

TOWARDS ALGORITHMIC INTIMACY.

MACHINE LEARNING GENERATIVO
APPLICATO AL BRANDING.

Autore: Lorenzo Urietti
Relatore: Marco Quaggiotto

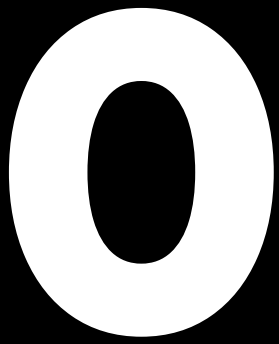
POLITECNICO DI MILANO
SCUOLA DEL DESIGN

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE
IN DESIGN DELLA COMUNICAZIONE



POLITECNICO
MILANO 1863

DIPARTIMENTO DI DESIGN

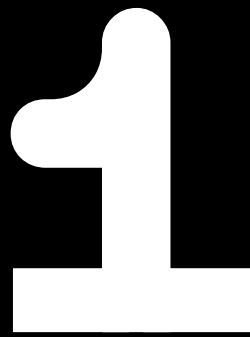


CH.

P. 6

Introduzione

0.1 Abstract ITA	8
0.2 Abstract ENG	10
0.3 Introduzione	12



CH.

P. 18

Tassonomia del design generativo

1.1. Design parametrico e design computazionale.	22
1.2. design generativo.	30
1.3. design condizionale e design partecipativo.	38
1.4. sintesi	46

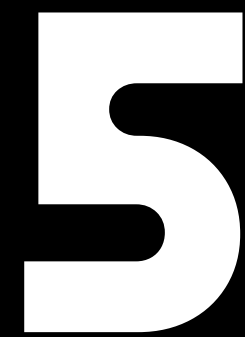


CH.

P. 114

Dynamic Identities

4.1 Costruire identità generative dinamiche.	116
4.2. Data intimacy. Metodi generativi per brand identity.	136
4.3. Words from Lorem.	140
Intervista a Francesco D'Abbraccio	

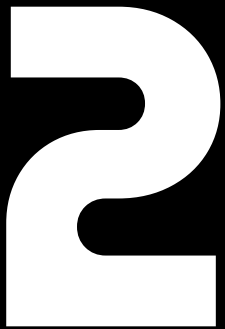


CH.

P. 142

Mudem

5.1. Brief	146
5.2. Art Direction	148
5.3. Progettare un generatore	152
5.4. Risultati	173

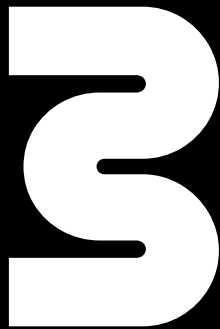


CH.

P. 50

Narrazione dell'intelligenza artificiale

2.1. Demistificare	52
2.2. Algoritmi culturali	63
2.3. Neural network driven generative design	68



CH.

P. 76

Machine Learning Design Practises

3.1. Generative Adversarial Networks, o GAN.	78
3.2. Designing with GAN.	88
3.3. L'alba dei Large language models	106



CH.

P. 186

Towards Algorithmic Intimacy

Conclusioni	189
-------------	-----



CH.

P. 156

Appendice

7.1 Bibliografia	200
7.2 Indice delle immagini	204



(00)

INTRODUZIONE

0.1 Abstract
0.2 Introduzione

Il biennio 2022-2023 è stato un'esplosione Cambriana di nuovi strumenti generativi dalle proprietà senza precedenti. Dall'alba dei transformer text-to-image e dei Large Language Models sono sorti molti progetti interessanti e approfonditi, amalgamati però con la fiumana di materiale mediocre, spesso catalogato come AI-Art, che non esprime profondità di visione, di interpretazione o reale conoscenza degli strumenti e dei processi in questione.

Questa tesi esplora i modi in cui gli strumenti generativi basati sul deep learning possono essere utilizzati in maniera più approfondita e consapevole, proponendo una metodologia per creare identità visive dinamiche. A partire da un'approfondita analisi teorica sulla disciplina del design generativo e sulla rappresentazione dell'intelligenza

artificiale, passando poi per una disamina degli strumenti più rilevanti nel mondo del design della comunicazione, si arriva ad un progetto di brand identity che incorpora l'addestramento di StyleGAN 3 per automatizzare la produzione di svariati asset di brand.

I risultati ottenuti confermano l'impressione che questo progetto abbia appena grattato la superficie di un campo di studi immenso. Il solo utilizzo di StyleGAN per generare asset statici potrebbe essere esteso anche solo trattando di dataset design e domain manipulation. Se ci si allontana dal mondo della direzione artistica e dalla produzione di immagini abbracciando l'impatto sulla comunicazione in senso ampio, il tutto assume le proporzioni di un vero e proprio cataclisma culturale e tecnologico, che cambierà irreversibilmente il nostro tempo.

The biennium 2022–2023 witnessed a Cambrian explosion of novel generative tools with unprecedented properties. Emerging from the dawn of transformer text-to-image and Large Language Models, numerous intriguing and comprehensive projects have arisen. However, they have been intertwined with a torrent of mediocre material, often categorized as AI-Art, lacking depth of vision, interpretation, or genuine understanding of the tools and processes at hand.

This thesis explores how deep learning-based generative tools can be employed more profoundly and consciously, proposing a methodology for creating dynamic visual identities. Starting with an in-depth theoretical analysis of generative design and the representation of artificial

intelligence, and proceeding with an examination of the most relevant tools in the realm of communication design, it culminates in a brand identity project that incorporates the training of StyleGAN 3 to automate the production of various brand assets.

The results affirm the impression that this project has merely scratched the surface of an immense field of study. The use of StyleGAN alone to generate static assets could be extended, even solely dealing with design datasets and domain manipulation. Stepping away from the realm of creative direction and image production to embrace its impact on communication in a broader sense, it assumes the proportions of a true cultural and technological cataclysm, one that will irreversibly alter our era.

0.2

Questa ricerca è nata dalla paura dell'irrelevanza, dalla crisi interiore del significato di professionista delle immagini e si è conclusa con le considerazioni di chi ha trovato una risposta a entrambe.

Il 2022 ha visto nascere una costellazione di strumenti generativi dalle possibilità più disparate. Da DALL-E 2 a Midjourney con la loro infinita sequela di eguali, passando per ChatGPT, l'ultimo modello GPT di OpenAI che ha infranto i cancelli del mondo scientifico irrompendo in quello pubblico. Il 2022 è stato un anno di svolta non solo per la portata delle innovazioni, ma soprattutto perché la distanza fra i più sofisticati modelli di deep learning e il pubblico più generalista è stata annullata. All'improvviso, chiunque, senza alcuna formazione artistica, era in grado di realizzare immagini sorprendentemente valide, seppure con evidenti difetti, in pochi secondi, con la stesura di un prompt da due righe o tre. La rivoluzione che questi strumenti hanno dimostrato con una semplicità quasi ingiusta ha sconvolto il panorama globale, facendo infuriare alcune maestranze e ponendo un ulteriore dubbio su cosa renda l'intelletto umano così speciale da essere irreplicabile. Questo sconvolgimento è stato il punto di partenza di questa tesi. Se è vero che una produzione automatica e istantanea di qualsiasi tipo di immagine a partire da una

INTRODUZIONE

semplice descrizione testuale pone diverse domande alla figura del designer della comunicazione, è anche vero che gli offre diverse possibilità. Gli strumenti generativi sono svariati, e le loro potenzialità si svelano appieno solo a chi li approfondisce. In particolare, i grandi modelli generalisti elencati in precedenza mostrano risultati sorprendenti nella realizzazione di singoli artefatti, ma falliscono nel mostrare coerenza fra artefatti numerosi. Inoltre, è difficile avere controllo sulla resa finale dell'output senza scendere nel manierismo meno ispirato.

Questa ricerca parte da questo problema e si pone di indagare la produzione di linguaggi visivi complessi e coerenti creati mediante strumenti generativi basati su deep learning. Per restringere il campo e fornire un contesto preciso all'interno del quale valutare i risultati, è stata molto utile la mia esperienza lavorativa, maturata contemporaneamente alla stesura di questo elaborato. Nel corso della collaborazione con Gummy Industries, ho avuto modo di affrontare diversi progetti di branding, dalla consulenza strategica alla costruzione dell'identità visiva. Pertanto, ho deciso di testare l'efficacia del design generativo basato su deep learning all'interno di progetti di visual identity. Questa specifica esplorazione funge spesso da trampolino per discussioni di carattere

più ampio, che spesso arriva a discutere il ruolo delle tecnologie generative nel design, nell'industria e nella prassi progettuale.

Questa premessa ha aperto una grande quantità di filoni di letteratura scientifica, che è stato necessario sbrogliare e analizzare per tesserne un discorso coerente e coeso. In particolare, è stato necessario mediare fra temi differenti come design generativo e intelligenza artificiale, per creare una base teorica valida e una rappresentazione fondata di argomenti nuovi, per poi dimostrarne la validità in un approccio pratico.

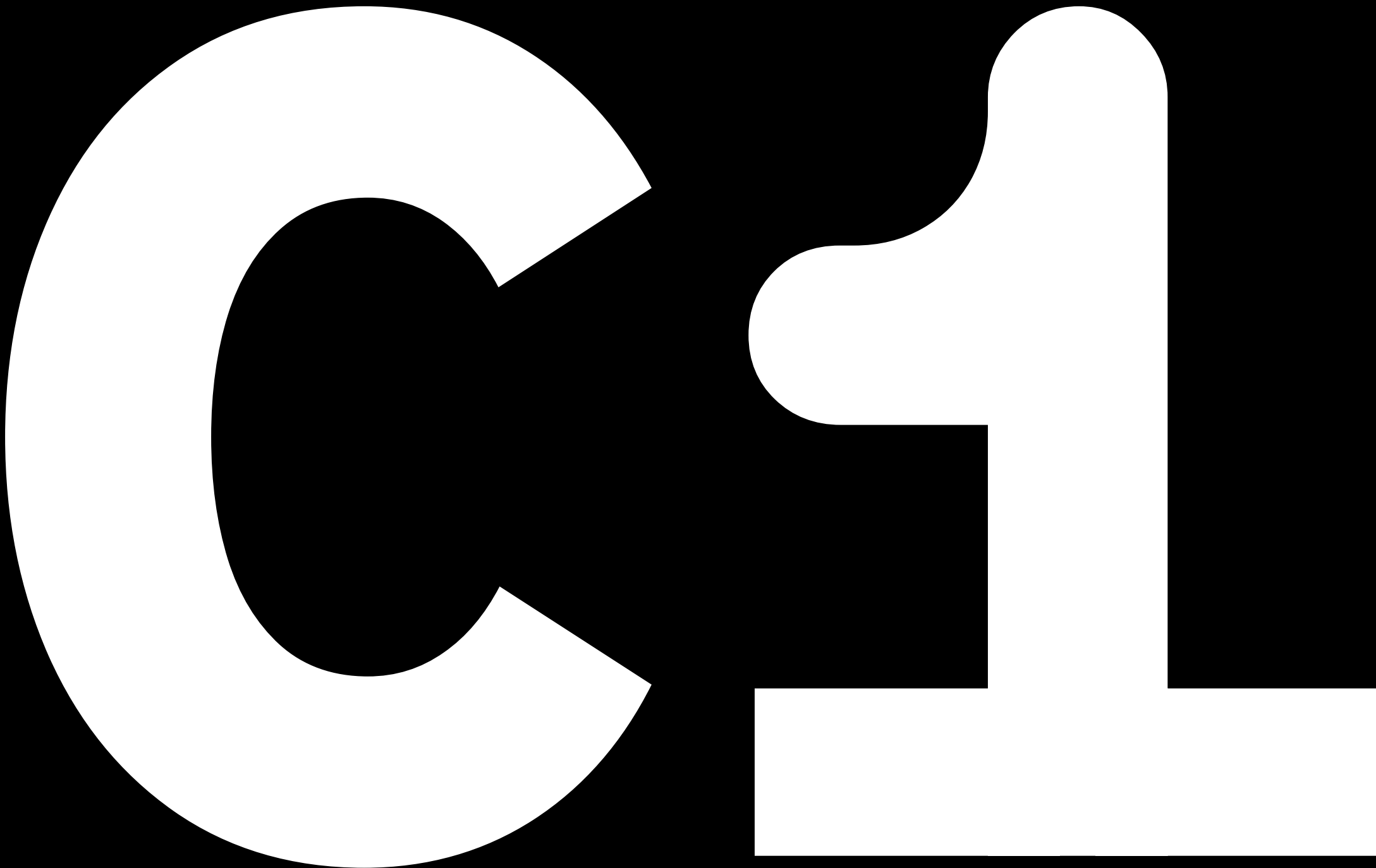
I primi due capitoli approfondiscono il contesto culturale di riferimento. Nel primo si affronta la storia del design generativo in tutte le sue sfaccettature, analizzando le discipline affini come design parametrico, computazionale, condizionale e partecipativo. Il secondo invece studia le rappresentazioni correnti dell'intelligenza artificiale, decostruendo quelle superficiali per svilupparne di nuove, adatte agli impieghi attuali e futuri nel mondo culturale e progettuale.

I capitoli tre e quattro compongono l'analisi metodologica di questa tesi. Nello specifico, il terzo approfondisce quali

siano e come funzionino gli strumenti generativi basati sul deep learning, e soprattutto come vengano impiegati nel mondo del design. L'analisi viene condotta per caratteri generali e attraverso diversi casi studio. Il quarto invece si addentra nelle modalità di costruzione di brand identity dinamiche e accosta all'analisi dei casi studio a quella della letteratura, con particolare attenzione ai lavori di Ulrike Felsing, Karl Gerstner e Patrik Hübner.

Il quinto capitolo applica il comparto teorico e le tecniche analizzate ad un progetto reale. Ciò porta alla creazione di una metodologia specifica per il singolo progetto e alla valutazione dei risultati ottenuti.

Come ultima nota, un appunto sulle fonti di questa ricerca. Secondo Eliezer Yudkowsky, "Artificial Intelligence is not settled science; it belongs to the frontier, not to the textbook." (Yudkowsky, 2008) Per questa ragione, molte delle fonti consultate sono estremamente recenti, e github è stato come una seconda biblioteca.



TASSONOMIA DEL DESIGN GENERATIVO

(01)

1.1. Design parametrico e design computazionale. 1.2. design generativo.
1.3. design condizionale e design partecipativo. 1.4. sintesi

Prima di poter affrontare il vasto tema del design generativo basato sull'intelligenza artificiale è necessario sbrogliare una complessa matassa terminologica.

Nella comunicazione generalista – ma anche in quella di settore – si affollano termini come design generativo, design computazionale, design partecipativo, design condizionale, design parametrico, parametricismo computazionale, design algoritmico, AI design, e molti altri. In linea generale, tutti questi termini fungono da ombrello per descrivere una pratica che si sta diffondendo sempre più nel mondo digitale – anche grazie all'accessibilità sempre maggiore di informazioni della Open Culture – le cui origini però sono molto antecedenti all'era del software.

In questo capitolo si farà chiarezza su questo marasma di termini, analizzando differenze e similitudini fra le discipline. Per fare ciò si partirà da un inquadramento storico, analizzando poi la filosofia fondante e casi studio particolarmente esplicativi.

Questa prima base di ricerca teorica aiuta a contestualizzare il periodo di profondo sconvolgimento che gli strumenti generativi intelligenti stanno plasmando, portando alla luce parallelismi con rivoluzioni ben anteriori, che possiamo osservare con maggiore distacco e lucidità.

1.1 DESIGN PARAMETRICO E DESIGN COMPUTAZIONALE

Il primo passo per delineare la storia della disciplina è stato rintracciare la prima volta in cui i termini sopra citati sono comparsi. La prima apparizione del concetto di design parametrico, secondo Fabio Bianconi, Alessandro Buffi, Marco Filippucci e Luisa Vitali (2019) e Robert Stiles (2006), sarebbe da ricondurre agli scritti dell'architetto Luigi Moretti, prodotti sul finire degli anni '30. Moretti scrisse ampiamente di "architettura parametrica", definendola come lo studio di sistemi architettonici con l'obiettivo di definire relazioni fra dimensioni basate su vari parametri. Il celebre esempio che Moretti propone a sostegno della sua filosofia progettuale è quello dello stadio parametrico, esposto alla XII Triennale di Milano. Secondo il suo modello, è possibile ottenere la forma dello stadio tramite la calibratura di diciannove parametri, come l'angolo visivo degli spettatori o il costo dei materiali. L'infusione del ragionamento matematico nel design è la grande svolta che Moretti apporta sì all'architettura, ma anche alla cultura del progetto in senso più ampio. La sua visione dell'architettura parametrica è ancora attuale, a settant'anni dalla formulazione del pensiero che segue.

I parametri e le loro relazioni diventano l'espressione, il codice, del linguaggio architettonico, della struttura, nel senso rigoroso e originale del termine, definendo le forme e i loro legami, rispondendo a date funzioni. Per la determinazione dei parametri e delle loro relazioni devono collaborare gli strumenti del pensiero scientifico e le tecniche più avanzate; in particolare la logica-matem-

Fig. 01
Stadio Parametrico di Luigi Moretti

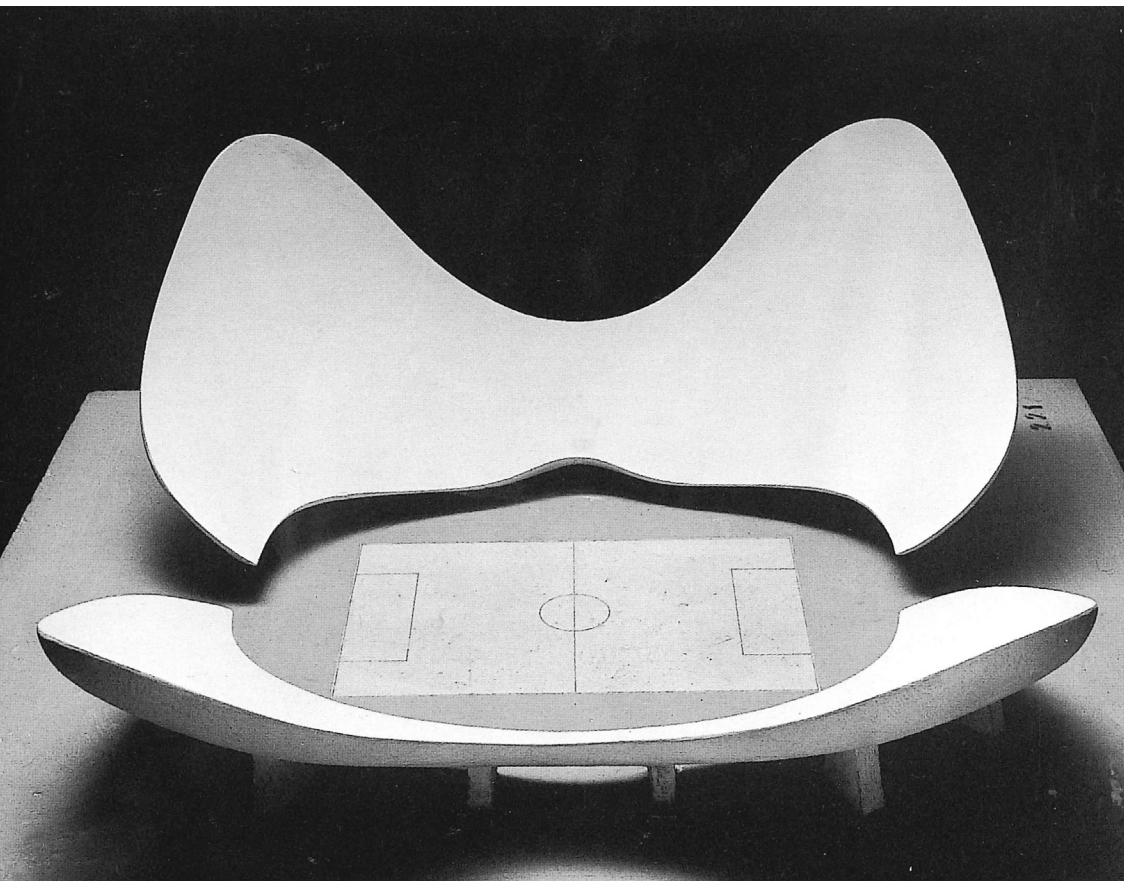
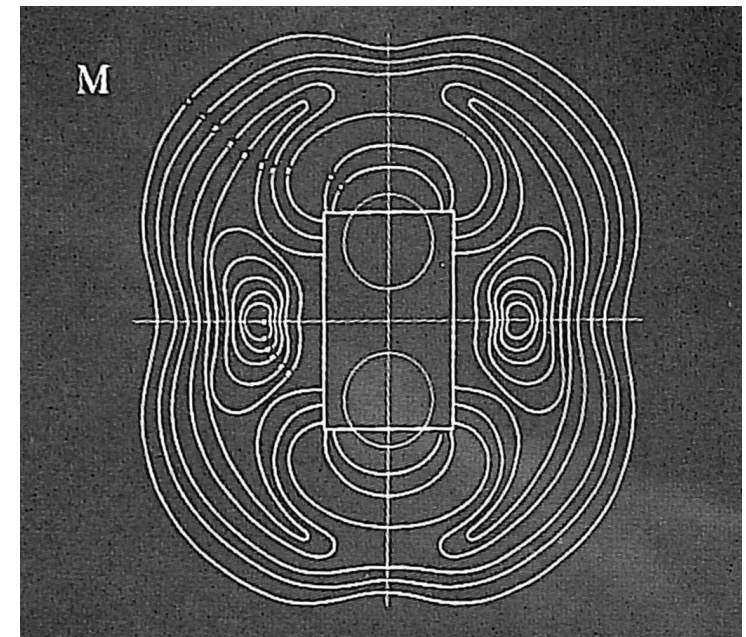


Fig. 02.

Curve di
equiappetibilità
visiva dello stadio
parametrico



atica, la ricerca operativa e i computer, questi ultimi soprattutto per la possibilità che offrono di esprimere in serie cicliche auto-correttive le probabili soluzioni dei valori dei parametri e delle loro relazioni. (Moretti 1952, 21-30)

L'architettura parametrica non fu esente da critiche. L'argomento principale degli screditatori era che affidarsi ai parametri per determinare le forme e le strutture finali di un edificio svilisse la figura dell'architetto, spogliandolo del dovere compositivo e affidando la creatività alla macchina. Secondo Moretti, invece, padroneggiare un sistema complesso come quello dell'architettura parametrica richiede grandi capacità immaginative e logiche, che pongono il progettista su un piano superiore di consapevolezza e controllo dello strumento. Nel processo mentale per l'A.P. si potrebbe affermare che sia richiesta una doppia dose di intuizione e immaginazione; una per intravedere, individuare e determinare i parametri quantificabili e le loro relazioni; l'altra per contemplare in modo organico la globalità delle forme stringendo le regole e abbandonando i parametri non quantificabili. (Moretti 1972, 30-53)

Se nel lavoro di Moretti si ritrova la prima teorizzazione della progettazione parametrica, l'uso dei parametri nella rappresentazione di forme è di molto anteriore. Nel mondo della geometria rappresentativa ci sono svariate dimostrazioni dell'utilizzo dei parametri, come le spirali parametriche di Roger Cotes, teorizzate nel 1722; come anche i lavori di John Leslie (1821) sulle curve catenarie e di Samuel Earnshaw (1839) sulle superfici parametriche iperboliche. "Parametrico" è infatti un termine di origine matematica, che descrive una serie di quantità espresse in funzioni esplicite dipendenti da un numero determinato di parametri. Il "Parametricismo", termine coniato - secondo AlMomani et al (2018) - nel 2008 da Patrik Schumacher, partner dell'archistar Zaha Hadid, non sarebbe altro che una corrente stilistica applicata in architettura e urbanistica per la quale le funzioni dello spazio sono considerate parametricamente variabili, quindi dinamiche, invece che statiche. Alla luce delle definizioni di Moretti, Parametricismo e Architettura parametrica sono completamente sovrapponibili.

Uno dei casi più celebri e rilevanti di progettazione parametrica lo si ritrova tuttavia ancor prima che Moretti la concettualizzasse, vale a dire a cavallo fra diciannovesimo e ventesimo secolo, a Barcellona. Antoni Gaudí fu senza alcun dubbio l'architetto più iconico della capitale catalana, plasmata dal suo stile progettuale. Le sue sperimentazioni formali sono profondamente radicate nella matematica: le opere che lo hanno reso immortale sono infatti composizioni di paraboloidi, iperboloidi e elicoidi. "Whether or not

Gaudí knew of the earlier work defining geometry with parametric equations, Gaudí certainly employed models underpinned by parametric equations when designing architecture" (Davis, 2013).

L'esempio più eloquente del metodo parametrico di Gaudí è sicuramente il modello a catene con cui progettò la cripta della Colonia Güell, definito da Davis (2013) "modello parametrico analogico". Da una serie di catene appese al soffitto, ancorate a piccoli pesi e legate fra loro da corde, l'architetto costruiva e intrecciava volumi utilizzando la forza di gravità. Con questa struttura si ottiene un modello a corda (wire-frame) ribaltato del prodotto finale. La curva che descrive una corda al cui centro è legato un peso viene detta catenaria, e proprio con le catenarie Gaudí costruì il modello dell'intero progetto. In questa circostanza, le forme del risultato non sono stabilite dal disegno dell'architetto, ma dai parametri del modello, come la lunghezza e il numero delle catene, il peso dei gravi e la relazione fra i parametri stessi. Modificando i singoli parametri o i rapporti fra essi è possibile ottenere infinite variazioni della Colonia Güell, portando la capacità descrittiva, la funzionalità e l'elasticità del modello a livelli senza precedenti. Questa capacità generativa così rapida evidenzia le potenzialità esplorative dei modelli parametrici, tuttora uno degli obiettivi principali della materia.

Davis (2013) nota che la profonda innovazione del modello a catena di Gaudí sta nell'auto-computazione. Al contrario dei precedenti modelli matematici, che si limitavano a descrivere una famiglia di curve o superfici e lasciavano al progettista il compito di metterle in atto e confrontarle, qui è il modello stesso a realizzare le forme, ad auto-plasmarsi al variare del parametro.

Questa capacità di autogenerazione sarà poi la colonna portante della progettazione parametrica nell'era dei computer, definita dall'alba del software. Benché infatti non sia intrinseca nella definizione di design parametrico, la componente di computazione portata dai computer è legata a doppio filo alla disciplina. Dal momento in cui si abbandona il mondo analogico per entrare in quello digitale diventa quindi difficile tracciare una distinzione convincente fra design parametrico e design computazionale, poiché fanno entrambe riferimento alla medesima metodologia progettuale.

Nel momento in cui il modello diventa digitale, la sua capacità di elaborare output sulla base di parametri dati coincide con la sua capacità di eseguire calcoli; si parla quindi di design computazionale.

Nell'ambito del design computazionale, il modello assume la forma di un algoritmo generativo, vale a dire un sistema di istruzioni che prendono un input, lo elaborano e restituiscono

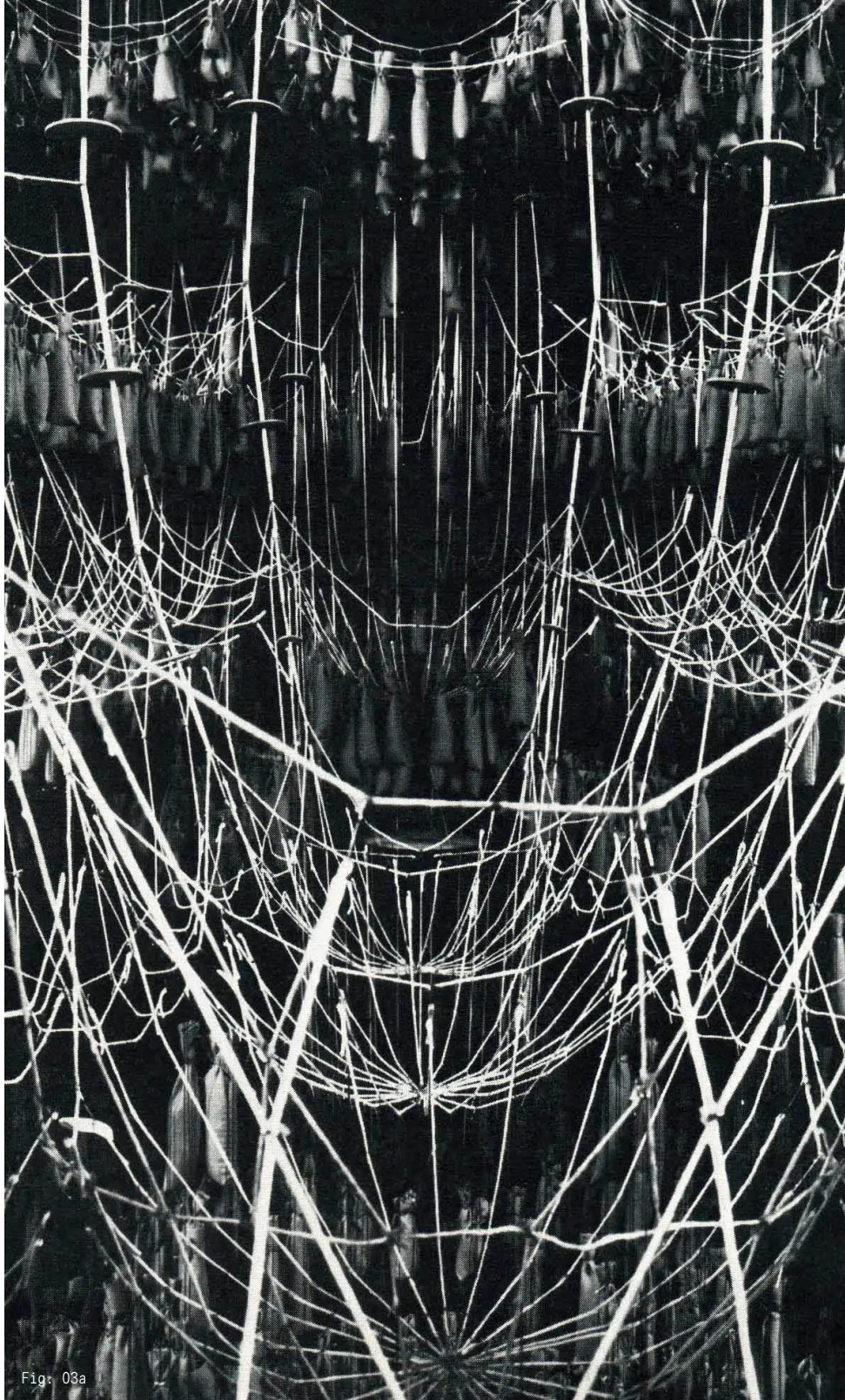


Fig. 03a



Fig. 03b

una serie di output. Nel contesto digitale, a differenza di quelli analogici, non si è più vincolati dalle leggi della fisica, ma dalla capacità computazionale della macchina. Il primo esempio di questo tipo di approccio è rappresentato da Sketchpad, programma rivoluzionario scritto da Ivan Sutherland sul finire degli anni 50, che gli valse il conseguimento del prestigioso Premio Turing

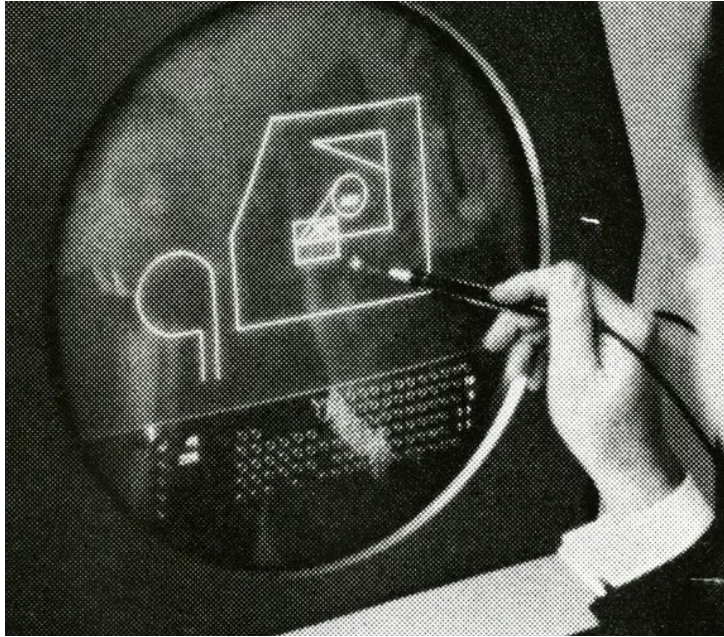


Fig. 04

nel 1988, e del Premio Kyōto nel 2012. Sketchpad fu il primo programma che superò l'obbligo di una comunicazione scritta fra uomo e macchina. Attraverso l'utilizzo di una penna apposita, il designer che utilizzava Sketchpad dava la possibilità di disegnare segmenti e archi, mettendoli in relazione fra loro attraverso quelli che Sutherland (1963) definì "atomic constraints". Sebbene non fece mai uso del termine parametricismo, non è difficile ricondurre gli atomic constraints agli stessi parametri utilizzati da Gaudì. Inoltre, Sketchpad aveva una funzione che finiva automaticamente rettangoli e cerchi che l'utente iniziava a disegnare. "In altre parole, il programma era cosciente di ciò che stavi facendo, e ciò era già, in senso molto ampio, già considerabile intelligenza artificiale." (cfr. Manovich, 2022)

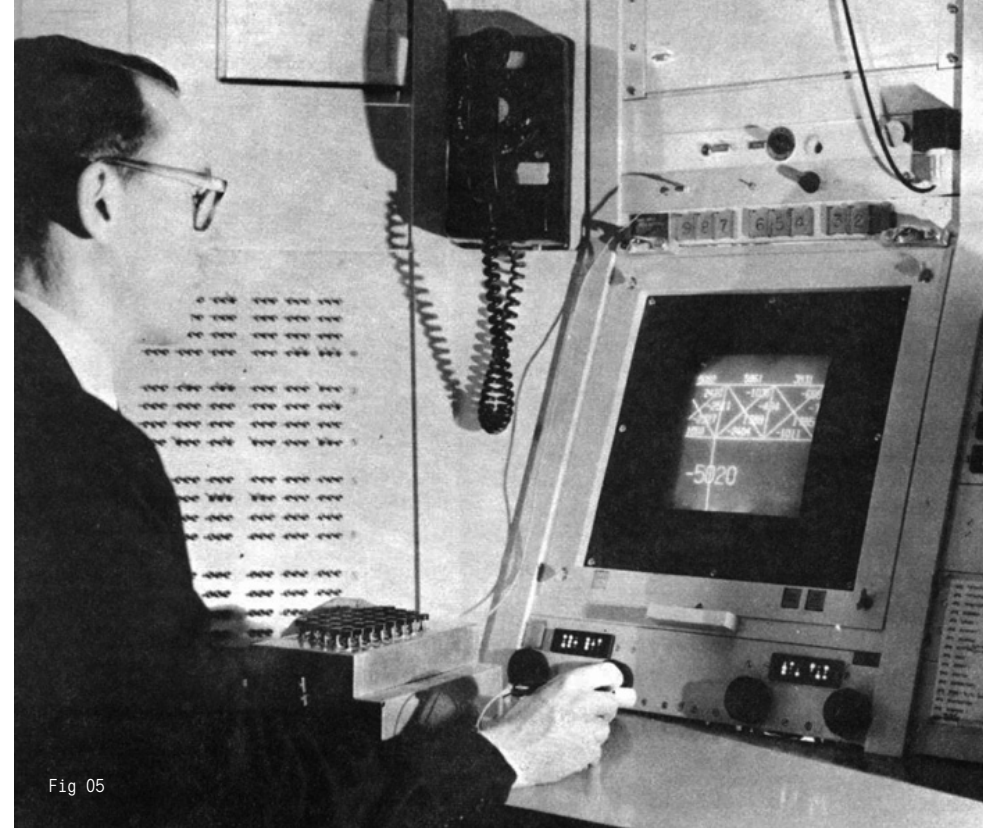


Fig 05

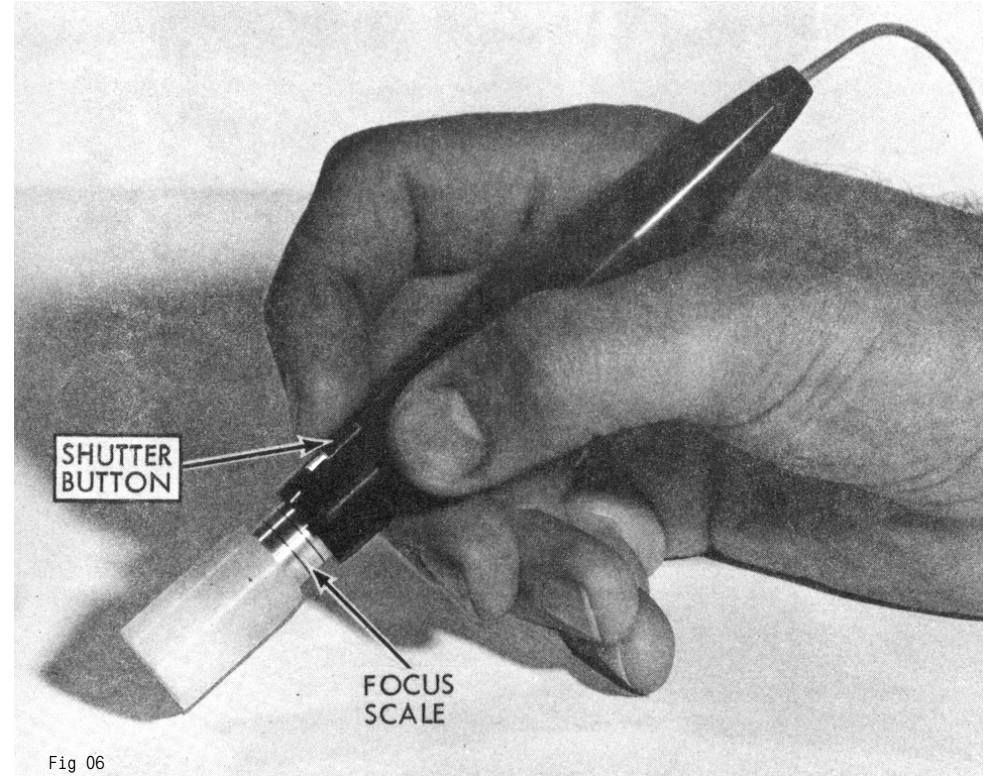


Fig 06

1.2 DESIGN GENERATIVO

Se quando si parla di parametricismo la disciplina dominante è l'architettura e il computazionale si riferisce all'informatica, il termine "generativo" è comunemente associato al mondo dell'arte. Le definizioni fornite sono svariate, e tendono a diversificarsi nel momento in cui si definisce un ambito di valenza, una particolare tecnologia, un medium o una corrente artistica specifica (come vedremo nella sezione successiva, addirittura dai diversi progettisti che ne fanno uso). La definizione più comunemente accettata è quella fornita da Philip Galanter (2003) nel trattato *What is Generative Art? Complexity Theory as a Context for Art Theory*. Galanter affronta la questione in modo molto approfondito, ma la vincola al contesto dell'arte, dal quale in questa tesi cercheremo di distaccarci. Il ragionamento resta però valido e prezioso, considerato il limite fluido che separa arte e design, e ne trarremo concetti alla base dell'intero progetto.

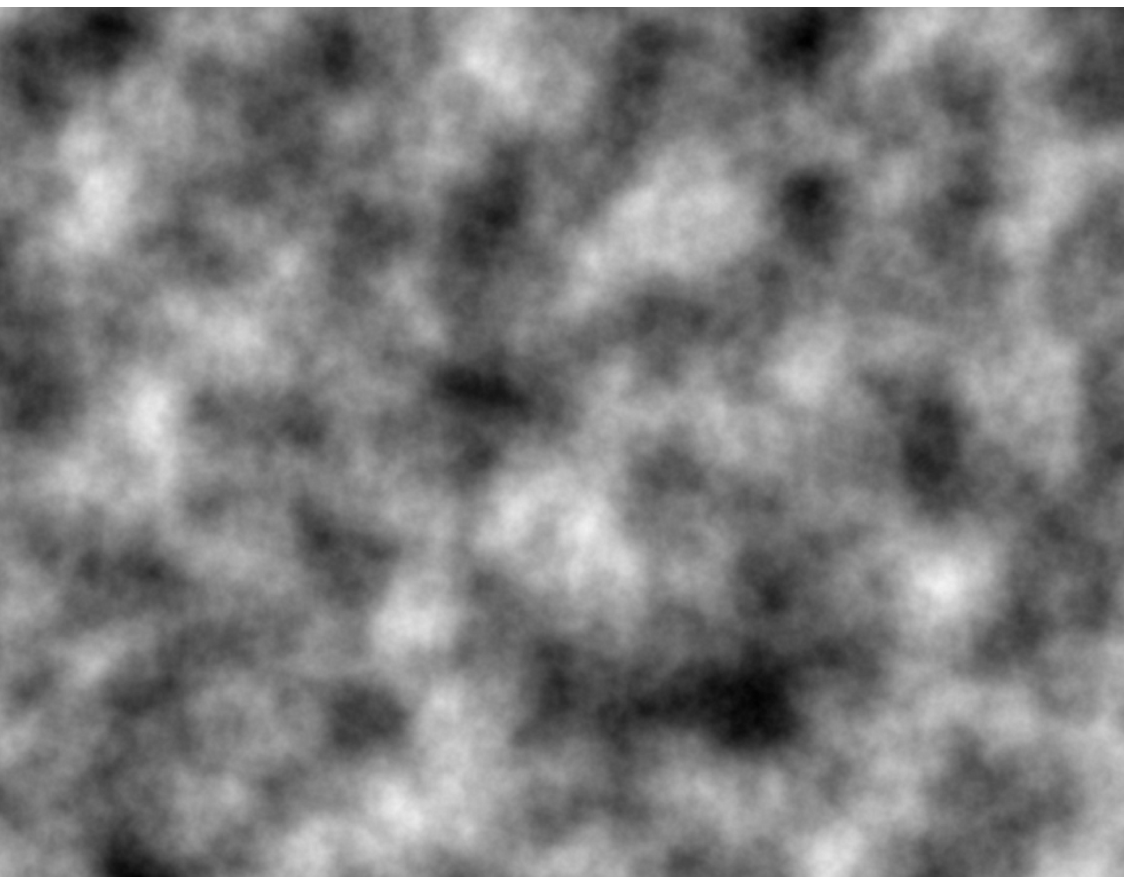
Galanter esamina la Generative Art innanzitutto da un punto di vista bottom-up, ovvero osservando le manifestazioni della pratica nelle varie discipline e denotando come viene descritta. Le discipline osservate sono la Musica Elettronica e le Composizioni Algoritmiche - che già a inizio 2000 vedeva applicazioni di automi cellulari, frattali, sistemi-L e randomizzazioni, la Computer Grafica - con il perlin noise e applicazioni visive dei sistemi-L, la scena Demo e la cultura vj - dominata dalla randomizzazione, e infine il design industriale e l'architettura, di cui abbiamo parlato nella sezione precedente.

Il passo successivo è l'analisi top-down, ovvero una considerazione letterale dei termini. Tralasciando il ragionamento sulla definizione di arte - ben al di là dei limiti di questa ricerca - la parola "generativo" fa semplicemente riferimento ad un sottogenere dell'arte in cui molteplici risultati possono essere prodotti da un singolo sistema generatore. Galanter sottolinea l'esclusione della mente come sistema generatore, perché una simile astrazione farebbe coincidere il sottoinsieme "arte generativa" con l'arte in generale, rendendo di fatto inutile l'identificazione del sottoinsieme stesso.

