

Intelligenza Artificiale per l'industria

Glossario

Dispensa n°01/2023

A cura

Area Industria, Energia e Innovazione

La Dispensa è stata predisposta da Assolombarda con il coordinamento del Gruppo di Lavoro “Data & Artificial Intelligence” guidato da Giovanni Mocchi, Vicepresidente Zucchetti Group.

I componenti del Gruppo di Lavoro sono: Alberto Filippi (Sopra Steria), Alfio Quarteroni (Politecnico di Milano), Cesare Sironi (A2A Smart City), Daryush Arabnia (Geico Taikisha), Emilio Baselice (Moxoff), Francesca Saraceni (Intellico), Giovanni Bavestrelli (Tenova), Irene Sardellitti (Snam), Marco Barbina (Leonardo), Massimo Chiriatti (Lenovo), Nicola Gatti (Politecnico di Milano), Riccardo Sesini (VHIT), Sara Loi (STMicroelectronics), Vincenzo Manzoni (Tenaris), Walter Aglietti (IBM).

I contenuti della Dispensa sono stati sviluppati da:

Alfio Quarteroni, Professore al Politecnico di Milano e presso l’EPFL (emerito), Presidente e Co-founder di Moxoff

Francesco Regazzoni, Ricercatore al Politecnico di Milano

Per Assolombarda hanno partecipato ai lavori:

Paolo Guazzotti e Viviana Palmieri dell’Area Industria, Energia e Innovazione

Pubblicato: gennaio 2023

Non è consentito riprodurre o trasmettere in tutto o in parte il testo di questa pubblicazione senza preciso consenso scritto

Indice Contenuti

<i>Prefazione</i>	
1. Introduzione	5
2. Analisi di contesto	6
2.1. Il contesto europeo	6
2.2. Il contesto italiano	7
2.3. Il Programma Strategico IA 2022-2024 del Governo italiano	7
3. Concetti chiave dell'intelligenza artificiale	9
3.1. Intelligenza Artificiale (IA)	10
3.2. Machine Learning (ML)	11
3.3. Artificial Neural Networks (ANN)	13
3.4. Dati e fisica – due aspetti complementari	15
3.5. I gemelli digitali (digital twins)	18
4. Il glossario dell'IA	20
5. I domini di applicazione dell'IA in ambito industriale Qualche esempio	28
5.1. Operations	29
5.2. Gestione degli assets	29
5.3. Servizi e finanza	30
5.4. Logistica e organizzazione aziendale	30
5.5. Marketing e vendite	31

Prefazione

Le imprese possono disporre di mezzi e strumenti adeguati a valorizzare la grande base dati che, spesso inconsapevolmente, generano. Quello che generalmente manca, e frena o rischia di far fallire i progetti di innovazione legati all'utilizzo delle tecnologie digitali quali l'intelligenza artificiale, è proprio la consapevolezza di quanto già si disponga, le competenze per produrre delle analisi utili ed efficaci, oltre all'attitudine a voler credere ai dati e alle analisi.

Anche al fine di creare questa consapevolezza nella base Associativa, nell'ambito della delega alla Transizione digitale e Innovazione tecnologica, in Assolombarda è stato costituito un gruppo di lavoro dedicato a "Data & Artificial Intelligence". Ai lavori partecipano uomini e donne di impresa e referenti accademici con l'obiettivo di sviluppare delle linee di attività per raccogliere istanze e priorità delle aziende sul tema, sensibilizzare e condividere le esperienze e le buone pratiche, supportare le imprese in questo cambio di visione. L'ambizione è di stimolare l'adozione di intelligenza artificiale nel sistema produttivo, mirando soprattutto alle PMI, mostrando le potenzialità e le capacità applicative di questa tecnologia.

Questa dispensa, che rappresenta un primo effetto dell'attività in corso, riporta un glossario per orientarsi tra la terminologia e i diversi ambiti che caratterizzano l'intelligenza artificiale, sviluppato per le imprese di Assolombarda dal Prof. Alfio Quarteroni.

La conoscenza della tecnologia e dei suoi impatti nei diversi processi aziendali continua ad essere oggetto di approfondimento da parte del gruppo di lavoro; il Know How generato verrà successivamente condiviso nella comunità delle imprese sviluppando strumenti di supporto all'adozione, in particolare per le PMI.

