp. 179–183. (Citato a pagina 20)
- [50] A. Berman, "Generative adversarial networks for fine art generation," Master's thesis, University of Cape Town, 2020. (Citato alle pagine 20 e 22)
- [51] H. Hagtvedt, V. M. Patrick, and R. Hagtvedt, "The perception and evaluation of visual art," *Empirical studies of the arts*, vol. 26, no. 2, pp. 197–218, 2008. (Citato a pagina 20)