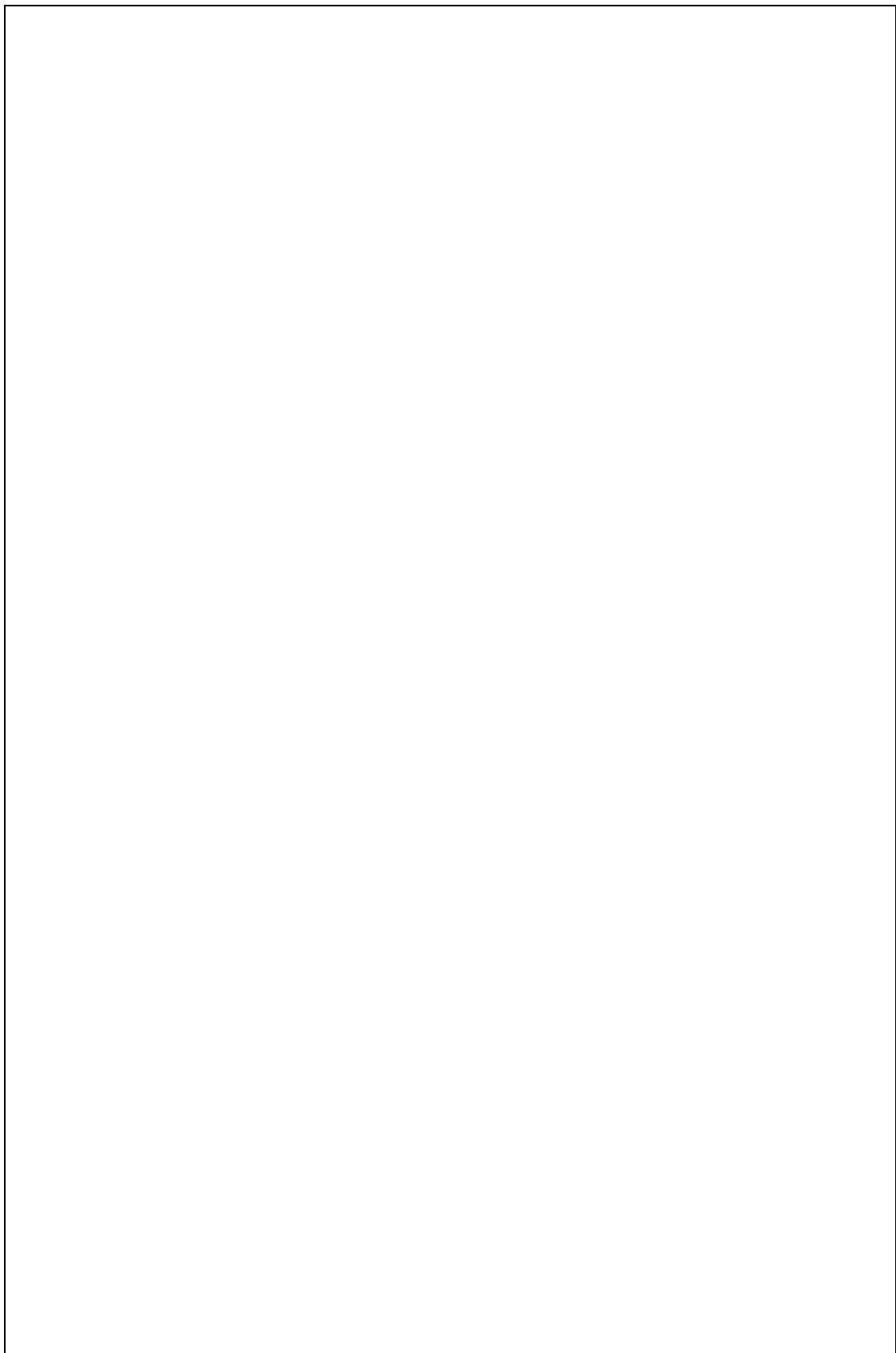


**unicollege
working
papers**

**Centro
Editoriale
Accademico
unicollege**

ISSN 3035-434X

7-2026

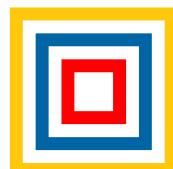


**Centro
Editoriale
Accademico**
únicollage

únicollage
Knowledge
and Experience.