Dalla sintesi dei due approcci, Galanter stabilisce una definizione che comprenda tutte le diverse applicazioni della disciplina - sia quelle esistenti che quelle non ancora scoperte, sia valido per ogni manifestazione di arte a prescindere dall'accezione di arte che si prende in considerazione, e che non sia così generico da coincidere con la definizione di arte stessa. La sua risposta è questa:

Generative art refers to any art practice where the artist uses a system, such as a set of natural language rules, a computer program, a machine, or other procedural invention, which is set into motion with some degree of

Fig. 07
Perlin Noise



autonomy contributing to or resulting in a completed work of art. (Galanter, 2003)

La definizione di generativo proposta da Galanter è molto ampia, - anche in virtù della natura nebulosa del concetto di arte - più ampia delle definizioni di parametricismo o computazionalismo. Possiamo infatti proporre il concetto di design generativo come un termine ombrello, nome della categoria madre all'interno del quale ricadono anche design parametrico e design computazionale, che sono invece più specifici. Jon McCormack, Oliver Bown, Alan Dorin, Jonathan McCabe, Gordon Monro, Mitchell Whitelaw (2014) sottolineano come il design generativo sia infatti concentrato sul processo di realizzazione di un artefatto, processo che deve avere un certo grado di indipendenza dall'artista che lo definisce. Il grado di indipendenza del processo varia significativamente, e ciò sarà fondamentale per definire il design generativo basato sui modelli ad apprendimento automatico.

Anche Galanter (ibidem) inserisce l'incertezza nel suo discorso, "The key element in generative art is then the system to which the artist cedes partial or total subsequent control."

Questa graduale perdita di controllo viene sempre considerata in relazione all'output, ma si può estendere anche al processo stesso. Nel corpo centrale di *What is Generative Art?* Galanter affronta il tema dei sistemi complessi e della teoria della complessità, e di come quando questa aumenta la comprensione completa del sistema diventa impossibile. L'impossibilità di padroneggiare la complessità spiana la via ai sistemi generativi, presentati come la soluzione ideale ad interpretarla e rappresentarla. L'apertura di Galanter di vent'anni fa è perfettamente attuale, e apre la strada a definire il nuovo ruolo del designer.

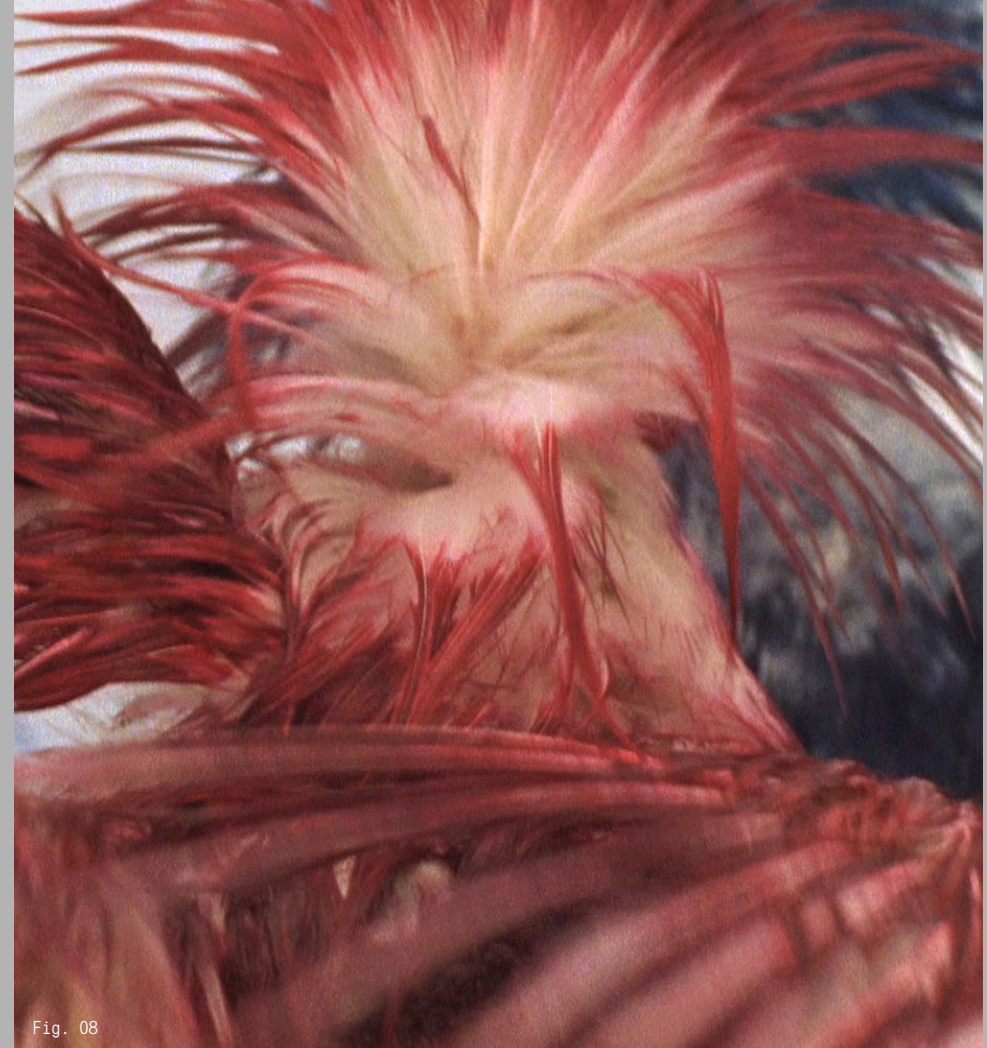


Fig. 08

2008

Roel Wouters

RUNNING WITH THE BEAST

Running With The Beast è un album del gruppo zZz, di cui Roel Wouters ha realizzato tutti i materiali stampati, oltre al video della titletrack.

Questo lavoro del designer olandese mostra chiaramente come il design generativo non sia necessariamente legato a strumenti tecnici, ma sia piuttosto un framework lavorativo che trascende i mezzi impiegati per produrre gli artefatti. Il key visual dell'intero progetto è reso attraverso i segni lasciati su carta da due galli impregnati di vernice rispettivamente rossa e blu.

Ne derivano dei segni estremamente caratteristici, che immediatamente rimandano all'idea di "bestialità" dell'album. In linea con i principi del design generativo, il lavoro di Roel si concentra sulla progettazione di un ambiente controllato i cui elementi fissi – tipografia, colore, e primer (il corpo dei galli) – ne garantiscono una resa sempre coerente.

La mancanza di controllo sugli improvvisi movimenti dei galli non rappresenta quindi un elemento di disturbo ai fini del progetto, ma anzi un valore aggiunto, dal momento che si vengono a creare composizioni e texture estremamente interessanti e direttamente riconducibili alle diverse parti del corpo che le hanno prodotte.



Fig.
09



Fig.
10



Fig.
11



Fig. 12

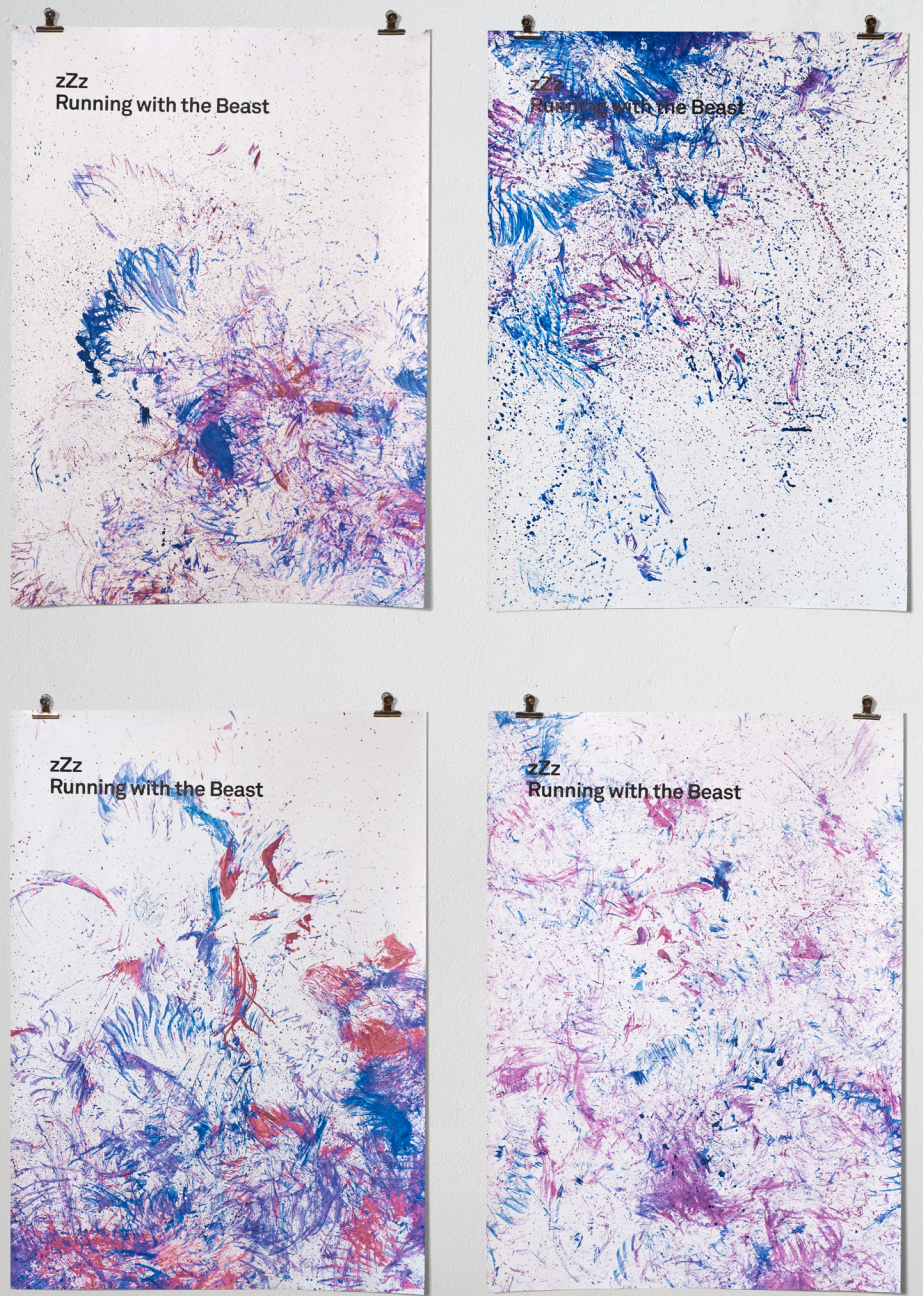


Fig. 13

1.3 DESIGN CONDIZIONALE E DESIGN PARTECIPATIVO

Se i concetti precedenti hanno la propria radice nella matematica prima e nell'architettura poi, il Design Condizionale è la risposta di un gruppo di Graphic Designer alla digitalizzazione della cultura e della pratica progettuale. Teorizzato da Luna Maurer, Jonathan Puckey, Roel Wouters e dall'artista Edo Paulus nel 2008, si tratta di un punto di vista sul design perfettamente in linea con quanto espresso nella progettazione parametrica e computazionale. Il Design Condizionale pone infatti il processo produttivo come oggetto della creatività dei designer, che sacrificano il controllo sul risultato finale in nome della potenzialità esplorative del sistema. Maurer, Puckey, Wouters e Paulus hanno sintetizzato la loro filosofia progettuale nel manifesto del conditional design, riportato nella pagina successiva.

Il design condizionale esprime dunque il medesimo concetto del design parametrico, ma pone l'accento sulle (e prende il nome dalle) condizioni, le limitazioni logiche imposte dal designer per strutturare il processo produttivo. È interessante però notare come design parametrico e design condizionale abbiano genesi molto diverse, come protagonisti e contesti differenti abbiano prodotto la stessa risposta alle proprie sfide. Il primo nasce dall'intuizione di un architetto, con l'intenzione di rivoluzionare la pratica architettonica, pronto a sconvolgere il corso degli eventi per spingere arte e tecnica oltre i propri confini. Dall'ordine predefinito al cambiamento.

Il secondo deriva invece dalla necessità di adattarsi al panorama odierno, di ritmi frenetici, velocità e volatilità, di quelli che Zygmunt Bauman (2007) definisce tempi liquidi. Si tratta di una filosofia adattiva, non di rottura. Dal caos all'equilibrio.

Il lavoro dei quattro fondatori del design condizionale si può osservare anche nell'operato dello studio Moniker, fondato da Luna Maurer e Roel Wouters nel 2012 insieme a Jonathan Puckey, che ha però lasciato l'attività nel 2016. "In a prophetic manner, what they were about was looking at the human aspect of technology, the difference (and sometimes the similarities) between a human and a computer, and what happens when you combine the two." (Boddington, 2020).

We were looking at what was happening to the world with the internet, everything was becoming fluid and dynamic," Luna explains. "The medium didn't matter to us, it was the mentality. It was the fact that something was happening, something was changing that fascinated us; the relationship between man and machine." With this change came the potential for the democratization of knowledge – Wikipedia had been founded in 2001, for example – and for innovative ways of sharing informa-

Fig. 14
Ryoji Ikeda, Path to Light



tion. “We thought, ‘OK, we need new designers who can shape all this energy that goes into the internet world,’” Roel adds. “We wanted to do something with that – the way we as human beings could give shape to the internet and the possibilities of the internet. (ibidem)

La risposta dei designer Olandesi a questa esigenza è stata, come detto in precedenza, il design condizionale. Dalla loro pratica emerge tuttavia una ramificazione molto interessante del design condizionale, in parte naturale variazione della disciplina, in parte figlia dell’attività di Maurer e Wouter come insegnanti al programma di graphic design della Gerrit Rietveld Academie. Si tratta di design partecipativo. In termini semplici, la teoria resta la stessa del design condizionale: il designer non progetta l’output finale, né lo controlla in modo diretto, ma stabilisce un sistema di regole iniziale all’interno del quale l’input verrà elaborato in un processo che esula dalla sua supervisione. La particolarità però sta nel processo di elaborazione: a trasformare il materiale di partenza non sono algoritmi e sistemi computazionali, ma persone. Nel design partecipativo, un’audience viene invitata a seguire (o infrangere) una serie di regole stabilite dal progettista. È importante notare come i partecipanti non emergano in quanto singoli, non c’è alcun tipo di autorialità - precisa Maurer - o individualità accentuata, ma ciascuno si presta al gioco del quale i designer stabiliscono le regole, compiendo azioni molto semplici e iterative. Lo spazio di creatività è conseguentemente molto limitato, ma perché l’esperimento riesca è comunque bene lasciare un ragionevole spazio per l’inaspettato, il disordine e il caso, affinché le persone siano motivate a partecipare all’esperienza.

CONDITIONAL ● DESIGN MANIFESTO

LUNA MAURER
EDO PAULUS
JONATHAN PUCKEY
ROEL WOUTERS

2008

A manifesto for artists and designers.

Through the influence of the media and technology on our world, our lives are increasingly characterized by speed and constant change.

We live in a dynamic, data-driven society that is continually sparking new forms of human interaction and social contexts. Instead of romanticizing the past, we want to adapt our way of working to coincide with these developments, and we want our work to reflect the here and now. We want to embrace the complexity of this landscape, deliver insight into it and show both its beauty and its shortcomings.

Our work focuses on processes rather than products: things that adapt to their environment, emphasize change and show difference.

Instead of operating under the terms of Graphic Design, Interaction Design, Media Art or Sound Design, we want to introduce Conditional Design as a term that refers to our approach rather than our chosen media. We conduct our activities using the methods of philosophers, engineers, inventors and mystics.

Process

The process is the product.

The most important aspects of a process are time, relationship and change.

The process produces formations rather than forms.

We search for unexpected but correlative, emergent patterns.

Even though a process has the appearance of objectivity, we realize the fact that it stems from subjective intentions.

Logic

Logic is our tool. Logic is our method for accentuating the ungraspable. A clear and logical setting emphasizes that which does not seem to fit within it.

We use logic to design the conditions through which the process can take place. Design conditions using intelligible rules.

Avoid arbitrary randomness. Difference should have a reason.

Use rules as constraints. Constraints sharpen the perspective on the process and stimulate play within the limitations.

Input

The input is our material.

Input engages logic and activates and influences the process.

Input should come from our external and complex environment: nature, society and its human interactions.

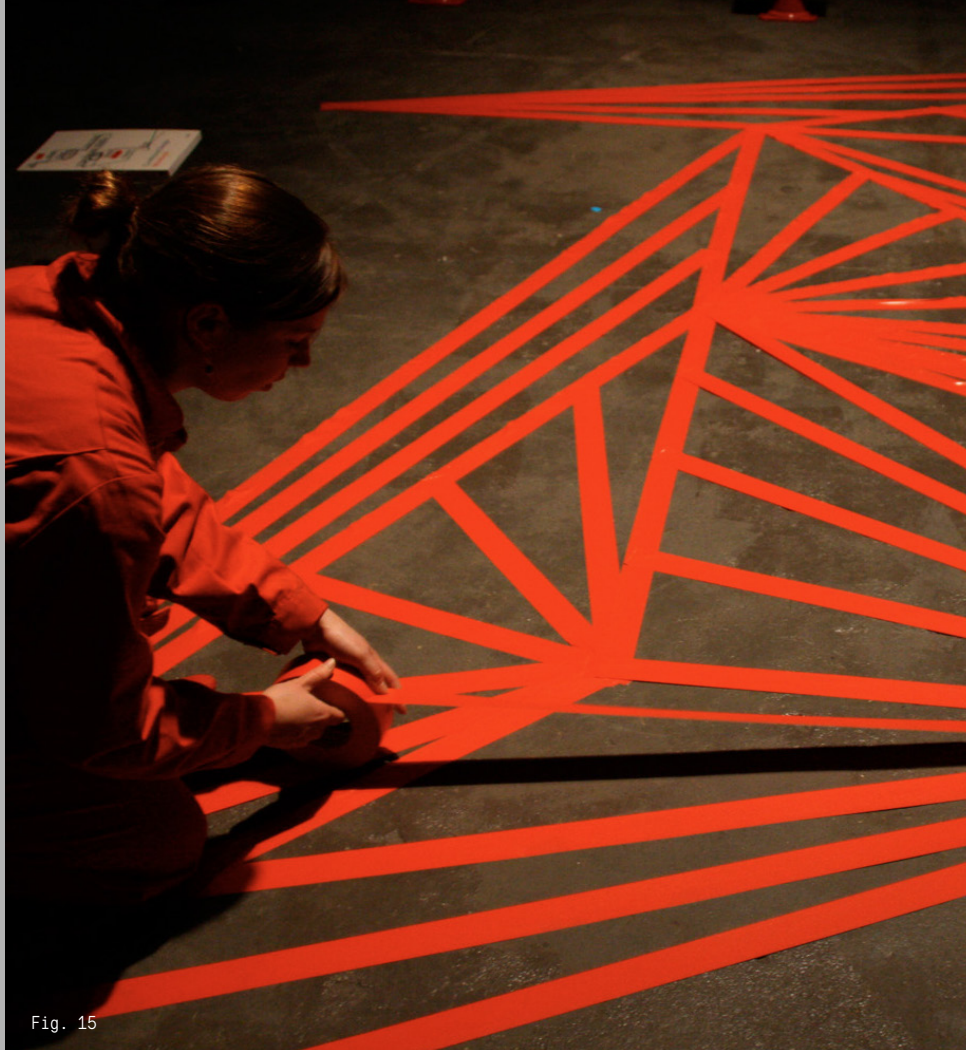


Fig. 15

2013

Conditional Design

BOOKS, NODES AND EDGES

Books, nodes and edges è la performance partecipativa ideata dai fondatori del Conditional Design in concomitanza con la pubblicazione del Conditional Design Book. Nonostante abbia in sé tutti gli elementi che descrivono il design condizionale, è l'esempio perfetto perché sufficientemente semplice da spiegare il concetto senza sovrastrutture fuorvianti.

Condizioni: 25 copie del libro vengono posizionate sul pavimento di una stanza, in griglia. Quando la stanza viene aperta al pubblico, chiunque acquisti una copia la rimuove dalla griglia, creando un nodo vuoto. Si tracci una linea dallo spazio appena liberato al nodo vuoto più vicino, e se possibile, si tracci un triangolo. Una volta chiuso un triangolo, ne si riempia l'area tracciando linee che connettano l'ultimo nodo individuato alla base.

Le condizioni vengono dichiarate all'inizio della performance, e rappresentano, come da manifesto, il dominio del designer. La forza trasformativa, plasmata dalle condizioni, è invece costituita dall'intervento dei partecipanti, che agiscono liberamente e imprevedibilmente all'interno dei confini stabiliti. Per queste ragioni, se si ripetesse l'evento in altre situazioni, l'output finale assumerebbe sempre forme differenti, determinate dall'ordine di selezione dei nodi. Quello che determina lo sviluppo della performance è un vero e proprio algoritmo generativo ad azione umana.



Fig. 16



Fig. 18



Fig. 17

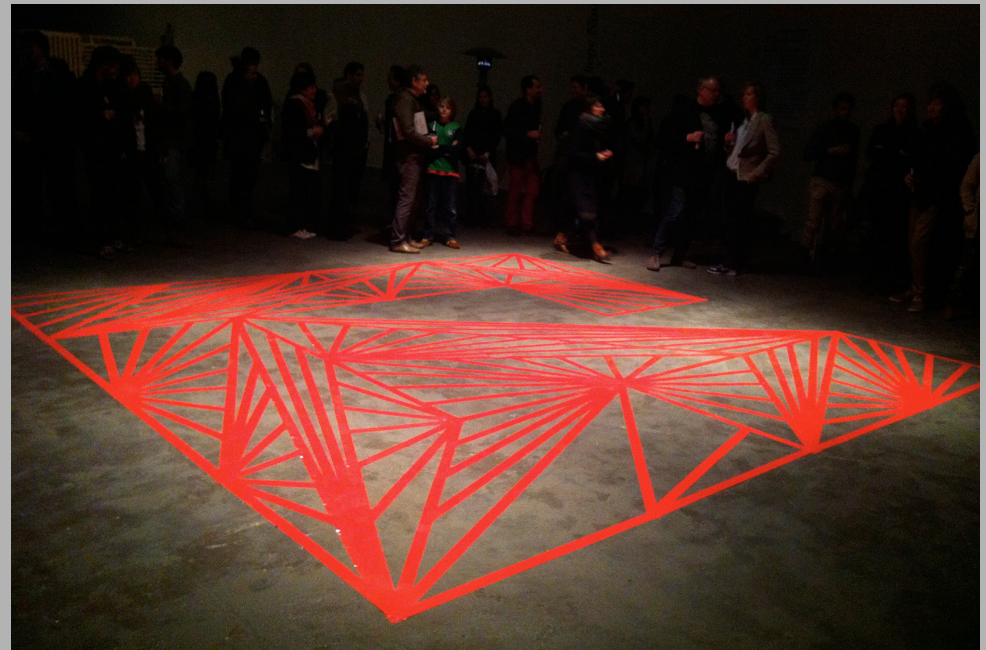


Fig. 19

1.4 SINTESI

In estrema sintesi, tutti questi nomi fanno riferimento al ribaltamento di paradigma del design classico: ciò che un tempo era progettare per la realizzazione di un singolo artefatto (da un oggetto d'arredamento ad un sistema di comunicazione) diviene ora progettare un sistema di produzione di artefatti. Il progettista, in altre parole, non conosce il risultato del processo, ma lo controlla indirettamente costruendo e calibrando il sistema produttivo.

Abbiamo visto in questo capitolo come le varianti di design generativo nascano da contesti profondamente diversi, eppure si può dire che rispondano alla stessa necessità, ovvero la rappresentazione di una realtà complessa, troppo complessa per essere sotto il completo dominio dell'uomo. Ma se ai tempi di Moretti il parametricismo era solo un'esplorazione avanguardistica, al giorno d'oggi diviene la risposta più adatta all'accelerazionismo contemporaneo, all'ubiquità degli schermi e alla datificazione.

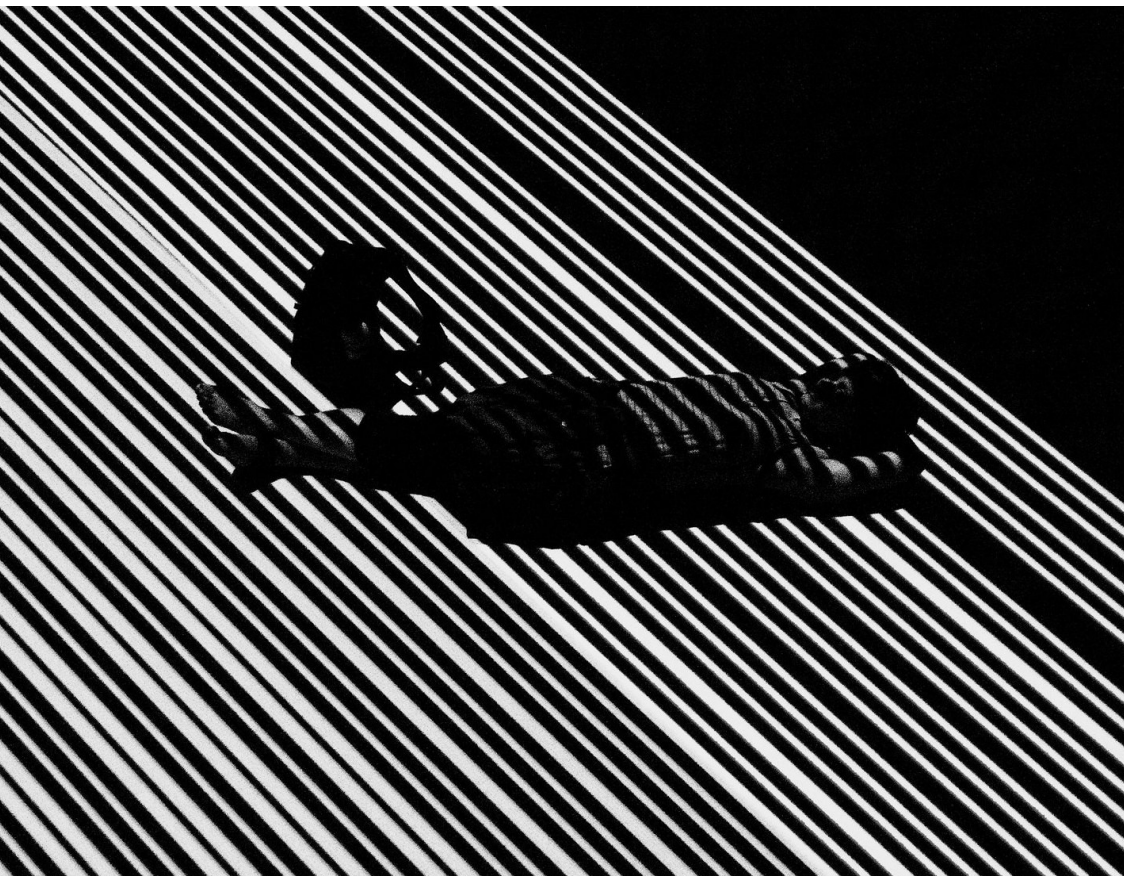
Si è già parlato in precedenza del concetto di incertezza, e della necessità da parte del progettista di rinunciare alle pretese di controllo completo sull'esito del processo e su alcuni aspetti del processo stesso. In *Struttura come forma*, Luigi Moretti parlava della relazione fra complessità del sistema e approssimazione del risultato, nel modo che segue.

[...] o questi parametri sono in numero limitato e partitamente ed esattamente conosciuti, e allora spazi e materiali si deducono con rigore scientifico, e di conseguenza essendo le possibilità di oscillazione della forma minime o nulle entriamo nel campo della tecnica, o, meglio, all'estremo limite di quella che io chiamo "architettura parametrica"; o questi parametri sono numerosi e poco definibili e allora la funzione non può che indicare una forma approssimata, una pre-forma latissima, che soltanto il processo successivo nella definizione della struttura costituisce in compiuta figura. E non è questo allora un processo tipico struttura > forma?

In questo passo, l'architetto italiano anticipa di circa 80 anni l'oggetto di questa tesi. Pescando dalla teoria dell'informazione si può osservare come all'aumentare della complessità di un sistema cresca la quantità di informazioni ma si riduca la capacità di controllo.

Il design generativo è una risposta al cambiamento del tempo e alla complessità crescente; posizione, questa, su cui molti dei progettisti e designer analizzati in questo capitolo sono concordi. La necessità di descrivere e manipolare un sistema generativo parametrico libera del tempo che si spenderebbe nella produzione di artefatti e lo rialloca all'ideazione, all'analisi e alla fase metaprogettuale.

Fig. 20
Ryoji Ikeda, Path to Light.



CERTEZZA

1. Ordine
2. Pochi parametri
3. Sistema discreto
4. Basso contenuto informativo

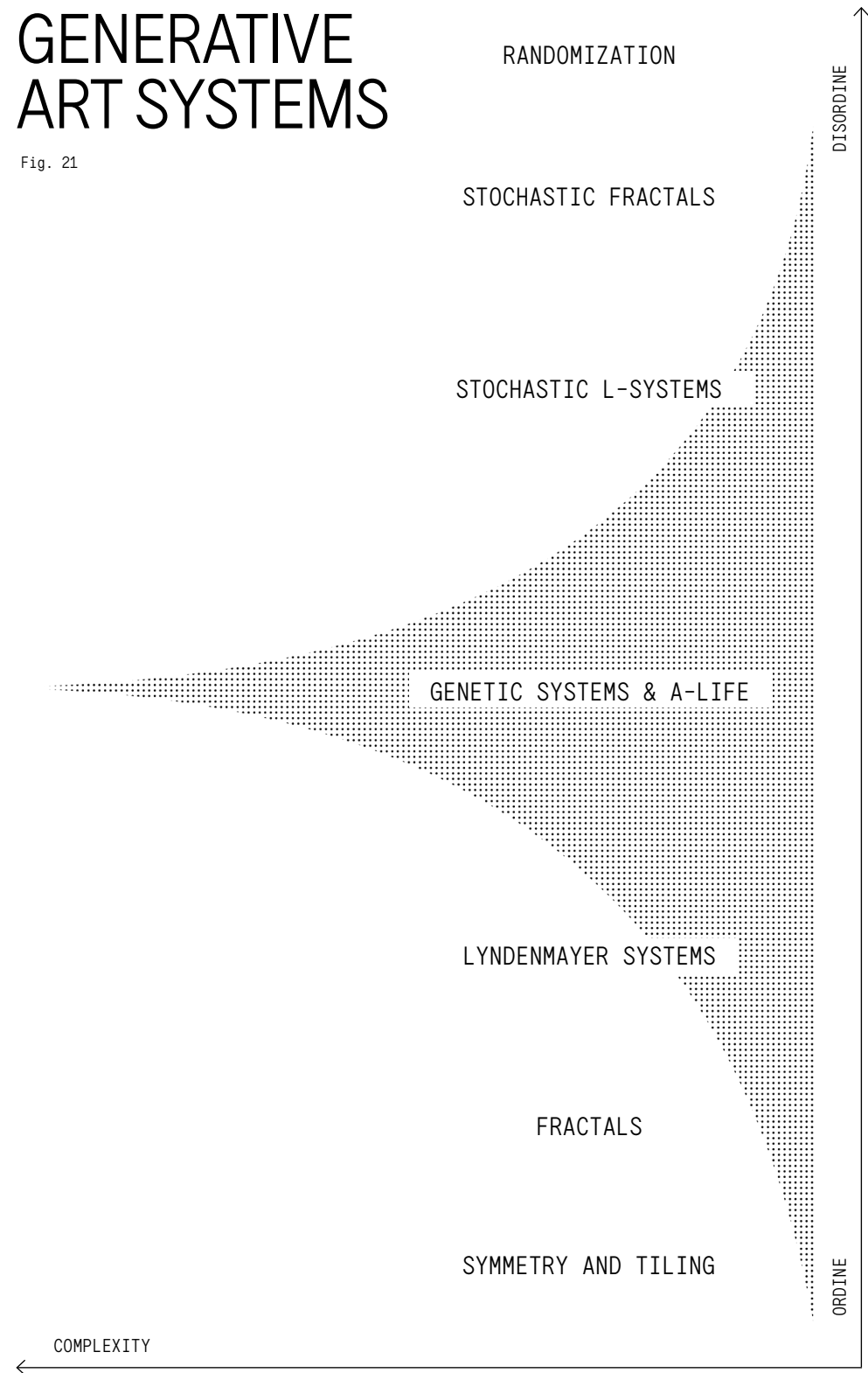
PROBABILITÀ

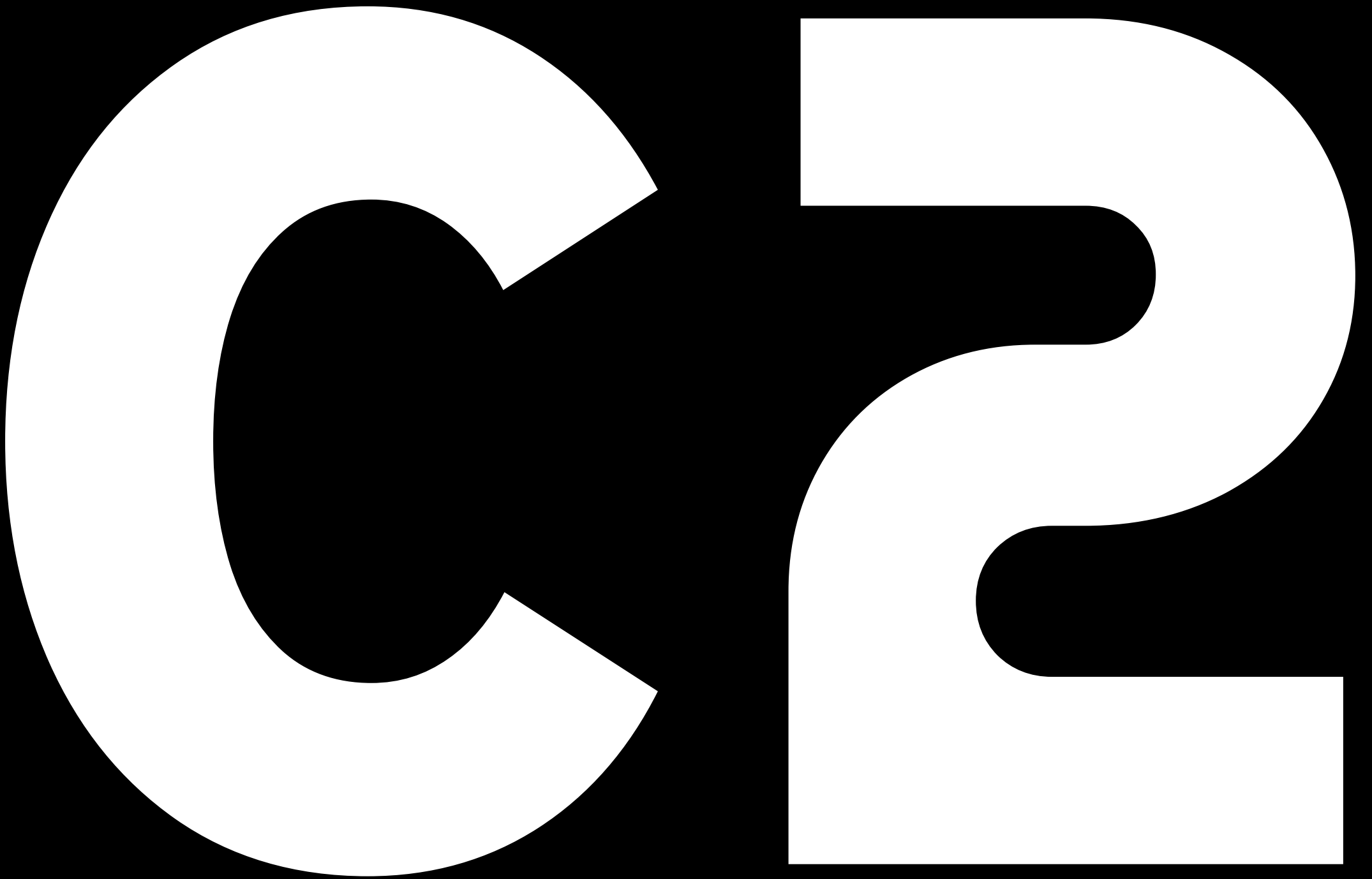
1. Randomizzazione
2. Milardi di parametri
3. Sistema nebuloso
4. Alto contenuto informativo

Già dalla distinzione operata da Moretti sui modelli di parametricismo, però, emerge come il design parametrico classico non sia la risposta a sistemi di complessità elevata. È proprio per questo che la nuova frontiera dei modelli generativi non sta in pochi parametri ben identificati, ma nell'elaborazione di grandi moli di dati ad opera di intelligenze non umane. Da un sistema a logica booleana (dove vero=1, falso=0 e null'altro esiste) si entra nel regno della logica sfocata (fuzzy), dove il grado di verità attribuibile a ciascuna proposizione è compreso fra 0 e 1. Si passa così dal Generativo Parametrico al Generativo Statistico.

GENERATIVE ART SYSTEMS

Fig. 21





MITOLOGIA
DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

(02)

2.1 DEMISTIFICARE

"A fundamental problem in artificial intelligence is that nobody really knows what intelligence is." (Legg & Hutter, 2007)

Ho chiesto a ChatGPT[1] quale fosse la sua definizione con l'intelligenza artificiale. Ha risposto così.

L'intelligenza artificiale (AI) è una tecnologia che permette ai computer di eseguire compiti che richiederebbero intelligenza umana, come il ragionamento, il problem solving, il riconoscimento delle emozioni o il riconoscimento del linguaggio. Ci sono diverse tipologie di intelligenza artificiale, come l'apprendimento automatico, l'ottimizzazione evolutiva e il deep learning, che utilizzano algoritmi e tecniche diverse per eseguire questi compiti.

L'intelligenza artificiale può essere utilizzata in una vasta gamma di campi, come la medicina, il commercio, l'ingegneria, l'arte e la scienza. Ad esempio, l'intelligenza artificiale può essere utilizzata per diagnosticare malattie o per ottimizzare i processi di produzione in un'azienda. Inoltre, l'intelligenza artificiale può essere utilizzata per creare opere d'arte o installazioni che cambiano in modo dinamico nel tempo.

L'intelligenza artificiale presenta molti vantaggi, come la possibilità di ottenere risultati rapidamente e convenientemente, e la possibilità di svolgere compiti che potrebbero essere troppo complessi o pericolosi per gli esseri umani. Tuttavia, l'intelligenza artificiale presenta anche alcune sfide, come la necessità di affrontare le implicazioni etiche e sociali della sua applicazione, e di prevenire il rischio di sostituire gli esseri umani in alcuni compiti. (ChatGPT)

Da questa definizione scolastica di cosa sia un'intelligenza artificiale emerge un tratto molto interessante, che si ritrova spesso nella sua divulgazione. Da ciò che ci dice ChatGPT con la frase "L'intelligenza artificiale (AI) è una tecnologia che permette ai computer di eseguire compiti che richiederebbero intelligenza umana" (ibidem), emerge come l'intelligenza artificiale - per essere compresa e divulgata - venga sempre paragonata e identificata con l'intelligenza umana. Stando a Eliezer Yudkowsky, questo fenomeno si chiama "Anthropomorphic Bias" e deriva dall'autom-

Fig. 22
Uomo Vitruviano. Il simbolo del Rinascimento.



atismo cognitivo che spinge l'essere umano a comprendere il mondo basandosi sull'identificazione. "Anthropomorphic bias can be classed as insidious: it takes place with no deliberate intent, without conscious realization, and in the face of apparent knowledge." (Yudkowsky, 2008) Come ogni bias, l'insidia maggiore sta nella sua elusività: siamo indotti all'errore per colpa di un abito mentale. Il bias antropomorfo ricade nel filone dell'antropocentrismo, cioè il considerare l'uomo al centro del piano ontologico e gnoseologico della realtà. Quando un individuo ragiona in quest'ottica cerca di comprendere una realtà secondo i propri modelli, costringendola alle proprie forme del pensiero e alle proprie strutture mentali.

Ci mettiamo cioè nei panni dell'altro, ipotizziamo come ci comporteremmo noi, quali sarebbero i nostri pensieri, le nostre conclusioni, le nostre scelte e le nostre azioni, e in questo modo lo razionalizziamo deduttivamente. Sulla base dell'identificazione facciamo previsioni e ci rapportiamo con l'alterità. Questo approccio identificativo è già limitato quando si relazionano due identità (o intelligenze) umane, e mostra quindi tutta la propria inefficacia quando ci si rapporta con un'intelligenza non umana.

Riconoscere l'alterità dell'Intelligenza Artificiale è il primo passo per ricostruirne una rappresentazione più completa e corretta, ma ancora prima di ciò va chiarito cosa sia l'intelligenza stessa. Per tutta la storia della filosofia si è cercato di rispondere a questo quesito, dal Nous Aristotelico al QI di Wechsler si è provato a circoscrivere l'intelligenza, a stabilire dei metodi per catalogarla e misurarla, a capire cosa rientri nel suo dominio e cosa vada escluso. Alcune delle caratteristiche tipicamente attribuite all'intelligenza sono la capacità di apprendere, di individuare problemi, di risolverli, di esprimere giudizi, di compiere valutazioni, di programmare piani d'azione, di gestire imprevisti, di improvvisare e di intrattenere relazioni con altri soggetti intelligenti. A seconda di chi viene interpellato potrebbero venire aggiunte o eliminate diverse accezioni, in un processo che potrebbe proseguire all'infinito e dal quale si otterrebbe probabilmente una mappa dai confini sfumati e cangianti.

Nel 1904, lo psicologo e statistico britannico Charles Spearman teorizzò il "g-factor", o fattore generale d'intelligenza, ovvero un costrutto atto a descrivere l'intelligenza generale di un soggetto. Il g-factor è sovrapponibile con molti concetti più noti, come il QI e la capacità cognitiva generale, e deriva dall'idea che diversi test verticali su vari aspetti dell'intelligenza restituiscano una radice comune, interpretabile tramite metodi statistici. Spearman teorizzò il fattore generale a partire dall'osservazione delle performance su vari ambiti di un vasto campione di bambini in età scolare. Anche se gli ambiti erano scorrelati, emergeva un

pattern di correlazione fra i risultati, indicando così la possibilità dell'esistenza di un'abilità generale sottostante, che influiva in qualunque tipologia di test mentale.

Marcus Legg e Shane Hutter hanno condotto uno studio approfondito sul tema, basandosi su oltre 70 definizioni di intelligenza, e sono arrivati ad una definizione più o meno omni-comprendente. I due ricercatori hanno evidenziato come dalle 70 definizioni emergano una serie di aspetti condivisi:

1) l'intelligenza è una proprietà di un agente che interagisce con un ambiente; 2) l'intelligenza è vincolata alla capacità dell'agente di portare a termine un certo compito; 3) viene spesso evidenziata la capacità di adattamento e apprendimento in condizioni ignote.