 **International
Council®**

 **Accademia
di Italiano®**

 **Adiuva®**

**Centro
Editoriale
Accademico
únicollège**

Via Bolognese 52

50139 Firenze

<https://www.unicollegessml.it/centro-editoriale-academico/>
cea@unicollegessml.it

Unicollege Working Papers

Collana diretta da Lorenzo Grifone Baglioni

- 1 *Sociogenesi dell'Intelligenza Artificiale*, Andrea D'Angelo.
- 2 *La persona al centro*, Elisa Gallocchio, Barbara Bononi.
- 3 *Le tecniche di traduzione*, Andrea Briselli.
- 4 *Between Profit and Purpose: Brunello Cucinelli and the Ethics of Humanistic Capitalism*, Sofia Morelli.
- 5 *I Diavoli della Bassa Modenese*, Giulia Gentile.
- 6 *I videogiochi violenti e l'apprendimento dell'aggressività*, Alessandra Pace.
- 7 *Anatomia della mente artificiale*, Andrea D'Angelo.

How to cite this paper / Come citare questo saggio:

D'Angelo A. (2026), *Anatomia della mente artificiale*,
“Unicollage Working Papers”, 2, 7, 7-29.

Unicollege Working Papers

Volume 2, Issue 7

Centro Editoriale Accademico - Firenze

ANNO 2026 - ISSN 3035-434X

Andrea D'Angelo

Anatomia della mente artificiale

Abstract: This paper explores the evolution of the ‘dream of the machine’ focusing on Artificial Intelligence. By analyzing the shift from early symbolic logic and Expert Systems to the sub-symbolic architecture of neural networks, the study highlights a fundamental paradigm shift: the transition from machines as rigid calculators to systems capable of autonomous learning via backpropagation. Through a technical and philosophical examination of the perceptron, the paper argues that contemporary craftsmanship aims not merely to build complex tools, but to foster ‘artificial animals’. This evolution redefines the human-AI relationship as an ecological and ‘parental’ bond, shifting the role of the engineer from programmer to breeder.

Keywords: Artificial Intelligence, Logical Mechanicism, Symbolic and Sub-Symbolic Systems, Backpropagation, Ethology of the Artificial.

Contributor: Graduated in Theoretical Philosophy (BA) and Logic, Philosophy and History of Science (MA), Subject Expert in Sociology of Change, Course Teacher of Philosophy of Mind and Artificial Intelligence and its implementation in education at Unicollage SSML <andrea.dangelo@adiuva.it>.

1. Il sogno della Macchina

È curioso pensare che, benché spesso si approcci la questione di automi semoventi, macchine senzienti e forme di vita artificiale come voli più o

meno pindarici di una mente ambiziosa e moderna, queste siano invece immagini di concetti tanto vecchi da costituire dei *topos* letterari e mitologici quasi da manuale. Dai servitori d'oro di Efesto al danzatore artificiale di Yan Shi, passando per i karakuri ningyō della tradizione giapponese o i golem di quella ebraica, l'idea di oggetti in grado di simulare un'anima senziente attraversa pressoché tutte le ere e i continenti.

Tolto il senso di meraviglia per la specifica realizzazione del concetto in questo o quel mito, questo o quel racconto, rimane il leggero senso di familiarità per un'immagine vaga e chiara allo stesso tempo. È come osservare le conclusioni di un ragionamento che non ci si era accorti di dare in qualche modo per scontato. Può darsi che la cosa sia il prodotto di un'implicita stimolazione dell'immaginazione fin dall'infanzia, nata dall'osservazione di oggetti semoventi appositamente creati per stupire¹ – o magari per i bambini, maestri nell'antropomorfizzazione e nell'animismo infantile. L'approdo a forme di vita costruite da mani umane potrebbe configurare una deduzione logica tutt'altro che sconclusionata, un immaginario con-

¹ Basti pensare alle trottola o alle marionette, oggetti con migliaia di anni di storia multiculturale alle spalle.

diviso, taciuto, ma presente. E se da un lato il confine tra l'inanimato e l'animato sembra presentare un ponte gettato dall'immaginazione, dall'altro lato nella storia la razionalità ha a più riprese cercato di collegare il mentale e il meccanico, approcciandone e spiegandone il funzionamento nell'ottica di una sequenza meccanicistica di piccoli passi.

2. Il pensiero come Meccanismo

La base del corretto ragionare, già teorizzata da Aristotele (384-322 a.C.) con l'invenzione della logica, prende la strada di un lungo e non lineare processo di semplificazione e di riduzione all'osso della composizione di proposizioni e unità logiche autonome. L'idea era che la semplice applicazione di determinate regole di composizione non potesse che, partendo da affermazioni vere, condurre a conclusioni altrettanto vere. È una proceduralizzazione asettica del pensiero, a questi livelli ancora ingenua e parziale – se si vuole – ma nondimeno cova i semi di una pretesa, quella di poter ingabbiare l'intero mondo del pensare razionale, spesso ancora oggi considerata la forma di pensiero più alta, dentro la cornice della necessità. Se da un lato le culture immaginavano macchine animate, dall'altro si cercava di ridurre l'anima a un

qualche complesso processo meccanico. Il problema, si pensava, era solo fornire le giuste ipotesi di partenza, la necessità avrebbe fatto il resto.

È un calcolo brutale, di rigore matematico², che però a un primo stadio possiede ancora un'anima fortemente umana, tutta spesa nel riconoscimento del vero. La semplice regola di applicazione di una relazione logica non può infatti dirci nulla sull'entità manipolata, così come il riconoscere la correttezza del sillogismo “Se il cielo è rosso, è il tramonto, ma il cielo è rosso; quindi, è il tramonto” non equivale ad alzare gli occhi verso l'alto. L'esperienza umana è a questo livello ancora il discriminante fondamentale nell'unicità del suo ruolo di arbitro del contesto. Arbitro sia in quanto unico a poter decidere la verità delle affermazioni date in pasto al Meccanismo (e come potrebbe dopotutto sapere se il cielo è davvero rosso in questo momento?) e più ancora in quanto primo interprete della maglia semantica nella quale farlo crescere (il cielo è rosso solo al tramonto? E dell'alba cosa ne accade? Occorrono maggiori indicazioni: chi decide quante e quali?).

² E infatti non poco si interrogheranno i matematici sulla relazione tra la matematica e la logica e quale delle due sia la madre dell'altra.

Questo è un nodo tematico cruciale, non sempre palese, ma che ciononostante è stato costantemente sotteso all'interno di tutti gli approcci matematicizzanti del razionale. Appresa l'arte della manipolazione, meccanica prima digitale poi, di enti logici, ci si è trovati davanti un potente pallottoliere, che tuttavia non sembrava in grado di scalzare l'uomo dal suo tradizionale ruolo di arbitro del razionale. La chiave dell'intelligenza non sta tutta nell'abilità di applicare regole di composizione, ma nello sforzo produttivo di una deduzione e prima ancora di una decisione. “Per cosa stanno” le entità che ho imparato a manipolare? A cosa riferiscono? Decidere di segmentare semanticamente il mondo in questo o quel modo può influire considerevolmente sulle conclusioni dei propri ragionamenti.

Difficilmente attribuiremmo un'intelligenza a una calcolatrice per quanto veloce e precisa possa essere – e infatti storicamente non lo si è fatto – perché sappiamo benissimo che nel fare di conto essa non abbia la minima concezione di cosa stia maneggiando. Il numero binario 00101 se sommato a 01100 dà come binario il numero 10001: la cosa è ottenuta meccanicamente tramite

l'applicazione di regole di combinazione³ e senza che le entità di input od output siano inquadrata all'interno di una rete semantica significativa per l'operatore.

Quest'ultimo potrebbe quindi star addizionando due numeri, calcolando la prossima mossa in una partita di scacchi o elaborando le coordinate di schianto di una testata missilistica, indifferentemente. La cosa rilevante è che la regola sia applicata correttamente. Si giunge a un'ironica e paradossale condizione: se si parte dall'idea di razionalità come massima espressione dell'intelligenza e la si declina come asettica applicazione di regole di deduzione corrette, si giunge alla teorizzazione e realizzazione di calcolatori estremamente potenti ai quali tuttavia sembra mancare ancora il fulcro davvero rilevante per il raggiungimento di una vera intelligenza. Il problema è reale o percettivo?

Storicamente, uno dei filoni di maggior successo delle ricerche sull'Intelligenza Artificiale è stato quello dei Sistemi Esperti: complessi computeri linguistici in grado di dedurre lo stato di salute di un paziente, la struttura chimica di una molecola o portare avanti una conversazione con un utente (D'Angelo 2025). Questo avveniva tramite

³ Nello specifico, per somma in colonna: $0+0=0$; $0+1=1$; $1+0=1$; $1+1=10$.

applicazione di regole di inferenza (deterministiche in un primo momento, statistiche successivamente) fornite da un esperto della specifica disciplina di applicazione (da cui il nome) nella forma “SE Premessa DEDUCI Conseguenza”. Umana la stesura delle regole di deduzione, umano l’inserimento delle premesse, meccanico il collegamento fra i due e la personalizzazione dell’output.