De Spiegeleire, Maas e Sweijs (2017) propongono di gettare le basi della definizione dell'intelligenza artificiale sulla definizione del Formal Reasoning Group di Stanford: "Intelligence is the computational part of the ability to achieve goals in the world". Questa definizione abbraccia i primi due aspetti (interazione soggetto-ambiente e raggiungimento di obiettivi) in modo evidente, e non si fa fatica ad estenderla al terzo (capacità di apprendimento). Dato un assunto come questo, è facile capire come sia facilmente applicabile a qualsiasi tipo di intelligenza, anche a quelle non umane.

Proseguendo su questa base, De Spiegeleire, Maas e Sweijs propongono una tassonomia interpretativa dell'intelligenza artificiale basata su due assi: la concezione di intelligenza (da un lato l'intelligenza come flusso di pensiero(T), dall'altro l'intelligenza come risoluzione di uno scopo(B)) e dall'altro il metro di paragone (con il comportamento umano (H) o con un ideale di razionalità (R)).

Fig. 23

	HUMAN BENCHMARK (H)	RATIONALITY BENCHMARK (R)
INTELLIGENCE AS THOUGHT PROCESSES (T)	(T-H) SYSTEMS THAT THINK LIKE HUMANS "The automation of activities that we associate with human thinking. Activities such as decision-making, problem-solving, learning..." Bellman, 1978	(T-R) SYSTEMS THAT THINK RATIONALLY "The study of mental faculties through the use of computational models" Winston, 1992
INTELLIGENCE AS GOAL-ORIENTED BEHAVIOUR (B)	(B-H) SYSTEMS THAT ACT LIKE HUMANS "The art of creating machines that perform functions that require intelligence when performed by people" Kurzweil, 1990	(B-R) SYSTEMS THAT ACT RATIONALLY "A field of study that seeks to explain and emulate intelligent behavior in terms of computational processes" Schalkoff, 1990

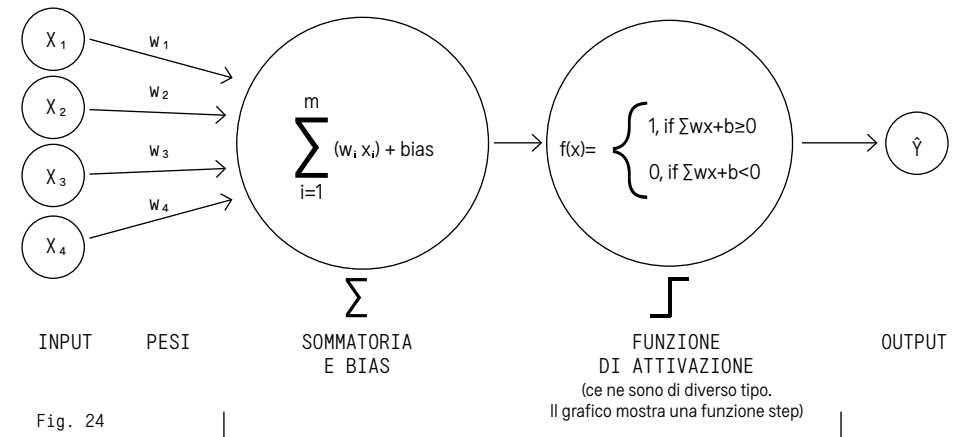
Sebbene la soluzione proposta sia alquanto astratta, l'indicazione dei tre ricercatori è chiara: ciascuna delle interpretazioni non è esclusiva, e l'adozione di una a discapito delle altre è puramente dettata dal contesto. In misura particolare, le definizioni fornite non devono assolutamente condizionare la progettazione e l'esecuzione di algoritmi di deep learning, ma servono solo per razionalizzare l'Intelligenza Artificiale, rappresentarla e comunicarla. Il benchmark stabilito dall'intelligenza umana è particolarmente utile, permette infatti di stabilire un'ulteriore distinzione in merito all'intelligenza Artificiale.

Artificial Narrow Intelligence [ANI] - indica un modello in grado di raggiungere o superare le performance umane solo in un campo molto ristretto, come la classificazione di determinate immagini o la previsione di alcuni specifici eventi. Finora, ogni applicazione di Intelligenza Artificiale esistente ricade in questa categoria. Artificial General Intelligence [AGI or strong ai] - indica un modello che raggiunge il livello umano in ogni tipo di attività. Artificial Superintelligence [ASI] - indica un modello di intelligenza superiore all'umano da ogni punto di vista.

Ad oggi, ogni applicazione, reale o teorica, di modelli di machine e deep learning che possiamo osservare si colloca nel primo gruppo. Ciò è particolarmente rilevante per descrivere l'intelligenza artificiale, perché giustifica un'altra interpretazione, del tutto distante da ciò che abbiamo visto finora: "there's no intelligence in artificial intelligence" (McQuillan, 2018).

Secondo McQuillan (e secondo molti addetti ai lavori, che ne vedono l'aspetto più concreto, quindi spoglio di narrazioni e interpretazioni) non c'è intelligenza né reale apprendimento nell'intelligenza artificiale, ma solo minimizzazione matematica e statistica applicata. In effetti, le reti neurali - senza alcun dubbio la classe più rilevante di modelli di deep learning - non sono altro che reti di calcolatori, il cui scopo è quello di trovare la funzione matematica più precisa per modellizzare un fenomeno o eseguire un'operazione. I singoli calcolatori (o neuroni) sono percettroni, che accolgono valori in ingresso (input), eseguono un calcolo, e restituiscono il valore in uscita (output) ai neuroni successivi. La particolarità del sistema è che a ciascun input è associato un peso (compreso fra 0 e 1), che determina quanto ciascun valore sia rilevante nel calcolo eseguito dal neurone; in altre parole, la forza della connessione neurale. I pesi non sono altro che i parametri della funzione che l'algoritmo sta cercando di formalizzare, nonché l'oggetto di ricerca dell'algoritmo stesso.

La rete assegnerà valori casuali ai parametri, e confronterà i propri risultati con i dati di addestramento. La differenza fra i risultati sintetici e i dati di addestramento viene misurata con una



funzione detta Loss (L), che varia a seconda del modello. L'obiettivo del modello è quello di minimizzare la distanza fra le sue previsioni e i dati di addestramento. Quindi, una volta constatata questa distanza, agirà a ritroso per aggiustare i parametri ipotizzati su ciascun neurone. Questo processo viene definito retropropagazione dell'errore (error backpropagation), cioè l'aggiustamento graduale dei parametri per avvicinarsi ad una precisione predittiva soddisfacente, minimizzando la funzione Loss.

Questo aggiustamento dei parametri è un processo lungo e ciclico, soggetto a svariate iterazioni definite epoche (E), e altro non è che l'addestramento di una rete neurale. Quello che chiamiamo apprendimento non è altro che una serie di tentativi di indovinare il parametro giusto, ma su vastissima scala.

Per questa ragione, McQuillan sostiene che non si tratti di reale apprendimento, quanto di casualità ingegnerizzata. Una rete neurale non ha reale conoscenza dei dati su cui viene addestrata, piuttosto trova la funzione più precisa per assolvere a determinati compiti attraverso un approccio statistico. La potenza delle

reti sta proprio nella loro versatilità: possono essere impiegate in qualunque ambito, ma non svilupperanno comprensione generale dell'ambito stesso. Questo è ciò che differenzia l'intelligenza artificiale ristretta - il presente - da quella generale, ovvero un futuro ancora remoto. Per questo, stando a McQuillan, le macchine non sono intelligenti, ma solo strumenti le cui performance migliorano con l'esperienza. Quest'ultima frase sintetizza la definizione strumentale dell'intelligenza artificiale, che è decisamente più comprensibile e rassicurante di quella mimetica, che rappresenta l'intelligenza macchinica con i canoni di quella umana.

L'ultimo tassello di questa classificazione lo forniscono D'Abbraccio e Facchetti (2021) che, presa nota delle interpretazioni precedenti, propongono una lettura triplice dell'AI.

La psicologia, la neurologia e la machine vision testimoniano di come le reti neurali mimetiche rimangano uno strumento utile per osservare fenomeni umani e naturali dall'esterno, e per capire meglio il funzionamento del cervello e dei sistemi visivi. Allo stesso tempo in molti altri contesti di applicazione l'AI si riduce effettivamente a uno strumento normativo di minimizzazione matematica, soprattutto quando è usata come dispositivo di dominazione e di controllo. Infine, essa mostra tutta la sua alienità quando la si coinvolge in nuove pratiche narrative, predittive o progettuali.

Nella sua terza accezione, l'intelligenza artificiale emerge in tutta la sua alterità. In questo filone rientra il discorso di Yudkowsky sull'anthropomorphic bias, da cui bisogna guardarsi nell'approcciare le reti da un punto di vista generativo. Come scrive François Jullien in *L'Identità culturale non esiste*, la cultura emerge quando due identità entrano in contatto e mantengono la tensione senza che una prevalga e sovrascriva l'altra.

La chiave della questione è quella di non sposare una delle interpretazioni eliminando completamente le altre. D'Abbraccio e Facchetti sostengono la compresenza delle tre letture, che sono da considerare intercambiabili a seconda del contesto, in continuità con l'interpretazione data da De Spiegeleire, Maas e Sweijjs.

WHAT INTELLIGENCE REALLY IS

2007

Collective definitions

DEFINIZIONI TRATTE
DA FONTI GENERALISTE,
GRUPPI O ORGANIZZAZIONI.

"The ability to use memory, knowledge, experience, understanding, reasoning, imagination and judgement in order to solve problems and adapt to new situations." AllWords Dictionary, 2006.

"The capacity to acquire and apply knowledge." The American Heritage Dictionary, fourth edition, 2000.

"Individuals differ from one another in their ability to understand complex ideas, to adapt effectively to the environment, to learn

from experience, to engage in various forms of reasoning, to overcome obstacles by taking thought." American Psychological Association [28].

"The ability to learn, understand and make judgments or have opinions that are based on reason" Cambridge Advance Learner's Dictionary, 2006.

"Intelligence is a very general mental capability that, among other things, involves the ability to reason, plan, solve problems, think abstractly, comprehend complex ideas, learn quickly and learn from experience." Common statement with 52 expert signatories [13].

"...ability to adapt effectively to the environment, either by making a change in oneself or by changing the environment or finding a new one ...intelligence is not a single mental process, but rather a combination of many mental processes directed toward effective adaptation to the environment." Encyclopedia Britannica, 2006.

"the general mental ability involved in calculating, reasoning, perceiving relationships and analogies, learning quickly, storing and retrieving information, using language fluently, classifying, generalizing, and adjusting to new

situations.” Columbia Encyclopedia, sixth edition, 2006.

“Capacity for learning, reasoning, understanding, and similar forms of mental activity; aptitude in grasping truths, relationships, facts, meanings, etc.” Random House Unabridged Dictionary, 2006.

“The ability to learn, understand, and think about things.” Longman Dictionary of Contemporary English, 2006.

“: the ability to learn or understand or to deal with new or trying situations : . . . the skilled use of reason (2) : the ability to apply knowledge to manipulate one’s environment or to think abstractly as measured by objective criteria (as tests)” Merriam-Webster Online Dictionary, 2006.

“The ability to acquire and apply knowledge and skills.” Compact Oxford English Dictionary, 2006.

“...the ability to adapt to the environment.” World Book Encyclopedia, 2006.

“Intelligence is a property of mind that encompasses many related mental abilities, such as the capacities to reason, plan, solve problems, think abstractly, comprehend ideas and language, and learn.” Wikipedia, 4 October, 2006.

“Capacity of mind, especially to understand principles, truths, facts or meanings, acquire knowledge, and apply it to practise; the ability to learn and comprehend.” Wiktionary, 4 October, 2006.

“The ability to learn and understand or to deal with problems.” Word Central Student Dictionary, 2006.

“The ability to comprehend; to understand and profit from experience.” Wordnet 2.1, 2006.

“The capacity to learn, reason, and understand.” Wordsmyth Dictionary, 2006.

Psychologist definitions

DEFINIZIONI FORNITE DA PSICOLOGI COMPORVATI

“Intelligence is not a single, unitary ability, but rather a composite of several functions. The term denotes that combination of abilities required for survival and advancement within a particular culture.” A. Anastasi [2].

“...that facet of mind underlying our capacity to think, to solve novel problems, to reason and to have knowledge of the world.” M. Anderson [3].

“It seems to us that in intelligence there is a fundamental faculty, the alteration or the lack of which, is of the utmost importance for practical life. This faculty is judgement, otherwise called good sense, practical sense, initiative, the faculty of adapting ones self to circumstances.” A. Binet [5].

“We shall use the term ‘intelligence’ to mean the ability of an organism to solve new problems ...” W. V. Bingham [6].

“A person possesses intelligence insofar as he has learned, or can learn, to adjust himself to his environment.” S. S. Colvin quoted in [35].

“...the ability to plan and structure one’s behavior with an end in view.” J. P. Das 9.

“The capacity to learn or to profit by experience.” W. F. Dearborn quoted in [35].

“...in its lowest terms intelligence is present where the individual animal, or human

being, is aware, however dimly, of the relevance of his behaviour to an objective. Many definitions “Intelligence is not a single, unitary ability, but rather a composite of several functions. The term denotes that combination of abilities required for survival and advancement within a particular culture.” A. Anastasi [2].

“...that facet of mind underlying our capacity to think, to solve novel problems, to reason and to have knowledge of the world.” M. Anderson [3].

“It seems to us that in intelligence there is a fundamental faculty, the alteration or the lack of which, is of the utmost importance for practical life. This faculty is judgement, otherwise called good sense, practical sense, initiative, the faculty of adapting ones self to circumstances.” A. Binet [5].

“We shall use the term ‘intelligence’ to mean the ability of an organism to solve new problems ...” W. V. Bingham [6].

“A person possesses intelligence insofar as he has learned, or can learn, to adjust himself to his environment.” S. S. Colvin quoted in [35].

“...the ability to plan and structure one’s behavior with an end in view.” J. P. Das 9.

“The capacity to learn or to profit by experience.” W. F. Dearborn quoted in [35].

“...in its lowest terms intelligence is present where the individual animal, or human being, is aware, however dimly, of the relevance of his behaviour to an objective. Many definitions of what is indefinable have been attempted by psychologists, of which the least unsatisfactory are 1. the capacity to meet novel situations, or to learn to do so, by new adaptive responses and 2. the ability to perform tests or tasks, involving the grasping of relationships, the degree of intelligence being proportional to the complexity, or the abstractness, or both, of the relationship.” J. Drever [9].

“Intelligence A: the biological substrate of mental ability, the brains’ neuroanatomy and

physiology; Intelligence B: the manifestation of intelligence A, and everything that influences its expression in real life behavior; Intelligence C: the level of performance on psychometric tests of cognitive ability.” H. J. Eysenck.

“Sensory capacity, capacity for perceptual recognition, quickness, range or flexibility or association, facility and imagination, span of attention, quickness or alertness in response.” F. N. Freeman quoted in [35].

AI definitions

DEFINIZIONI RELATIVE A STRUMENTI INTELLIGENTI

“... the ability of a system to act appropriately in an uncertain environment, where appropriate action is that which increases the probability of success, and success is the achievement of behavioral subgoals that support the system’s ultimate goal.” J. S. Albus

“Any system . . . that generates adaptive behavior to meet goals in a range of environments can be said to be intelligent.” D. Fogel

“Achieving complex goals in complex environments” B. Goertzel

“Intelligent systems are expected to work, and work well, in many different environments. Their property of intelligence allows them to maximize the probability of success even if full knowledge of the situation is not available. Functioning of intelligent systems cannot be

considered separately from the environment and the concrete situation including the goal." R. R. Gudwin

"[Performance intelligence is] the successful (i.e., goal-achieving) performance of the system in a complicated environment." J. A. Horst

"Intelligence is the ability to use optimally limited resources – including time – to achieve goals." R. Kurzweil

"Intelligence is the power to rapidly find an adequate solution in what appears a priori (to observers) to be an immense search space." D. Lenat and E. Feigenbaum

"Intelligence measures an agent's ability to achieve goals in a wide range of environments." S. Legg and M. Hutter

"... doing well at a broad range of tasks is an empirical definition of 'intelligence' "H. Masum

"Intelligence is the computational part of the ability to achieve goals in the world. Varying kinds and degrees of intelligence occur in people, many animals and some machines." J. McCarthy

"... the ability to solve hard problems." M. Minsky

"Intelligence is the ability to process information properly in a complex environment. The criteria of properness are not predefined and hence not available beforehand. They are acquired as a result of the information processing." H. Nakashima

"... in any real situation behavior appropriate to the ends of the system and adaptive to the demands of the environment can occur, within some limits of speed and complexity." A. Newell and H. A. Simon

"[An intelligent agent does what] is appropriate for its circumstances and its goal, it is flexible to changing environments and changing goals, it learns from experience, and it makes appropriate choices given perceptual limitations and finite computation." D. Poole

"Intelligence means getting better over time." Schank

"Intelligence is the ability for an

information processing system to adapt to its environment with insufficient knowledge and resources." P. Wang

"... the mental ability to sustain successful life." K. Warwick

"... the essential, domain-independent skills necessary for acquiring a wide range of domain-specific knowledge – the ability to learn anything. Achieving this with 'artificial general intelligence' (AGI) requires a highly adaptive, general-purpose system that can autonomously acquire an extremely wide range of specific knowledge and skills and can improve its own cognitive ability through self-directed learning." P. Voss

2.2. ALGORITMI CULTURALI

Fig. 25
Tristan Harris, attivista per il benessere digitale



L'esplosione delle intelligenze artificiali negli ultimi anni non è dovuta alla scoperta di un modello rivoluzionario. Il perceptrone - unità atomica minima di una rete neurale - è un concetto del 1958. Per via della variazione dei pesi sinaptici d'ingresso, il perceptrone è per sua natura in grado di apprendere. Il Machine learning è di fatto nato sessant'anni fa. Il contesto matematico per addestrare reti MLP (Multi-Layers Perceptron) fu stabilito dal matematico americano Paul Werbos nella sua tesi di dottorato del 1974. L'algoritmo di retropropagazione dell'errore risale al 1986. La teoria era già pronta oltre trent'anni fa, eppure il machine learning ha cominciato a esplodere solo negli anni 10. Secondo Chollet (2020) la spiegazione si ritrova nella natura stessa della disciplina: "Il machine learning non è né matematica né fisica, dove i principali avanzamenti possono essere compiuti con carta e penna. Si tratta di una scienza prettamente ingegneristica." Le ragioni dell'esplosione del fenomeno sono due: l'aumento esponenziale della capacità di calcolo dei computer e la qualità dei dati messi a disposizione.

L'aumento delle capacità di calcolo ha reso possibile applicare quella che era solo teoria a casi pratici e concreti. (Si veda il Technology Readiness Level). Il processo - per fare fede alla tasonomia proposta da Conditional Design - è stato così portato dalla potenza all'atto. L'alba dei big data e l'estrattivismo conseguente hanno trasformato il modo in cui intendiamo il materiale d'input, da test di qualche centinaio di unità a casi reali con dataset vasti, precisi, in continuo aggiornamento, e molto spesso open-source.

Queste condizioni hanno preparato il terreno all'alba del machine learning, che dagli anni 10 è diventato una presenza ubiqua nel panorama professionale e culturale. Andrew Ng, docente di Stanford e cofondatore di Google Brain, afferma che sia difficile immaginare un'industria che non verrà trasformata dall'intelligenza artificiale. Ng cita la sanità, l'educazione, i trasporti, la vendita, la comunicazione e l'agricoltura, e per tutti questi prevede un sentiero trasformativo abbastanza chiaro. Quello che era più difficile prevedere è stato l'impatto sulla cultura.

Quando si parla di "algoritmi culturali" e di "cultura algoritmica" ci si trova però di fronte ad un facile fraintendimento: li si può considerare entrambi come forme in cui il computazionalismo influenza la cultura; gli uni lo specchio dell'altra. In realtà si tratta di concetti differenti. Gli algoritmi culturali sono sottocategorie di algoritmi evolutivi, definiti come algoritmi meta-euristici ispirati alla biologia e basati sulla teoria Darwiniana dell'evoluzione, nei quali i processi naturali di selezione, riproduzione e sopravvivenza del più adatto migliorano le facoltà di sopravvivenza delle specie (cfr. Maheri et al. 2021). Tipicamente,

gli algoritmi evolutivi si basano solamente sullo "spazio evolutivo", mentre gli algoritmi culturali ne impiegano un altro, definito "spazio delle credenze", che raccoglie informazioni riguardanti il comportamento degli individui. I due spazi si influenzano a vicenda, e contribuiscono a creare un sistema di scambio che si aggiorna di generazione in generazione. Le applicazioni più comuni si ritrovano nei campi dell'ingegneria civile, meccanica, elettronica, chimica e informatica, oltre che in svariati altri ambiti, riportati di seguito.

In the reviewed literature, there are some applications of CAs in other research areas. Kobti et al. [123] utilised CA to study the emergence of a hub network from two kinship and economic networks, in which CA was used as a solution framework to embed the social intelligence in the system. Reynolds et al. [178] employed CA for mining the social fabric of archaic urban centres. Alexiou and Vlamos [5] suggested CA for the representation of mitochondrial population in mammalian cells. Judeh et al. [110,111] applied a gene set CA to reconstruct networks from unordered gene sets. Terán et al. [233] utilised CA to optimise the coordination mechanisms in multi-agent systems in industrial automation. Pan et al. [161] used CA with chaotic behaviour for cell allocation in CMOS circuits with the hybrid CMOS/nanodevice structure. Wei and Yan-Ping [246] applied a CA-based PSO for partner selection of virtual enterprise and minimise time and cost. (Ibidem)

La teorizzazione di questo modello - nonché la prima apparizione del termine - si ritrova nella tesi di dottorato di Robert G. Reynolds, An adaptive computer model of the evolution of agriculture for hunter-gatherers in the valley of Oaxaca, Mexico discussa nel 1979. "Algoritmo culturale" è dunque un termine denotativamente preciso nel contesto informatico, e utilizzarlo liberamente per descrivere l'impatto che la computazione ha sulla cultura causa inevitabilmente problemi di sovrapposizione.

La "cultura algoritmica" è invece un concetto molto più recente e generalista, che ha cominciato a emergere dalla metà degli anni 10, ed si è definitivamente affermata sul finire della decade scorsa. In sintesi, si può definire la cultura algoritmica come il processo di delega a sistemi informatizzati e crescentemente autonomi di pratiche come la classificazione, la distribuzione e la gerarchizzazione di oggetti, concetti e idee. Andrebbe notato come il termine "cultura" sia uno dei più difficili in assoluto da inquadrare, quindi la seconda parte della definizione precedente potrebbe tranquillamente essere contestata. La questione rilevante

è però la prima: la cultura algoritmica è un processo di delega, o di esternalizzazione della conoscenza. Ted Striphas (2016), aggiunge un altro tassello alla definizione del termine, stavolta volgendo lo sguardo alle persone. La cultura algoritmica può essere infatti anche intesa come l'adattamento umano alle pratiche algoritmiche, sia a livello culturale che comportamentale. In questo senso, ci avviciniamo molto all'"alfabetizzazione algoritmica" di Ed Finn (2017). Questo secondo aspetto sottolinea come l'adozione di una tecnologia così radicale sia profondamente trasformativa per il cervello umano. L'esternalizzazione di facoltà che una volta si attribuivano unicamente al dominio dell'intelligenza umana può essere destabilizzante, spaventoso perfino, ma non è certo una novità. Già Platone, duemila anni fa, si poneva contro l'adozione di una specifica tecnologia, vista come un impoverimento della memoria di chi l'adotta. Quella tecnologia era la scrittura.

È così ora tu, per benevolenza verso l'alfabeto di cui sei inventore, hai esposto il contrario del suo vero effetto. Perché esso ingenererà oblio nelle anime di chi lo imparerà: essi cesseranno di esercitarsi la memoria perché fidandosi dello scritto richiameranno le cose alla mente non più dall'interno di se stessi, ma dal di fuori, attraverso segni estranei: ciò che tu hai trovato non è una ricetta per la memoria ma per richiamare alla mente. Né tu offri vera sapienza ai tuoi scolari, ma ne dai solo l'apparenza perché essi, grazie a te, potendo avere notizie di molte cose senza insegnamento, si crederanno d'essere dottissimi, mentre per la maggior parte non sapranno nulla; con loro sarà una sofferenza discorrere, imbottiti di opinioni invece che sapienti". (Fedro, 370 a.C.)

Eppure oggi la scrittura viene considerata come una naturale funzione del cervello umano: non c'è il minimo accenno all'impoverimento delle sue facoltà. Anzi, il primo discriminatore che si utilizza per misurare lo stato culturale di un paese è proprio il tasso di alfabetizzazione. Saper leggere e scrivere è fondamentale per esistere e funzionare nell'ecosistema contemporaneo. La memoria, che nelle civiltà di prima oralità è molto più sviluppata che in quelle di seconda, è stata sacrificata per sbloccare maggiore efficacia ed efficienza di comunicazione delle informazioni. La scrittura ha, in un certo senso, depotenziato il cervello umano per rispondere a nuove necessità del sistema cultura.

Quello della scrittura è solo l'esempio più lampante, vessillo di una dinamica che da sempre caratterizza la storia dell'uomo. Secondo Nigel Thrift (2004), a forza di automatizzare i sistemi tecnologici smettiamo di percepirli come forze

che danno forma al nostro mondo, e ci limitiamo ad accettarli inconsciamente come agenti naturali, ai quali ci adattiamo. La naturalizzazione di un agente trasformativo artificiale è rischiosa e problematica, perché nega gli aspetti politici e sociali che necessariamente l'accompagnano. Si tratta di un bias dall'effetto mistificatorio estremamente diffuso, decostruito in modo esauritivo da Kate Crawford e Vladan Joler (2018) in *Anatomy of an AI system*. Crawford e Joler prendono in esame il funzionamento di Alexa, ed evidenziano come dietro all'imparzialità apparente di un assistente artificiale racchiuso in un cilindro di 15cm siano racchiuse catene di estrazione di risorse naturali, lavoro umano ed elaborazione, ottimizzazione e distribuzione di dati a scopi predittivi e ordinativi. I due restituiscono l'estrema complessità del discorso in una mappa (decisamente troppo grande per essere inserita in questo elaborato), che raffigura quanto sia evidente come il computazionalismo culturale sia tutt'altro che imparziale.

È possibile considerare l'impatto comportamentale e psicologico del machine learning al pari di quello che ha avuto la scrittura? Si possono trarre dei parallelismi fra le due rivoluzioni cognitive? Ci sono differenze drastiche che rendono la similitudine inadatta a fare previsioni sul futuro dell'AI? Il modo migliore per prendere una posizione solida è quello di osservare il ruolo attuale della cultura algoritmica, e le trasformazioni che ha già apportato.

2.1. CURATORI INVISIBILI

Gli algoritmi di raccomandazione di contenuti, utilizzati da molte piattaforme come Netflix, Amazon, Spotify e altri servizi di streaming, hanno avuto un forte impatto culturale. Questi algoritmi analizzano i dati degli utenti, come i loro gusti musicali, le loro preferenze di film o i loro acquisti passati, per suggerire loro contenuti simili che potrebbero piacere.

In questo modo, gli algoritmi di raccomandazione sono stati in grado di creare delle "bolle di filtraggio" in cui gli utenti vedono solo contenuti che corrispondono alle loro precedenti scelte, creando una sorta di "effetto camera d'aria" che tende ad amplificare le preferenze esistenti. Questo ha portato a una riduzione della diversità culturale e al rischio di rinchiudere le persone in una sorta di "camicia di forza" culturale.

D'altra parte, gli algoritmi di raccomandazione hanno anche aumentato l'accesso a contenuti più di nicchia e sconosciuti, consentendo ai creatori di contenuti indipendenti di raggiungere un pubblico più ampio e fornendo una piattaforma per la diversità culturale. Inoltre, gli algoritmi di raccomandazione hanno reso più facile per le persone scoprire contenuti in lingue straniere, esplorare generi musicali diversi e scoprire opere d'arte sconosciute.

2.3. NEURAL NETWORK DRIVEN GENERATIVE DESIGN

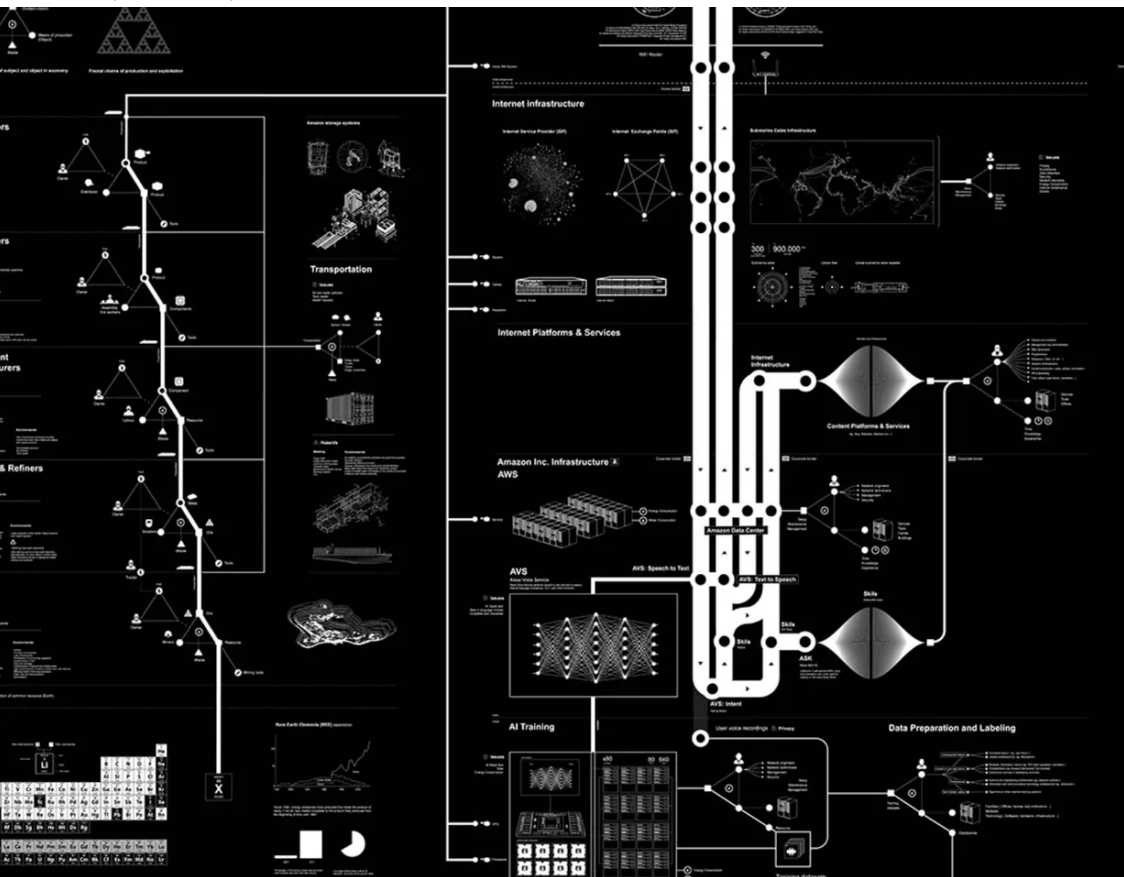
La complessità dei modelli di Machine Learning sta aumentando esponenzialmente. Nel 2019, il modello di intelligenza artificiale più complesso era targato Nvidia e contava 8.3 miliardi di parametri (Gulli, Kapoor, Pal, 2019). Ad inizio 2023 Google Brain guida la classifica con oltre 1500 miliardi di parametri. Se li si confronta con i 19 parametri proposti da Moretti per determinare la forma e la struttura dello stadio esposto alla XII Triennale di Milano la differenza è ben chiara: non si tratta di un semplice avanzamento tecnologico, ma di un approccio radicalmente diverso, un cambio di paradigma.

Per comprendere la sostanziale differenza è utile riprendere in mano il manifesto del Conditional Design, che sintetizza la pratica del designer di sistemi nella cura della logica, del processo e dell'input. Questi tre elementi sono alla base di tutte le altre categorie di design generativo analizzate in precedenza (capitolo 1), e tuttavia diventano inadatte quando si prova ad applicarle al machine learning. La ragione fondamentale risiede nel concetto di "black box".

Non è facile risalire all'origine del termine o a un autore specifico: secondo i dati riportati da Google Ngram Viewer, il termine ha iniziato a diffondersi già dalla metà del XX secolo, e lo si riscontra in svariati ambiti: dalla sociologia, all'economia, alla tecnologia. Per black box si indica un sistema o un elemento la cui complessità interna non è accessibile o comprensibile dall'utente o dall'osservatore esterno. In altre parole, l'osservatore può conoscere unicamente l'input e l'output del sistema, ma non ha modo di osservare e comprendere il processo interno. In informatica, il termine black box viene associato quasi univocamente alle reti neurali, che individuano pattern e schemi ricorrenti fra vastissime moli di dati in modi imperscrutabili all'occhio umano. Quando si lavora con le intelligenze artificiali - sia nell'addestramento che nell'utilizzo di un modello già addestrato - non si ha modo di controllare la formazione del processo interno, che è invece determinato dalla casualità (ordinata dalla funzione Loss e dalla retropropagazione dell'errore). Proprio in ciò sta la fondamentale differenza fra design generativo tradizionale e design generativo basato su reti neurali: il processo non è più dominio dell'uomo.

Il design generativo tradizionale è un approccio basato su regole (o condizioni, come vorrebbe il Conditional Design) e algoritmi che permettono di creare forme e modelli in modo efficiente. Praticamente, i parametri di input (come ad esempio le dimensioni, le proporzioni, le curve) vengono impostati dall'utente, e il sistema - sia esso un software o un modello auto-computativo di altra natura - genera automaticamente una serie di soluzioni alternative basate su questi input, con un gradiente di incertez-

Fig. 26
Anatomy of an AI System. Kate Crawford & Vladan Joler.



za variabile. Il processo di elaborazione dei parametri è aperto alla comprensione umana, il manifesto del Conditional Design è rispettato in tutti i suoi punti.

Input: Parametri precisi, stabiliti dall'utente

Processo: definito, osservabile e controllabile

Logica: di dominio del progettista, determina i vincoli e le logiche relazionali del processo.

Il design generativo basato su reti neurali, invece, utilizza una serie di algoritmi di apprendimento automatico per creare modelli a partire da dati grezzi. In pratica, il software viene alimentato con un grande numero di esempi di modelli esistenti - siano essi testi, immagini, o qualsiasi altra forma di dato - e utilizza questi dati per creare nuovi modelli che si basano su quelli precedenti, ma che sono in grado di differenziarsi e di evolversi. Questo approccio permette di generare modelli sintetici più complessi e dettagliati, ma richiede anche un grande quantitativo di dati e di capacità di calcolo.

Input: Dataset

Processo: Sconosciuto all'uomo, poiché si snoda negli hidden layer. L'assegnazione dei parametri avviene tramite retropropagazione dell'errore, in maniera automatica. La grande mole dei parametri lo rende inaccessibile al controllo umano, ma di competenza dell'intelligenza macchinica.

Logica: Di dominio del progettista, la logica determina l'architettura delle reti neurali. L'organizzazione degli hidden layer, la batch size, le epoche, le funzioni di attivazione, sono tutti meta-parametri (determinano cioè i parametri effettivi dell'algoritmo, cioè i pesi) definiti "iperparametri" stabiliti dal progettista.

In sostanza, nella pratica progettuale assistiamo ad una dinamica simile a quella che osservava Platone nel Fedro, relativa alla scrittura. Se la scrittura è l'esternalizzazione della memoria, il design generativo basato sulle reti neurali è l'esternalizzazione di un'ulteriore parte del processo progettuale, una parte che sembra impossibile da separare dall'uomo. Come si trasforma dunque la figura del progettista? Ne esce impoverita, come sosteneva Platone, o l'evoluzione passa inevitabilmente per l'esternalizzazione sempre più radicale?

Ancora una volta, possiamo osservare come questa trasformazione così radicale e destabilizzante non sia assolutamente una novità, e come sia possibile identificare le stesse dinamiche in altre rivoluzioni passate. Gilbert Simondon trattava in questo

modo la relazione macchina-lavoratore, in riferimento alla seconda rivoluzione industriale:

The progress made in the 18th century was a progress felt by the individual in terms of the strength, speed, and precision of his gestures. The progress made in the 19th century could no longer be felt by the individual, because he was no longer centralized by it as a nexus of control and perception, within the adapted action. The individual becomes a mere onlooker of the results of the way machines work, or someone in charge of the organization of the technical complexes that set machines in motion. (Simondon, 1958)

La figura del lavoratore come curatore è dunque sicuramente rilevante, e molto appropriata per il designer di sistemi generativi, perché ne descrive almeno una parte. Per cercare di fornire un'interpretazione completa, il designer di sistemi può essere visto sia come architetto del sistema, sia come curatore dei risultati prodotti dal sistema. Tuttavia questa proposta duale esaurirebbe il discorso solo se si trattasse unicamente di un designer di sistemi generativi classici, di quelli analizzati nel capitolo precedente. Approcciandosi a sistemi generativi "intelligenti", il progettista si interfaccia con un grado di indipendenza e autonomia del generatore che sono paragonabili alla coprogettazione. Estremizzando, (anche allo scopo di rendere chiara la metafora) ci si trova ad interfacciarsi con quella che David Berlinski definisce come "intelligenza da lidi alieni", che corrisponde alla terza interpretazione proposta da D'Abbraccio e Facchetti (2021). La macchina come intelligenza aliena pone il progettista in uno stato di dialogo con una forma senza precedenti di alterità. In un momento di incontro simile, i dettami dell'antropocentrismo vengono meno, e anche la minimizzazione matematica diventa una semplificazione insufficiente: non è più possibile circoscrivere l'intelligenza della macchina a uno di questi archetipi. In questo particolare modo di coprogettazione possiamo prendere in prestito la lezione fondamentale di L'identità culturale non esiste di François Jullien (2016): la cultura emerge dal rapporto di tensione costante e prolungato di due individui; solo quando nessuno dei due impone la propria identità per plasmare l'altro lo scambio è realmente produttivo. Se Jullien utilizza questa massima per scardinare un concetto fallace come l'appropriazione culturale, è altrettanto adatto e utile alla sinergia tra mente umana e mente artificiale. La tensione sostenuta fra due identità, senza che una prevalga sull'altra, è probabilmente lo stato ideale di progettualità che il nuovo designer di sistemi generativi "aumentati" dovrebbe mirare a raggiungere.

Tuttavia, almeno allo stato attuale delle cose, è alquanto ingenuo considerare i due attori come pari nel processo progettuale, ed è da qui che nasce l'aporia che sta rendendo impossibile trovare una quadra decisiva della situazione. Nella pratica progettuale, i modelli di intelligenza artificiale hanno dimostrato risultati sorprendenti nella fase di elaborazione di risultati, e, se combinati ad altri modelli intelligenti come il riconoscimento intelligente di immagini e l'elaborazione del linguaggio naturale (NLP), raggiungono risultati sbalorditivi. Machine Learning Irish Poetry (figura) ne è un chiaro esempio: "Not to devalue that tradition, but the machine learning model gathers, stores and tells stories much like its human counterpart. Though I was interested in telling new stories from a non-human perspective, they still reference the conventions and content of traditional storytelling." (Glenn, 2022, as cited in Boddington, 2022)

Fig. 27

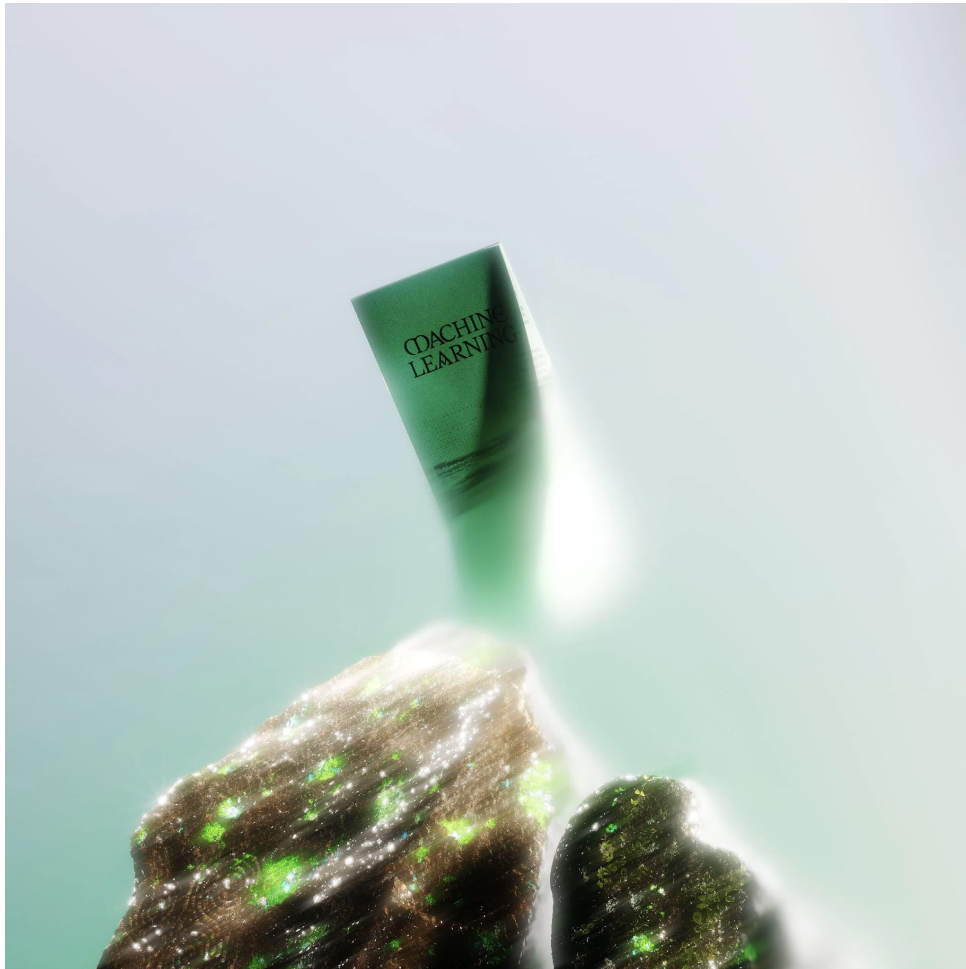
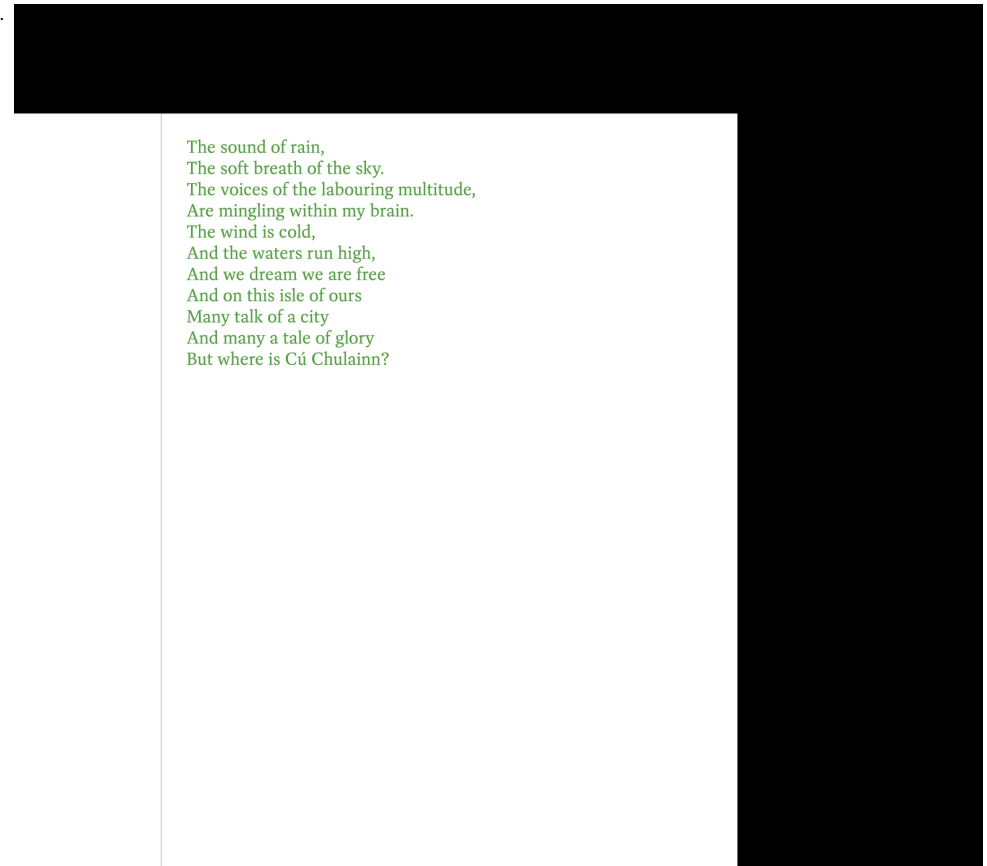


Fig. 28



Fig. 29



Eppure, nonostante i modelli generativi intelligenti siano molto al di sopra di un banale strumento, non possono essere considerati alla stregua di un progettista. Il compito di un progettista non sta solo nella risoluzione di un problema, ma ancor prima nell'individuazione dello stesso (problem finding), della sua valutazione e nello stabilire i piani d'azione per elaborarlo e affrontarlo (problem setting). Quest'ultima corrisponde al brief, il momento progettuale in cui si stabilisce la rotta del progetto e ne si determinano gli obiettivi - sia quantitativi che qualitativi - e i limiti. Solo l'ultima fase del processo è quella di soluzione, e anche qui è possibile fare un'ulteriore suddivisione: il primo momento è quello strategico, in cui si organizza il piano di risoluzione del problema; l'effettiva soluzione, materiale e tangibile, è solo l'ultimo piano del processo. In questo singolo momento progettuale l'intelligenza della macchina raggiunge il livello umano, e il discorso precedente di coprogettazione può sussistere: qui uomo e macchina intelligente possono interagire e fornire spunti vicendevoli, e migliorarsi a vicenda.