Sebbene nella procedura di calcolo i Sistemi Esperti facessero uso di strumenti matematici avanzati, euristiche di selezione dei ragionamenti più efficienti, sistemi di prioritizzazione degli input o degli output e potessero arrivare a gestire output di natura probabilistica la loro natura non differiva nella logica da quella di una calcolatrice particolarmente complessa. Non erano presenti di norma sistemi di autoapprendimento efficienti e ciò portava la macchina a raggiungere, nel migliore dei casi, gli stessi risultati dell’esperto che la programmava. Non andava oltre l’accostamento razionale di entità logiche impartito dall’alto e tuttavia storicamente i Sistemi Esperti sono stati catalogati come forme di IA, laddove simile riconoscimento alle calcolatrici non è mai stato preso in considerazione. Perché? La chiave è, io credo, la qualità della manipolazione del Linguaggio Naturale: l’inserimento degli input sotto la forma della

comunicazione che riconosciamo come nostra permette l'ascrizione dell'intero meccanismo di deduzione a strutture e procedure sulle quali operiamo un'analogia con la nostra mente.

Sebbene la macchina continuasse a operare con la stessa logica di indifferenza alla semantica degli enti logici manipolata, era comunque percepita come una simulazione dell'Intelligenza: era Intelligenza in quanto sembrava parlare la nostra lingua. Sembrava, ma senza farlo davvero e questo finiva per originare il principale problema dei Sistemi Esperti: la loro inefficiente scalabilità. Costruiti come alberi di deduzioni calati dall'alto e innestati gli uni sugli altri, non erano in grado di ricavare autonomamente leggi comportamentali da autoimporsi. Il loro funzionamento operava su sequenze di "Se $x_1 \dots x_n$ allora y " e al crescere delle x potenziali l'albero delle possibilità da dedurre si divaricava esponenzialmente. L'idea che un esperto potesse programmare per tutti i possibili output divenne ben presto irrealistica.

3. Il sogno della Macchina

L'altro fecondo filone di ricerca, quello dei Sistemi subsimbolici, si mosse su presupposti differenti: insegnare a una macchina a riconoscere

l'esistenza di pattern di correlazione statistica (Costa 2024; Ekundayo, Ezugwu 2025; Schmidhuber 2015). L'ispirazione veniva dal funzionamento cellulare dell'elaboratore più efficiente e potente conosciuto, il cervello umano. Basato su una intricata geografia di interconnessioni, il cervello presenta oltre 85 miliardi di piccoli nodi di elaborazione elementare, i neuroni. Ognuno di essi è composto da un nucleo di elaborazione degli input (soma), un assone che veicola la scarica elettrica di output e dei punti di connessione (bottoni sinaptici) sulle sue ramificazioni terminali attraverso i quali scaricare il segnale elettrico verso i recettori dei nuclei degli altri neuroni (dendriti).

Il suo funzionamento basilare, per ciò che concerneva una sua schematizzazione operativa, era da assimilare a quella di un operatore logico a input e output binari del tipo “scarica presente”, “scarica assente”. Gli input dei neuroni precedenti possono infatti raggiungere o meno un certo potenziale di attivazione del soma, che a sua volta può reiterare il segnale lungo l'assone e comunicare la sua attivazione ai neuroni ad esso connessi tramite dendriti e bottoni sinaptici. La chiave di volta rimane la forza del segnale che ne può rendere “contagiosa” e operativa la scarica oppure lasciare che l'attivazione neurale non abbia ulteriori

conseguenze. Inoltre, tipologie differenti di neuroni sono in grado di operare sui segnali di ingresso in maniera differente e personalizzata: esistono input che stimolano il neurone a scaricare e input che ne inibiscono invece la scarica, generando innumerevoli combinazioni possibili di sequenze di input-output eccitatori-inibitori in grado di gestire le informazioni con pattern estremamente variabili e personalizzati.

Lo strumento è certamente potentissimo e riposa sull'efficienza delle interazioni dinamiche possibili a partire anche solo da pochi gruppi di neuroni interconnessi. È l'integrazione di questa stretta interconnessione a trasformare un sistema inizialmente binario in un elaboratore di informazioni continue e analogiche. L'informazione, anche di ampia complessità, viene in breve veicolata e manipolata sotto la forma di catene dense di connessioni di poli interdipendenti.

Le prime concettualizzazioni logiche dei neuroni (McCulloch, Pitt 1943) avevano già mostrato il potere di calcolo degli stessi come potenziali realizzatori di operatori logici. Il passo successivo, la formalizzazione algoritmica del loro funzionamento e autoapprendimento (Rosenblatt 1958) ne apriva le porte ad uno studio concreto e

un'applicazione pratica: nasceva il Percettrone, algoritmo matematico di ispirazione biologica in grado di performare calcoli catalogativi di informazioni percettive.