Per questa ragione i modelli generativi intelligenti si trovano, nel campo del design, in una posizione di mezzo fra strumento e co-progettista. Sono radicali nella loro capacità di gestire e rappresentare la complessità, ma non possiedono né intenzionalità, né tantomeno la capacità di spaziare, di far convergere competenze provenienti da diversi ambiti, né di avere un giudizio critico sui risultati che producono. Questo compito strategico e curatoriale è ancora saldamente in mano all'uomo, e per il momento non sembra che stiano emergendo sconvolgimenti su questo fronte. Siamo ancora, infatti, in uno stato di studio, sviluppo e validazione di modelli di intelligenza artificiale ristretta; non c'è ancora alcun accenno all'intelligenza artificiale generale, né in teoria, né tantomeno in pratica. Tutti modelli che sono stati teorizzati negli ultimi ottant'anni e messi in pratica negli ultimi dieci sono catalogabili come intelligenza artificiale ristretta.

Eppure, l'intelligenza artificiale generale non è vista come un'utopia, ma è presente sull'agenda di diversi attori rilevanti del panorama internazionale. Fra i tanti, OpenAI, pioniere del settore e autore di svariati modelli - come la serie GPT e Dall-e - che sono divenuti pietre miliari della ricerca mondiale, dichiara che la sua ragion d'essere è guidare l'umanità verso il raggiungimento dell'AGI. Che sia un piano realistico o un messaggio per sedurre gli investitori (missione compiuta), il giorno in cui l'AGI vedrà la luce non esisterà più alcuna differenza fra progettista umano e progettista artificiale.

Fig. 30

	PROFESSIONISTA UMANO	SISTEMA INTELLIGENTE (ML)
01 PROBLEM FINDING	YES	NO
02 PROBLEM SETTING	YES	NO
03 PROBLEM SOLVING		
03.1 SYSTEM DEFINITION	YES	NO
03.2 EXECUTION	YES	YES, WITH RESULTS FAR EXCEEDING THOSE OF HUMANS
04 RESULTS INTERPRETATIONS AND MONITORING	YES	NO



GENERATIVE INTELLIGENT
DESIGN PRACTICES

(03)

3.1. Generative Adversarial Networks, o GAN. 3.2. Designing with GAN.
3.3. L'alba dei Large language models

3.1 GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS, O GAN.

C'erano una volta un falsario e un critico d'arte. Il critico d'arte aveva studiato tutta la vita le opere di Chagall, ed era in grado di riconoscerle grazie alla sua profonda conoscenza dei dettagli pittorici. Il contraffattore non sapeva chi fosse Chagall, ma continuava a proporre i propri falsi al critico, sperando di ingannarlo.

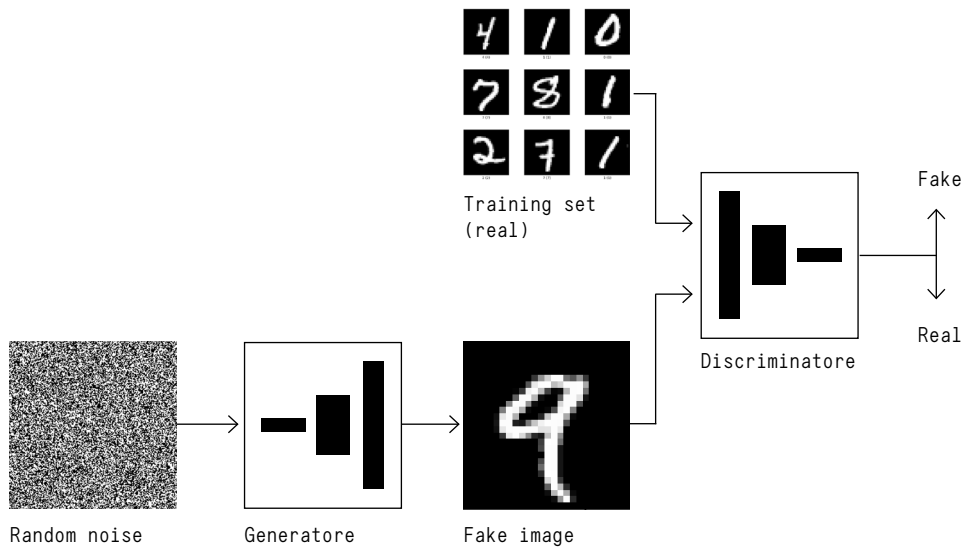
All'inizio, i falsi non erano altro che confuse macchie di colore, quindi il critico era in grado di respingerli con assoluta certezza. I rifiuti erano continui, ma con un falso in particolare il critico esitò un momento prima di rigettarlo. Il falsario capì di aver messo l'avversario in difficoltà, e di aver quindi fatto un passo sulla strada giusta. Cominciò così a produrre quadri ispirati dal precedente, e la sicurezza del critico d'arte cominciava a vacillare: l'identificazione dei falsi era sempre più difficile e il processo sempre più lungo.

Il falsario continuò a migliorare sfruttando le incertezze crescenti del critico, finché, in un giorno fatale, riuscì finalmente ad ingannarlo. I falsi erano ormai indistinguibili dagli originali, e il contraffattore poté iniziare a produrli su larga scala.

Fig. 31
Falsari umani. Wolfgang Beltracchi, Quadro rosso con cavalli, Attribuito a Heinrich Campendonk.



Il racconto del falsario e del critico d'arte spiega per sommi capi il funzionamento di uno dei modelli più influenti degli ultimi anni: i GAN (Generative Adversarial Models) detti anche reti generative avversarie, reti antagoniste generative o reti contraddittorie generative. Introdotti da Ian Goodfellow nel 2014, i GAN sono modelli composti da due reti neurali, un generatore (G) e un discriminatore (D) che operano l'uno in opposizione all'altro. Da qui è facile capire la metafora precedente: il generatore è il falsario, mentre il discriminatore è il critico d'arte. Lo scopo del generatore è quello di generare nuovi dati sintetici a partire da rumore random generato da un determinato spazio latente, mentre quello del discriminatore è quello di apprendere come distinguere i dati reali da quelli sintetici. Per descrivere questo gioco all'opposizione si parla di ottimizzazione min-max, nel quale l'obiettivo di un agente è quello di massimizzare il risultato della funzione obiettivo, e quello dell'altro è di minimizzarla.



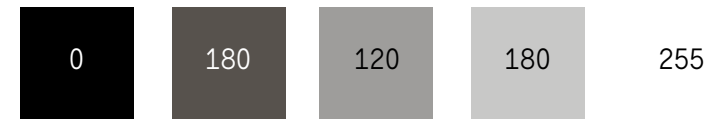
Schema di architettura di un modello GAN.

Fig. 32

Se il verdetto del discriminatore è "real", il generatore ha prodotto un'immagine così convincente da risultare indistinguibile dal training set. Il modello è pronto.

Abbiamo visto nel capitolo precedente come le reti neurali non siano altro che reti di calcolatori, quindi capire come un calcolatore possa processare immagini non è un ragionamento immediato. In questo senso, aiuta rappresentare come la visione di un uomo e quella di una macchina intendano le immagini. Alla base della programmazione, dal più semplice if-else alla progettazione di complessi modelli di machine learning, sta la traduzione da codice-umano e codice-macchina. Se non è nello scopo di questa tesi definire i confini del pensiero umano, si può asserire, con una ragionevole (brutale) semplificazione, che una macchina capisca solo il linguaggio dei numeri. Nell'ambito di questa argomentazione ignoreremo i meccanismi di traduzione fra codice-umano e codice-macchina, e ci soffermeremo su un'interpretazione di alto livello di come le immagini vengano tradotte in sistemi matematici.

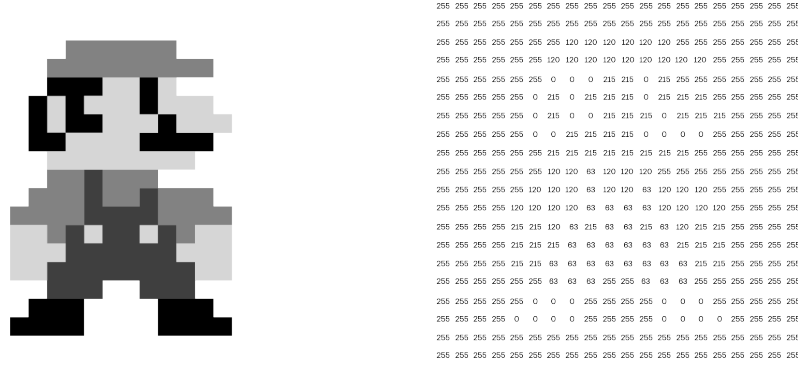
Partendo dal caso più semplice in assoluto, possiamo capire come - in un sistema ad 8 bit - possiamo associare ad un valore compreso fra 0 e 255 la luminosità di un pixel.



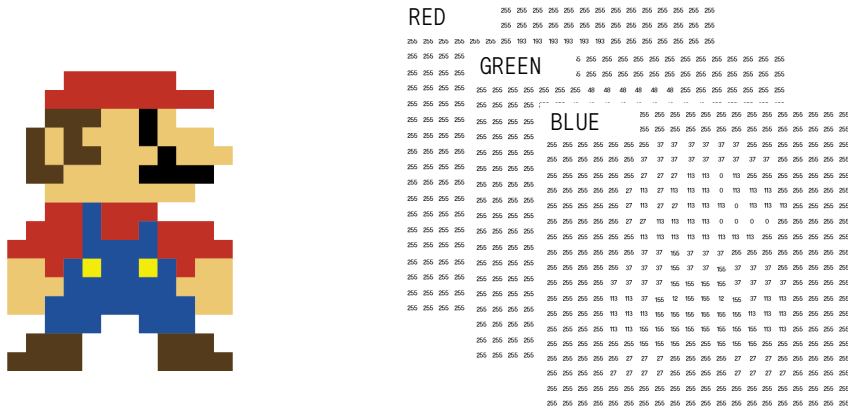
Il passaggio immediatamente successivo è lampante a chi abbia una minima conoscenza di immagini digitali. L'organizzazione di diversi pixel posti in griglia compone infatti un'immagine raster, sfruttando il principio della miscela ottica, tanto caro ai pittori impressionisti. Matematicamente, è facile capire come un'immagine raster sia rappresentabile tramite una matrice, nella quale le coordinate dei valori rappresentano la posizione dei pixel e il valore stesso ne determina la luminosità.

Per proseguire nella complessità del materiale di input occorre fare uso di un concetto algebrico di cui la matrice è solo un caso specifico: il tensore. I tensori sono la materia prima delle reti neurali, perché forniscono un ottimo metodo per rappresentare alle macchine un gran numero di elementi reali, come immagini, video, audio, e altri.

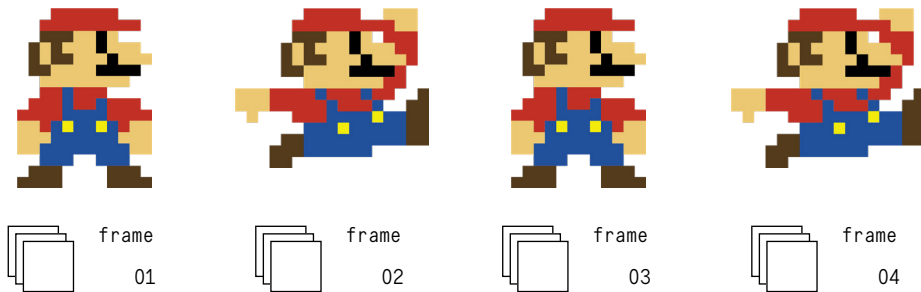
Il tensore viene definito come "Ente atto a individuare le grandezze geometriche e fisiche che obbediscono, per cambiamento di coordinate, a opportune leggi di trasformazione" (Treccani) ed ha origine nel lavoro di Leibniz (1693) sulla teoria delle matrici e dei determinanti. Il concetto di tensore è talmente centrale all'intelligenza artificiale che Google Brain, quando svi-



Tensore di rango 2. Coordinata 1: x. Coordinata 2: y.



Tensore di rango 3. Coordinata 1: canale colore. Coordinata 2: x. Coordinata 3: y.



Tensore di rango 4. Coordinata 1: frame. Coordinata 2: canale colore. Coordinata 3: x. Coordinata 4: y.

luppò la propria libreria di machine learning nel 2015, decise di chiamarla Tensorflow. Inutile dire che Tensorflow sia tutt’oggi uno degli standard per qualunque ingegnere o sviluppatore dell’aprendimento automatico.

Un concetto importante per comprendere i tensori è il “rango” (o ordine), ovvero la dimensionalità del tensore. In termini semplici, il rango coincide con il numero di coordinate necessarie a identificare uno specifico valore all’interno del tensore. Per esempio, in una matrice occorrono l’indice della posizione in riga e quello della posizione in colonna; due coordinate implicano un tensore di rango 2. I vettori hanno dimensionalità singola, quindi sono tensori di rango 1, così come gli scalari - che non ne hanno alcuna - possono essere considerati tensori di rango 0. Conseguentemente, l’aumentata complessità dei materiali di input e output corrisponde a tensori di rango superiore, che restituiscono modelli di entità più complesse. Ad esempio, un’immagine a colori porterà il relativo tensore dal rango 2 al rango 3, poiché sarà ora rappresentata da una serie di matrici (una per canale di colore) sovrapposte. Le coordinate necessarie saranno quindi le solite due per individuare il pixel, più una terza per identificare il canale colore di riferimento.

Conseguentemente, possiamo fare un ulteriore salto di complessità aggiungendo il movimento. Considerato un video muto, sappiamo che altro non si tratta che di una successione di immagini ordinate, paragonabili ad una serie di tensori di terzo rango. La coordinata ulteriore, in questo senso, non è altro che l’ordine di apparizione dei frame, che permettono alla macchina di tradurre un video in un tensore di rango 4.

uesta rapida successione ci permette di giustificare il nome scelto da Google per Tensorflow, anche perché, come spiegato in precedenza, le immagini sono solamente una specifica istanza di ciò che può essere tradotto con un tensore.

Ora che è stato chiarito come le reti neurali possono interagire con svariati media, come immagini, testi e audio, è più facile tornare ad esplorare i GAN con maggiore cognizione.

Benché siano stati introdotti nella comunità scientifica nel 2014, si può affermare - con una ragionevole approssimazione - che i GAN abbiano destato l’attenzione dell’opinione pubblica circa 4 anni dopo, con la diffusione del sito This Person Doesn’t Exist. Ci troviamo in uno di quei rari casi in cui il titolo da solo basta a spiegare il progetto: This Person Doesn’t Exist è un sito web in cui è possibile generare ritratti sintetici di persone non esistenti semplicemente premendo un pulsante. L’intero progetto viene realizzato tramite StyleGAN, modello derivato dal GAN

tradizionale sviluppato da Nvidia a fine 2018, basato sul lavoro di Goodfellow del 2014. Il fatto che gli algoritmi potessero generare immagini non era una novità; ciò che sconvolse internet fu il fatto che ora le immagini prodotte erano in grado di ingannare il giudizio umano. Secondo gli standard di Turing (1950), quando una macchina è in grado di simulare il comportamento umano con efficacia tale da ingannare un altro umano, allora la macchina è definibile intelligente. Secondo questo benchmark, This Person Doesn't Exist è stato il primo caso evidente al grande pubblico in cui un modello generativo è risultato intelligente.



Fig. 34

Secondo Philip Wang, autore del progetto, il 90% delle persone non è in grado di distinguere un'immagine artificiale da una reale, e lo stesso si può dire per il 50% dei fotografi professionisti (Wang, 2018). Quest'affermazione risale a cinque anni fa, un'era geologica in questo settore. Se consideriamo i recenti sviluppi, quei numeri sarebbero decisamente più alti. Già nel 2018, infatti, i risultati erano sbalorditivi, seppure imperfetti: se ad un primo sguardo la possibilità di inganno è estremamente elevata, ad un'osservazione prolungata molti dettagli prima ignorati emergono alla vista. Si può osservare una serie di errori ricorrenti che aprono uno spiraglio nei modi in cui le macchine "vedono" le immagini, e che aiutano le persone a discernere un ritratto reale da uno sintetico. Gli sfondi sono spesso il primo rivelatore: curvature innaturali o pattern che cercano di emulare la sfocatura data dalla profondità di campo di uno scatto sono errori frequenti.



Fig. 35

Fig. 36



Un altro effetto interessante che tradisce un'immagine artificiale è dato dall'esonazione di macchie fluorescenti che dallo sfondo si propagano sul soggetto in modo innaturale. In alcuni casi l'effetto proviene probabilmente dalla confusione di due illuminazioni diverse, e dalla sovrapposizione fra soggetto e sfondo.

Se abbiamo osservato principalmente gli sfondi, esistono numerosi errori sistematici che si presentano sui soggetti. Ad esempio, i capelli sono estremamente difficili da rappresentare in modo fedele, perché esibiscono comportamenti molto diversi. Un aspirante illustratore che si cimenta in un ritratto realista si trova ad affrontare questa situazione in prima persona, e sa di dover prima definire i volumi, poi dare texture, e infine rappresentare i dettagli, come una ciocca sfuggente. Gli algoritmi sono molto bravi nella prima fase, ma non essendo coscienti di cosa sia e come funzioni una capigliatura, spesso rappresentano dettagli sbagliati nel posto sbagliato, come una ciocca che parte da metà fronte e arriva alle sopracciglia, o un controluce dalla texture errata.

Fig. 37



Un altro errore tipico dei GAN è la rappresentazione della simmetria, visibile soprattutto negli orecchini e negli occhiali: i primi sono spesso spaiati, i secondi mostrano spesso la lente destra con una montatura diversa dalla lente sinistra.

Un ultimo, tipico errore dei modelli generativi sta nella raffigurazione di elementi simili e ripetuti, come i denti e le dita.



Fig. 38

Se nel caso specifico di *This Person Doesn't Exist* ci si limita a rappresentare primi piani di persone, in altri modelli è possibile notare come le ai abbiano una vera e propria avversione per mani e piedi: non riescono a rappresentarle in modo preciso. Anche questo fatto apre un possibile scorcio all'interno della black box: sembra che sia molto facile per una macchina comprendere le relazioni fra i pixel adiacenti, ma comprendere la struttura di una mano come successione di cinque dita diverse sia un'impresa ardua per un'AI. Al di là di questa disamina sui limiti dei GAN, (del 2018/19, dettaglio rilevante) è innegabile che l'effetto che ebbe *This Person Doesn't Exist* ebbe un impatto notevole sulla percezione pubblica dell'intelligenza artificiale. Fu il primo momento in cui si cominciò a dubitare dell'esclusività umana sulla creatività. Lo shock generale causato dall'efficacia di questo progetto è stato propedeutico al



Fig. 39

risultato a cui ambiva Wang. Nell'intervista rilasciata ad *Inverse*, (2019) Wang rivela che l'obiettivo del progetto *This Person Doesn't Exist* era di natura divulgativa: si trattava di un modo estremamente efficace e d'impatto per informare il pubblico generalista delle potenzialità - attuali e future - dell'intelligenza artificiale. Originariamente pensato per catturare l'attenzione di colleghi e coinvolgerli nell'attività di ricerca nell'intelligenza artificiale, Wang decise di rendere pubblico il sito, registrando oltre quattro milioni di visite in qualche mese. Lo stupore e la diffusione del sito, secondo Wang, sono stati indice di quanto la gente comune fosse

all'oscuro dello stato dell'arte della disciplina: "The reaction speaks to how much people are in the dark about A.I. and its potential." (Wang cited in Paez, 2019).

Se torniamo alla statistica proposta da Wang, ovvero che 9 volte su 10 una persona comune non è in grado di distinguere un'immagine reale da una fasulla, i pericoli a cui espone l'utilizzo di questa tecnologia sono evidenti. La possibilità di creare immagini fasulle e spacciarle per reali regala uno strumento vincente ai truffatori, perché prima di questo sito, una qualunque persona non avrebbe mai nemmeno immaginato che una macchina potesse generare immagini di tale fattura. L'immagine è infatti stata - sin dall'invenzione della fotografia - considerata come garante della veridicità di un fatto. Usiamo le immagini per rappresentare le nostre identità, per veicolare fatti di cronaca, per fornire rappresentazioni di eventi. L'intero settore dell'informazione ha da sempre acquisito credibilità e conferme dal supporto dell'immagine. L'emergere di immagini artificiali mette completamente in crisi questo assunto fondamentale della comunicazione. Nel 2019 si era ancora limitati alla realizzazione di ritratti, mentre nel 2023 abbiamo i primi esempi di realizzazione di video a partire da prompt testuali; non è difficile immaginare che fra qualche anno nemmeno i video saranno prova sufficiente per garantire la veridicità di un artefatto. Se la gente non ne è a conoscenza, l'infodemia raggiungerà livelli di danno catastrofici, molto superiori a quelli attuali, che già sono critici (si vedano i fenomeni di QAnon e Pizzagate).

"Fortunately, Wang notes that simply being informed about GANs will make people less susceptible to being fooled by them." (Paez, 2019) In effetti, a distanza di quattro anni, l'atteggiamento generale nei confronti dell'immagine ha seguito quanto scritto nelle righe precedenti. La diffusione di mezzi ancora più accessibili e versatili dei GAN - di cui parleremo nei prossimi capitoli - ha scatenato un proliferare di immagini artificiali sui social, e la massificazione del fenomeno ha reso un gran numero di persone abituate all'artificialità dell'immagine. Questa familiarità con l'artefatto ha innestato, in chi è avvezzo all'utilizzo di internet, il dubbio e la diffidenza sulla veridicità di qualunque tipologia di media. Ciò ha indirettamente insegnato a verificare fonti e verosimiglianza di qualsiasi tipo di informazione circoli online, di fatto contribuendo all'alfabetizzazione digitale di molte persone.

3.2. DESIGNING WITH GAN

Oltre alla produzione di immagini realistiche, i GAN hanno aperto le porte anche a esplorazioni grafiche e narrative da parte di artisti e visual designer, creando una vera e propria corrente stilistica fiorita da una tecnica specifica. La sezione che segue è una raccolta di casi rilevanti per ingegno nell'utilizzo dei modelli generativi, qualità dei risultati e potenzialità della metodologia applicata.

Sembra che tutti i casi particolarmente riusciti si concentrino su un fattore chiave: non tentano di nascondere l'errore, anzi lo esaltano. Quando un modello generativo produce qualcosa di glitchato, distorto o rovinato, si tende a usare la metafora delle allucinazioni. “it hallucinated this landscape”, “it hallucinated that portrait”, sono tutte espressioni riscontrabili in un tipo di produzione che mette sotto i riflettori i limiti dell'AI come generatore di immagini, campi sonori e racconti, negandone la sua componente ingannevole di replicatore perfetto di realtà fittizia. Svelare il trucco diventa una dimostrazione di onestà che disinnesci ogni potenziale diffidenza nei confronti della creatività artificiale. Questa filosofia dell'estetica è antitetica ai deepfake, che invece usano meccanismi simili per creare finzioni di realtà, e il cui determinante di successo è invece nascondere l'errore.

Fig. 40
Neural Zoo, Sofia Crespo



3.1.1.1 ARTISTIC AND NARRATIVE EXPLORATIONS (MELT AWAY IN FEVER DREAMS)

Attraverso il lavoro dei tre artisti analizzati di seguito, è possibile avere uno scorcio sulle possibilità creative di questi mezzi in applicazioni e medium diversi. Il primo è un duo di visual designer fondato a Berlino, chiamato CROSSLUCID, la seconda un'artista che applica tecnologia ispirata alla biologia, mentre il terzo è un designer che sperimenta le potenzialità di strumenti computazionali applicati alla tipografia.

3.2.1. CROSSLUCID

CROSSLUCID's work is based on the premise that reality is not what it seems. They explore the spiritual side of science and how technology affects our relationships. By using collage and assemblage, they create art that allows us to explore these concepts in a new way. Their goal is to help us prototype the future and embrace metamodern values. Their extensive research is digging into the nature of reality; spiritual practices understood through science; the network self or sexuality and intimacy in the digital age, CROSSLUCID develop evolving projects often utilising multi-layered techniques and networked processes. (Gjoka, 2022)

Stiamo assistendo a una situazione in cui gli esseri umani sono sempre meno autonomi e si affidano in misura crescente a protesi artificiali (si veda chi consulta ChatGPT per l'80% delle proprie decisioni) e le macchine imparano in maniera sempre più rapida e indipendente dal controllo umano. A fine maggio 2023, Neuralink annuncia di aver ricevuto l'autorizzazione dall'FDA per l'applicazione del suo chip neurale su un essere umano. Già da tempo testato su animali con ottimi risultati, l'intento principale di Neuralink sarebbe quello di curare malattie neurologiche, ma una volta affermatasi come sufficientemente sicuri, potrebbero essere applicati a pazienti sani per dotare il proprio cervello di capacità di calcolo aggiuntive, accesso a documenti e svariate tipologie di estensioni. Siamo alla porta del post-umanesimo.

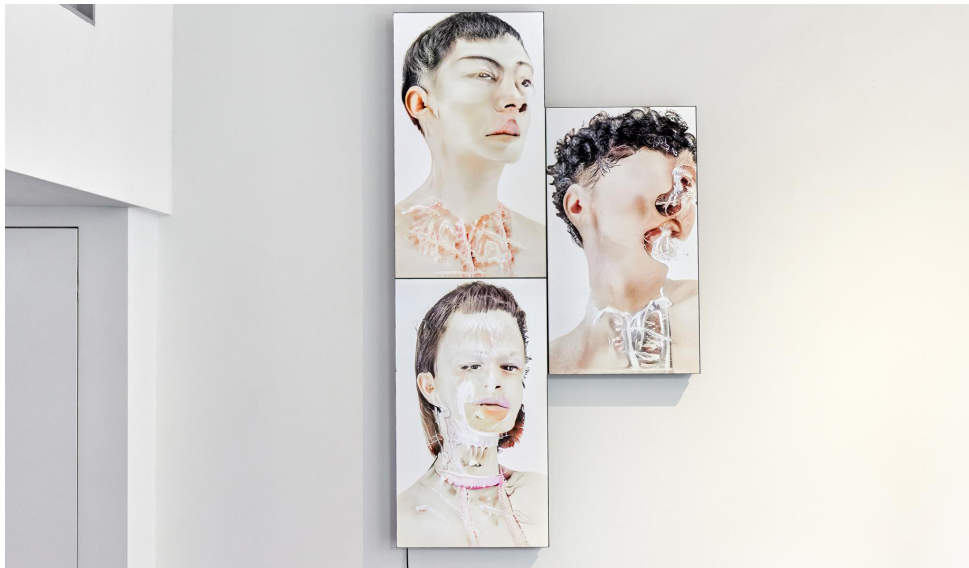
Al di là dell'uscio operano Sylwana Zyburà e Tomas C. Toth, con il nome collettivo di CROSSLUCID. Duo creativo nato a Berlino nel 2018, CROSSLUCID ritrae la fluidità senza fine di ciò che identifichiamo ancora come umano e il moltiplicarsi di protesi, estensioni e alterazioni tecnologiche che comporranno il mondo di domani. L'instabilità tra reale e virtuale, fra naturale e artificiale costituisce un calderone in eterno movimento, oggetto di rappresentazione favorito di Zyburà e Toth. Coerentemente con la natura del contenuto, anche la forma è in eterno mutamento. CROSSLUCID non si vincola infatti a nessun tipo di medium: dalla fotografia al video, fino poi a soffermarsi su tecnologie basate su IA. Il progetto Landscapes è un perfetto esempio di fluidità creativa che fa uso delle tecnologie appena descritte. Nata dal sodalizio con due "data alchemist", Martino Sarolli ed Emanuela Quaranta, Landscapes è una serie di ritratti generati tramite GAN, commissionata da Slanted per le copertine del suo numero verticale sull'intelligenza artificiale. Landscapes Between Eternities - un photobook più classico in cui Zyburà e Toth già esplorano soggetti alieni - ha costituito la base di partenza per addestrare il model-

lo. Gli scatti della collezione sono stati utilizzati per costruire il dataset, che è poi stato sporcato, o meglio arricchito, con altre immagini totalmente diversi, come texture e still life di prodotto.

"Normally, you need a big dataset, like a minimum of 10,000 images, to feed GANs so they can look for patterns and learn from them," explains Zyburà. "Of course, we didn't have that. We initially had an extremely small dataset of 100 published images from the photobook. So we thought, 'What would happen if we used test shots from our movement and texture studies as input?' That's when we decided to add around 200 images to the dataset that didn't make it into the book or were error shots. From an artistic perspective, it was interesting to reveal so much of our creative process and include these behind-the-scenes images, but, for the GANs to be trained properly, it was also necessary." (Zyburà, as cited in Li, 2021)

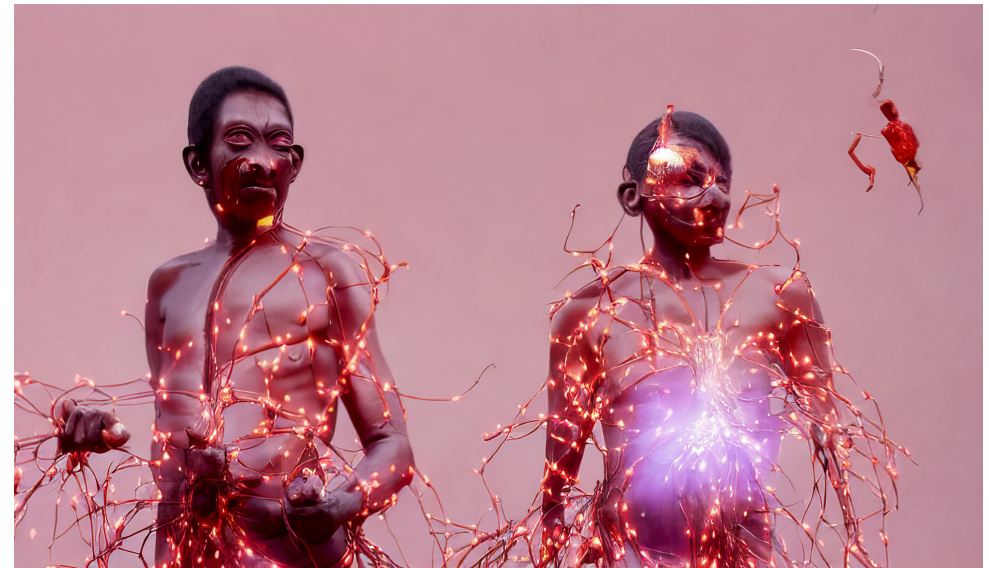
Con queste parole, Zyburà fornisce un interessante spunto su come è possibile manipolare il dataset di un GAN. Non tutti gli scatti devono infatti essere perfetti: CROSSLUCID ha inserito scatti errati nel dataset, ma altri modi per estenderlo possono essere quello di ruotare la stessa immagine e diverse volte e utilizzare ciascuno degli elementi risultanti come dato singolo. In questo modo, anche un dataset ridotto può bastare ad ottenere risultati efficaci.

Il processo di addestramento è durato oltre cinque mesi. Condotta da Sarolli e Quaranta, più o meno ogni due settimane generava una nuova infornata di output, ciclicamente corretti aggiustando il dataset e gli iperparametri. A progetto finito, Landscapes si compone di 5000 immagini, tutte differenti ma innegabilmente appartenenti alla stessa famiglia, allo stesso linguaggio. Ciò ha permesso a Slanted di far sì che ogni copia del numero 37 sia di fatto un oggetto unico, introducendo, in un certo senso, una peculiarità artigianale ad un lavoro artificiale. Rendere automatica la produzione di pezzi unici è una caratteristica fondamentale dei sistemi generativi, che costituisce un vantaggio particolarmente rilevante sui sistemi statici classici. Oltretutto, i sistemi generativi basati su IA hanno potenzialità molto più estese di quelli generativi "semplici" - almeno in campo figurativo - aprendo a potenzialità che stanno solo iniziando ad essere esplorate.



ML Generated covers for Slanted.

Fig. 41



Snapshots

Fig. 43

from Landscapes, 2021

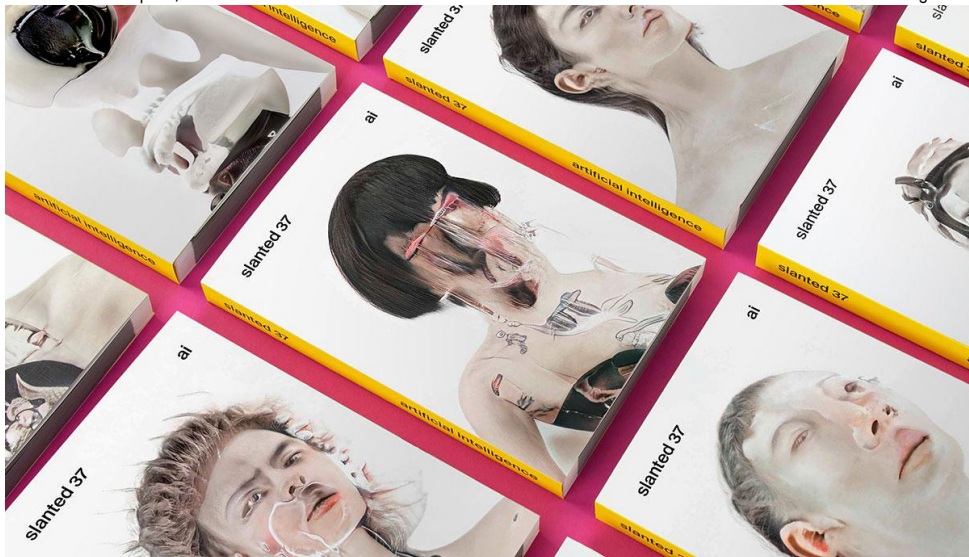


Fig. 42

from Dwellers Between The Waters, 2023



Fig. 44

3.2.2. SOFIA CRESPO

L'arte di Sofia Crespo nasce dall'incontro fra tecnologie generative e biologia. Una delle sue principali aree di interesse è infatti il modo in cui la vita organica impiega processi artificiali per simulare se stessa ed evolvere, il che significa che vede questi meccanismi come un prodotto influenzato dalla vita organica che le ha generate, piuttosto che un oggetto completamente indipendente. Crespo indaga i paralleli tra le tecniche di produzione delle immagini dell'intelligenza artificiale e il modo in cui gli esseri umani si esprimono creativamente e riconoscono cognitivamente ciò che li circonda.

Il suo lavoro mette in discussione il potenziale dell'intelligenza artificiale nella pratica artistica, nonché la sua capacità di trasformare la nostra comprensione della creatività. È anche profondamente preoccupata dal cambiamento dinamico nel ruolo degli artisti che lavorano con tecniche di apprendimento automatico. Questo profondo legame con la biologia emerge già dal titolo di molti suoi lavori, come *Neural Zoo* e *This Jellyfish Does Not Exist* in cui l'artista si affida a modelli di intelligenza artificiale per ricombinare l'esistente al fine di sbloccare qualcosa di nuovo. L'evoluzione biologica diventa metafora per la creatività stessa,



Fig. 45

e viceversa: i due concetti si fondono divenendo l'uno il rovescio dell'altro. "These images resemble nature, but an imagined nature that has been rearranged" (Crespo, 2021)

Durante un Ted Talk, Crespo rivela come per la creazione dei suoi progetti abbia sempre fatto uso di dataset realizzati e curati specificamente per il progetto in questione. Ciò, oltre all'uso di modelli generativi specifici a seconda dell'output desiderato, e tecniche specifiche di affinamento dei risultati, avvalorata la natura progettuale del design generativo aumentato da IA. Un ultimo aspetto rilevante, emerge da una riflessione dell'artista sul modo in cui l'Intelligenza artificiale coopera con la creatività umana. Nello stesso talk, Crespo si riferisce al modo di "ragionare" dei modelli IA in termini simili a quelli di Joler e Pasquinelli quando descrivono il Nooscopio: "It can see within the data it gets fed" (Crespo, 2022). Non è dato sapere se Sofia Crespo abbracci il concetto di Nooscopio, anche se è facile presumere che ne conosca l'esistenza. Eppure, usando una descrizione simile a quella di Joler e Pasquinelli, sembra che il suo punto di vista converga con quello dei due studiosi, avvalorando la visione dei modelli di machine learning come strumenti, e non come soggetti pensanti da sostituire all'intelletto umano.

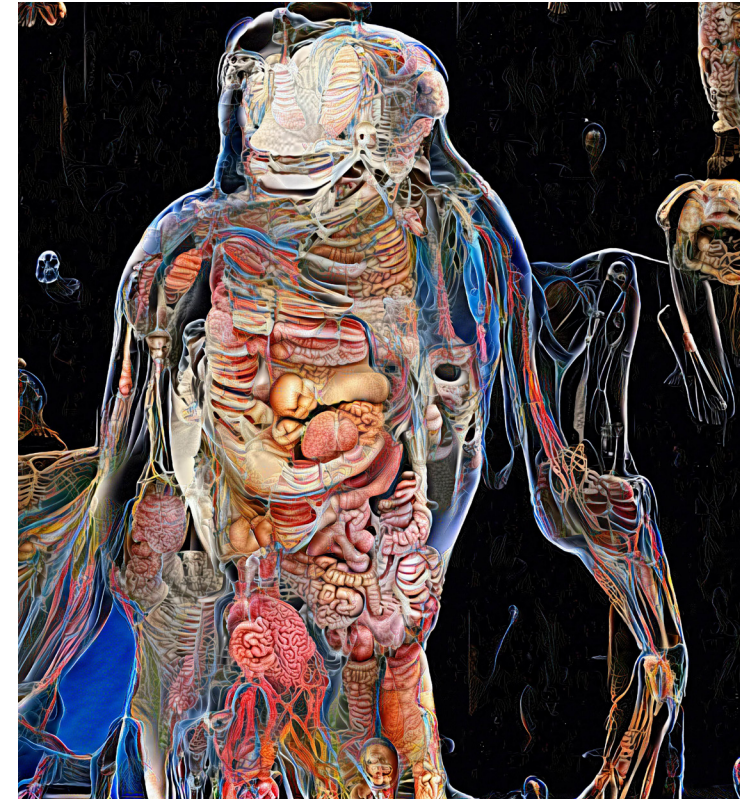


Fig. 46

Fig.
47

Daniel Wenzel è un art director e type designer che vede la propria pratica creativa come una serie di sistemi intercambiabili, malleabili e sovrapponibili. La sua tesi di laurea dal titolo *Automated Type Design* esplora il rapporto fra uomo e macchina nel processo creativo, tema ormai onnipresente in queste pagine. È interessante osservare però come le esplorazioni generative di Wenzel si addentrino in un campo preciso e deterministico come la tipografia, che sembra il nemico naturale del campo sfocato e fabbricato dall'errore che è l'IA generativa.

‘I wrote my thesis about Automated Type Design. In order to show that in type design assistive automation can be also used in the creative process, I started to test with neural networks. So I basically trained AI with thousands of letters to generate new letterforms. I started to do it with the letter A... The idea was that AI is giving you design suggestions and you sort of creative direct, pick and refine’. (as cited in Murphy, 2020)

Addestrando le reti tramite migliaia di glifi, Wenzel ha progettato diversi font completi, che ha però lasciato senza nome. Riferendosi ai prodotti del suo lavoro, ha sottolineato come i risultati finali non siano per nulla soddisfacenti (anche per questo non hanno un nome) e non siano ad uno stadio evolutivo sufficiente per considerarli altro che esperimenti. Così si esprime, parlando delle sue creature: “It shows me that AI can make proper typefaces. Rather uncreative standard typefaces yes, but it confirms my decision to concentrate on more unconventional or experimental display typography.” (ibi)

Fig.
48Fig.
49Fig.
50Fig.
51

“I think ML and AI can do wonderful interpolations of existing stuff. But that is not what type design does.” [Erik van Blokland] All known attempts in the field of typography using AI are so far only blending the existing. However, if the tools were used not autonomously but assistively, the deficit in creativity could be bypassed. “Assistive Creation Systems” offer a facilitation of the craft whereby the focus can be directed to superior problems.

Ciò che realmente motiva Wenzel a proseguire è la fascinazione per il modo in cui il rapporto creativo si stia (forzatamente) evolvendo. Data l'impossibilità di tornare indietro dopo una rivoluzione così drastica, l'unico corso d'azione percorribile è quello di studiare i cambiamenti e abbracciarli. Che questo significhi progettare strumenti che ci affianchino o autopiloti che ci rimpiazzino - parafrasando Pieters e Winger (2016) - dipende largamente dalle specifiche degli strumenti stessi. Come sottolineato in 02.1, ogni manifestazione di intelligenza artificiale manifesta fino ad ora ricade nella categoria di intelligenza artificiale ristretta (ANI), e mancando di intenzionalità non potrà mai rimpiazzare un progettista. Ciò che invece sostiene Wenzel, è come vincolare il design alla sola capacità di esecuzione tecnica sia la ricetta per l'obsolescenza umana. Proprio in merito a ciò, in conclusione del suo saggio scritto per *Slanted*, Wenzel lascia alcune regole morali per orientarsi in questo nuovo panorama surreale.