Il neurone artificiale, costruito sulla semplificata falsariga dei neuroni biologici, si compone di un'operazione centrale di somma pesata degli input forniti, sulla quale viene successivamente innestata una funzione di attivazione neurone-specifica appositamente studiata per performare secondo le necessità e le aspettative del programmatore. La chiave di volta del sistema è la capacità dell'algoritmo di valutare gli input forniti, prima della somma, tramite pesi numerici che vanno a gerarchizzare l'importanza dei singoli input per l'output finale.

Il comportamento del neurone riposa quindi per gran parte sulla sensibilità dello stesso per questo o quell'input. È la natura di somma ponderata del neurone a renderlo flessibile ed efficiente. Ciò significa che procedure di valutazione e modifica dei pesi per i vari input da avviarsi dopo ogni elaborazione degli output conducono l'algoritmo a modificare il suo comportamento in modo dinamico e, se la procedura è correttamente studiata e implementata, a migliorare progressivamente la propria efficienza.

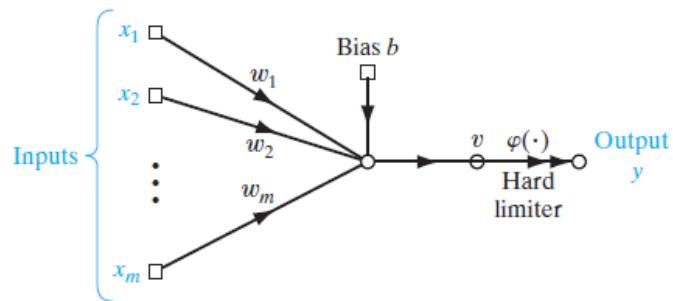


Grafico di flusso del segnale
di un percepitrone classico (Haykin 2008, 48)

Ogni neurone si compone quindi di una serie di input $x_1 \dots x_n$, ciascuno dei quali è pesato con un moltiplicatore $w_1 \dots w_n$. Tutto ciò corrisponde alla capacità del neurone di estrarre e riconoscere informazioni – sotto forma numerica – date dall’ambiente. Alla sommatoria dei valori pesati viene poi applicata una qualche funzione di attivazione, per i percetroni classici la funzione soglia (Hard limiter), che determina l’output del percettrone a seconda del superamento o meno di una certa soglia di attivazione (ϑ), dipendente da un valore di bias (b) intrinseco al singolo neurone⁴.

⁴ Il valore bias è un valore negativo che la somma pesata deve quindi superare affinché il neurone restituisca un numero positivo, sul quale poi innestare la sua funzione di attivazione, classicamente la funzione soglia.

$$v = \sum_i x_i w_i + b$$

Formalizzazione algoritmica del neurone

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq \vartheta \\ 0 & \text{se } v < \vartheta \end{cases}$$

Funzione soglia di output del neurone

Cosa significa questo? Che il neurone artificiale così composto è in grado di inviare un segnale ad output binario qualora gli input che si trova a gestire siano della corretta tipologia, il tutto semplicemente variando il peso dell'importanza dei singoli input e la soglia di attivazione oltre la quale il neurone si attiva. Ad esempio, si supponga di voler insegnare a un neurone artificiale a due input a comportarsi come una porta logica AND e scaricare unicamente se riceve un segnale di attivazione positivo da entrambi gli input. Ipotizziamo gli input anch'essi binari tra 0 e 1. Giacché vogliamo che il neurone si attivi unicamente nel caso in cui entrambi gli input sono positivi, ci troviamo di fronte alla ricerca di un algoritmo con le seguenti caratteristiche:

$$\begin{aligned}x_1 &= 0 * w_1 - b \rightarrow 0 \\x_2 &= 1 * w_2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}x_1 &= 0 * w_1 - b \rightarrow 0 \\x_2 &= 0 * w_2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}x_1 &= 1 * w_1 - b \rightarrow 0 \\x_2 &= 0 * w_2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}x_1 &= 1 * w_1 - b \rightarrow 1 \\x_2 &= 1 * w_2\end{aligned}$$

Caratteristiche dell'algoritmo

La cosa è risolvibile per tentativi, semplicemente provando a sostituire numeri casuali ai due valori peso W e al valore bias B. La soluzione è facilmente trovata, dopo poche iterazioni, scegliendo infine entrambi i pesi pari a 2 e il bias pari a 3. Così facendo l'unico modo per l'algoritmo di superare la soglia B è quello di avere entrambi gli input X positivi. È facile vedere come semplicemente scegliendo un bias differente, ad esempio 2, il comportamento dell'algoritmo cambia, passando dall'emulare una porta logica AND a una porta logica OR.