Automation could make some of us redundant. For this reason, there are a few rules to follow:

1. The idea is more important than the implementation
2. Pretty is not automatically Good (Fuck Eye-Candy)
3. Do not steal designs! (The computer can already do that better anyway.) And since automation already threatens the profession, we do not need to contribute additionally:
4. Do not steal fonts!

(Wenzel as cited in Weinreich, 2020)

Fatta eccezione per la sacrosanta regola numero 4, le prime tre sanciscono il definitivo scollegamento del designer dalla sua dimensione puramente tecnica.

3.2.4 BEYOND WHAT YOU CAN SEE.

Finora abbiamo ristretto i GAN ad un'applicazione molto specifica, ovvero alla generazione di immagini. Già all'interno di questa ristretta cornice è possibile estendere il discorso in profondità seguendo svariate direzioni, come l'uso delle immagini sintetiche a scopo artistico-narrativo o l'impatto che la generazione di fake potrà avere nel mondo della post-verità digitale. Tuttavia, le reti avversarie generative hanno una versatilità assai superiore al solo limite delle immagini. Come si affermava in precedenza (capitolo 3.1) Se è possibile rappresentare immagini tramite tensori, la stessa matematizzazione di un media (o encoding) si può applicare anche a diversi elementi, espandendo così la portata creativa di uno strumento come le GAN.

Il primo, facile esempio è quello dei GAN sonori, o sound to sound, come per esempio GANSynth. Il principio è lo stesso dei GAN utilizzati per immagini, infatti un input audio può essere sintetizzato - nella sua forma più essenziale - in un valore numerico che rappresenta l'ampiezza dell'onda sonora che cambia nel tempo. Se si considera una frequenza di sampling di 16000 Hz, allora il valore di ampiezza dell'onda cambierà 16000 volte al secondo, risultando in un vettore di lunghezza pari al sampling rate moltiplicato per la lunghezza della traccia in secondi. La differenza fondamentale con l'encoding di immagini sta nel fatto che le prime risultano in tensori multidimensionali, i cui ranghi sono stati brevemente illustrati in 3.1, mentre i file audio vengono rappresentati da semplici vettori (cfr. Pasini, 2019). La teoria sui segnali audio è naturalmente molto più profonda di così, e le possibilità di codifica sono molto più estese e varie: è possibile rappresentare segnali audio anche come immagini, la facile conseguenza logica è immaginare un GAN sound-to-image.

Esempi più particolari di ciò che è possibile fare con i Generative Adversarial Network si ritrovano in un esperimento condotto da OIO, uno studio con base a Londra che indaga le intersezioni fra design e tecnologia.

Sono innumerevoli i progettisti che non sono stati citati, ma che hanno comunque portato innovazioni sorprendenti ed elaborazioni interessanti facendo uso di questi modelli. Dalle esplorazioni pseudo-anatomiche di Scott Eaton, ai poster di Jannis Maroscheck, passando per le data-installazioni di Ouchhh e Refik Anadol. Miriadi di altri lavori meritevoli di approfondimento affollano il panorama odierno, facendosi strada in un ambiente rapidamente mutevole. E a circa quattro o cinque anni dalla loro ribalta è il caso di chiedersi: “Ma i GAN sono già obsoleti?”



Fig. 52

2022

OIO Studio

SPAWNS. ARTISANAL INTELLIGENCE

In 1952 Ernesto Nathan Rogers wrote that by carefully examining an object as simple as a spoon, we could understand the kind of city and society that produced it. Inspired by his words we worked together with algorithmic machines to create a spoon for our times – the Spawn collection. It's a spoon but it is not a spoon. Spawned by machines and crafted by humans.

(Oio Studio, 2023)

Definitosi un collettivo creativo di persone e macchine, con il progetto SPAWNS, OIO Studio ha inventato un nuovo modo di concepire la coprogettazione uomo-macchina, a cui ha dato il nome di “artisanal intelligence”. La componente artigianale assume significato poiché la collaborazione fra progettista e algoritmi si estende in ogni fase del processo, dall’ideazione, alla realizzazione di prototipi, fino all’effettiva produzione dei materiali. SPAWNS (dall’inglese “generare”) è infatti il nome di una collezione di cucchiaini d’argento nel cui processo di progettazione è stato utilizzato un modello generativo. Il processo, diviso in quattro passaggi fondamentali: la curatela di un dataset di im-

magini ad hoc, l'addestramento di un modello generativo sul dataset in modo da poter generare nuove forme, la creazione di modelli 3d sulla base di alcuni sketch generati dal modello, e infine la creazione dei pezzi effettivi, realizzati in collaborazione con le Argenterie Greggio. Da una serie di immagini a oggetti d'uso comune realmente fruibili: una volta spiegato il processo il termine "Artisanal Intelligence" assume tutto il suo senso.

Avendo sviluppato un modello generativo ad hoc, ciascun artefatto è un pezzo unico, diverso dagli altri per via della natura stessa dei GAN, eppure appartenente alla stessa famiglia. "Smart people would make NFTs out of those models" affermano. Eppure, essere in grado di trasporre l'automazione dei pezzi unici anche nel regno del tangibile potrebbe segnare un gran passo avanti per la produzione di artefatti di lusso. Nella progettazione di SPAWNS è stato infatti determinante la presenza di Giorgio Oivero, in arte giosampietro, "hypercraft" designer che opera sia nel design delle interfacce che in quello dei gioielli e delle "wearable technologies". Processi generativi come quello di SPAWNS possono infatti trovare notevole valore nella creazione di collezioni ridotte, in cui l'unicità è il valore

chiave del pezzo. Se tuttavia è semplice far emergere l'appartenenza alla stessa collezione quando si tratta di posate, ciò potrebbe essere più complesso in altre tipologie di lavorazione. Se non altro, ciò apre un altro capitolo da esplorare in questo campo così sterminato.

Fig. 53

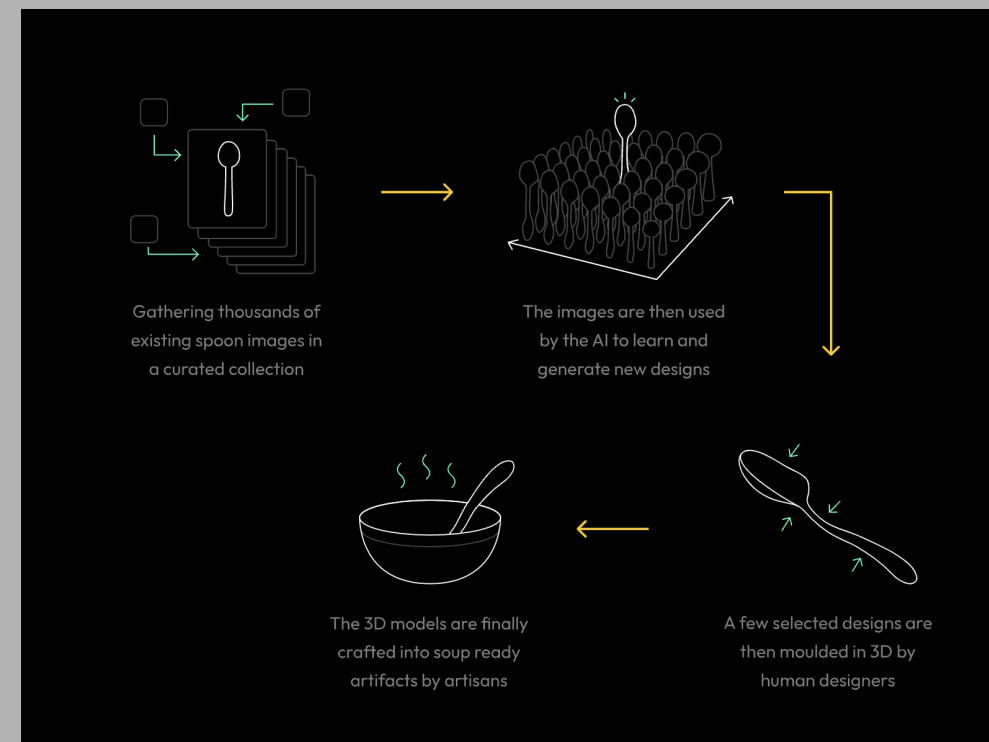




Fig. 54

Fig. 55



Fig. 56



Fig. 57



3.3. L'ALBA DEI LARGE LANGUAGE MODELS

Fig. 58
OpenAI. Logo.



Se elaborare immagini sintetiche partendo da immagini reali poteva sembrare già sbalorditivo, il passo successivo sembra rasentare la stregoneria. Se è relativamente semplice concepire come le macchine possano interpretare, manipolare e generare media processando informazioni derivanti da altri media della stessa natura, adottare per input e output due di tipologia differente alza il livello di complessità in termini difficili da quantificare. Eppure, se nel 2014 si ebbe la prima formulazione funzionante di un GAN ad opera di Goodfellow e del suo team, nemmeno due anni dopo Elman Mansimov, Emilio Parisotto, Jimmy Lei Ba & Ruslan Salakhutdinov pubblicarono *Generating Images From Captions With Attention*. Il text-to-image, salito ufficialmente alla ribalta nel 2021 con la pubblicazione della prima versione di DALL-E, ha sconvolto completamente il mondo della produzione di immagini, creando un maremoto mediatico che ha già abbondantemente intaccato la sicurezza dell'industria.

Come si evince dal nome, i modelli text-to-image elaborano input testuali per restituire immagini completamente sintetiche. Ciò rappresenta un'evoluzione radicale, non solo in senso tecnico, ma anche e soprattutto in senso di fruizione. Usare un GAN con cognizione di causa richiede una certa comprensione del funzionamento del modello, dedizione nella curatela del dataset, selezione del modello e attenzione nella modifica degli iperparametri. Una volta generata la prima infornata di immagini, poi, si rende necessario aggiustare l'intero processo nel solito loop di feedback. È facile ritrovare una dimensione progettuale all'interno della progettazione con i GAN, mentre scorgerla nei modelli text-to-image è molto più arduo. La vera svolta, infatti, non è nella rivoluzione tecnica, ma in quanto sia allarmantemente accessibile. Tutto ciò che un utente deve fare, infatti, è fornire alla macchina una descrizione testuale - un prompt - con un linguaggio naturale, e la rete neurale sarà in grado di interpretare il testo e di tradurlo in un'immagine coerente.

Nei modelli text-to-image è preponderante un'altra branca dell'Intelligenza Artificiale, che permette alle macchine di interpretare il linguaggio verbale: il Large Language Modelling (LLM). Costruiti su decine di miliardi di parametri, e addestrati per anni su infinite quantità di testi, questi modelli sono stati addestrati sfruttando tecniche di apprendimento auto-supervisionato. Fra i più noti, ritroviamo i GPT di OpenAI, fra cui il celeberrimo ChatGPT, ma tutti i colossi del pianeta stanno correndo allo sviluppo del proprio modello, come Google con il suo BARD e Sberbank con GigaChat, progettato per garantire un'alternativa russa ai colossali modelli occidentali. Basati su architetture Transformer - introdotte da Vaswani (Vaswani et al. 2017), eccellono in una

vasta gamma di compiti e hanno rivoluzionato il campo del Natural Language Processing (NLP) (Lee 2023; Radford et al. 2019; Tamkin et al. 2021; Toews 2023; Zewe 2023 as cited in Casarotto, 2023). Per semplificare la comprensione del funzionamento dei LLM, Emily Bender ha coniato il termine “Pappagallo stocastico”.

Contrary to how it may seem when we observe its output, an LM is a system for haphazardly stitching together sequences of linguistic forms it has observed in its vast training data, according to probabilistic information about how they combine, but without any reference to meaning: a stochastic parrot. (Bender et al. 2021)

I LLM sono solo tangenti allo scopo di questa tesi. Tuttavia, la profonda innovazione che li determina, ovvero interpretare il linguaggio naturale in chiave statistica (come affermato nel capitolo 2, la vera protagonista di ogni discorso riguarda l'intelligenza artificiale), è esattamente ciò che permette ai modelli text-to-image, e a quelli che seguono il text-to-image, di essere rivoluzionari in modo così drasticamente definitivo.

Si sono successivamente sviluppati sistemi diversi dal punto di vista tecnico, alcuni dei più famosi, mappati da Gozalo-Brizuela e Garrido-Merchan includono progetti open source come Stable Diffusion o Midjourney oppure DALL-E, sviluppato dall'azienda OpenAI che hanno guadagnato significativa popolarità negli ultimi anni (Clarke 2022; Hern 2022b; Jay Wang 2021; Ramesh et al. 2021). Questa esplosione Cambriana di software text-to-image ha avuto un notevole effetto sull'industria del design e della comunicazione visiva. Non solo, questi modelli si sono fatti strada anche nel modo delle belle arti, scioccando tutti coloro che ritenevano la creatività dominio esclusivo dell'uomo. Nell'Agosto del 2022, Jason Allen, un game designer di Pueblo West, Colorado,



Fig. 59

Fig. 60



ha vinto una competizione per artisti emergenti con un'immagine generata da Midjourney. Ancora più sorprendentemente, quasi un anno dopo, Boris Eldagsen ha replicato il successo di Allen, vincendo stavolta un concorso di fotografia. E non un concorso minore, bensì il Sony World Photography Awards con uno “scatto” intitolato The Electrician. Una volta vinto il premio, Eldagsen ha rivelato di aver usato un modello generativo per creare l'immagine, e ha rifiutato di ritirare il premio. “Just as photography replaced painting in the reproduction of reality, AI will replace photogra-

phy,' Eldagsen wrote in a description. 'Don't be afraid of the future. It will just be more obvious that our mind always created the world that makes it suffer.'" (Eldagsen as cited in Greenberger, 2023). Continuando, ha asserito "We, the photo world, need an open discussion. A discussion about what we want to consider photography and what not. Is the umbrella of photography large enough to invite AI images to enter – or would this be a mistake?" (ibi).

Un intervento provocatorio degno di Marcel Duchamp. Inutile dire che la World Photography Organization abbia tagliato i ponti con Eldagsen, prendendo posizione sull'ultima affermazione del vincitore:

We recognise the importance of this subject and its impact on image-making today. We look forward to further exploring this topic via our various channels and programmes and welcome the conversation around it. While elements of AI practices are relevant in artistic contexts of image-making, the Awards always have been and will continue to be a platform for championing the excellence and skill of photographers and artists working in the medium." (as cited in Greenberger, 2023)

The Electrician è particolarmente interessante anche per il suo vasto utilizzo delle svariate tecniche di manipolazione dell'immagine offerte dai modelli text-to-image, come l'inpainting, l'outpainting, e il prompt whispering. Le potenzialità dei LLM applicati ai modelli generativi sono infatti ben lungi dall'essere vincolate alla sola generazione di immagini, e si stanno manifestando sempre più rapidamente nel periodo di stesura di questa tesi.

Text-to, è infatti un prefisso che ha iniziato a comparire in una miriade di contesti differenti: text-to-sound, text-to-3d, text-to video, e molti altri. Per ciascuno di questi campi d'applicazione continuano a spuntare diversi servizi e compagnie, che si contendono l'egemonia in quello che ha tutta l'aria di essere un nuovo Klondike.

Naturalmente, il principale colosso del saas nel settore creativo non poteva farsi attendere nella nuova corsa all'oro. Adobe sta infatti rispondendo al mercato con la propria batteria di prodotti, chiamato Adobe Firefly. Sostanzialmente tutte le potenzialità di manipolazione più avanguardistiche sono state raccolte e implementate nel "nuovo Photoshop". Inpainting, Outpainting, content-aware selection, content-aware fill, text-to-image, 3d-to-image - che promette di sfidare il concetto stesso di rendering, text-to-brush - che permetterebbe di ottenere pennelli specifici partendo da descrizioni testuali, text-to-templates, che sembra essere ancora più sbalorditivo.

È importante notare come, nella sua dichiarazione valo-

● TEXT TO IMAGE		● IMAGE TO TEXT	
Stable Diffusion DALL-E	Midjourney HuggingFace	Flamingo Midjourney	Visual GPT HuggingFace
● TEXT TO TEXT		● IMAGE TO 3D	
ChatGPT LaMDA	Bard PEER	DreamFusion Point E	Magic3D
● TEXT TO AUDIO		● TEXT TO VIDEO	
Whisper Jukebox	AudioLM	Phenaki Runway	Soundify
● TEXT TO CODE		● TEXT TO SCIENCE	
ChatGPT Alphacode	Codex	Minerva	Galactica

Fig. 61

riale, Adobe Firefly sia sempre proposto come strumento per affiancare e sviluppare la creatività dei singoli, "eliminando le barriere tra la visione creativa e la pagina bianca, aiutandoli a ottimizzare i tempi in un momento in cui la domanda è sempre più elevata, e le tempistiche di richiesta di questi ridotta" (Wadhvani, 2023). Ciò servirebbe, almeno in parte, a placare le ansie delle classi creative, che stanno iniziando a vedere questi ultimi modelli generativi con occhi luddisti.

3.3.1. EXTERNALIZING...

È evidente come i modelli diffusion siano profondamente differenti dai GAN, non solo per portata realizzativa, ma per la loro concezione stessa di strumenti e l'impatto che hanno sul processo creativo e progettuale. Se nei lavori di CROSSLUCID, Sofia Crespo e Daniel Wenzel è evidente la natura progettuale, si fatica sempre di più a ritrovare progettualità nei modelli diffusion, quantomeno limitandosi alla produzione di immagini e artefatti singoli. Lavorare con un GAN, anche ad un livello base, richiede una conoscenza adeguata della teoria, una minima alfabetizzazione tecnologica, un impegno nella costruzione (o modifica) di un

dataset, e il costante aggiustamento di queste variabili nel ciclo di perfezionamento dei risultati. Servono tempo e capacità. I modelli basati su Large Language Models abbattano completamente qualsiasi barriera tecnica, presentandosi come oggetti magici in grado di creare risultati strabilianti in uno schiocco di dita. Se tutto ciò che separa un assoluto principiante da risultati semi-professionali (ma anche award-winning, come dimostrano Eldagsen e Allen in 3.2) è la semplice stesura di un prompt, allora è evidente come la tecnica esecutiva venga ridimensionata grandemente. C'è chi, per legittimare progettualmente questi modelli, ha coniato l'espressione "prompt designer", suggerendo una nuova professione basata interamente sulla capacità di parlare alle macchine in modo convincente. Anche se non è dato sapere se questa nuova professione si consoliderà o se non sia niente più che un tentativo di gonfiare un compito basilare alla portata di chiunque, è innegabile che si tratti di un compito che delega interamente la realizzazione alla macchina.

Ciò pone due questioni. La prima è una subordinazione di tutte le capacità tecniche specifiche, che verrebbero quantomeno minacciate dal concorrente artificiale. L'unica figura tecnica nel mondo creativo che beneficerebbe di ciò sarebbe un professionista verticale sull'uso di tecnologie generative, ma con conoscenze basilari su ogni altro aspetto del design.

La seconda pone l'accento sulla diversità ad uso progettuale fra GAN e modelli basati su LLM. I primi sono meno potenti, meno vasti, ma più specifici e precisi, oltre che più sotto il controllo del progettista. Modelli come Midjourney e Dall-e sono addestrati su moli di dati infinite, contengono riferimenti vastissimi che consentono una versatilità e un'estensione di domini incomparabili con i modelli addestrati da CROSSLUCID per le copertine di Slanted 37. Ciò permette di ottenere risultati singoli eccezionali, ma rende estremamente difficile ottenere coerenza in una moltitudine di oggetti appartenenti alla stessa famiglia. Molto semplice ottenere un singolo scatto, molto complesso ottenere una collezione coerente e non derivativa.

Nei capitoli successivi, vedremo come sia possibile creare linguaggi coerenti applicati all'identità di marca, bilanciando coerenza e variazione, cercando di addestrare un modello che produca risultati validi e allineati agli standard di settore.



DYNAMIC
IDENTITIES

(04)

4.1 Costruire identità generative dinamiche. 4.2. Data intimacy. Metodi generativi per brand identity. 4.3. Words from Lorem. Intervista a Francesco D'Abbraccio

4.1 COSTRUIRE IDENTITÀ GENERATIVE DINAMICHE

Fig. 62
Wiener Werkstätte, corporate identity. Koloman Moser 1903



“One day I noticed that it doesn’t make sense, you make a signet and always add it somewhere. The design itself must take the place of the signet. (Gerstner, 2007 as cited in Felsing, 2009)

Mentre il branding classico ha tradizionalmente puntato su identità stabili e messaggi unidirezionali, stiamo vivendo una trasformazione verso un approccio più flessibile ed esperienziale: il branding dinamico. In contrasto con le strategie tradizionali, il branding dinamico abbraccia l'interazione e l'immediatezza, rappresentando una svolta radicale nel modo in cui le aziende si comunicano con il loro pubblico di riferimento.

Il branding classico si è affermato come una forma di identità statica e immutabile, dove il singolo marchio diventa l'elemento più importante - se non l'unico - della corporate identity. Questo approccio ha funzionato per molto tempo, ma con il passare degli anni, i consumatori sono diventati più sofisticati e desiderano un coinvolgimento più profondo con i marchi che scelgono. Il branding dinamico risponde a questa esigenza, abbracciando la complessità e la fluidità dell'era digitale.

Nel branding dinamico, i marchi non sono più considerati come entità statiche, ma come organismi viventi in continua evoluzione. Questo approccio implica un'attenzione costante alle mutevoli esigenze dei consumatori e la capacità di adattarsi in tempo reale. I marchi dinamici si concentrano sulla creazione di esperienze coinvolgenti e significative, che vanno oltre il semplice prodotto o servizio offerto.

Un altro aspetto chiave del branding dinamico è la sua capacità di sfruttare l'immediatezza delle comunicazioni moderne. Grazie al costante afflusso di nuove tecnologie e alla velocità con cui le informazioni si diffondono, i marchi possono reagire istantaneamente agli eventi e alle tendenze di rilevanza culturale, mettendo in atto campagne di comunicazione reattive e coinvolgenti. Questa rapidità di risposta consente ai marchi di rimanere rilevanti e di creare connessioni significative con il pubblico in tempo reale.

Questa fluidità comporta inevitabilmente una complessità maggiore di un approccio monolitico al branding. Un messaggio univoco, copiato e incollato pedissequamente in ogni contesto è più facile da progettare rispetto ad un linguaggio complesso e versatile, ma non altrettanto efficace. Estendere il braccio di una compagnia e abbracciare la “spreadability” (Jenkins et al.

2013) comporta inevitabilmente affrontare questa complessità, per la quale creare sistemi visivi flessibili è solo il primo passo.

Nell'osservare in che modo si strutturano i brand generativi, è stata fondamentale il contributo di tre autori:

1) Karl Gerstner, che fra i primi ha applicato i principi del design generativo al design visivo. Il suo *Designing Programmes* (pubblicato per la prima volta nel 1964) è tutt'oggi uno dei testi più influenti, nonché pietra miliare del genere.

2) Ulrike Felsing, che ha trattato l'applicazione del design generativo specificamente al progetto di identità.

3) Patrik Hübner, uno dei brand-designer contemporanei più noto per la sua applicazione del design generativo a casi studio di successo.

Trattandosi di una manifestazione del design generativo, anche il branding generativo segue le medesime dinamiche. Le affermazioni di chi usa questi sistemi sono molto simili a quelle pronunciate da Philip Galanter, e da Gilbert Simondon. Così si esprime Hübner, descrivendo la sua disciplina.

By shifting the role of the creative from an artisan to a conductor, you enter a new world of flexible, system-driven design: In this world of Generative Design, the creative's role changes to one of exploring the rules, defining the goals and curating the results. In this sense, one starts to co-create with the computer in a radically new way, making it a creative partner which can contribute to the creative process in new and unprecedented forms. This fusion of storytelling, creativity and interaction with generative, data-driven and reactive systems allows agencies and brands to set themselves apart and to lead future conversations by crafting completely novel forms of expression. (Hübner, 2022)

La natura algoritmica e co-creativa dei suoi lavori lo avvicina al design computazionale, l'esplorare sistemi di regole e cardini al design condizionale, dimostrando ulteriormente come siano diverse interpretazioni e sfaccettature della stessa disciplina, ancorata su pochi, immutabili principi.

L'ultima precisazione prima di capire quali dinamiche regolino la costruzione di una identità dinamica è che si dà per scontato come il branding sia molto più che la sola progettazione dell'immagine coordinata. Logiche come posizionamento di mercato, strategie di marketing e costruzione di storytelling multicanale sono centrali per la progettazione di qualunque brand. Esistono infiniti modelli per la costruzione dell'identità, tutti concentrati sull'interazione dei modelli tangibili e intangibili della marca. Tuttavia, ciò non rientra nel perimetro di studio di questa

ricerca, perciò questi argomenti verranno trattati come elementi di secondaria importanza, allo scopo di isolare il vero oggetto di questa tesi.

4.1.1 STASIS E KINESIS.

RAPPORTO FRA ELEMENTI STATICI E VARIABILI.

Il primo assunto da cui parte l'intera disciplina del branding generativo è che i progettisti debbano mirare all'equilibrio fra appartenenza e variazione. Nel concreto, ciò significa bilanciare la presenza e la relazione fra elementi costanti ed elementi variabili, o, per usare le parole di Felsing, l'interplay fra essi.

Da una parte gli elementi costanti assicurano che gli elementi variabili vengano ascritti alla stessa famiglia. "They create coherency and counterbalance the dissolution" (ibidem). Il caso più semplice da immaginare è l'applicazione meccanica dello stesso stampo (logo) su diversi elementi.

The constant aspects ensure that a visual identity is recognisable despite variation. [...] Basic information can be tied to constant contents - the general as opposed to the particular, permanent as opposed to temporary events. In some visual identities the constant elements represent the entire corporation and the variable elements their subsections. Other visual identities convey what is superordinate with constant elements. (Felsing, 2009)

Gli elementi variabili invece, si relazionano fra loro in due modi, che Felsing definisce "natural reference" o "constructed reference". Se al di sotto di un certo grado di "distanza" due elementi differenti si legano in maniera autonoma, come evidenziano le leggi della Gestalt. Al di sopra della suddetta soglia, si rende necessario esplicitare l'appartenenza alla stessa famiglia. In questo modo, rivelando connessioni inconsuete ed estranee il designer è in grado di abilitare gli utenti a riscoprirle. In questo modo si crea un nuovo legame fra gli elementi, un legame "costruito" che arricchisce la visione della famiglia.

Per costruire un'identità dinamica che non si disperda nel caos e nell'estraneità degli elementi è necessario che il principio di design sia ben chiaro. Per principio di design Felsing intende l'idea chiave, o il tema ricorrente che soggiace alla progettazione dei diversi artefatti nei diversi contesti, e che va identificato subito dopo la fase di analisi.

Ma cosa può essere costante e cosa invece può essere reso dinamico in un progetto di identità? Felsing risponde a questa domanda in modo molto approfondito, catalogando casi di identità dinamica secondo 6 principi differenti, che saranno esposti

A. BASIC

1. Components	11 Word	12 Abbreviation	13 Word group	14 Combined	
2. Typeface	21 Sans serif	22 Roman	23 German	24 Same other	25 Combined
3. Technique	31 Written	32 Drawn	33 Composed	34 Same other	35 Combined

B. COLOR

1. Shade	11 Light	12 Medium	13 Dark	14 Combined	
2. Typeface	21 Chromatic	22 Achromatic	23 Mixed	24 Combined	

C. APPEARANCE

1. Size	11 Small	12 Medium	13 Large	14 Combined	
2. Proportion	21 Narrow	22 Usual	23 Broad	24 Combined	
3. Technique	31 Lean	32 Normal	33 Fat	34 Combined	
4. Inclination	41 Upright	42 Oblique	43 Combined		

D. EXPRESSION

1. Reading direction	11 From left to right	12 From top to bottom	13 From bottom to top	14 Otherwise	15 Combined
2. Spacing	21 Narrow	22 Normal	23 Wide	24 Combined	
3. Form	31 Unmodified	32 Mutilated	33 Projected	34 Something else	35 Combined
4. Design	41 Unmodified	42 Something omitted	43 Something replaced	44 Something added	45 Combined

Fig. 63

Morphological box of the typogram. "il processo creativo deve essere ridotto ad un atto di selezione" (Gerstner, 2019). La tabella è un'interpretazione di Gerstner del lavoro di Fritz Zwicky, Die morphologische Forschung 1953, Kommissionsverlag, Winterthur, che tuttavia era pensato per scienziati e non designer.

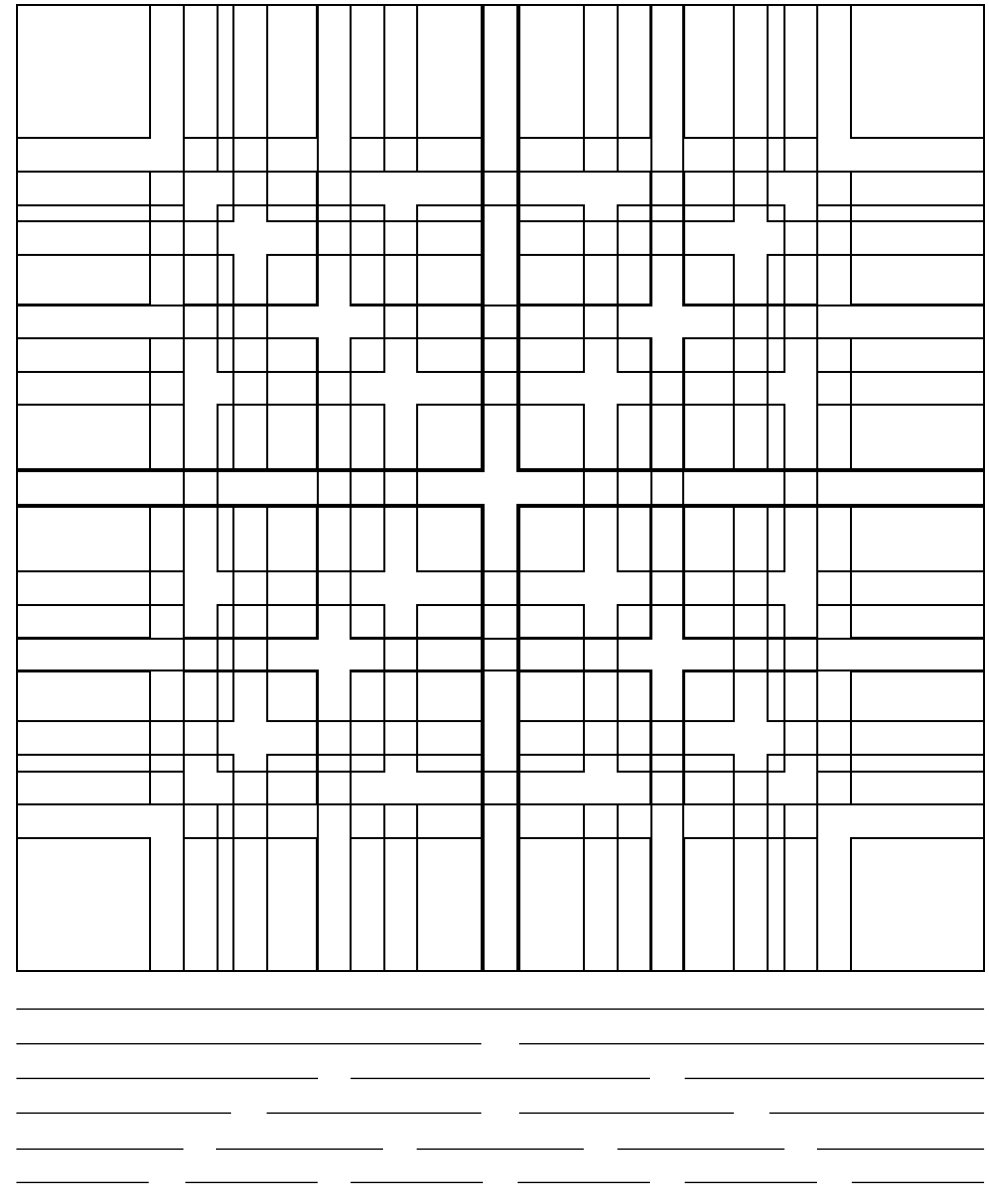


Fig. 64

Programme as Grid. La griglia di Gerstner, che permette di dividere lo spazio in 2,3,4,5 e 6 righe e colonne, è un vero e proprio programma visivo.

in seguito. Circa quarant'anni prima, Gerstner elabora diversi sistemi per programmare l'elaborazione grafica - o meglio, diversi programmi.

A prescindere dai metodi di variazione applicati e dal carattere di dinamismo scelto, è si potrebbe pensare che il logo, teoricamente vessillo principale di qualsiasi progetto di marca, sia immune ad ogni tipo di variazione, e venga catalogato in modo irreversibile nella schiera degli elementi fissi. Per dimostrare la potenzialità e la versatilità dell'approccio dinamico al branding, la prima classe di progetti analizzati sarà proprio quelli che rinunciano ad un logo fisso in favore di un sistema di segni identitario.

Vital question: can a mark be variable without at the same time forfeiting its mark-like character? Counter-question: what is typical about a mark, the proportions or the 'configuration'? My answer is known: it is not and cannot be a question merely of proportions as such. [...] The 'configuration' must not suffer as a result of the variability. (Gerstner, 2019)



2022

Monotype
Design Bridge and Partners

EVRI. COMPUTATIONAL TYPE SYSTEM

Nel marzo 2022, Hermes si rinnova, cambiando nome in Evri, e affidando la propria rinnovata identità alla combinazione di Design Bridge & Partners (al tempo Superunion) e di Monotype. Il redesign è quasi interamente basato sulla tipografia; i due collettivi hanno infatti collaborato per creare 194.481 loghi personalizzati per il proprio marchio e la flotta di consegna, spingendo all'estremo il potenziale dei variable fonts.

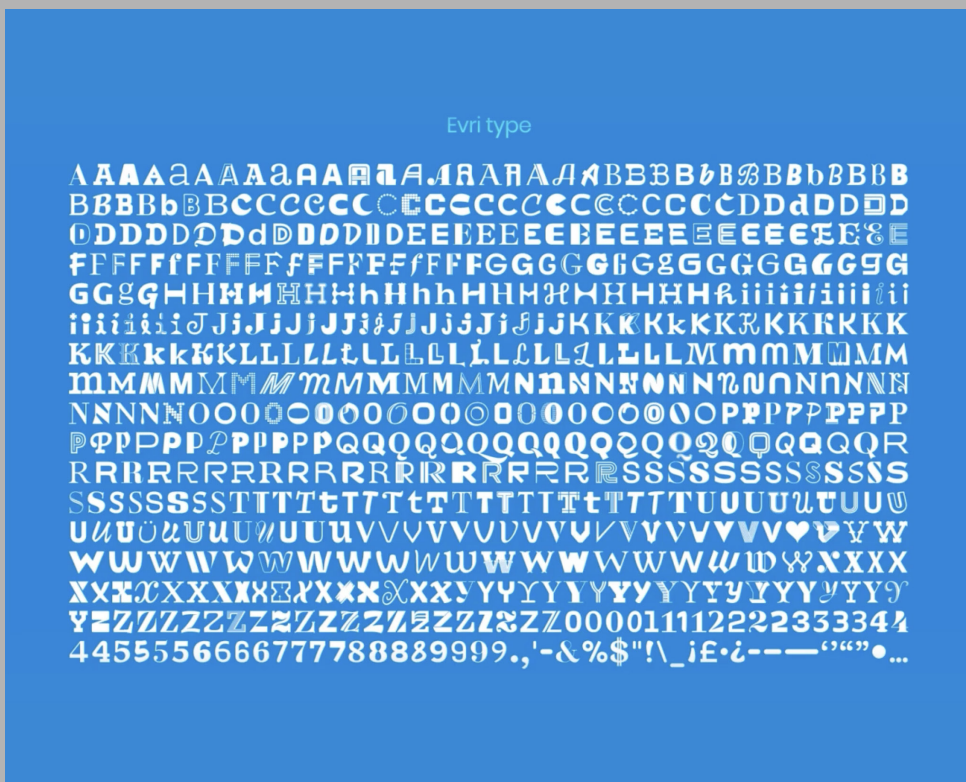


Fig. 66

In sostanza, la fonderia e l'agenzia di branding hanno progettato un carattere principale in cui ogni carattere predefinito appare visivamente distintivo in tutte le comunicazioni di Evri. "Ogni carattere (da A a Z) è accompagnato da 20 glifi alternativi OpenType, tutti completamente diversi con il proprio design unico," spiega Superunion. Nel set sono presenti anche i numeri da 0 a 9, quattro set di varianti di stile e un set predefinito singolo di punteggiatura e simboli."

Secondo l'annuncio stampa, Monotype ha collaborato con il team di tecnologia creativa di Superunion a Hong Kong per sviluppare l'innovativo strumento generativo. Grazie al carattere alternativo OpenType, l'azienda può generare 194.481 permutazioni di loghi per una flotta di 5000 furgoni da consegna, segnando un significativo distacco dalle preoccupazioni tradizionali legate alla proprietà del font e alla memorabilità e aprendo nuovi orizzonti nel branding. Grazie alla combinazione unica di tecnologia e design, ogni veicolo nella flotta di Evri può mostrare il proprio branding.

Alla luce del rapporto fra costante e variabile, è importante notare come nel progettare questa identità sia stata

bilanciata l'estrema variazione del logotipo con la solidità cromatica. Non è così frequente, infatti, che all'interno della palette colori di un brand sia ridotta ad una singola tinta. In effetti, osservare la presenza di quasi 200.000 loghi diversi su una palette cangiante avrebbe segnato un netto squilibrio in favore del dinamismo, e si sarebbe ricaduti in un caos generale all'interno del quale ogni manifestazione del brand sarebbe stata percepita come individuale e separata dalle altre, nullificando il beneficio del branding stesso. Inoltre, è bene notare come anche la brevità della parola "Evri" abbia giocato in favore di un approccio generativo così vasto. Avere un nome di sole quattro lettere garantisce maggiore coesione, è più semplice giustificare la variazione drastica dei singoli glifi, se il raggruppamento avviene per quattro lettere e non per sette. In un certo senso, avere un nome così breve conferisce stabilità all'approccio, e può essere considerato come uno degli elementi fissi, assieme al colore, che ancorano un'identità così profondamente dinamica.

Fig. 67



2007

Stefan Sagmeister

CASA, DA MÚSICA

Un caso antecedente, e ben più noto di Evri è quello del progetto di Stefan Sagmeister per la Casa da Musica, la principale sala da concerto della città di Porto. Rem Koolhaas, capo-architetto del progetto, descrisse il proprio artefatto come “un conglomerato di vari livelli di significato” (cfr. Neville, 2011). Questa espressione evidentemente influenzò Sagmeister, poiché decise di applicare la medesima filosofia al disegno dell’identità, influenzando il graphic design, il logo, e il branding in generale. “Sameness is so incredibly overrated, the idea that everything needs to be the same works for a few brands and companies and not for everyone else.” (Sagmeister, 2010) Con queste parole, Sagmeister si schiera con Gerstner, e sottolinea come l’intento nel progettare l’identità visiva della Casa da Musica fosse quello di rappresentarne la complessità, in ogni suo aspetto, facendo così eco all’affermazione di Koolhaas.

L’idea rappresentativa stavolta viene direttamente dalla morfologia dell’edificio stesso: imponente, dagli esterni spigolosi e sfaccettati, con la sala da concerto principale situata in un grande spazio vuoto centrale, circondata da sale ausiliarie per generi musicali più intimi, eventi di caratura minore e spazi amministrativi.

Questo concetto ha orientato il suo approccio al logo della Casa de Musica, trasformando l’edificio in una serie di sei forme utilizzate come base per i loghi, rappresentanti le viste superiore, inferiore, nord, sud, est e ovest dell’edificio. Ciascuno di questi marchi funge da rappresentazione piatta dell’edificio, con una serie di forme semplici ma irregolari. Fornendo sei diverse varianti del logo, la flessibilità visiva è già incorporata nel sistema di identità.

Fig. 68

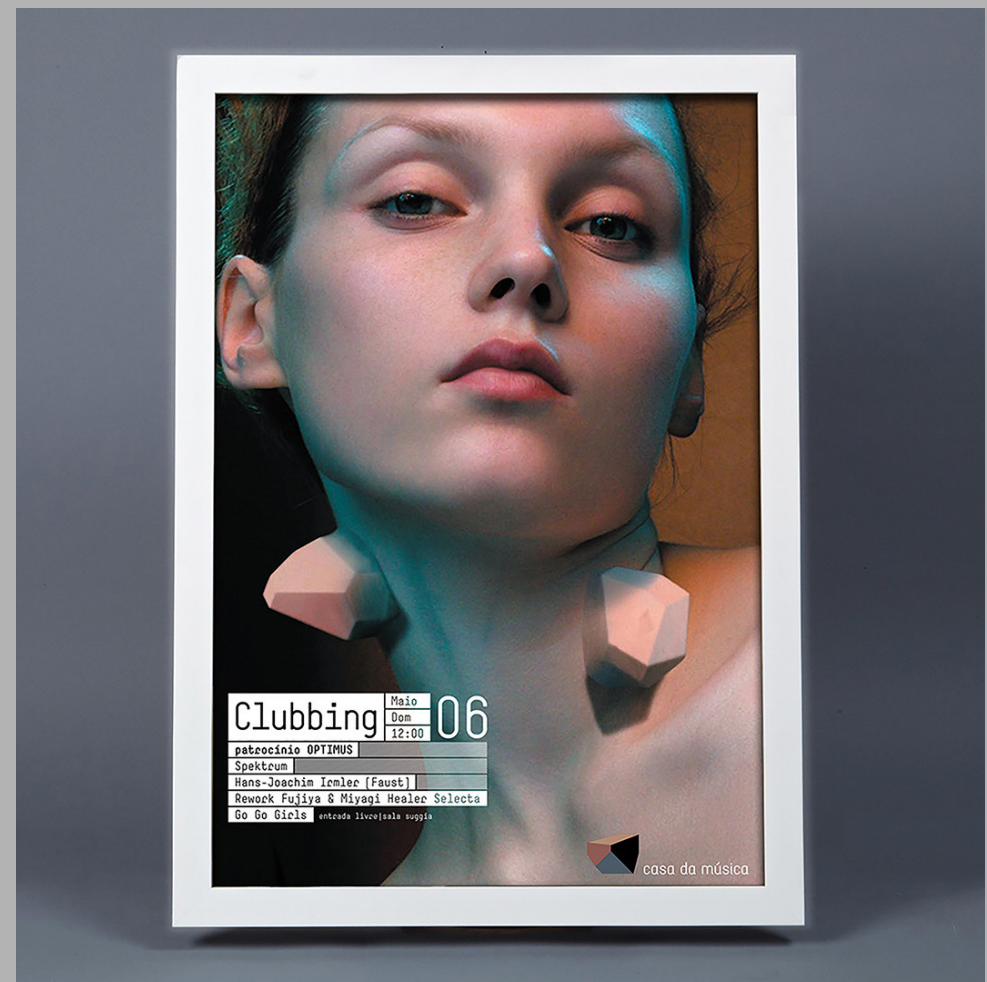


Ciò consente un sistema di identità che rispetta la forma iconica e il nome dell'edificio – Casa De Musica – Casa della Musica. Questi elementi sono però solo il primo tassello dell'identità: l'approccio flessibile di Sagmeister si estende infatti anche al colore. Il processo di definizione del sistema di colori da utilizzare nella progettazione dei manifesti del music hall viene realizzato attraverso un software generativo dedicato, che stabilisce una relazione armoniosa tra il logo e l'immagine. Una volta completata l'immagine per il manifesto, che sia tramite illustrazione o fotografia, il programma seleziona diciassette punti nell'immagine, registrando i valori dei colori di ciascun punto. Ogni di questi punti di colore viene quindi trasferito sui 17 piani della struttura tridimensionale. Ciò fornisce i colori da utilizzare sul logo, riflettendo gli stessi colori utilizzati nel manifesto. Questi loghi possono poi essere esportati utilizzando una varietà di file standard del settore per essere utilizzati nei programmi di progettazione durante la creazione del manifesto finale.

Fig. 69



Fig. 70



Dimostrato come anche l'aspetto ritenuto più sacro e immutabile di un'identità possa essere variabile, Felsing indugia in un'analisi più approfondita dei diversi elementi che possono essere resi dinamici.

Contenuto e contenitore: Maschere e Griglie

La griglia di Gerstner è sicuramente antesignana di questa specifica modalità di interplay. Felsing evidenzia come uno dei modi più semplici di intendere un'identità dinamica sia giocando con contenuto e contenitore, o fra maschera e griglia, ancorando l'uno e variando l'altro.

Elementi e sequenza: Movimento / Cambio di prospettiva

Felsing considera anche il movimento, inteso come motion, animazione, rappresentazione di contenuti che mutano in forma, posizione, dimensioni e rapporti nel tempo. La tipologia di movimento impiegata può rappresentare un elemento costante, mentre l'elemento che subisce il cambiamento può cambiare. Un esempio di ciò è l'identità dell'Expo di Hannover del 2000, che varia nel colore e nelle forme, ma applica sempre la stessa pulsazione e le stesse distorsioni alle immagini.

Tema e Variazione: Trasformazione

Coerentemente con la citazione d'apertura di questo capitolo, in cui Gerstner rigetta l'applicazione meccanica di un segno in qualunque contesto, la terza classe di variazioni previste da Felsing è l'alterazione di un singolo segno, le sue modulazioni e trasformazioni. Per rappresentare la complessità strutturale di un'organizzazione, dialogare con un pubblico eterogeneo, rispettare un messaggio di natura variabile, è molto frequente che un singolo segno venga trasposto in una famiglia di segni, un vero e proprio linguaggio. Esempio lampante è probabilmente il MIT Media Lab, con la sua famiglia di segni derivata da una griglia comune (la griglia come programma è onnipresente, divenendo una delle intuizioni più brillanti di Gerstner).

Combinatoria: Rapporti / Moduli / Kit di costruzione elementari

Riflesso del metodo di variazione precedente, la combinatoria è un caso specifico della trasformazione. Quando un elemento distintivo dell'identità diventa modulo, e viene utilizzato come base per pattern, o elementi più complessi. Fra le altre, Felsing suggerisce l'identità dello studentato SSH Utrecht come esempio di questa categoria. Con la sua base iconografica che ricorda il ritratto in un passaporto, i singoli pittogrammi sono riconducibili alla stessa matrice grazie alla sintesi grafica e

cromatica. Tuttavia ciò sembrerebbe ricondurre questo progetto al gruppo precedente. Il tutto si risolve nel fatto che questi ritratti sono progettati per non essere mai rappresentati da soli, ma in moltitudine in ogni istanza. La vicinanza dei ritratti ha un effetto stabilizzante (cfr. Felsing, 2009), e compone un fluido mosaico di volti che veicola il senso di comunità proprio di uno studentato. Proprio questa pluralità organica lo classifica in questa categoria, sottogruppo della precedente.

Elementi e Struttura: Permutazioni

Questa classe di variazioni viene definita non per tipologia di dinamismo inserito, ma per metodologia di controllo dello stesso. Nelle quattro precedenti, la variazione è controllata dal designer, mentre da qui in poi (anche la categoria successiva risponde a questa definizione) si fa affidamento su metodologie digitali per generare e controllare elementi variabili. Ciò è particolarmente utile quando si deve gestire grandi moli di dati per produrre asset in grande quantità.

Interazione: Fattori di controllo / Trasferimento / Open Form

L'ultima classe di variazioni, come la quinta, è completamente digitale. In aggiunta alla precedente, qui si introduce il fattore di interattività. In poche parole, le rappresentazioni dipendono dall'elaborazione di dati in tempo reale, in forme di design computazionale già viste nel capitolo 1. Uno dei massimi esponenti di questa corrente è Patrik Hübner, direttore creativo e creative technologist, che infonde lo storytelling e algoritmi generativi. Fra tutti, il suo recente lavoro per Philharmonie Luxembourg esemplifica appieno questa categoria, con un logo le cui forme reagiscono in tempo reale alla musica live.

1.2 WHY FLEXIBLE VISUAL SYSTEMS

Flexible visual identities are characterized by variability, context-relatedness, processuality, performativity, non-linearity, coherency and variety. (Felsing, 2009)

Una volta analizzate le caratteristiche di un sistema di identità dinamico, è bene sintetizzare i punti di forza di un approccio di questo tipo.

Tempestività e Fluidità.

In both the business and culture sectors, the specific conditions reflected in the visual identity often change in very short time periods, such as when companies merge their products or their product range expands.

As a result, there is a need for the visual identity to be forward-looking in anticipation of new contents. (Felsing, 2009)

Riecheggiano le osservazioni di Daniel Wenzel e dei componenti del Conditional Design, quando si osserva come i tempi odierni siano in perenne accelerazione. L'attuale velocità con cui le informazioni vengono consumate quotidianamente richiede una maggiore quantità e diversità di materiale visivo, da produrre in tempi sempre più brevi. È necessario massimizzare le risorse per garantire la produttività e la flessibilità necessarie per generare una quantità sufficiente di output. In risposta a ciò, adottare il design generativo per svincolare i designer dalle necessità tecniche e smarcare tempo da dedicare alla creatività pura diviene sempre più una necessità.

Personalizzazione.

L'alto potenziale di personalizzazione emerge in due aspetti: la capacità di automatizzare la creazione di prodotti unici, e la possibilità per le persone di rendere proprio un prodotto. Per il primo aspetto è facile ricordare il numero 37 di *Slanted*, con il lavoro svolto dai CROSSLUCID, oppure, più attinentemente al mondo del branding, i lavori svolti da Patrik Hübner per *Brute* e *La Cosette*, entrambe linee di vino in cui l'etichetta di ogni bottiglia è un oggetto unico. Il secondo riflesso lo si ritrova soprattutto in progetti come *Bologna City Branding*, nel quale, per rappresentare una città così sfaccettata e complessa è stato deciso di creare un generatore di loghi. Associando a ciascuna lettera dell'alfabeto un segno particolare, ricavato dalle forme architettoniche della città, è possibile ottenere un marchio diverso semplicemente scrivendo il nome di un luogo, di un evento, o anche il proprio nome, divenendo parte integrante della città stessa.

Complessità.

Think dynamic brand identities that adapt to a company's core business model in real-time, think packaging that individually reflects and adapts to a vintage's unique mix of environmental factors, think hundreds of thousands of unique, on-brand design variations tailor-made for each recipient, think interactive and flexible visual systems which can be used across the full spectrum of touch points. The creative potential is infinite. (Hübner, 2022)

In risposta alle necessità imposte dalla digitalizzazione, molti progetti diventano sempre più complessi, con un aumento degli agenti e delle fasi coinvolte. Questa crescente complessità

richiede un maggiore controllo da parte del designer, che non è più l'unico attore coinvolto nel processo, ma rimane comunque il principale responsabile del risultato finale. Il potenziale creativo che menziona Hübner può estendersi in modo ancora più vasto se consideriamo quanto la realtà attuale sia pesantemente "datificata". Se disponiamo di dataset dettagliati che rappresentano un ventaglio sempre più ampio di oggetti, eventi e dinamiche, e di sistemi come quelli descritti nel capitolo precedente, in grado di tradurre dati di input in output di differente medium, le potenzialità si estendono all'infinito. Sempre Hübner, si espone a riguardo:

Traditionally, it has been the case that branding strategies are a top-down approach, centered around the minds of the clients and what they think their consumer base needs and desires. But, there seems to be a new player in the field. By using generative design-approaches and focusing more on data-driven design, the tables have turned, with the users telling the executives now what they want to see. (Hubner, 2022)

In questo modo, dati provenienti da situazioni reali possono essere tradotti e diventare la rappresentazione stessa dell'identità. Nel caso di *Pony Earth*, *Process Studio* ha sviluppato un sistema per generare artwork, integrati nel linguaggio del brand, a partire da centinaia di data point raccolti dall'analisi di diversi campioni di terreno e dati meteorologici. È anche vero, però, che una tipologia di linguaggio del genere non è immediata, e senza un elemento didascalico che spieghi quali siano i dati di partenza e come vengano tradotti perde tutto il suo valore. In questo senso, l'identità pensata per *Brute*, vino di produzione tedesca, è un caso riuscito. L'idea di un vino forte, nato dalla combinazione di forze naturali aspre come quelle di *Amburgo*, si riflette in un sistema di packaging generativo che produce pack sempre differenti in base a tre data point: velocità del vento, precipitazioni e ore di sole. Ciò alimenta l'idea che il vino sia un prodotto irriproducibile, mai uguale a se stesso, poiché plasmato da un insieme di fattori elementali cangianti e circostanze incontrollabili. Per raccontare questo concetto, ogni bottiglia presenta in bella vista i valori dei tre data point che hanno forgiato la sua annata. In questo modo, il legame fra branding e dati viene esplicitato e acquisisce forza.

Tuttavia, è bene chiarire come trattare i progetti di visual identity in modo data-driven non sia un valore di per sé, ma lo sia solo se subordinato ad un'idea che non emergerebbe appieno con altri strumenti. L'estetica non deve essere schiava di un'ideologia dataista, che invece ha maggior valore in altri settori, ma deve sempre rispondere alla supremazia dell'idea, nella quale risiede la vera creatività.

4.2. DATA INTIMACY. METODI GENERATIVI PER BRAND IDENTITY

[...] we set out to develop a new solution that is using a generative, algorithmically driven approach that can actually generate infinite amount of on-brand web-materials and graphics. So, when you access any one of these pages, you get your personal version of the design we created that is always different but also always on-brand. (Hubner, 2022)

Prima di esporre i metodi per utilizzare tecnologie generative in progetti di visual identity, va evidenziata un'ulteriore modalità di utilizzo di tali strumenti, non tanto per aggiungerla al corpus di questa tesi, quanto piuttosto per escluderla. È possibile, come dimostra Wenzel (Wenzel, D., as cited in Ibrahim, A., 2022,), usare strumenti generativi per creare loghi, materiali grafici e asset comunicativi di vario genere, addirittura concept di campagne. Tuttavia, il risultato è un progetto di branding statico, privo di elementi variabili. Non si tratta di

I modelli generativi (siano essi solo teorici o auto-computazionali) possono essere tranquillamente impiegati per la realizzazione di identità statiche, ma vengono sfruttati appieno nel branding dinamico. Mai prima d'ora si è visto uno strumento generativo così versatile e in grado di restituire output di qualità così estrema. Tuttavia, adoperati all'interno di un progetto di branding, si rischia di ricadere nel problema che sottolinea Felsing: più un'identità diventa un linguaggio complesso, più aumenta il rischio che gli elementi siano troppo distanti l'uno dall'altro, e che quindi vengano percepiti come separati e indipendenti. In altre parole, più ci si allontana da una mera riproduzione di un logo in salse diverse, più aumenta il rischio che gli osservatori non riconducano gli elementi differenti alla stessa matrice, "e l'identità visiva si dissolve" (crf. Felsing, 2009). Nel costruire una brand identity dinamica, va considerato quanto siano dispersivi e propensi all'errore i sistemi precedentemente descritti. (si vedano gli esempi del capitolo 3 e le considerazioni finali del capitolo 2). Per questa ragione, è logico presupporre che se si desidera fare uso di un generatore basato su GAN o su modelli diffusion, la parte statica dell'identità dovrà essere molto rigida, minimale e consistente, fatta di formule semplici e replicabili su quanti più touchpoint possibili. Inoltre, anche il modello generativo stesso andrà addestrato in modo da limitare la sua portata creativa ad un campo sotto il controllo del designer. Come si è espresso in 4.1, il

Fig. 71
Entropy. Progetto di brand identity generativa di Studio Dumbar



rapporto fra coerenza e varietà è infatti uno dei nodi più delicati sia del branding dinamico, sia delle intelligenze artificiali generative.

Esistono due metodi per raggiungere questo obiettivo: la creazione di un modello da zero e il “Fine-tuning” di un modello pre-addestrato. La prima promette maggiore controllo da parte del designer, e generalmente risultati migliori. A fronte di ciò, sono necessari costi maggiori in termini di potenza computazionale, tempo di curatela del dataset e tempo di addestramento della rete, oltre che capacità tecniche approfondite per districarsi all’interno di tutte le questioni che la creazione di una rete comporta.

La seconda modalità è molto più accessibile per professionisti con un background meno tecnico, poiché fa uso di modelli già configurati e pre-addestrati, pensati per compiti generali. Questa modalità, denominata “Transfer Learning” si basa sulla possibilità di trasferire l’addestramento già effettuato su altri domini, e viene quindi definito anche “Domain Adaptation”. In sostanza, si addestra un modello su un dataset. Successivamente, si addestra lo stesso modello su un altro dataset con una distribuzione di classi differente, o addirittura con classi nuove. Il Fine-tuning è una sottocategoria del Transfer Learning dove si addestra un modello sul 90% del data-set iniziale, per poi, in una seconda fase, addestrare lo stesso modello sul restante 10%, con learning rate più lenti, in modo da non modificare significativamente i pesi già configurati. In alcuni casi, parte dei livelli viene congelata, in modo che i suoi pesi non vengano modificati in nessun modo nella fase di Fine-tuning.

Secondo Sam Altman, CEO di OpenAI, nel prossimo futuro la tendenza per le compagnie sarà quella di sfruttare appieno il fine-tuning, partendo da un unico immane modello generalista.

What I think will happen is there’ll be a whole new set of startups that take an existing very large model and tune it [...] using a computer kind of like a friend [...] they won’t have to have created the base model, but they will have created something they can use just for themselves. (Sam Altman, 2023)

Tuttavia, è bene chiarire che quando Altman rilascia questa dichiarazione si riferisce soprattutto ai LLM. Nel campo della costruzione di immaginari, cuciti ad hoc sulla personalità di un brand, in questa tesi si adopererà la modalità opposta, partendo dal principio dell’Algorithmic Intimacy. In opposizione all’idea di estrapolare valore da modelli generalisti, con uno spazio latente sterminato, l’Algorithmic Intimacy oppone l’idea dell’addestramento di un modello specifico su un dataset ridotto e profondamente personale. Un modello che, addestrato su dati molto specifici e che evolvono con la realtà stessa che rappresentano,

diventerà in grado di rifuggire la stereotipizzazione e l’appiattimento culturale che i grandi modelli generalisti propongono. Tutti i casi mostrati in 3.1.1, come i lavori di Sofia Crespo, Crosslucid e Daniel Wenzel, rispecchiano questo modo di intendere il rapporto con i sistemi generativi. Questo approccio è cronologicamente anteriore all’utilizzo di modelli generalisti come Dall-e e Midjourney, quindi lo si potrebbe considerare più primitivo. In realtà, la vicinanza che i progettisti avevano con l’intero sistema - nella cura del dataset e nella selezione del modello - rende questo approccio più raffinato del successivo, poiché più intenzionale e progettuale.

Ai Big Data vengono così sostituiti gli Small Data, materiale di input altamente personale che viene interpretato in modo costante nel tempo. Questo approccio non è solo strumentale alla costruzione di linguaggi e forme di rappresentazione personali e uniche, ma anche e soprattutto una forma di resistenza alla dinamica imperante nella costruzione di modelli di IA, che sacrificano l’identità in nome dell’efficienza e della scalabilità. Adottare la filosofia Small Data significa proporre una via alternativa a quella espressa da Altman, una via che si allontani sempre di più dalla McDonaldizzazione dei linguaggi e dell’espressione, e simultaneamente concepire generatori in grado di rispettare la filosofia del Conditional Design, poiché soggetti a vincoli più stretti, quindi più fruttuosi.

4.3. WORDS FROM LOREM. INTERVISTA A FRANCESCO D'ABBRACCIO.

Lorem è un individuo/identità multipla che lavora fra diversi media esplorando stati del conscio e dataset emotivi tramite esperienze narrative viscerali AV.

Lorem è diretto da Francesco D'Abbraccio, co-direttore creativo di Krisis Publishing, una piattaforma editoriale e curatoriale concentrata sull'impatto della cultura media sui contesti contemporanei.

Fig. 72
Lorem, Adversarial Feelings



QUANDO HAI INIZIATO A LAVORARE COL DESIGN GENERATIVO? QUALI SONO STATI I TUOI PRIMISSIMI PASSI IN QUESTA DISCIPLINA?

Ho iniziato a interessarmi delle identità dinamiche più che del design generativo durante i miei corsi di laurea specialistica alla IUAV, in particolare in relazione all'idea di rappresentare sistemi complessi, soprattutto nell'ambito di non commerciale. Sai, come si rappresentano identità complesse come quelle di uno stato nazione, di un territorio, una città o un'organizzazione istituzionale, la cui identità è una cosa che viene vissuta in maniera parallela da diversi generi e tipi di persone che non per forza devono condividere la stessa autonarrazione. E questo

problema mi è sempre sembrato molto interessante e mi è sempre sembrato interessante il rifiuto dell'idea di corporate identity classica che tendeva a fornire risposte semplici a problemi complessi in virtù di una necessità del mercato, diciamo sostanzialmente.

Ho cominciato ad avvicinarmi al lavoro di alcune persone che cominciavano a mettere in quegli anni, nella prospettiva della mia generazione contemporanea a me, cominciavano a mettere in discussione questa prospettiva, in particolare penso a designer come Experimental Jet Set, Metahaven che mi hanno catturato dentro a questo discorso critico sulla corporate identity e sulla possibilità di trovare soluzioni complesse a domande complesse come quelle sull'identità. Nello stesso periodo stavo comin-

ciando il lavoro con quello che poi sarebbe diventato Krisis Publishing, il cui primo libro si chiama Krisis Identities e prova a indagare il tema dell'identità a partire dallo sguardo del designer per poi estenderlo a questioni più complesse e quindi anche ad altri tipi di professionalità che abbiamo coinvolto, che abbiamo chiamato a dare delle risposte su quella che ci sembrava essere un po' la crisi dei sistemi di rappresentazione dell'identità.

Conoscere il lavoro di designer di quel periodo come appunto Metahaven e Experimental Jet Set mi ha permesso di capire che il loro lavoro non era un lavoro di rottura che nasceva alla fine del novecento, ma che si muovevano nel solco di una tradizione vera e propria che ha attraversato tutto il modernismo e penso ad esempio a Karl Gerstner come un punto di riferimento per questo tipo di prospettiva e in generale la scuola di Basilea per esempio del tardo modernismo svizzero, però qualcosa che era completamente separato e distinguibile da quello che poi sarebbe diventato il postmodernismo.

E soprattutto scoprire Gerstner mi ha fatto scoprire un approccio a quello che lui chiamava il "design program", quindi un approccio che mischiava, partiva dal presupposto che fosse più utile rappresentare in maniera complessa problemi complessi e provare a trovare risposte altrettanto articolate e in secondo luogo che raggiungeva questo obiettivo attraverso un metodo che era molto modernista, cioè il calcolo combinatorio a partire da sistemi molto semplici, quindi associando e combinando insieme forme e gabbie e soluzioni grafiche molto basilari attraverso il calcolo combinatorio consentiva di raggiungere sistemi molto complessi e pure riconoscibili e per tutto dentro all'estetica modernista del periodo.

ULRIKE FELSING RICONTRA L'ESISTENZA DI QUESTO APPROCCIO ALL'IDENTITÀ SOPRATTUTTO IN CONTESTI CULTURALI. DALLA TUA ESPERIENZA, È ANCORA COSÌ O CREDI SIA CAMBIATO IL PANORAMA?

Penso che il test di Felsing sia del 2008 o 2009, e credo che le cose siano cambiate molto nel frattempo. Un po' perché effettivamente è vero, io stavo facendo la tesi su quel libro di specialistica ed effettivamente ancora nel 2009, 2010, anzi quando io cominciavo a lavorare la tesi, era molto difficile trovare esempi di identità dinamiche vere in ambiti commerciali. Se è vero questo è vero anche che io l'impressione mi sono un po' allontanato da questa ricerca negli anni successivi, però ho notato che negli ultimi dieci anni perlomeno c'è stata una grande proliferazione di questo tipo di linguaggio. Un po' perché alcuni degli attori principali di quell'ecosistema, penso ai Lava o ad altre agenzie che nel frattempo sono diventate giganti e quindi hanno settato degli standard e influenzato generazioni di designer e quindi hanno mosso le cose chiaramente. Un po' perché l'identità non solo delle istituzioni e degli ambiti culturali sono diventate sempre più complesse, anche le realtà spesso che coinvolgono i brand sono più complesse, spesso l'architettura delle istituzioni rendono più sfocati i confini tra ciò che è corporate e ciò che non lo è, altra cosa che succede, a cui siamo sempre più abituati, che allora invece non accadeva,

quindi anche distinguere fra un contesto culturale e un non culturale diventa sempre più complicato. Per questi motivi credo che effettivamente le identità dinamiche forniscano degli strumenti di rappresentazione dell'identità che oggi mi chiedo quanto davvero siano significativamente diversi da quelli del design tradizionale e quanto non sia una questione di formalismo, però effettivamente se non altro prestano il fianco a mostrare un'idea di rappresentazione dell'identità che non sia basata sull'identificazione e la ripetizione della marca, sostanzialmente.

CREDI CHE L'UTILIZZO DI AI IN CAMPO CREATIVO ABBA I GIORNI CONTATI? CHE DOPO L'ESAURIRSI DELL'ENTUSIASMO INIZIALE IL MACHINE LEARNING GENERATIVO FARÀ LA FINE DEL METAVERSO O DEGLI NFT?

Allora, magari è vero e spero che questa estetica iper-codificata, in cui tutto sembra metà un quadro, metà un'illustrazione digitale, sempre con lo stesso stile, perché i data set è sempre lo stesso, lo usano tutti, immagini gigantesche in ultra HD, però non so come dire, tutte uguali in qualche modo, un po' finte, più brutte dell'originale che puoi creare. A me sembra questo il problema, sinceramente. Detto questo, la differenza è che rispetto al metaverso e alle altre tecnologie questa è una roba che veramente cambia tutto. E quindi in qualche modo lo farà. Credo che non ci sia un modo di immaginarsi un futuro in cui non utilizziamo le reti per generare immagini. Sarebbe stupido non farlo, secondo me. Però penso che... sia un po' come Photoshop, io la vedo come Photoshop. Penso che diventerà una cosa per cui non è più una condizione sufficiente per avere un lavoro e per essere un progettista, per saper utilizzare bene questi strumenti. Quando è nato il computer, fare il compositore tipografico è diventato facilissimo. Cioè quello che noi facciamo in design e pure con FontLab è semplicissimo rispetto a quello che doveva fare chiunque 40 anni prima di noi. Cioè se nel '75 dovevi fare un poster per una banca, non è che era proprio semplice mettere giù la tipografia, andare dal fotolitografo a far stampare l'immagine per mettere tutte le robe sui layer. Io, con la manualità che ho, probabilmente avrei dovuto fare un altro lavoro, sinceramente.

Quando è arrivato il computer, tutte le maestranze di quel momento erano un po' in crisi, anche perché la prima cosa che è successa è che si è diffusa l'estetica del Comic Sans, cioè della grafica vernacolare, del postmodernismo, di David Carson, tutto fatto a caso, chi se ne frega se si legge, il medium è il messaggio, tutta questa

roba qua. Sto andando fuori traccia, però capisci cosa voglio dire, no? Dopo un po' è diventato che, è chiaro, hai banalizzato un discorso tecnico precedente, vero. Dopodiché, hai uno strumento stupido, il computer, no? Non è che banalizzi problemi tecnici, anzi ne sono nati dopo di nuovi, no? Se vuoi, i font parametrici non puoi neanche immaginarli al di fuori di un contesto di computer, no? Immagino. Non credo che riesci neanche a immaginare le interpolazioni fra due font al di fuori di un dominio digitale.

Tutta la progettazione è cambiata, basta guardare la progettazione web: sono nati dei linguaggi nuovi in cui magari non devi più avere la competenza che avevi nell'86, che dovevi installarti tutto da DOS, lavorare su DOS e comporre le immagini scrivendo il codice direttamente e aspettare tre ore per avere l'output del raster della pagina. È più facile, è alla portata di tutti, è arrivato Windows. Però, nel frattempo, la ricerca è sempre un pezzo un po' più avanti, non so come dire. E quindi i problemi sono diventati estremamente più complessi e chi sapeva programmare è ancora avvantaggiato oggi come lo era allora.

IN MOLTI CREDONO CHE QUESTO FACILITARSI DEI MEZZI TECNICI, POI PORTERÀ AL FATTO CHE LA FIGURA DEL DESIGNER CAMBI E DIVENTI SEMPRE PIÙ SIMILE A QUELLA DI UN EFFETTIVO DIRETTORE ARTISTICO, CIOÈ QUINDI CHE SI SVILUPPINO MOLTO PIÙ FACILMENTE COMPETENZE DI CRITICA E DI VISIONE PIUTTOSTO CHE COMPETENZE TECNICHE. COME LA VEDI?

Io penso che questa dinamica sia in atto da un po', e l'immagine che mi viene sempre in mente è un'immagine che mi dava un mio prof dell'università che diceva che il lavoro più simile al designer, secondo lui, era il regista. Nel senso che, forse rispetto al direttore artistico, ha in più, come immagine, l'abitudine all'idea che il design, cioè il regista, deve accompagnare, se non prendere, decisioni che riguardano ambiti

di cui sa veramente poco. Mentre un art director si aspetta più o meno che prenda decisioni su ambiti che conosce e mette insieme le competenze dentro un dispositivo. Secondo me, un po' la funzione del designer è sempre stata quella di costruire dispositivi e quindi disporre cose diverse in modo che fossero organico e che fossero interconnesse bene fra di loro. E adesso ci sarà sempre di più, secondo me, sì, questa idea un po' registica del design in cui devi farlo a partire da competenze che non sono tue del tutto.

QUINDI LA CAPACITÀ TECNICA DIVENTA SEMPRE MENO UN FATTORE DIFFERENZIANTE, GIUSTO? E QUINDI SE QUESTO CRITERIO SI APPIATTISCE E SE IL VALORE LO SI RICERCA ALTROVE COME NELLA QUALITÀ DELLE TUE IDEE QUESTO FA DIVENTARE TUTTO FORSE PIÙ COMPETITIVO. CIOÈ CHE CI SONO FORSE MENO POSTI, CI SONO FORSE MENO OCCASIONI PER FARE PROGETTI VALIDI?

Scusa, però no, io non sono d'accordo per niente. Nel senso, per prima cosa non sono d'accordo con una premessa, invece che sarà un sapere meno tecnico. Non è vero, anzi, io immagino che anche in virtù dell'impiego di tecnologie nuove, il livello tecnico che è stato raggiunto in questi anni, in alcuni casi addirittura avrà una spinta particolare, secondo me. Cioè, immagino che se dei type designer molto verticali e molto preparati cominciassero a lavorare sperimentando il machine learning, costruendo dataset e utilizzando gli strumenti ottici del machine learning per fare ricerca sulle font, credo che le competenze tecniche e il livello tecnico che si raggiungerebbe probabilmente avrebbero una spinta molto innovatrice. E non credo sinceramente che questa spinta possa fare a meno di loro, non so come dire, non puoi innovare nell'ambito del type design senza coinvolgere dei type designer super in canna. Io non sarei in grado di fare una font, cioè di fare una font, magari anche sì, però

di lavorare in modo serio nell'ambito del type design senza collaborare con un type designer forte. Così come il fatto che alcuni strumenti vengono raccontati come l'intelligenza artificiale alla portata di tutti, ma anche questa è una falsità totale. Ci sono pochi modelli estremamente popolari che sono alla portata di tutti e che fanno pochissime cose. Che poi sia più facile costruire una macchina virtuale, andare su Colab invece che su Amazon Web Services, adescare un bot a scrivere in Python invece che a farlo in prima persona. Questa sicuramente è una cosa che non riguarda solo il design, riguarda un po' tutto il mondo, credo, e tutto sommato ben venga, secondo me, da un certo punto di vista. Finché non mi viene raccontato che questi tre modelli sono tutti i modelli che esistono, che l'AI è uguale a MidJourney, e che fare una lettera disegnata con Dall-E da schermo significhi fare tipografia sperimentale con l'intelligenza artificiale. È lì che secondo me c'è la preoccupazione giusta. Però quella preoccupazione non viene dalla tecnologia, ma in qualche modo dal racconto che l'industria fa di se stessa verso l'esterno. Quello sì è pericoloso, secondo me, perché poi se non invece non mi sembra neanche casuale come racconto, nel senso che non include molto le persone nei processi e non le aiuta a ridimensionare la propria consapevolezza del loro ruolo, degli strumenti, di ciò che non conoscono, eccetera, eccetera. Non penso che sia pilotato, ma neanche completamente casuale il fatto che viviamo in un mondo che racconta in questo modo l'intelligenza artificiale. Questa retorica della macchina intelligente nel breve è estremamente produttiva. Ed è estremamente produttiva nel breve perché alimenta un'idea viva dagli anni 50, cioè l'idea che c'è una macchina intelligente che agisce da sola. È un'idea che siccome affascina, nessuno ha voglia che venga messa in discussione, primo. Aggiunge il layer che quello che stai facendo, quello che è stato fatto in quel momento, vale la pena di essere visto, perché è la prima volta nella storia dell'umanità che nasce questo tipo di media, eppure questo non è casuale. È una roba

che tu dici perché, e porta a un riscontro immediato. E tutto sommato, in questo momento, a chi fa un video con la I, perché non viene dire questa cosa è fatta da un'intelligenza artificiale tipo Robocop 2? È estremamente comoda, non so se capisci cosa voglio dire. Magari è nata in modo abbastanza naïf la faccenda, però continua a profilarsi un racconto che sempre più persone trovano ridicolo, tutto sommato, perché magari uno non lo sa, la prima volta non ci fa caso, e due, ormai sono tante le persone che sanno che è ridicolo vedere l'immagine di un palazzo e dire “hey, high architecture”. Non è un caso che viene fuori con la narrativa di facile, stupida, eccetera. Che non sia una prerogativa della tecnologia, che in generale le storie semplici funzionano di più, anche se sono false, delle storie complesse, questa è una roba assoluta, niente a che fare con la AI.



DYNAMIC
IDENTITIES

(05)

5.1. Brief 5.2. Art Direction 5.3. Progettare un generatore 5.4. Risultati

Passate in rassegna le varie metodologie di machine learning generativo e branding dinamico, si analizza ora il progetto di branding per il nuovo museo della moneta, realizzato con Gummy Industries per Banca d'Italia. Il progetto, trattato di seguito come il caso studio principale della tesi, apre la strada a un'analisi metodologica con la quale proporre una possibile modalità di utilizzo di strumenti generativi basati su machine learning.

Il capitolo non vuole soffermarsi sulla bontà della direzione artistica o sulla qualità del design di singoli elementi, quanto sul tentativo di integrare tecnologie emerse negli ultimi anni in una metodologia progettuale già consolidata come quella del branding dinamico, ottenendo un risultato attinente agli standard del mercato.

5.1. BRIEF

Fig. 73
Authentic silver coins of ancient Rome.



Nel corso della mia collaborazione con Gummy Industries ho avuto modo di lavorare a diversi progetti di branding. Questo capitolo ne prende in esame uno in particolare, all'interno del quale è stato proposto un sistema generativo basato sul deep learning. Il caso specifico tratta del progetto di identità del "Museo della Moneta", iniziativa di una grande banca italiana che sarebbe stato inaugurato a Milano negli anni successivi. Il progetto mira a raccontare la tradizione e la storia del denaro e dell'economia con le tecnologie di Realtà Aumentata (AR) e Realtà Virtuale (VR) per offrire un'esperienza museale unica e all'avanguardia.

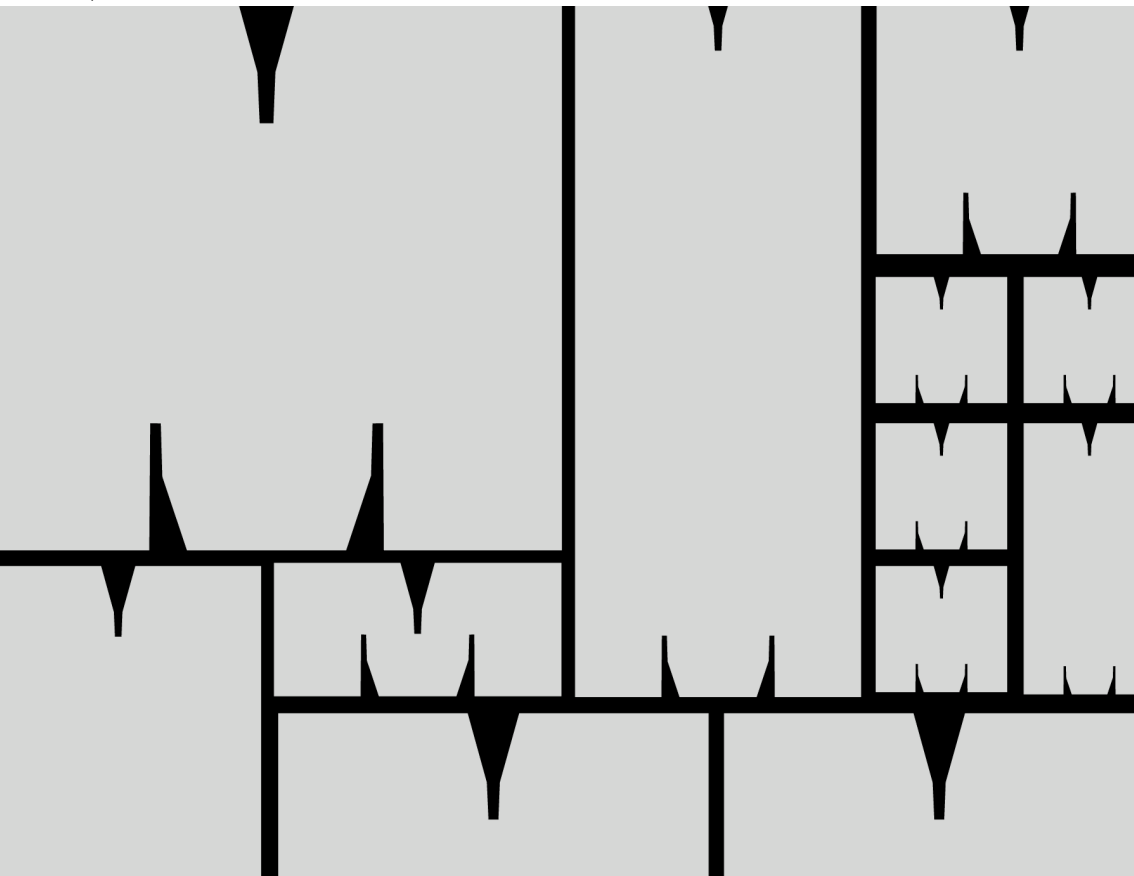
La visione del Museo della Moneta è di fornire una prospettiva straordinaria sulla storia del denaro, spaziando dalle forme tradizionali alle innovazioni digitali contemporanee. L'obiettivo è di dimostrare come la moneta sia una manifestazione culturale, economica e tecnologica. Allo stesso tempo, il museo vuole evidenziare il ruolo fondamentale delle tecnologie digitali nella trasformazione delle transazioni finanziarie. L'obiettivo ultimo era chiaramente quello di arricchire l'immagine della banca stessa, avvicinandola alla cultura in senso generale ed elevandola dall'immaginario. Le caratteristiche chiave dell'identità da costruire erano quindi il legame con il denaro - ovvero il tema trattato - e la tecnologia - mezzo attraverso cui verranno esperite le attrazioni del museo. Non c'era vincolo con l'identità originale della banca madre, quindi la potenzialità creativa era piuttosto ampia.

Il caso del Museo della Moneta si prestava particolarmente ad un sistema generativo, per una serie di motivi, uno dei quali riguardava l'organizzazione del team interno al museo stesso. La componente del team che si sarebbe occupata di comunicazione era estremamente ridotta: in fase iniziale, l'intera comunicazione del museo sarebbe stata gestita da una sola persona. Per semplificare il lavoro a questa persona, sarebbe stato molto utile progettare un sistema di generazione di materiali visivi abbondante e coerente, sopperendo alla mancanza di materiale fotografico. Inoltre, in un'ottica di accelerazione di alcuni processi produttivi, si è ipotizzato che lo sviluppo di un programma ad hoc potesse risultare di grande aiuto nell'ottimizzazione delle risorse a disposizione per il progetto. Accelerare in determinate fasi di progetto permette infatti di conservare preziose risorse (tradotte quasi sempre in termini di tempo) per fasi successive di progetto.

Per queste ragioni, oltre che per coerenza con l'idea originale, una delle proposte portate per la costruzione dell'identità del museo è stata quella di un'identità dinamica generativa. Per svilupparla è stato necessario creare una cornice statica, costante e parallelamente addestrare un modello generativo per sfornare asset coerenti fra loro, senza sforzo da parte del cliente.

5.2. ART DIRECTION

Fig. 74
Autoprodotta



Come espresso largamente nel capitolo 4, un progetto di branding dinamico prevede il bilanciamento di una componente costante e di una variabile. I programmi di Karl Gerstner, le classificazioni di Ulrike Felsing e i lavori di Patrik Hübner ne sono la formalizzazione teorica e la dimostrazione pratica. In un certo senso, la parte statica di un'identità funge da vincolo, inteso alla maniera del Conditional Design per garantire la coerenza e coesione di un sistema. "Design conditions using intelligible rules Avoid arbitrary randomness. Difference should have a reason. Use rules as constraints. Constraints sharpen the perspective on the process and stimulate play within the limitations." (Maurer et al., 2008)

In ogni caso, sia le componenti statiche che quelle dinamiche sono il riflesso di un'unica visione di partenza, che le coordina entrambe e bilancia l'entropia e la "fuzziness" del progetto. Se questo prevede l'uso di un generatore ad alta entropia (come un GAN), la componente statica dell'identità dovrà essere particolarmente rigida e ripetitiva, per ancorare gli output ad un'unica famiglia; viceversa, un generatore molto rigido con output molto coerenti fra loro concede maggiori libertà agli elementi statici.

Per il Museo della Moneta ho scelto una soluzione più simile alla prima. L'idea di fondo è stata infatti quella di lasciare maggiori spazi al generatore, limitando la componente statica del progetto. Ho deciso di addestrare un modello img-to-img tramite StyleGAN, delegando quindi al sistema il ruolo di generatore di asset fotografici. Costanti sono invece il logo, la tipografia, il colore e il layout.

Fig. 75



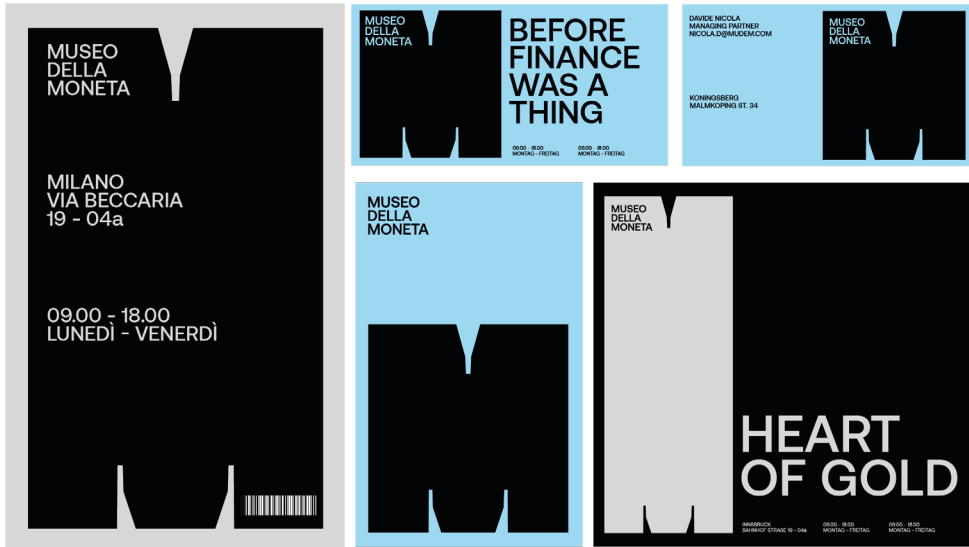
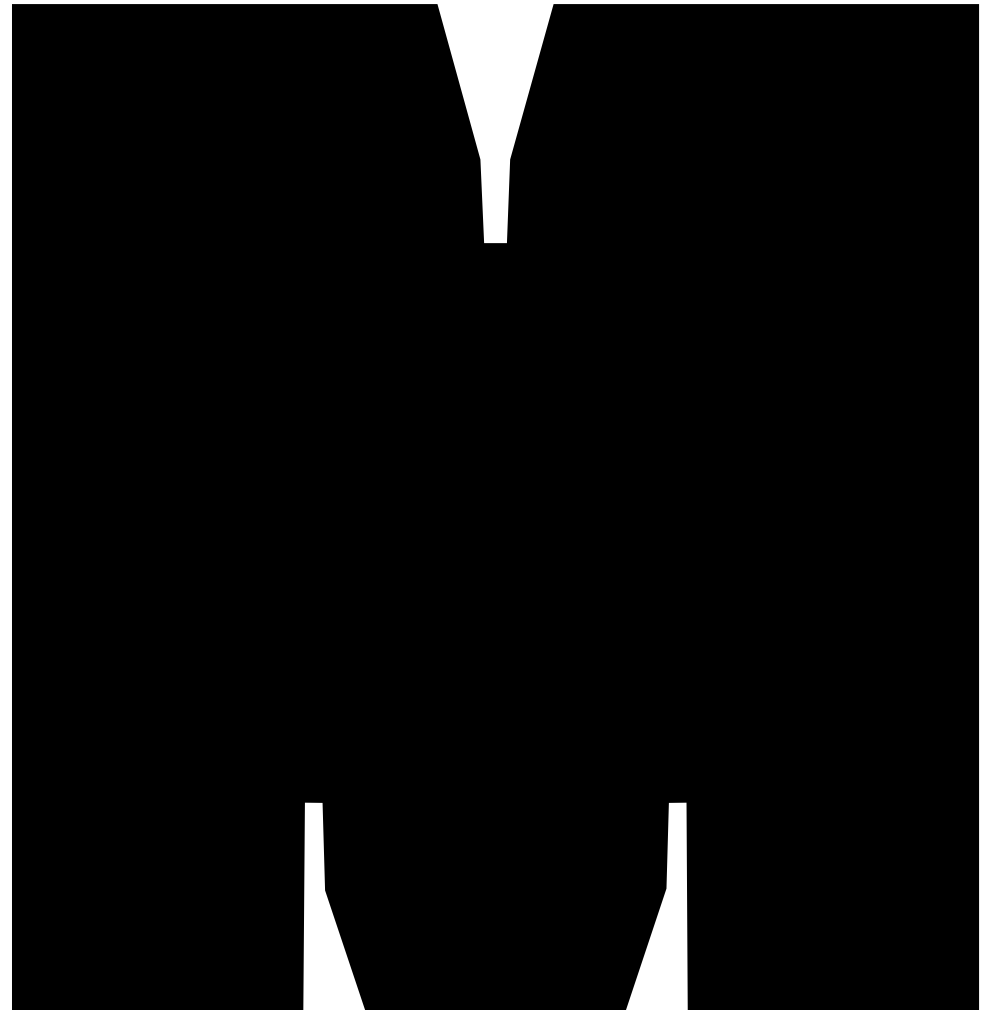


Fig. 76



5.3. PROGETTARE UN GENERATORE

La progettazione del generatore è stata subordinata alla visione generale espressa con l'art direction. Sebbene abbia affermato come abbia pensato ad un generatore ad alta entropia, è stato necessario comunque avere profondo controllo su di esso, al fine di eliminare disturbi dannosi o risultati approssimativi. Per tanto è stato fondamentale porre grande attenzione alla costruzione e alla curatela del dataset, oltre che all'addestramento del modello, in piena coerenza con la filosofia degli small data.