Giocando ulteriormente con pesi e soglie è possibile far distinguere al neurone tra i singoli input, generando così gerarchie e preferenze nella valutazione dei dati che vi vengono forniti. Nell'emulazione delle porte logiche, le reti neurali divengono in grado di processare informazioni in

maniera non dissimile da quelle di un computer, reagendo di conseguenza e seguendo pattern comportamentali che sono, come appare, intrinseci alla loro composizione strutturale. Quella che vanno sviluppando è una sensibilità alle informazioni che le predisponga a mettere in atto riarrangiamenti interni che producano gli output desiderati. È questa a mio avviso la più chiara esemplificazione, sebbene ormai superata, dell'analogia del cervello come computer.

4. Il meccanismo che vede, il meccanismo che pensa?

A questo punto, affinato lo strumento, non rimane che metterlo in pratica – ad esempio, si veda Bengio, LeCun, Hinton (2015). Si assuma ad esempio di voler applicare l'algoritmo al riconoscimento di immagini. Giocando sul fatto che il neurone dipende dagli input $x_1 \dots x_n$, che a loro volta possono veicolare qualunque tipo di informazione, leghiamo la sequenza binaria di x all'attivazione o meno di pixel luminosi su uno schermo 5×5 . Il neurone si troverà dunque ad avere un set di 25 input, dove i prime cinque codificheranno per la prima riga di pixel, i successivi cinque per la seconda e così via. Applicando lo stesso meccanismo ideato per la costruzione della porta logica AND, modifichiamo l'attribuzione di pesi e bias in modo tale

che il neurone si attivi solamente se risultano attivi i pixel ai bordi dello schermo ed ecco che si ottiene un neurone artificiale in grado di riconoscere cornici bidimensionali⁵. Se a questo viene poi affiancato un neurone che con la stessa logica si attiva qualora l'immagine bidimensionale presenti unicamente una riga centrale verticale e un neurone che riconosca una riga centrale orizzontale e si colleghino questi tre neuroni a un quarto che si attivi quando tutti e tre sono attivi, ecco che si otterebbe un rudimentale sistema neurale composto in grado di riconoscere pattern di finestre stilizzate.

Passando da input binari a input più complessi, in grado di veicolare informazione sulla quantità di colore presente in ogni pixel, il neurone può essere in grado di riconoscere pattern più complessi di forme e colori. Ecco, dunque, i prodromi logici di un algoritmo in grado di vedere e non solo. Variando il tipo di input, la stessa tecnologia può essere utilizzata per il riconoscimento di testo scritto o di materiale audio.

⁵ Da notare che l'esempio proposto, pur concettualmente valido, rimane estremamente semplificato e parte dal presupposto che la condizione di partenza di tutti i pixel sia l'essere spento. Infatti, a questo livello il neurone si attiverebbe anche qualora tutti i pixel fossero accesi, essendo stato programmato unicamente a rispondere all'attivazione dei pixel ai bordi dell'immagine. Per requisiti non lineari come "tutti e soli i pixel dei bordi" occorre costruire una rete neurale a più strati.

Il sistema funziona, ma almeno per come presentato qui richiede un grande sforzo di calcolo del programmatore per predisporre i neuroni a comportarsi come richiesto e quindi riconoscere pattern prescelti. Occorrerebbe infatti che ogni singolo neurone fosse appositamente studiato, testando uno a uno i vari pesi interni, finché non fosse trovata la combinazione utile a raggiungere l'obiettivo prefissato. Non è però questo il caso, in quanto l'estrema efficienza delle reti neurali riposa proprio sulla capacità del neurone di adattarsi in maniera autonoma e, per così dire, risalire dagli output agli input.

Come farlo? Se la struttura fondamentale del neurone è quella di una sommatoria di input pesati, la via più efficiente è quella di permettergli di intervenire autonomamente⁶ sul suo personale set di pesi, che andrà modificato dopo ogni attivazione neuronale e in maniera dipendente dall'errore riscontrato: più alta la discordanza tra il risultato ottenuto e quello atteso, maggiore sarà la modifica

⁶ Questo criterio di autonomia non risponde soltanto a logiche di efficienza, ma è divenuto col tempo e con l'aumentare del carico computazionale praticamente una necessità del programmatore. Le reti neurali moderne possono essere composte da decine e decine di strati, migliaia di neuroni e miliardi di parametri ponderati che rendono il controllo manuale della struttura completamente inattuabile.

dei pesi sugli input. Si apre qui il nocciolo della ricerca di efficienza delle reti neurali: inventare meccanismi di calcolo sempre più efficaci per la retropropagazione (backpropagation) dell'errore.

L'obiettivo è concettualmente semplice, partire dall'errore della rete neurale, ovvero lo scarto tra il risultato prodotto e quello atteso, e calcolare tramite appositi algoritmi l'influenza che ogni neurone della rete ha avuto nella produzione di quell'output. Maggiore l'influenza nell'errore, maggiore la correzione dei pesi del neurone individuato: la reiterazione farà il resto. Storicamente, l'applicazione di algoritmi di retropropagazione all'addestramento di reti neurali multistrato fu teorizzata a partire dagli anni Ottanta, dando vita a un filone di ricerca e di affinamento ancora oggi estremamente fecondo (Werbos 1982).

L'efficienza della macchina smette quindi di essere dipendente dalla capacità della stessa di calcolare lungo il percorso indicato dal suo programmatore, ma – per così dire – prende autonomamente le proprie redini, andando a modificare quei nodi di calcolo che producono risultati insoddisfacenti, finché l'output non soddisfi predeterminati standard qualitativi.

Non bisogna tuttavia cadere nell'errore di crederla affrancata dall'intervento umano: come

un robot che modifichi autonomamente il suo baricentro per mantenere il suo equilibrio sulla punta di uno spillo, la rete neurale è strutturata per cercare un equilibrio nelle sue risposte a partire dagli input ambientali ai quali è soggetta. Ciò significa che essa evolve secondo logiche in qualche modo biografiche e che l'ambiente ha un'influenza diretta sulla natura dei suoi comportamenti. La soddisfazione della persona che la interella diventa quindi un fattore determinante del suo funzionamento. Sta quindi ancora agli uomini mantenere il ruolo di arbitro del contesto, giacché sono loro che forniscono i materiali sulla quale la macchina si addestrerà a individuare pattern e sempre loro che premieranno o meno la macchina quando autonomamente individuerà delle categorie interpretative su quei dati.

Si tratteggia così la relazione ecologica Uomo-AI come quasi parentale: il programmatore fornisce alla macchina il suo nutrimento per lo sviluppo autonomo del suo comportamento e l'utente impedisce su questo i suoi criteri di valutazione, senza poter direttamente impattare sugli snodi cognitivi del suo funzionamento, ma direzionandolo indirettamente in ottica pressoché comportamentista.

L'invenzione (e l'affinamento continuo) degli algoritmi di retropropagazione va così a chiudere il cerchio del funzionamento delle reti neurali, avviando un ciclo virtuoso (almeno nelle intenzioni) di iterazioni che fornisce la macchina di una parvenza di autonomia operativa. Nel momento, infatti, in cui la rete neurale inizia ad auto-regolare il suo funzionamento presente sulla base del suo storico di funzionamento passato e degli input ambientali ai quali è soggetta, si avvia la sua nuova natura di animale artificiale, dotato di una propria etologia dipendente dalla sua anatomia logica, dalla sua alimentazione di input e dalla biografia dei suoi comportamenti pregressi.

Da questo momento in poi, la via principale di coordinamento del suo sviluppo sarà intervenire con aggiunte anatomiche accessorie: sulla sua alimentazione, per renderla varia e adatta allo sviluppo che si desidera la macchina attraversi, e sul suo comportamento, per inibire output comportamentali che non si desidera mantenere.

In maniera lenta, ma inesorabile, l'Artificial Intelligence Engineering sconfina in una nuova e suggestiva forma di allevamento dell'artificiale.

Bibliografia

D'Angelo A. (2025), *Sociogenesi dell'Intelligenza Artificiale*, “Unicollge Working Papers”, 1, 1, 5-37.

Bengio Y., LeCun Y., Hinton G. (2015), *Deep learning*, “Nature”, 521, 436-444.

Costa C.J. (2024), *Neural Networks: A Comprehensive Overview of Their History, Development, and Future in AI*, “Organizational Architect and Engineer Journal”, 5, 2, 120-145.

Ekundayo O.S., Ezugwu A.E. (2025), *Deep learning: Historical overview from inception to actualization, models, applications and future trends*, “Applied Soft Computing”, 181, Art. 113378.

Haykin S. (2008), *Neural Networks and Learning Machines*, Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ).

McCulloch W.S., Pitts W. (1943), *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*, “The Bulletin of Mathematical Biophysics”, 5, 4, 115-133.