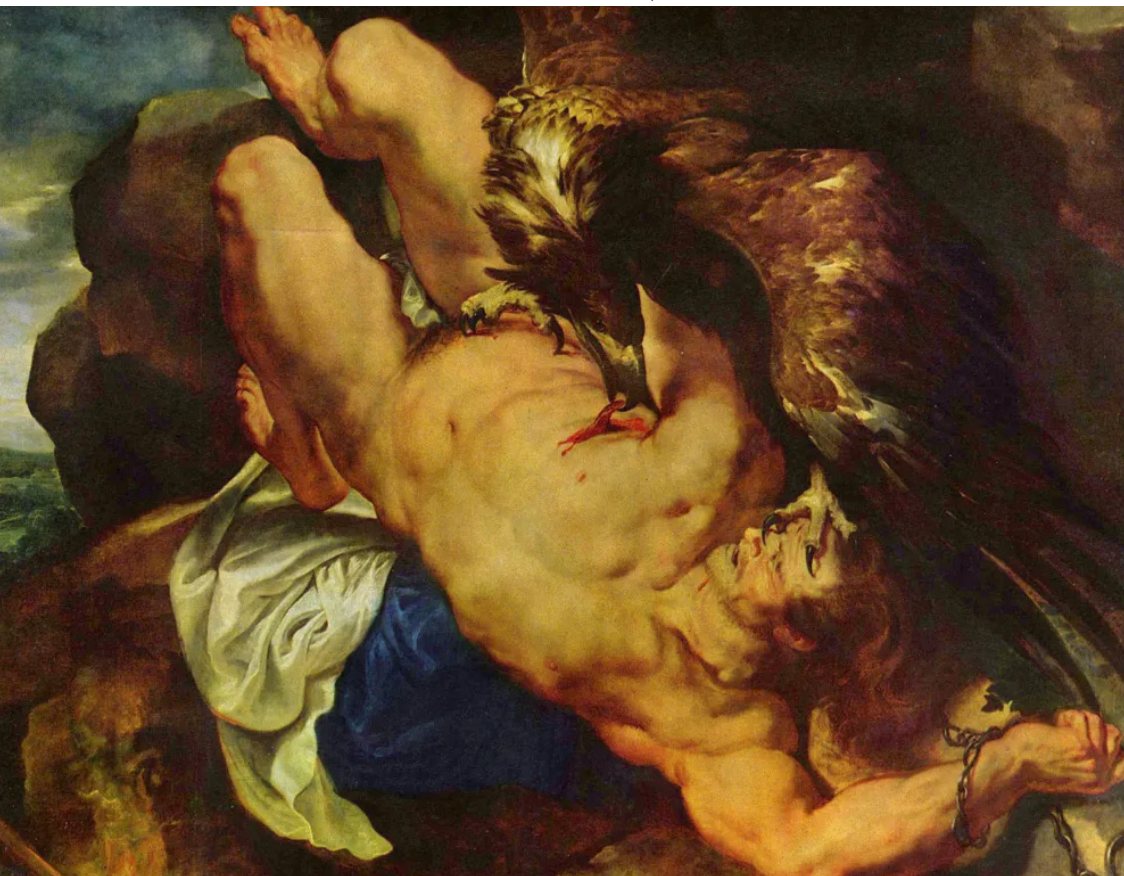
5.3.1. CREAZIONE DEL DATASET

Obiettivo: Normalmente, nella creazione di un dataset per addestrare un GAN a scopo unicamente espressivo si dovrebbe mirare a raggiungere almeno 1500 immagini, con un ventaglio ideale fra le 2000 e le 3000. Tuttavia si tratta di stime spannometriche, che variano molto da caso in caso. Se le immagini del dataset sono molto simili, si possono ottenere risultati soddisfacenti anche con quantità inferiori, come 5/600 data points. Va considerata anche la tipologia di immagine, la sua complessità e il numero di elementi presenti. In casi come *This Person Doesn't Exist*, dove l'obiettivo è ingannare l'occhio umano fornendo rappresentazioni di persone il più possibile verosimili, l'errore del generatore è da minimizzare. Per questo, il dataset di quel progetto deve essere relativamente ampio. Al contrario, un dataset come quello di *Landscapes* di *CROSSLUCID*, che ammette l'errore della macchina e anzi lo esalta, può permettersi un dataset più ridotto, tanto che gli stessi autori dichiarano di non aver raggiunto il migliaio di elementi.

Nel caso specifico di questo progetto, l'obiettivo era creare un generatore che potesse durare nel tempo, evitando quindi rappresentazioni particolarmente appariscenti o specifiche. Sono stati quindi evitati soggetti specifici, e si è invece preferito raccogliere immagini di texture materiche, come fogli d'oro, spaccati di marmo e dettagli di ruggine. Tutte le immagini sono state scelte fra scatti zenitali, senza sfondo o dettagli. Inoltre, perché i dati fossero coerenti, sono stati evitati anche pattern geometrici e artificiali.

Peraltro, una pratica comune per sollecitare le potenzialità creative degli algoritmi generativi è quella di ingannarli. Tramite l'inserimento di perturbazioni controllate si induce il generatore a produrre interpolazioni fuori dagli schemi ordinari, esaltando le potenzialità creative della macchina. Questa tecnica si chiama "Data-Cheating". Nel caso di *Landscapes* di *CROSSLUCID*, la perturbazione è stata quella di mescolare ritratti di persone con soggetti still-life, agendo così suo dataset. Il disturbo tuttavia può anche riguardare il processo di apprendimento:

Fig. 77
Prometheus Bound, Pieter Paul Rubens, iniziata c. 1611-1612, completata nel 161



cambiando dataset a metà dell’addestramento si otterranno risultati inaspettati, sfruttando la necessità della rete di imparare a relazionarsi con il secondo dataset a partire dal primo. Nel caso di questo progetto, il data-cheating è stato inserito in forma piuttosto controllata, semplicemente inserendo nel dataset immagini di materiali differenti, con l’intenzione di spronare il generatore a creare interpolazioni aliene fra essi, creando un linguaggio unico da poter associare al Museo della Moneta.

Segue la modalità di creazione del dataset, avvenuta in tre fasi: web scraping per ottenere data points di partenza, data editing in locale per pulire il dataset e prepararlo per l’addestramento, e data augmentation per espandere il dataset di partenza.

5.3.1.1. DATA SCRAPING

La prima fase per costruire un dataset è la raccolta di immagini. In alcuni casi, ciò comporta la creazione delle immagini tramite fotografia, illustrazione, o altri metodi, ma è estremamente dispendioso in termini di tempo e di sforzi. La logica alternativa è affidarsi a immagini disponibili online, libere da licenze. Per raccogliere efficientemente un buon numero di immagini sono state impiegate diverse tecniche di scraping, da due fonti principali, e tramite svariate query di ricerca.

Pinterest è stato il primo candidato, in quanto ottima fonte di immagini per la sua versatilità, ma soprattutto per la sua capacità di raccogliere automaticamente immagini simili tramite il suo recommender system. Lo scraping di Pinterest è stato effettuato tramite Pinscrape, libreria di Python creata unicamente per lo scraping di Pinterest, e DownThemAll, estensione per browser che funge da download manager.

La fonte secondaria è stata Bing Immagini, ricercata tramite la libreria Bing Image Downloader, altra libreria di Python specifica per Bing. Fra le queries che hanno prodotto i maggiori risultati ci sono le seguenti: “gold foil”, “gold texture”, “metal texture”, “onyx texture”, “marble texture”, “rust texture”, “metal foil”.

5.3.1.2. CURATELA DEL DATASET

I metodi di scraping utilizzati non consentono un controllo approfondito dei file scaricati. Ad esempio, DownThemAll è molto potente, ma non consente di scaricare solo immagini che rispettano criteri specifici, come una dimensione minima. Lo stesso dicasi per Bing-image-downloader, la cui unica funzione,

“downloader”, dispone di solo otto argomenti, all’interno dei quali non è presente la specifica sulle dimensioni, fondamentali per l’addestramento di un GAN. Conseguentemente, è stato necessario scaricare indiscriminatamente un gran numero di immagini, per poi filtrarle e modificare tramite diversi passaggi. Quindi, una volta scaricate circa 1800 immagini, ho iniziato a filtrare il dataset, editandolo e sistemandolo per addestrare il generatore.

NOTA: Per ciascuno dei paragrafi seguenti sono presenti gli script in Python che svolgono le funzioni descritte a fondo capitolo

5.3.1.2.1. FILTRO DIMENSIONI

Molte delle mille immagini scaricate non sarebbero state adatte per una pura questione di dimensione, quindi il primo step è stato creare uno script in Python che filtrasse le immagini raccolte per dimensioni. Per ottenere un generatore perfettamente utilizzabile in qualunque contesto sarebbe auspicabile selezionare immagini di formato non inferiore a 2048×2048. Tuttavia, ciò aumenterebbe i costi computazionali e i tempi di addestramento in modo significativo, senza aggiungere alcunché a questa ricerca. Pertanto, la dimensione minima accettabile è stata impostata a 1024×1024. Già solo questo primo filtro ha ridotto le immagini papabili da 1800 a circa 350. Successivamente, ho operato una selezione manuale per eliminare immagini irrilevanti scaricate in blocco durante la fase di scraping e passate dal filtro per dimensioni.

5.3.1.2.2. SQUARE SHAPER

Il secondo passaggio è dovuto alla necessità di StyleGAN di passare in input immagini quadrate. Il secondo script è stato scritto appositamente per questo.

5.3.1.2.3. UNIFORMARE I CANALI COLORE

È necessario che le immagini abbiano lo stesso numero di canali per far parte dello stesso dataset. Durante la fase di scraping non sono stati implementati filtri per discriminare le estensioni delle immagini, quindi, a questo punto del processo, il dataset conteneva sia jpeg che png. Questi due formati hanno un numero diverso di canali colore, rispettivamente 3 e 4, e ciò rende impossibile unificarli, perché alcuni file avrebbero dei dati mancanti che gli algoritmi di training non riescono a colmare (si

veda il capitolo 3.1, sulla rappresentazione di immagini come tensori). Conseguentemente, tutte le immagini sono state convertite in jpg con lo script seguente, eliminando il canale alpha da tutti.

5.3.1.2.4. DATA AUGMENTATION

Con data augmentation si intendono una serie di tecniche che consentono di aumentare artificialmente la dimensione del set di addestramento, creando copie modificate dei dati esistenti o generandone di nuovi tramite deep learning. Nel primo caso si tratta di augmented data, nel secondo di synthetic data. In questa ricerca non sono stati considerati i secondi, che generalmente sono meno controllabili dei primi.

Queste modifiche possono essere di varia natura, e conseguentemente anche la distorsione che apportano ai data-point può essere drastica o lieve, a seconda della tecnica impiegata. Le funzionalità di questa metodologia sono molteplici, come la possibilità di estendere dataset ridotti, di evitare l'overfitting dei modelli, e in questo caso è stato fondamentale per raggiungere una quantità di data-points sufficiente per l'addestramento. Tuttavia la data augmentation ha anche dei limiti, come l'amplificazione dei bias nel dataset originale, la difficoltà (e l'alta spesa) nell'assicurare la qualità dei data points aumentati.

La data augmentation si appropria in modo diverso a seconda del task, proprio tenendo in considerazione il dataset di partenza e l'obiettivo dell'addestramento. Se si tratta di addestrare modelli di riconoscimento immagini allora si possono usare molti metodi, distorcendo molto le immagini del dataset. Se si tratta invece di addestrare modelli generativi a fine estetico, le modifiche devono essere più contenute.

Nel caso specifico dell' image augmentation, ovvero data augmentation applicata a dataset di immagini, esistono diverse tipologie di modifica:

- trasformazioni geometriche: creare copie ruotate, specchiate, croppate o ingrandite delle immagini originali.
- trasformazioni dello spazio colore: variazioni dei profili rgb, variazioni di saturazione e luminosità.
- applicazione di filtri, come l'inserimento di grana, sfocatura e altri disturbi.

Il fatto che le immagini scelte per il dataset siano astratte gioca in favore della data-augmentation, rendendo possibile moltiplicare il dataset di almeno un ordine di grandezza, senza perdere qualità nelle immagini. Infatti, il primo script ideato per questa fase crea tre copie per immagine, ruotandole rispettivamente di 90, 180 e 270 gradi. E se solo il primo breve script ha quadruplicato la

dimensione del dataset, portandolo da 300 elementi a 1200, è facile intuire come ciascuna immagine possa anche essere specchiata, sia orizzontalmente che verticalmente. Ciò quadruplicherebbe ulteriormente il dataset. Tuttavia, l'obiettivo iniziale era quello di raggiungere una quota fra le 2000 e le 3000 unità, quindi l'ultimo script di aumento crea solamente una copia specchiata di ciascuna immagine.

5.3.2. SELEZIONE DEL MODELLO E ADDESTRAMENTO

Il modello selezionato per l'addestramento è StyleGAN 3, sviluppato da Nvidia nel 2021, terza evoluzione dello StyleGAN originale lanciato nel 2019. Ad oggi è presente una versione più avanzata chiamata StyleGAN XL, che tuttavia è molto più dispendiosa computazionalmente essendo stata progettata per dataset con immagini di dimensioni maggiori di 1024×1024. Sebbene quella qualità dell'immagine sia sicuramente auspicabile in un progetto professionale, arrivare a tale livello di definizione non aggiunge nulla a questa ricerca. Non ci sono procedure diverse o accorgimenti particolari che distinguono un addestramento su immagini da 128×128 da uno di 2048×2048. L'unica variabile è il tempo che la rete impiegherebbe per addestrare un simile dataset e le risorse economiche impiegate per acquistare le unità di calcolo necessarie.

Per testare quale fosse la dimensione del dataset ideale sono state programmate due prove, una con il dataset completo di 2400 data points, e una versione ridotta da 600. Normalmente, è auspicabile una dimensione più simile alla prima, ma data la natura astratta delle immagini e la loro somiglianza, valeva la pena tentare con un dataset inferiore. Individuare la dimensione ottimale per un dataset all'interno di specifici processi di addestramento è un tema estremamente importante in generale, e determina la qualità del modello creato. Essendo poi StyleGAN un modello estremamente dispendioso a livello computazionale, un ulteriore argomento da considerare è quello delle risorse messe in campo: un dataset molto ampio aumenta ulteriormente i tempi di addestramento. Avendo tempi e risorse limitate, questi limiti diventano fondamentali da considerare all'interno di questo progetto, ma sono molto importanti anche in ambiti professionali, essendo il rimedio all'acquisto pigro di risorse sempre maggiori.

In ragione della scarsità delle risorse disponibili, il primo test è stato effettuato con il dataset ridotto. La riduzione presentava una nuova opportunità, ovvero quella di controllare i risultati a fronte di una selezione specifica all'interno del dataset più ampio.

Addestrare un modello dispendioso come StyleGAN richiede, come già anticipato, una quantità elevatissima di capacità computazionale. Di conseguenza, il processo di addestramento deve avvenire necessariamente tramite cloud computing. Esistono varie piattaforme per il cloud computing, comunemente utilizzate per progetti simili: Amazon Web Services (AWS), Google Vertex e Jupyter Notebook sono fra le soluzioni più diffuse, ma la mia scelta è ricaduta su Google Colab. Se comparato agli altri servizi, Colab presenta una serie di inefficienze, come la cessazione di qualsiasi attività a seguito di 12 ore di calcolo (24 se si utilizza una versione premium) e la mancanza di esecuzione in background (se non per il livello di abbonamento più costoso). Tutto ciò lo rende inadatto ad utilizzi professionali, eppure è perfetto per scopi didattici, avendo a disposizione un gran numero di librerie già installate (fra cui Tensorflow), un sistema a celle estremamente intuitivo, e una grande attività da parte di programmatori e didatti che lo scelgono come supporto. In luce di ciò, Google Colab sembrava la soluzione ideale per testare questo esperimento.

Una volta caricato il dataset su Google Drive, è stato il momento di avviare il programma. Seguendo le indicazioni mostrate sulla documentazione, il codice appariva come nella pagina affianco. Sintetizzando, le varie celle eseguono le seguenti istruzioni:

1. importare le librerie specificate
2. connettere il documento di lavoro a google drive
3. spostarsi sulla cartella contenente il modello di StyleGAN e, se si esegue l'operazione per la prima volta, clonare la cartella dall'indirizzo di Github evidenziato
4. chiamare il sub-programma "dataset_tool.py" presente all'interno di StyleGAN, la cui funzione è quella di normalizzare il dataset. L'input di questa cella è la cartella contenente le immagini caricate. Il programma le rinomina sequenzialmente in un modo comprensibile dai sub-programmi successivi. Da notare è il fatto che se le immagini non sono tutte delle stesse dimensioni o non hanno lo stesso numero di canali colore, o qualsiasi altra imperfezione, il programma si limiterà a interrompersi con un messaggio di errore, senza operare esso stesso le trasformazioni necessarie ad uniformare il dataset. Proprio per questo, i passaggi del capitolo 5.2 sono fondamentali.
5. chiamare il sub-programma "train.py". Questo programma è il responsabile dell'avvio dell'addestramento, e nella cella vanno specificati gli iperparametri che ne regolano le funzioni. Abbastanza ovvi sono gli iper-

StyleGAN3

Link al file Colab completo
<https://colab.research.google.com/drive/1PYcoqudHlflribg1WsDT3UeVIMxGvbc4>

```
1      !pip install einops ninja gdown

2      from google.colab import drive
        drive.mount('/content/drive')

3      import os
        if os.path.isdir('/content/drive/MyDrive/WIP/stylegan3/'):
            %cd '/content/drive/MyDrive/WIP/stylegan3/'
        else:
            !git clone https://github.com/bvshyam/stylegan3.git /content/drive/
            MyDrive/WIP/stylegan3/
            %cd '/content/drive/MyDrive/WIP/stylegan3/'

4      !python dataset_tool.py --source=/content/drive/MyDrive/Final_Dataset/Small/
        Images --dest=/content/drive/MyDrive/Final_Dataset/Small/Dataset --resolu-
        tion='1024x1024'

5      !python /content/drive/MyDrive/WIP/stylegan3/train.py --outdir=/content/
        drive/MyDrive/Final_Dataset/ExtraSmall/Experiments --cfg=stylegan3-r --data=/
        content/drive/MyDrive/Final_Dataset/Small/Dataset/Small_Dataset_01.zip \
            --gpus=1 --batch=32 --gamma=6.6 --mirror=0 --kimg=500 --snap=30 \
            --resume=/content/drive/MyDrive/Final_Dataset/ExtraSmall/Experi-
            ments/00001-stylegan3-r-Small_Dataset_01-gpus1-batch32-gamma6.6/network-snap-
            shot-000020.pkl \

6      !python /content/drive/MyDrive/WIP/stylegan3/gen_images.py --outdir=out
        --trunc=1 --seeds=40 \
            --network='/content/drive/MyDrive/Final_Dataset/ExtraSmall/Experi-
            ments/00001-stylegan3-r-Small_Dataset_01-gpus1-batch32-gamma6.6/network-snap-
            shot-000080.pkl'
```

versioni sarebbe stato meno impattante, data la minore quantità (in alcuni casi assenza) di librerie preinstallate costantemente aggiornate. Una volta operate le sostituzioni, il processo di addestramento è stato avviato con successo.

parametri “data” e “outdir”, rispettivamente la cartella da cui il programma attinge il dataset e quella in cui carica i risultati. “cfg” seleziona la configurazione del modello, fra le disponibili StyleGAN2, StyleGAN3-r e StyleGAN3-t. Per questo progetto è stata utilizzata la seconda. “gpu” indica il numero di gpu assegnate per l’addestramento, “batch” definisce il numero di campioni che il network analizza per ciascuna iterazione, mentre “batch-gpu” è un parametro opzionale che alloca i vari campioni definiti in “batch” su ciascuna gpu per alleggerire il carico sui singoli processori, ed il suo valore è sempre necessariamente definito dal rapporto fra “batch” e “gpu”. “gamma” è un peso regolarizzatore, che va definito in base alla dimensione dei campioni, “mirror” è un parametro che implementa un processo di data augmentation automatico simile a quello eseguito nello script 5.3.1.2.4 b. Proseguendo, “kimg” stabilisce la quantità di iterazioni totali per il network, mentre “snap” regola la frequenza con cui il network esegue dei salvataggi, veri e propri checkpoint (file in formato .pkl) che fotografano lo stato attuale della rete per poter riprendere l’addestramento in seguito. Infine, “resume” permette di poter riprendere l’addestramento caricando uno snapshot (.pkl) di addestramenti precedenti. Quest’ultima funzione è particolarmente interessante, perché può essere utilizzata per il “transfer learning”, ovvero la capacità di utilizzare modelli pre-addestrati (dai pesi solo parzialmente definiti) per velocizzare i processi di addestramento. Per molte decisioni relative alla scelta degli iperparametri meno intuitivi (come il peso gamma) si è fatto fede ad un documento scritto da Dave Schultz chiamata Training Configurations (2021).

6. l’ultima cella serve per generare campioni artificiali a partire dal modello addestrato che richiamano.

In linea teorica, l’esecuzione di queste linee di codice dovrebbe avviare il processo senza intoppi. In linea pratica, la coesistenza del programma (datato 2021) con le librerie preinstallate di colab del 2023 hanno creato un problema di compatibilità che ha richiesto parecchio tempo per essere risolto.

Il corretto funzionamento del programma è stato ripristinato modificando due file sorgente (“grid_sample_gradfix.py” e “conv2d_gradfix.py”). Gli script aggiornati rispetto alla release ufficiale sono presenti in coda al capitolo. Vale la pena concludere che in un altro ambiente di sviluppo in cloud, un simile conflitto fra


```
import os
from PIL import Image
import imghdr

def check_image_dimensions(input_folder, output_folder, required_width, required_height):
    if not os.path.exists(output_folder):
        os.makedirs(output_folder)

    for filename in os.listdir(input_folder):
        filepath = os.path.join(input_folder, filename)

        if os.path.isfile(filepath) and imghdr.what(filepath):
            image = Image.open(filepath)
            width, height = image.size

            if width >= required_width and height >= required_height:
                output_filepath = os.path.join(output_folder, filename)
                image.save(output_filepath)
                print(f"Saved {filename} to {output_folder}.")

    print("Image processing complete.")

input_folder = "/input/directory"
output_folder = "/output/directory"
required_width = 1024
required_height = 1024

check_image_dimensions(input_folder, output_folder, required_width, required_height)
```

```
import os
import argparse
from PIL import Image

DEFAULT_SIZE = (1024, 1024)

def resize_image(input_dir, infile, output_dir="resized", size=DEFAULT_SIZE):
    outfile = os.path.splitext(infile)[0] + "_resized"
    extension = os.path.splitext(infile)[1]
    try:
        img = Image.open(input_dir + '/' + infile)
        img = img.resize((size[0], size[1]), Image.LANCZOS)

        new_file = output_dir + "/" + outfile + extension
        img.save(new_file)
    except IOError:
        print("unable to resize image {}".format(infile))

if __name__ == "__main__":
    dir = os.getcwd()
    parser = argparse.ArgumentParser()
    parser.add_argument('-i', '--input_dir', help='Full Input Path')
    parser.add_argument('-o', '--output_dir', help='Full Output Path')
    parser.add_argument('-w', '--width', help='Resized Width')
    parser.add_argument('-t', '--height', help='Resized Height')

    args = parser.parse_args()
    if args.input_dir:
        input_dir = args.input_dir
    else:
        input_dir = dir + '/images'
    if args.output_dir:
        output_dir = args.output_dir
    else:
        output_dir = dir + '/resized'

    if args.width and args.height:
        size = (int(args.width), int(args.height))
    else:
        size = DEFAULT_SIZE

    if not os.path.exists(os.path.join(dir, output_dir)):
        os.mkdir(output_dir)

    try:
        for file in os.listdir(input_dir):
            resize_image(input_dir, file, output_dir, size=size)
    except OSError:
        print('file not found')
```

```
import os
from PIL import Image
import imghdr

def check_image_dimensions(input_folder, output_folder, required_width, required_height):
    if not os.path.exists(output_folder):
        os.makedirs(output_folder)

    for filename in os.listdir(input_folder):
        filepath = os.path.join(input_folder, filename)

        if os.path.isfile(filepath) and imghdr.what(filepath):
            image = Image.open(filepath)
            width, height = image.size

            if width >= required_width and height >= required_height:
                output_filepath = os.path.join(output_folder, filename)
                image.save(output_filepath)
                print(f"Saved {filename} to {output_folder}.")

    print("Image processing complete.")

input_folder = "/input/directory"
output_folder = "/output/directory"
required_width = 1024
required_height = 1024

check_image_dimensions(input_folder, output_folder, required_width, required_height)
```

```
import os
from PIL import Image

def rotate_images(input_folder, output_folder):
    if not os.path.exists(output_folder):
        os.makedirs(output_folder)

    for filename in os.listdir(input_folder):
        if filename.endswith(('.jpg', '.jpeg', '.png')):
            image_path = os.path.join(input_folder, filename)
            output_path_90 = os.path.join(output_folder, f"rotated_90_{filename}")
            output_path_180 = os.path.join(output_folder, f"rotated_180_{filename}")
            output_path_270 = os.path.join(output_folder, f"rotated_270_{filename}")

            try:
                image = Image.open(image_path)
                rotated_90 = image.rotate(90)
                rotated_180 = image.rotate(180)
                rotated_270 = image.rotate(270)

                rotated_90.save(output_path_90)
                rotated_180.save(output_path_180)
                rotated_270.save(output_path_270)

                print(f"Processed image: {filename}")
            except Exception as e:
                print(f"Error processing image: {filename} - {str(e)}")

if __name__ == '__main__':
    input_folder = '/input/folder'
    output_folder = '/output/folder'
    rotate_images(input_folder, output_folder)
```

Data augmentation 2. Riflessione

SCRIPT 5.31.2.4 B

Conv2d_Gradfix.py

STYLEGAN FIX

```
import os
from PIL import Image
import imghdr

def check_image_dimensions(input_folder, output_folder, required_width, required_height):
    if not os.path.exists(output_folder):
        os.makedirs(output_folder)

    for filename in os.listdir(input_folder):
        filepath = os.path.join(input_folder, filename)

        if os.path.isfile(filepath) and imghdr.what(filepath):
            image = Image.open(filepath)
            width, height = image.size

            if width >= required_width and height >= required_height:
                output_filepath = os.path.join(output_folder, filename)
                image.save(output_filepath)
                print(f"Saved {filename} to {output_folder}.")

    print("Image processing complete.")

input_folder = "/input/directory"
output_folder = "/output/directory"
required_width = 1024
required_height = 1024

check_image_dimensions(input_folder, output_folder, required_width, required_height)
```

```
# Copyright (c) 2021, NVIDIA CORPORATION. All rights reserved.
#
# NVIDIA CORPORATION and its licensors retain all intellectual property
# and proprietary rights in and to this software, related documentation
# and any modifications thereto. Any use, reproduction, disclosure or
# distribution of this software and related documentation without an express
# license agreement from NVIDIA CORPORATION is strictly prohibited.

"""Custom replacement for `torch.nn.functional.conv2d` that supports
arbitrarily high order gradients with zero performance penalty."""

import warnings
import contextlib
import torch
from distutils.version import LooseVersion

# pylint: disable=redefined-builtin
# pylint: disable=arguments-differ
# pylint: disable=protected-access

#-----

enabled = False # Enable the custom op by setting this to true.
weight_gradients_disabled = False # Forcefully disable computation of gradients with
respect to the weights.

@contextlib.contextmanager
def no_weight_gradients():
    global weight_gradients_disabled
    old = weight_gradients_disabled
    weight_gradients_disabled = True
    yield
    weight_gradients_disabled = old

#-----

def conv2d(input, weight, bias=None, stride=1, padding=0, dilation=1, groups=1):
    if _should_use_custom_op(input):
        return _conv2d_gradfix(transpose=False, weight_shape=weight.shape, stride=stride,
padding=padding, output_padding=0, dilation=dilation, groups=groups).apply(input, weight,
bias)
    return torch.nn.functional.conv2d(input=input, weight=weight, bias=bias, stride=stride,
padding=padding, dilation=dilation, groups=groups)

def conv_transpose2d(input, weight, bias=None, stride=1, padding=0, output_padding=0,
```

```

groups=1, dilation=1):
    if _should_use_custom_op(input):
        return _conv2d_gradfix(transpose=True, weight_shape=weight.shape, stride=stride,
padding=padding, output_padding=output_padding, groups=groups, dilation=dilation).ap-
ply(input, weight, bias)
    return torch.nn.functional.conv_transpose2d(input=input, weight=weight, bias=bias,
stride=stride, padding=padding, output_padding=output_padding, groups=groups, dila-
tion=dilation)

#-----

def _should_use_custom_op(input):
    assert isinstance(input, torch.Tensor)
    if (not enabled) or (not torch.backends.cudnn.enabled):
        return False
    if input.device.type != 'cuda':
        return False
    if LooseVersion(torch.__version__) >= LooseVersion('1.7.0'):
        return True
    warnings.warn(f'conv2d_gradfix not supported on PyTorch {torch.__version__}. Falling
back to torch.nn.functional.conv2d().')
    return False

def _tuple_of_ints(xs, ndim):
    xs = tuple(xs) if isinstance(xs, (tuple, list)) else (xs,) * ndim
    assert len(xs) == ndim
    assert all(isinstance(x, int) for x in xs)
    return xs

#-----

_conv2d_gradfix_cache = dict()

def _conv2d_gradfix(transpose, weight_shape, stride, padding, output_padding, dilation,
groups):
    # Parse arguments.
    ndim = 2
    weight_shape = tuple(weight_shape)
    stride = _tuple_of_ints(stride, ndim)
    padding = _tuple_of_ints(padding, ndim)
    output_padding = _tuple_of_ints(output_padding, ndim)
    dilation = _tuple_of_ints(dilation, ndim)

    # Lookup from cache.
    key = (transpose, weight_shape, stride, padding, output_padding, dilation, groups)
    if key in _conv2d_gradfix_cache:
        return _conv2d_gradfix_cache[key]

    # Validate arguments.
    assert groups >= 1
    assert len(weight_shape) == ndim + 2
    assert all(stride[i] >= 1 for i in range(ndim))
    assert all(padding[i] >= 0 for i in range(ndim))

```

```

assert all(dilation[i] >= 0 for i in range(ndim))
if not transpose:
    assert all(output_padding[i] == 0 for i in range(ndim))
else: # transpose
    assert all(0 <= output_padding[i] < max(stride[i], dilation[i]) for i in
range(ndim))

# Helpers.
common_kwargs = dict(stride=stride, padding=padding, dilation=dilation, groups=groups)
def calc_output_padding(input_shape, output_shape):
    if transpose:
        return [0, 0]
    return [
        input_shape[i + 2]
        - (output_shape[i + 2] - 1) * stride[i]
        - (1 - 2 * padding[i])
        - dilation[i] * (weight_shape[i + 2] - 1)
        for i in range(ndim)
    ]

# Forward & backward.
class Conv2d(torch.autograd.Function):
    @staticmethod
    def forward(ctx, input, weight, bias):
        assert weight.shape == weight_shape
        if not transpose:
            output = torch.nn.functional.conv2d(input=input, weight=weight, bi-
as=bias, **common_kwargs)
        else: # transpose
            output = torch.nn.functional.conv_transpose2d(input=input, weight=weight,
bias=bias, output_padding=output_padding, **common_kwargs)
        ctx.save_for_backward(input, weight, bias)
        return output

    @staticmethod
    def backward(ctx, grad_output):
        input, weight, bias = ctx.saved_tensors
        grad_input = None
        grad_weight = None
        grad_bias = None

        if ctx.needs_input_grad[0]:
            p = calc_output_padding(input_shape=input.shape, output_shape=grad_out-
put.shape)
            grad_input = _conv2d_gradfix(transpose=(not transpose), weight_shape=
weight_shape, output_padding=p, **common_kwargs).apply(grad_output, weight, None)
            assert grad_input.shape == input.shape

        if ctx.needs_input_grad[1] and not weight_gradients_disabled:
            grad_weight = Conv2dGradWeight.apply(grad_output, input, bias)
            assert grad_weight.shape == weight_shape

        if ctx.needs_input_grad[2]:

```



```
grad_bias = grad_output.sum([0, 2, 3])
```

```
return grad_input, grad_weight, grad_bias
```

```
# Gradient with respect to the weights.
```

```
class Conv2dGradWeight(torch.autograd.Function):
```

```
    @staticmethod
```

```
    def forward(ctx, grad_output, input, bias):
```

```
        bias_shape = bias.shape if (bias is not None) else None
```

```
        empty_weight = torch.empty(weight_shape, dtype=input.dtype, layout=input.  
layout, device=input.device)
```

```
        grad_weight = torch.ops.aten.convolution_backward(grad_output, input, empty_  
weight, bias_sizes=bias_shape, stride=stride, padding=padding, dilation=dilation, trans-  
posed=transpose, output_padding=output_padding, groups=groups, output_mask=[0,1,0])[1]
```

```
        assert grad_weight.shape == weight_shape
```

```
        ctx.save_for_backward(grad_output, input)
```

```
        return grad_weight
```

```
    @staticmethod
```

```
    def backward(ctx, grad2_grad_weight):
```

```
        grad_output, input = ctx.saved_tensors
```

```
        grad2_grad_output = None
```

```
        grad2_input = None
```

```
        if ctx.needs_input_grad[0]:
```

```
            grad2_grad_output = Conv2d.apply(input, grad2_grad_weight, None)
```

```
            assert grad2_grad_output.shape == grad_output.shape
```

```
        if ctx.needs_input_grad[1]:
```

```
            p = calc_output_padding(input_shape=input.shape, output_shape=grad_out-  
put.shape)
```

```
            grad2_input = _conv2d_gradfix(transpose=(not transpose), weight_shape=-  
weight_shape, output_padding=p, **common_kwargs).apply(grad_output, grad2_grad_weight,  
None)
```

```
            assert grad2_input.shape == input.shape
```

```
        return grad2_grad_output, grad2_input
```

```
_conv2d_gradfix_cache[key] = Conv2d
```

```
return Conv2d
```

```
#-----
```

Grid_Sample_Gradfix.py

STYLEGAN FIX

```
#
```

```
# NVIDIA CORPORATION and its licensors retain all intellectual property  
# and proprietary rights in and to this software, related documentation  
# and any modifications thereto. Any use, reproduction, disclosure or  
# distribution of this software and related documentation without an express  
# license agreement from NVIDIA CORPORATION is strictly prohibited.
```

```
"""Custom replacement for `torch.nn.functional.grid_sample` that  
supports arbitrarily high order gradients between the input and output.  
Only works on 2D images and assumes
```

```
`mode='bilinear'`, `padding_mode='zeros'`, `align_corners=False`."""
```

```
import torch
```

```
from pkg_resources import parse_version
```

```
# pylint: disable=redefined-builtin
```

```
# pylint: disable=arguments-differ
```

```
# pylint: disable=protected-access
```

```
#-----
```

```
enabled = False # Enable the custom op by setting this to true.
```

```
_use_pytorch_1_11_api = parse_version(torch.__version__) >= parse_version('1.11.0a') #  
Allow prerelease builds of 1.11
```

```
_use_pytorch_1_12_api = parse_version(torch.__version__) >= parse_version('1.12.0a') #  
Allow prerelease builds of 1.12
```

```
#-----
```

```
def grid_sample(input, grid):
```

```
    if _should_use_custom_op():
```

```
        return _GridSample2dForward.apply(input, grid)
```

```
    return torch.nn.functional.grid_sample(input=input, grid=grid, mode='bilinear',  
padding_mode='zeros', align_corners=False)
```

```
#-----
```

```
def _should_use_custom_op():
```

```
    return enabled
```

```
#-----
```

```
class _GridSample2dForward(torch.autograd.Function):
```

```
    @staticmethod
```

```
    def forward(ctx, input, grid):
```

```
        assert input.ndim == 4
```

```
        assert grid.ndim == 4
```

```
        output = torch.nn.functional.grid_sample(input=input, grid=grid, mode='bilinear',  
padding_mode='zeros', align_corners=False)
```

```
        ctx.save_for_backward(input, grid)
```

```
        return output
```

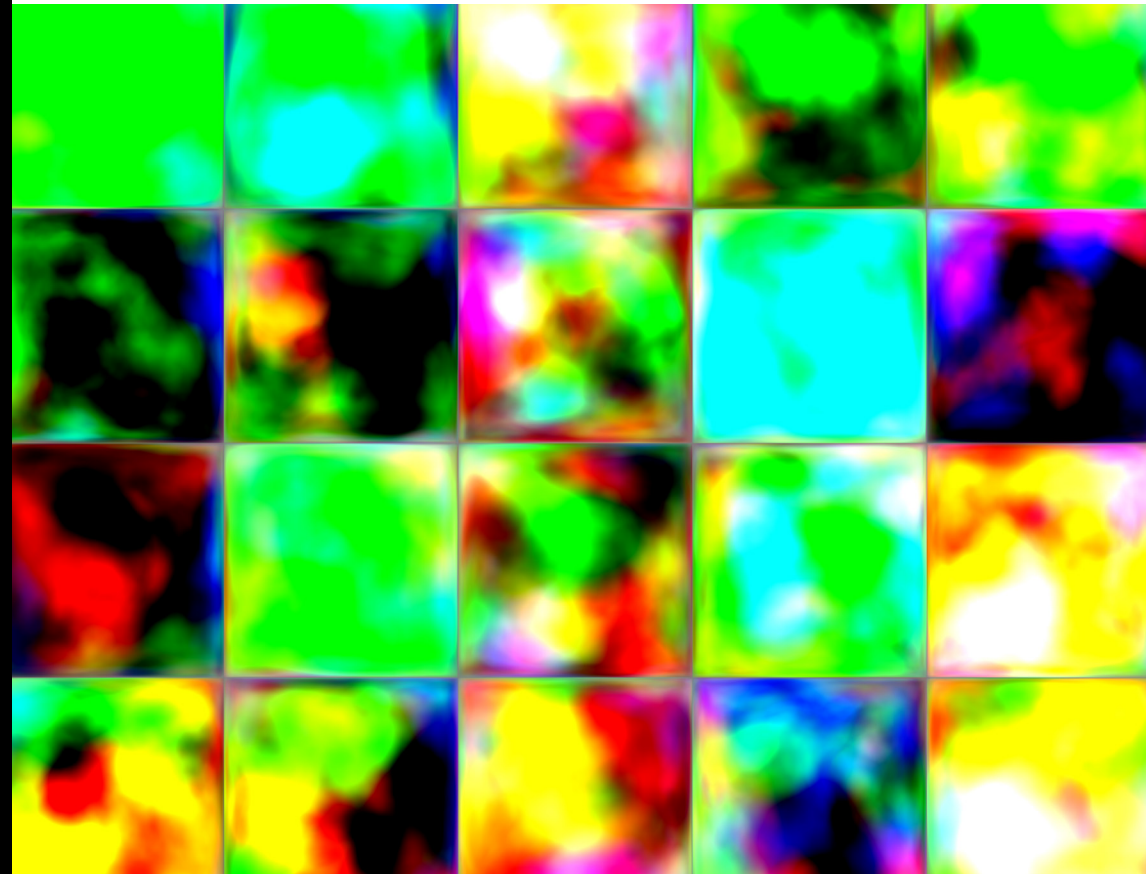
```
    @staticmethod
```

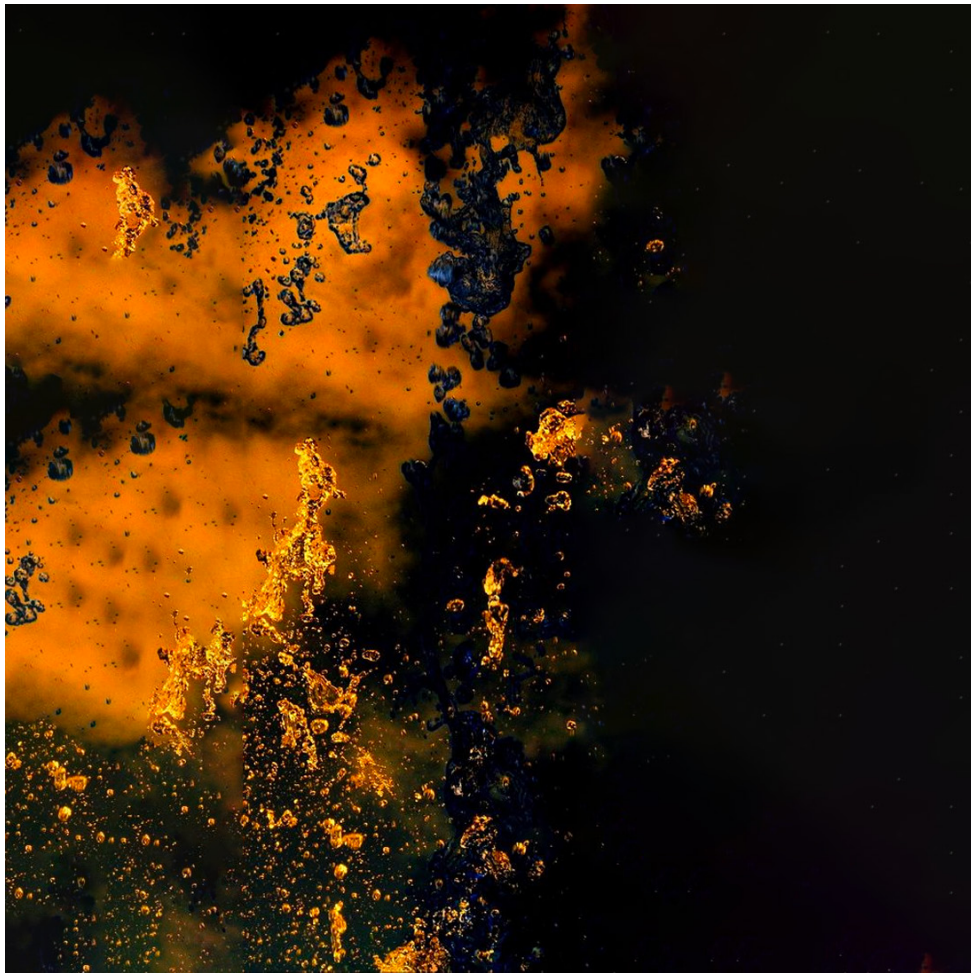
```
    def backward(ctx, grad_output):
```

5.4. RISULTATI

```
input, grid = ctx.saved_tensors
grad_input, grad_grid = _GridSample2dBackward.apply(grad_output, input, grid)
return grad_input, grad_grid
#-----
class _GridSample2dBackward(torch.autograd.Function):
    @staticmethod
    def forward(ctx, grad_output, input, grid):
        op = torch._C._jit_get_operation('aten::grid_sampler_2d_backward')
        if _use_pytorch_1_12_api:
            op = op[0]
        if _use_pytorch_1_11_api:
            output_mask = (ctx.needs_input_grad[1], ctx.needs_input_grad[2])
            grad_input, grad_grid = op(grad_output, input, grid, 0, 0, False, output_mask)
        else:
            grad_input, grad_grid = op(grad_output, input, grid, 0, 0, False)
        ctx.save_for_backward(grid)
        return grad_input, grad_grid
    @staticmethod
    def backward(ctx, grad2_grad_input, grad2_grad_grid):
        _ = grad2_grad_grid # unused
        grid, = ctx.saved_tensors
        grad2_grad_output = None
        grad2_input = None
        grad2_grid = None
        if ctx.needs_input_grad[0]:
            grad2_grad_output = _GridSample2dForward.apply(grad2_grad_input, grid)
        assert not ctx.needs_input_grad[2]
        return grad2_grad_output, grad2_input, grad2_grid
#-----
```

Fig. 78
Primi campioni artificiali prodotti dalla rete.