Rosenblatt F. (1958), *The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain*, “Psychological Review”, 65, 6, 386-408.

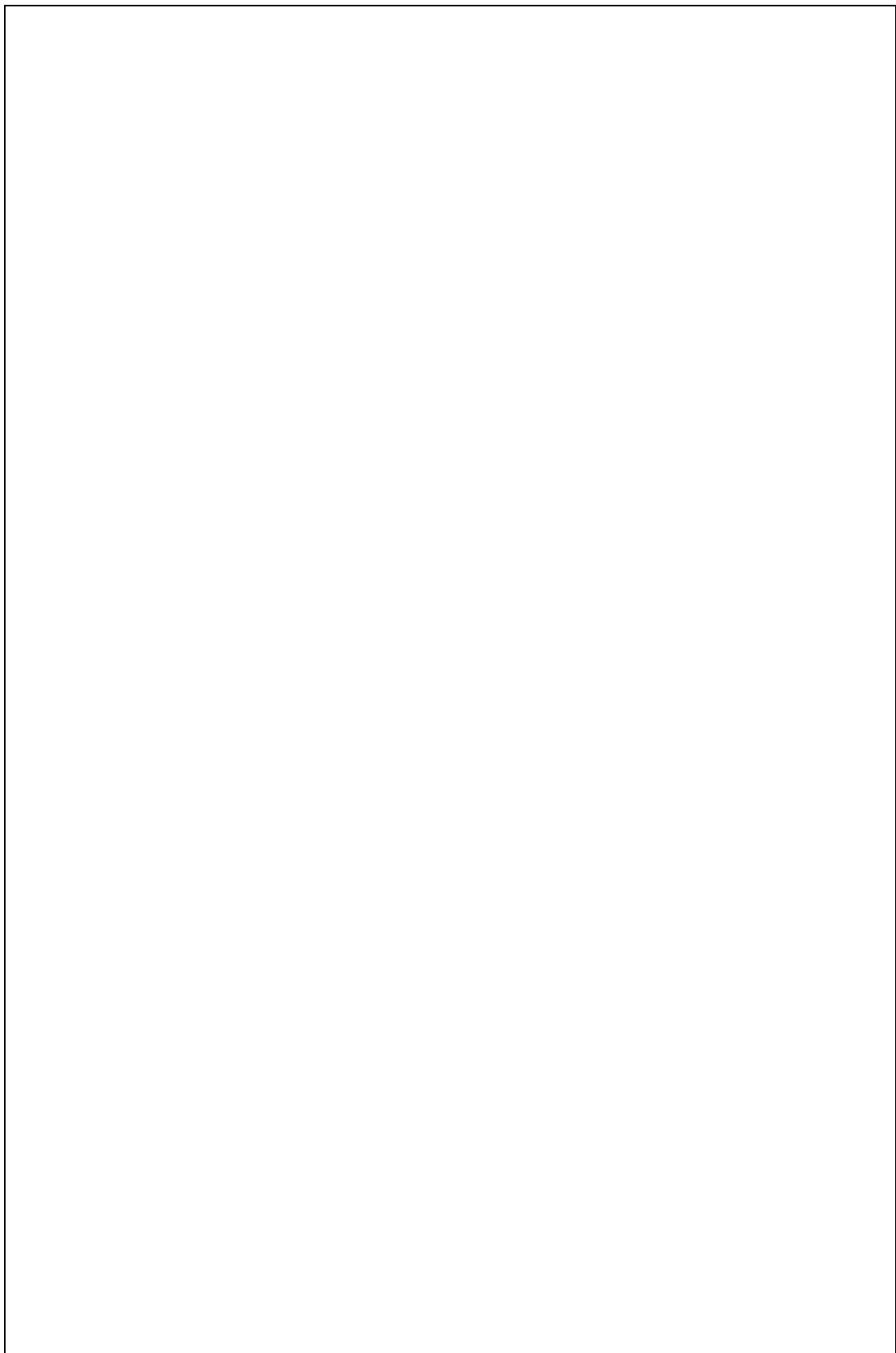
Schmidhuber J. (2015), *Deep Learning in Neural Networks: An Overview*, “Neural Networks”, 61, 85-117.

Werbos P.J. (1982), *Applications of advances in nonlinear sensitivity analysis*, in Drenick R., Kozin F. (eds.), *System Modeling and Optimization. Proceedings of the IFIP Conference*, Springer, Berlin, 762-770.

**Centro
Editoriale
Accademico
únicollage**



Lorenzo Grifone Baglioni è autore del progetto grafico editoriale della collana.



unicollege
working
papers

unicollege