Seed_00000031

Fig. 79



Seed_00000026

Fig. 80



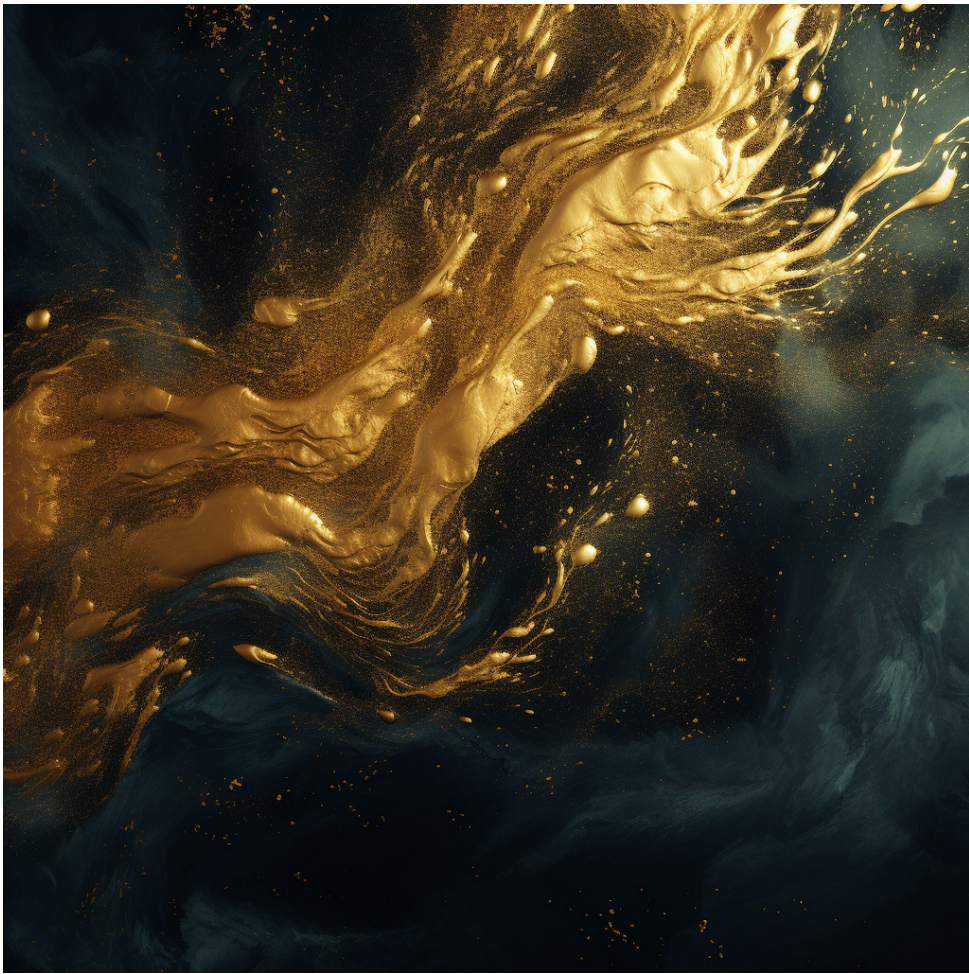
Seed_0000082

Fig. 81



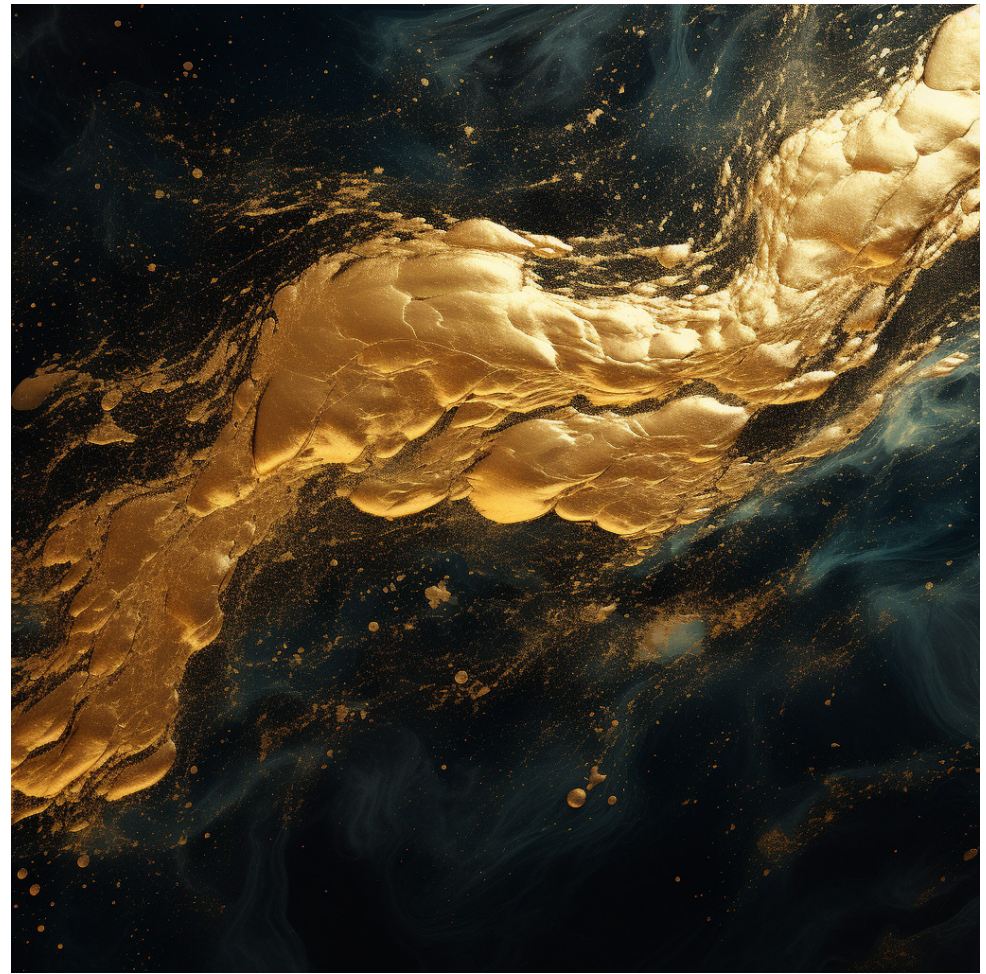
Seed_0000078

Fig. 82



Seed_00000120

Fig. 83



Seed_00000121

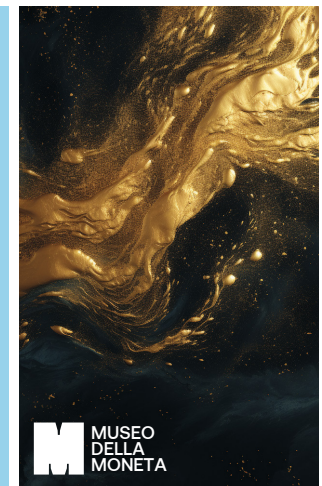
Fig. 84



Fig. 85



Fig. 86



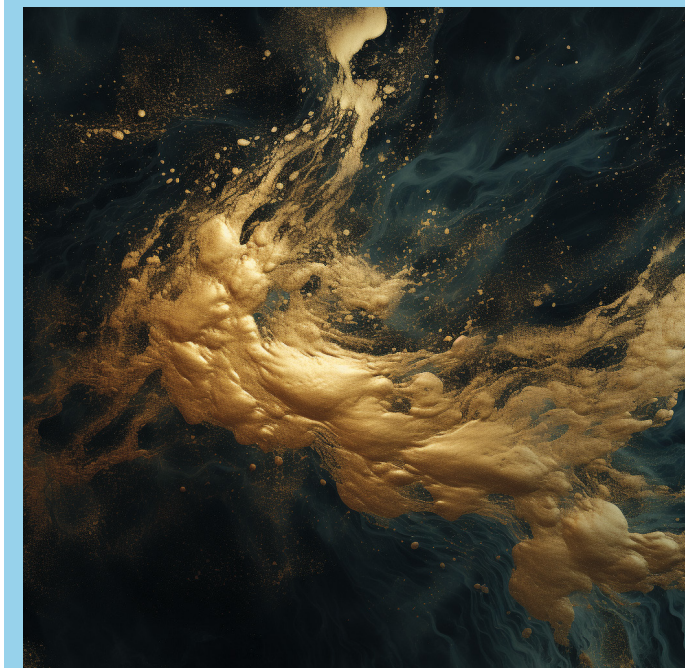
INNSBRUCK
BAHNHOF STRAßE
19 - 04a



INNSBRUCK
BAHNHOF STRAßE
19 - 04a



INNSBRUCK
BAHNHOF STRAßE
19 - 04a



I risultati dell'addestramento a dataset ridotto hanno rispettato appieno le aspettative iniziali, centrando l'obiettivo di realizzare con coerenza una sequela di campioni artificiali estremamente simili a quelli reali. Tuttavia, a causa di alcune imprecisioni nella scelta dei criteri di addestramento, il processo è stato molto più dispendioso del previsto, e quello che sarebbe dovuto essere un primo test ha esaurito tutte le unità di calcolo disponibili con il livello di abbonamento massimo. Nonostante ciò, data la bontà dei risultati ottenuti dal primo test, si è deciso di ritenere conclusa questa ricerca, dato che un'explorazione ulteriore avrebbe richiesto ulteriore tempo e risorse e non avrebbe migliorato i risultati nel campo del progetto stesso.

L'esito di questo progetto ha portato alla luce alcune considerazioni sul processo di addestramento di un modello come StyleGAN, che verranno poi estese in un discorso dal respiro più ampio nel capitolo successivo, il vero nucleo concettuale di questo lavoro. Cionondimeno, restando sul piano pratico, sono emerse le seguenti riflessioni.

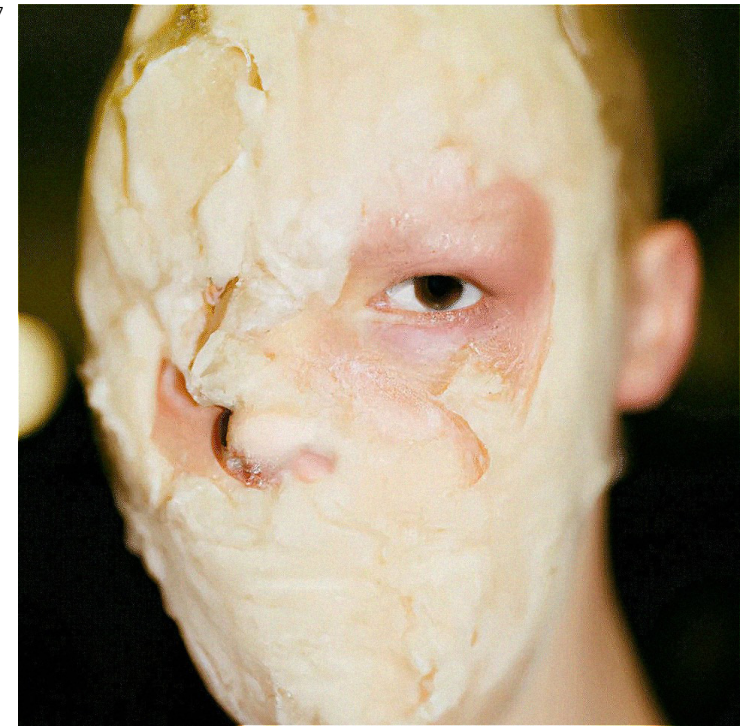
Innanzitutto, per generare asset statici, la configurazione di StyleGAN3 è superflua: si possono ottenere praticamente gli stessi risultati con StyleGAN2 con un costo drasticamente inferiore. Dove il 3 brilla, e vale la pena di essere usato è nella generazione di video morphing, in cui le sue prestazioni distanziano nettamente la versione precedente.

La seconda considerazione riguarda la soluzione cloud scelta per gestire il progetto. Le considerazioni fatte su Google Colab prima di effettuare l'addestramento si sono rivelate esatte a valle del progetto: ottimo per imparare, ma probabilmente sostituibile per uso professionale.

Infine, l'esaurirsi della tesi con questo risultato lascia molto da esplorare alle ricerche future. Fra i più interessanti ci sono le perturbazioni del dataset, ovvero l'inserimento volontario di elementi di disturbo all'interno del dataset per osservare come le reti traggano senso e sviluppino coerenza a partire da un errore programmato. Una diramazione interessante di questo "inganno" della macchina la si vede nel "domain change", che porta risultati estremamente interessanti a livello espressivo. Il domain change avviene quando si addestra una rete su un primo dataset, e ad un certo livello di maturazione si interrompe l'addestramento per riprenderlo su un set completamente diverso. Alcuni lavori di Lorem sono esempi perfetti di come utilizzare il domain change per creare immaginari estremamente interessanti e innovativi.

Ad esempio, in un lavoro per Heliot Emil alla Paris Fashion Week Runway 22-23, Lorem realizzò un video tramite domain change con due dataset differenti. I due dataset erano entrambi

Fig. 87



composti da ritratti di modelle, in uno a volto scoperto, nell'altro celate da maschere macramé. L'addestramento è stato avviato sul primo, e nelle fasi avanzate è stato interrotto per virare sul secondo.

Fig. 88

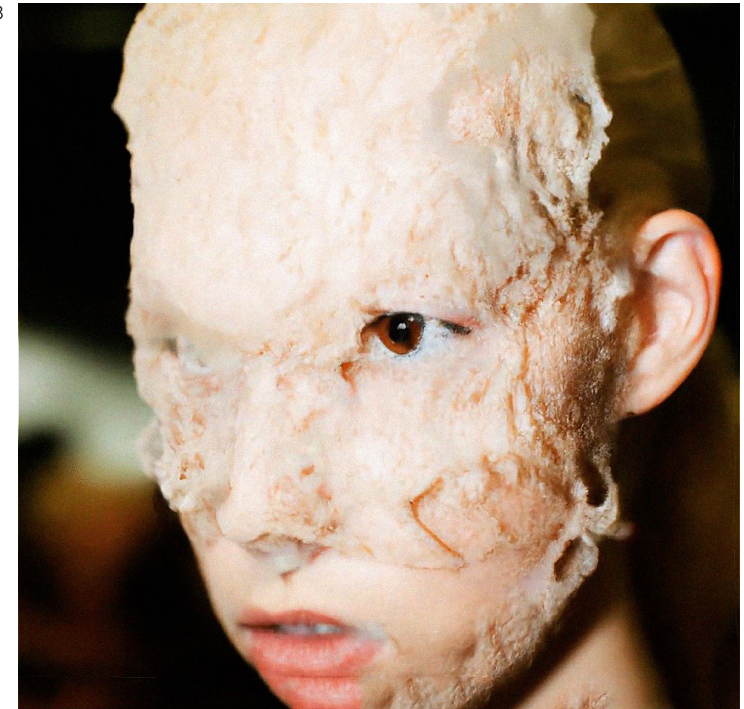




Fig. 89

Un secondo lavoro che illustra la medesima prassi è *Mould*, sempre opera di Lorem, in collaborazione con Acre, presentato al White Hotel di Manchester in occasione del Thee Birth. Sempre tramite domain change, le reti sono state spinte ancora oltre, stavolta unendo dataset contenenti immagini di foreste ad altri di ritratti. Domini molto più distanti dei precedenti danno origine ad output molto più onirici e privi di controllo da parte del progettista, che si trova quindi a calibrare la follia del generatore, quasi fosse l'iperparametro superiore. Le potenzialità sono alte, i risultati qualitativamente elevati e creativamente interessanti,

ma solo finché si trova un'idea interessante e si ha il metodo per tradurla in un artefatto. Per questo si sta stabilendo, in maniera sempre più predominante, il dominio dell'idea sulla tecnica. Questa tensione fra le due, da sempre intrecciate in qualsiasi prassi di design, sarà un grande argomento di discussione nei prossimi anni. Plasmerà il mercato del lavoro, determinerà l'educazione dei professionisti e influenzerà il pensiero critico di una generazione.

Fig. 90





TOWARDS
ALGORITHMIC INTIMACY

(06)

I recenti sviluppi – che continuano ad accelerare sempre più freneticamente durante la stesura di questo elaborato – hanno portato ad una rivalutazione costante di ciò che rende “umano” l’essere umano, quali siano le caratteristiche necessarie e sufficienti a definire il concetto di persona. Fino a poco tempo fa, le risposte più solide parevano essere “intelligenza”, “cultura” e “creatività”. Abbiamo ampiamente discusso come l’intelligenza non sia dominio esclusivo dell’uomo (e nemmeno del regno animale, o addirittura del biosistema), ma possa essere applicata anche a enti artificiali, sia in contesti professionali che nel dominio culturale comune. Definire cosa sia “cultura” è un compito titanico, al di là della portata di questa tesi, e non verrà pertanto indagato in queste pagine. L’ultimo termine è invece il nodo cardine della questione. Se abbiamo appurato che una macchina può essere intelligente, è possibile affermare che sia creativa?

Il mito romantico della creatività umana è un costrutto umanista, che ha vissuto attraverso l’illuminismo e il modernismo, intatto fino ad oggi. Tuttavia, in tempi antichi, l’idea di creatività era totalmente diversa. L’artista, o chiunque compisse atti considerati creativi, stava in realtà compiendo atti inventivi, ovvero, di riscoperta dell’esistente e ricombinazione in forme nuove. “La vera

creatività, intesa nel senso antico e medievale di creatio (ex-nihilo) era prerogativa esclusiva del divino” (cfr. Arielli & Manovich, 2022).

Questa discesa dal piedistallo antropocentrismo è particolarmente attuale, soprattutto in relazione all'intelligenza artificiale. Il secondo capitolo di questa ricerca discute ampiamente di quanto sia elusivo il termine “intelligenza” e di quanto poco sia utile per fornire una definizione operativa degli strumenti etichettati come intelligenti. Il primo metro di valutazione dell'intelligenza di uno strumento è sempre stato il test di Turing: se x può replicare comportamenti umani, allora è intelligente. Eppure, ogni volta che uno strumento soddisfa un requisito per essere considerato intelligente, ci si accorge come quel requisito fosse più meccanico di quanto si pensasse, conseguentemente lo si svaluta e si alza l'asticella di ciò che viene considerato intelligente. Questo fenomeno viene chiamato “AI Effect”. È avvenuto con i giochi di strategia: quando Garry Kasparov fu sconfitto da DeepBlue e Lee Sedol da AlphaGo, scacchi e go smisero di essere dominio del genio umano e divennero semplici esercizi computazionali. Né DeepBlue né AlphaGo vengono considerati realmente intelligenti, sebbene superino la prestazione umana in un esercizio cognitivo. La migliore formalizzazione di

questo fenomeno la pronuncia Larry Tesler, sostenendo che l'intelligenza sia qualunque cosa le macchine non abbiano ancora fatto (Tesler, 1970).

Lo stesso esatto discorso si applica alla produzione di artefatti visivi, musicali o letterari, che viene sempre più affrontata da strumenti generativi. Si può dire che la creatività stia seguendo lo stesso percorso dell'intelligenza. Sembra infatti che il fascino umanista di entrambi i concetti risieda nella nostra scarsa capacità di comprenderli e descriverli. Gli strumenti intelligenti non ci sembrano degni di essere chiamati tali perché sappiamo esattamente come funzionano, e quindi abbiamo decostruito perfettamente ciò che credevamo essere dominio dell'intuizione umana. In *AI Aesthetics and the Anthropocentric Myth of Creativity*, Lev Manovich sostiene che “chiamare qualcosa creativo sia spesso una misura di mancanza di comprensione: ciò che conosciamo è ordinario, e ciò che non conosciamo è straordinario. (cfr. Arielli & Manovich, 2022)” Per questo nemmeno i più sofisticati strumenti generativi attuali vengono considerati creativi, proprio perché sappiamo come funzionano. “As a result, creativity may be overvalued as a human faculty simply because we do not understand its workings.” (ibidem). Il punto del discorso non è però se uno strumento possa essere creativo in sé,

ma la rivalutazione del paradigma strumento-progettista. La conclusione a cui arriva Manovich nel quarto capitolo di *Artificial Aesthetics: A Critical Guide to AI, Media and Design* (2022) è che “piuttosto che ossessionarsi sulla domanda ‘può l’AI essere creativa?’ dovremmo esplorare altre idee su ciò che l’AI possa fare per l’arte, il design, l’architettura e tutti gli altri campi” (cfr. Manovich, 2022).

Come scritto in precedenza, scendere dal piedistallo antropocentrismo significa abbracciare un mondo post-umano, in cui la tecnologia diviene sempre più protagonista in ogni aspetto della vita professionale di svariati settori, anche e soprattutto quelli creativi. Già nel 2015, Haakon Faste scrive che come ogni pratica umana, anche il design, strategicamente posizionato per facilitare e migliorare il rapporto fra umani e tecnologia, rischia la marginalizzazione se non è in grado di evolvere. “More than ever designers need to look beyond human intelligence and consider the effects of their practice on the world and on what it means to be human” (Faste, 2015). Chiunque rifiuti di fare i conti con il cambiamento arroccandosi nelle proprie convinzioni rischia di diventare irrilevante.

L’industria del design verrà inevitabilmente trasformata dal deep learning generativo. Stando ad uno studio condotto sulla decade 2016–2026 dal Bureau of Labour and Statistics Statunitense, il design tradizionale sta subendo una flessione nella domanda, con una riduzione dei posti di lavoro in aree come graphic design tradizionale e design editoriale.

US BUREAU OF LABOR STATISTICS PROJECTIONS FOR EMPLOYMENT Fig. 91

TYPES OF WORK		GROWTH	CURRENT POSITIONS	NEW POSITIONS
All employment		+7%		
Desktop Publishing	<ul style="list-style-type: none"> ● Print-based and online work ● Two-year degree 	-14%	14 600	-2 000
Graphic Design	<ul style="list-style-type: none"> ● Print-based and corporate identity ● Four-year degree ● 20% self-employed 	+4%	266 300	+11 000
Art Direction	<ul style="list-style-type: none"> ● Creative direction ● Five years experience 	+5%	90 300	+4 900
Web Design	<ul style="list-style-type: none"> ● Networked communications 	+15%	162 900	+24 400
Software Design	<ul style="list-style-type: none"> ● Creative aspects of software design ● Programming 	+24%	1 256 200	+302 500

Source of statistics: US Bureau of Labor Statistics occupational outlook 2016-2026

Ruoli connessi alla tecnologia come il web design e lo sviluppo di software sono invece in grande aumento, anche se questi dati andrebbero confrontati con il recente scoppio della bolla tecnologica che ha devastato la Silicon Valley nel 2022.

Technology plays an outsized role in shaping the future of design. Streaming, cloud processing, machine learning, and augmented and virtual reality challenge traditional notions of information as something material, “fixed” in time and space. The “page” and “edition” today are fluid interactions, often customizable for particular users and purposes. In a universe of big data, people “teach” artificial intelligence through use, continuously updating for increasingly nuanced responses to queries. Emerging models of interaction are conversational. They replace one-directional communication—in which sources control information—with symmetrical exchanges in which providers and users co-create content and form. Devices and displays are simply the means for users entering into real-time interactions with other physical, social, cultural, technological, and economic systems. (Davis, 2018)

Nonostante l’orientamento sempre più tecnologico del design sia innegabile, ciò che rende difficile immaginarne

l’automazione è la sua natura profondamente contestuale. Le manifestazioni del lavoro di un designer sono sempre frutto dell’interpretazione di un contesto, non si esauriscono con l’artefatto in sé. Ciò che qualifica un buon progettista è una capacità di analisi, di interpretazione e di rappresentazione fuori dal comune, non una tecnica sopraffina. Per questo l’AI non rimpiazzerà i designer, ma i designer che utilizzano le AI avranno un vantaggio schiacciante su chi le rifiuta. Perché l’automazione di compiti ripetitivi e puramente esecutivi potrà essere delegata agli strumenti, smarcando più tempo per prendere decisioni strategiche, fare ricerche e stabilire direzioni creative.

Questa ricerca comincia e finisce in quest’ultima affermazione. L’ultimo anno è stato un’esplosione Cambriana di nuovi strumenti generativi dalle proprietà senza precedenti. Molti progetti interessanti e approfonditi nell’uso di questi strumenti sono stati però amalgamati con la fiumana di materiale mediocre, spesso catalogato come AI-Art, che non esprime profondità di visione, di interpretazione o reale conoscenza degli strumenti e dei processi in questione. Proprio come l’introduzione dei computer ha generato una vera e propria corrente di produzione visiva influenzata pesantemente dalla novità del mezzo, questa ondata di materiale si spiega nell’assoluta semplicità

che strumenti come Midjourney, Dall-e, Stable Diffusion e ChatGPT offrono ai non professionisti. Tuttavia, questi sono modelli iper-generalisti, addestrati su dataset estremamente estesi, sui quali gli utenti non hanno controllo. L'agency di chi li usa è limitata alla capacità di scrivere prompt in modo approfondito, o, per usare termini alla moda, di fare prompt whispering.

In opposizione a questo approccio anti-progettuale determinato dai big data, Towards Algorithmic Intimacy propone un'idea speculare: una via progettuale basata su small data. Il caso del Museo della Moneta impiega uno dei modi più semplici per dimostrare questo approccio: un semplice modello img-to-img sul quale viene impiegato però grande controllo sul dataset. Il risultato è un generatore molto affidabile, facile da impiegare per ottenere materiali coerenti con una direzione definita e facilmente integrabili in un sistema.

La vera tesi di questa ricerca è che il controllo stretto sui dataset e sui modelli diventi la vera agency dei nuovi designer, e ciò può avvenire in modo profondo adottando la filosofia degli small data e dell'Algorithmic Intimacy. Gli sviluppi futuri percorrendo questa strada sono sempre più imprevedibili, (e ancora eccitanti). Il risultato di questo

progetto è un generatore relativamente semplice, la cui funzione è stata testata in un progetto di branding tramite l'imposizione di vincoli severi. Tuttavia, progetti come il Multi-Node Shell di Luca Pagan[1] dimostrano come le potenzialità siano sterminate e che i modelli possano accogliere e plasmare input e output a prescindere dalla loro medialità, in una logica everything-to-everything. Nei visual system, questo approccio potrebbe applicarsi a qualunque cosa, il colore di una luce potrebbe essere tradotto in un logo, in una forma, in un sistema di segni, in un racconto. Il rapporto fra input e output è determinato solo dai limiti tecnici e dall'inventiva di chi progetta il sistema.

Le potenzialità pertanto sono sterminate, e questo progetto è solo un punto di partenza, un passo che, mi auguro, faciliti il percorso ad altri futuri progettisti e ricercatori. E se invece l'attitudine di chi legge sarà comunque contraria a questa forma di ibridazione fra design e computer science, la speranza è che piuttosto che adottare un atteggiamento monoliticamente luddista, questa tesi permetta di attuare strategie di resistenza dettate da logica, conoscenza e approfondimento, non dalla cieca paura di essere rimpiazzati.



(07)

CH. 01

AlMomani, H., Fraihat, AlHarbi, J., Abu-Burak, L., Is'haqat, L., AlSharaya, L., Zakariyya, F. 2018, "Parametricism" [PowerPoint slides]. Department of Architecture Engineering, University of Jordan. <https://www.slideshare.net/HaneenFraihat/parametisim>

Bauman, Zygmunt. *Liquid Times: Living in an Age of Uncertainty* (Cambridge: Polity Press, 2007)

Bianconi, Buffi, Filippucci, Vitali. 2019. "Morphological and visual optimization in stadium design: a digital reinterpretation of Luigi Moretti's stadiums." *Architectural Science Review*, November

Boddington, Ruby. 2020. *Studio Moniker on how it's getting harder for small studios to compete with big tech. It'sNiceThat.* <https://www.itsnicethat.com/features/studio-moniker-digital-060520>

Bucci, F., Mulazzani, M., 2000. *Luigi Moretti: Works and Writings*. New York: Princeton Architectural Press.

Davis, Daniel. 2013. "A History of Parametric" <https://www.danieldavis.com/a-history-of-parametric>

Earnshaw, Samuel. 1839. "On the Nature of the Molecular Forces which Regulate the Constitution of the Luminiferous Ether." *Transactions of the Cambridge Philosophical Society* 7: 97-112.

Galanter, Philip. 2003. "What is Generative Art? Complexity Theory as a Context for Art Theory."

Leslie, John. 1821. *Geometrical Analysis and Geometry of Curve Lines*. Second edition. Edinburgh: W. & C. Tait.

Manovich, L., 2022 *Seven Arguments about AI Images and Generative Media in Artificial Aesthetics: A Critical Guide to AI, Media and Design* a cura di Manovich, L, Arielli, E., [manovich.net, http://manovich.net/index.php/projects/artificial-aesthetics](http://manovich.net/index.php/projects/artificial-aesthetics)

Maurer, L., Paulus, E., Puckey, J., Wouters, R. 2008. "Conditional Design Manifesto", <https://www.conditionaldesign.org/manifesto/>

McCormack, J., Bown, O., Dorin, A., McCabe, J., Monro, G., Whitelaw, M. 2014. "Ten Questions

Concerning Generative Computer Art", *Leonardo*, Vol. 47, No. 2 (2014), pp. 135-141 (7 pages)

Moretti, Luigi. 1952. "Struttura Come Forma." *Spazio* 6 (III): 21-30, e 110. Moretti, Luigi. 1960. *Mostra Di Architettura Parametrica e Di Ricerca Matematica e Operativa Nell'urbanistica*: Milano, Palazzo Dell'arte Settembre-Ottobre, 1960. Roma: I.R.M.O.U.

Moretti, Luigi. 1971. "Ricerca Matematica in Architettura e Urbanistica." *Moebius* IV no. 1, 30-53. Republished in: Federico Bucci e Marco Mulazzani. 2000. *Luigi Moretti: Works and Writings*. New York: Princeton Architectural Press. Le citazioni si riferiscono all'edizione del 2000

Stiles, Robert. 2006. "Aggregation Strategies." Masters dissertation, University of Bath

Sutherland, Ivan. 1963. "Sketchpad: A Man-Machine Graphical Communication System." PhD dissertation, Massachusetts Institute of Technology.

CH. 02

Boddington, R., 2022, *Tradition and technology combine in a book of fully AI-generated Irish poems and imagery, It's Nice That*, <https://www.itsnicethat.com/articles/oscar-torrans-kristian-glenn-machine-learning-irish-poetry-publication-110122>

Chollet, F., 2020, *Deep Learning: perché proprio ora e perché con Python*. <https://www.apogonline.com/articoli/deep-learning-perche-proprio-ora-e-perche-con-python-francois-chollet/>

Crawford, K., Joler, V., 2018, *Anatomy of an AI System*, <https://anatomyof.ai>

D'Abbraccio, F., Facchetti, A. 2021, *AI & Conflicts*

De Spiegeleire, S., Maas, M., Sweijs, T., 2017, *What is Artificial Intelligence? from Artificial Intelligence and the Future of Defense: Strategic Implication for Small and medium-sized force providers*, pp. 25-42

Finn, E., 2017, *What algorithms want: imagination in the age of computing*, Cambridge (Mass.); MIT Press

Gulli, A., Kapoor, A., Pal, S. 2019, Deep Learning with TensorFlow 2 and Keras

Hallinan, B., & Striplhas, T. (2016). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. *New Media & Society*, 18(1), 117–137. <https://doi.org/10.1177/1461444814538646>

Hutter, S., Legg, M. 2007, Universal Intelligence: A Definition of Machine Intelligence

Hutter, S., Legg, M. 2007, A Collection of Definitions of Intelligence

Jullien, F. (2018), L'identità culturale non esiste, Einaudi

Lopez-Garcia, P., Onieva, E., Osaba, E., Masegosa, A.D., Perillos, A., 2016, GACE: A meta-heuristic based in the hybridization of Genetic Algorithms and Cross Entropy methods for continuous optimization, *Expert Systems with Applications*, Volume 55, Pages 508-519

Maheri, A., Jalili, S., Hosseinzadeh, Y., Khani, R., Miryayavi, M., 2021, A comprehensive survey on cultural algorithms, *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 62

McQuillan, D., 2018, Manifesto on Algorithmic Humanitarianism, presented at the symposium on 'Reimagining Digital Humanitarianism', Goldsmiths, University of London,

Platone, 370 a.C., Fedro

Reynolds, R. G. (1979). An adaptive computer model of the evolution of agriculture for hunter-gatherers in the valley of Oaxaca, Mexico (Doctoral dissertation, University of Michigan).

Thrift, N., 2004, Remembering the technological unconscious by foregrounding knowledges of position, in "Environmental and Planning D: Society and Space", vol. 22 (febbraio), n. 1, pp. 175-190

Yudkowsky, E. 2008. Artificial Intelligence as a Positive and Negative Factor in Global Risk. In *Global Catastrophic Risks*, edited by Nick Bostrom and Milan M. Ćirković, 308–345. New York: Oxford University Press.

CH. 03

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 610–623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>

Casarotto, M., 2023, Intelligence on Demand, [Tesi magistrale di consolidamento, Politecnico di Milano], politesi.polimi.it

Crespo, S., 2022, AI-Generated Creatures That Stretch the Boundaries of Imagination [Video], TED Conferences, <https://www.youtube.com/watch?v=8OLCWXh4FfM>

Engel, J., 2019, <https://magenta.tensorflow.org/gansynth>

Gjoka, D., 2022, CROSSLUCID in an interview: meet the artistic duo from Berlin, Red Eye, <https://red-eye.world/c/meet-the-creative-duo-crosslucid-into-web3>

Greenberger, A., 2023, Artist Wins Photography Contest After Submitting AI-Generated Image, Then Forfeits Prize, *Artnews*. <https://www.artnews.com/art-news/news/ai-generated-image-world-photography-organization-contest-artist-declines-award-1234664549/>

Li, C., 2021, CROSSLUCID collaborate with AI to visualise the mysterious life forms of the future, *British Journal of Photography*, <https://www.1854.photography/2021/07/crosslucid-collaborate-with-ai-to-visualise-the-mysterious-life-forms-of-the-future/>

Mansimov, E. et al., 2016, Generating Images From Captions With Attention.

Murphy, Z., L., 2020, Discovering AI's Elusive Worlds And Coding New Paths With Daniel Wenzel, Type01 <https://type-01.com/discovering-ais-elusive-worlds-and-coding-new-paths-with-daniel-wenzel/>

Oio.studio ltd, 2021, *The next product you buy will be designed by a machine*, <https://oio.store/>

Paez, D., This Person Does Not Exist' Creator Reveals His Site's Creepy Origin Story, *Inverse*, 2019, <https://www.inverse.com/article/53414-this-person-does-not-exist-creator-interview>

Pasini, M., 2019, Synthesizing Audio with Generative Adversarial Network, *Towards Data Science* <https://towardsdatascience.com/synthesizing-audio-with-generative-adversarial-networks-8e0308184edd>

Pieters, R., Wingers, S., 2016, Creative AI: On the Democratization & Escalation of Creativity, *Medium*, <https://medium.com/@creativeai/creativeai-9d4b2346faf3>

Turing, A., 1950, Computing Machinery and Intelligence, *Mind*

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need (arXiv:1706.03762). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>

Wadhvani, D., 2023, Adobe Firefly porta l'intelligenza artificiale generativa nel Creative Cloud, *Adobe Blog*, <https://blog.adobe.com/it/publish/2023/03/21/adobe-intelligenza-artificiale-creative-cloud>

Wang, P., 2018, This Person Doesn't Exist, <https://this-person-does-not-exist.com/en>

Weinreich, C., 2020, Automated Type Design. Artificial intelligence & type design, *Slanted*. <https://www.slanted.de/automated-type-design/>

West, J., Bergstrom, C., 2019, Which face is real <https://www.whichfaceisreal.com/about.html>

CH. 04

Altman, S. (2023, marzo 25). Sam Altman: OpenAI CEO on GPT-4, ChatGPT, and the Future of AI | Lex Fridman Podcast #367 (Lex Fridman) [Intervista]. https://www.youtube.com/watch?v=L_Guz73e6fw

Felsing, U., 2009, *Dynamic Identities in Cultural Public Contexts*, Lars Müller Publishers, Baden/Svizzera.

Gerstner, K., 2007, as cited in Felsing, U., 2009, *Dynamic Identities in Cultural Public Contexts*, Lars Müller Publishers, Baden/Svizzera.

Gerstner, K. (2019). *Karl Gerstner: Designing Programmes: Programme as typeface, typography, picture, method*. Lars Muller.

Hubner, P., 2022, *New Stories. Future Aesthetics. Generative design for brands and agencies • innovative storytelling • a method and strategy*. <https://www.patrik-huebner.com/method/>

Jenkins, H., Ford, S., Green, J., 2013. *Spreadable media : creating value and meaning in a networked culture*. New York ; London :New York University Press,

Neville, D., 2011, *Casa de Musica - Contingent Solutions*, *Nevolution* <https://nevolution.typepad.com/theories/2011/03/casa-de-musica-contingent-solutions.html>

Sagmeister, Stefan. 2010, *The Power of Time off*, TED <https://www.youtube.com/watch?v=MNUOmTQdFjA>

Wenzel, D., as cited in Ibrahim, A., 2022, *Machine Learning: Are designers even needed anymore?, It's Nice That* <https://www.itsnicethat.com/features/machine-learning-are-designers-even-needed-anymore-richard-turley-guest-edit-graphic-design-170822>

CH. 05 — 06

Schultz, D., 2021, *Training Configurations*, <https://github.com/dvschultz/stylegan3/blob/main/docs/configs.md>

Arielli, E., Manovich, L., 2022, *Ai Aesthetics and the Anthropocentric Myth of creativity*, <http://manovich.net/index.php/projects/tag:Article>

Manovich, L., 2022, *AI and Myths of Creativity in Artificial Aesthetics: A Critical Guide to AI, Media and Design a cura di Manovich, L, Arielli, E., manovich.net*, <http://manovich.net/index.php/projects/artificial-aesthetics>

Tesler, L. 1970. *Tesler's Theorem*

Davis, M. 2018, *Introduction to Design Futures, AIGA Design Futures Trends*, <https://www.aiga.org/sites/default/files/2021-02/introduction-to-design-futures.pdf>

7.2.

Fig. 01 p. 22	Luigi Moretti. Stadio Parametrico.
Fig. 02 p. 23	Luigi Moretti. Stadio Parametrico, Curve di equiappetibilità dello spazio
Fig. 03 a-b p. 26 - 27	Antoni Gaudì. Modello a catenarie per la realizzazione della Colonia Guell
Fig. 04 - 06 p. 28 - 29	Ivan Sutherland all'opera con Sketchpad
Fig. 07 p. 30	Perlin Noise. Generato tramite algoritmi rule-based.
Fig. 08 - 11 p. 33,35	Running with the beast. Roel Wouters, scatti del processo
Fig. 12 -13 p. 36-37	Running with the beast. Roel Wouters, materiali prodotti.
Fig. 14 p. 38	Ryoji Ikeda. Path of Light.
Fig. 15 - 19 p. 42 -45	Conditional Design. Books, Nodes and Edges
Fig. 20 p. 46	Ryoji Ikeda. Path of Light.
Fig. 21 p. 49	Autoprodotta
Fig. 22 p. 52	Leonardo Da Vinci. L'uomo Vitruviano
Fig. 23 -24 p. 55 -57	Autoprodotta
Fig. 25 p. 63	Tristan Harris by Olaf Becker
Fig. 26 p. 69	Kate Crawford & Vladan Joler. Anatomy of an AI System.
Fig. 27 - 29 p. 72 - 73	Oscar Torrans & Kristian Glenn. Machine Learning Irish Poetry.
Fig. 30 p. 74	Autoprodotta
Fig. 31 p.79	Falsari umani. Wolfgang Beltracchi, Quadro rosso con cavalli, Attribuito a Heinrich Campendonk.
Fig. 32 - 33 p. 80 - 82	Autoprodotta

INDICE DELLE FIGURE

Fig. 34 -39 p. 84 -86	Philip Wang. This Person Doesn't Exist. Immagini generate tramite GAN.	Fig. 74 - 76 p. 148 - 150	Autoprodotta.
Fig. 40 p. 88	Sofia Crespo. Neural Zoo	Fig. 77 p. 152	Pieter Paul Rubens. Prometheus Bound.
Fig. 41 - 42 p. 92	CROSSLUCID. Stills from Landscapes	Fig. 78 p. 173	Autoprodotta. Primi campioni artificiali.
Fig. 43-44 p. 93	CROSSLUCID, from Dwellers Between The Waters	Fig. 79 - 84 p. 174 - 179	Autoprodotta. Campioni artificiali definitivi.
Fig. 45 - 46 p. 94 - 95	Sofia Crespo. Neural Zoo	Fig. 85 - 86 p. 180 - 181	Autoprodotta. Identità generativa applicata.
Fig. 47 -51 p. 96 -97	Daniel Wenzel. Machine Learning generated Fonts	Fig. 87 - 88 p. 183	Lorem. Stills dal video per Heliot Emil alla Paris Fashion Week Runway 22-23
Fig. 52 - 57 p. 100 - 105	OIO Studio, Spawns. Artisanal Intelligence. Machine Learning generated spoons.	Fig. 89 - 90 p. 184 -185	Lorem & Acre. Stills dal video presentato al White Hotel di Manchester in occasione del Thee Birth.
Fig. 58 p. 106	Logo by OpenAI	Fig. 91 p. 193	Tabella da US Bureau of Labor Statistics Projections for Employment.
Fig. 59 p. 108	Jason Allen, Théâtre d'Opéra Spatial		
Fig. 60 p. 109	Boris Eldagsen, The Electrician		
Fig. 61 p. 111	Autoprodotta		
Fig. 62 p. 116	Koloman Moser. Wiener Werkstätte, corporate identity.		
Fig. 63 - 64 p. 120 - 121	Autoprodotta		
Fig. 65 - 66 p. 123 - 124	Monotype, Design Bridge and Partners. Corporate identity for Evri.		
Fig. 67 p. 127	Casa da Musica. Porto.		
Fig. 68 - 70 p. 129 - 131	Stefan Sagmeister. Corporate identity per Casa da Musica.		
Fig. 71 p. 136	Studio Dumbbar/Dept. Corporate identity per Entropy.		
Fig. 72 p. 140	Lorem. Adversarial Feelings, AV + libro sull'interazione uomo - macchina.		
Fig. 73 p.	Glevalex on Adobe Stock. Authentic silver coins of ancient Rome.		