Enrico Cereda

Vice Presidente Assolombarda
Transizione digitale
e Innovazione tecnologica

Giovanni Mocchi

Coordinatore WG
"Data & Artificial Intelligence"
Assolombarda

1

Introduzione

Con il termine **Intelligenza Artificiale** (IA o, in lingua inglese, AI, Artificial Intelligence) limitiamoci per ora ad intendere l'insieme di modelli numerici, algoritmi e tecnologie che riproducono la percezione, il ragionamento e l'apprendimento umano, nonché l'interazione fra uomo e computer. L'area di ricerca dell'intelligenza artificiale nasce oltre 60 anni fa. Fino ad allora si riteneva che solo gli umani fossero in grado di perseguire obiettivi in totale autonomia e prendere decisioni in merito.

Oggi, si ritiene che l'IA possa contribuire in modo determinante alla trasformazione digitale della società, fornendo opportunità per un maggiore sviluppo tecnologico e l'inserimento di attività analitiche avanzate in tutti i settori sociali e produttivi, in particolare nelle imprese e nella pubblica amministrazione.

Questo documento è rivolto ad un pubblico eterogeneo. Il destinatario di ciascuna sezione è individuato dal colore del testo, secondo la seguente chiave di lettura.

- **Livello base:** per tutti coloro che intendono avvicinarsi al mondo dell'AI.
- **Livello intermedio:** per chi è interessato al funzionamento degli algoritmi di AI.
- **Livello avanzato:** per chi è interessato anche agli aspetti più tecnici e implementativi.

2

Analisi di contesto

2.1. IL CONTESTO EUROPEO

Nell'ultimo decennio, l'industria e la società sono state radicalmente trasformate dalla rivoluzione digitale in corso. In questo contesto, l'UE ha riconosciuto l'IA come un'area di importanza strategica, visto il potenziale del settore di diventare una delle chiavi di successo per lo sviluppo economico futuro dell'Unione.

La Commissione Europea e gli Stati membri hanno presentato un "*Piano coordinato sull'intelligenza artificiale*" – COM (2018) 795 - nel dicembre 2018, con l'obiettivo di massimizzare l'impatto degli investimenti in IA sia a livello europeo che nazionale e rafforzare sinergie e cooperazione tra gli Stati membri. A tal fine, gli Stati membri sono stati fortemente incoraggiati a sviluppare le proprie strategie nazionali di IA come primo passo per raggiungere questi obiettivi. Il Programma Strategico Italiano *Intelligenza Artificiale 2022-2024* del 24 novembre 2021 risponde a tale incoraggiamento.

Per supportare l'attuazione del piano EU che verte intorno ai due programmi Horizon Europe e Digital Europe, la Commissione Europea ha lanciato nel 2019 il progetto "*AI Watch*" per monitorare la capacità industriale, tecnologica e di ricerca, nonché le politiche nazionali degli Stati membri.

La Commissione Europea, nell'aprile 2021, ha inoltre proposto un Regolamento europeo che mira a delineare un quadro giuridico comune ben definito, in grado di valutare il livello di rischio associato ad ogni possibile ambito applicativo dell'IA. L'atto propone inoltre

l'introduzione di un Comitato Europeo per l'IA volto a incoraggiare la cooperazione nazionale e a garantire il rispetto del regolamento.

2.2. IL CONTESTO ITALIANO

L'ecosistema IA italiano possiede un grande potenziale che però non è ancora pienamente sfruttato. Esso è contraddistinto da comunità di ricerca molto attive ma spesso di piccola scala. I principali deficit che vengono riconosciuti in tale ecosistema sono l'insufficiente numero di laureati formati nell'ambito dell'IA, un gap di digitalizzazione delle aziende ancora significativo, e la mancanza di cultura verso l'innovazione. Merita tuttavia di essere osservato come l'Italia sia una delle nazioni con il maggiore tasso di crescita di assunzioni in azienda con skill in IA (*AI hiring index*). Ad esempio, nel 2020, quello dell'AI Engineer è stato il profilo LinkedIn più richiesto tra tutti quelli dell'area ICT in Italia.

L'ecosistema IA è caratterizzato da quattro categorie di attori:

1. la comunità scientifica;
2. i centri di trasferimento tecnologico;
3. i fornitori di tecnologie e soluzioni;
4. gli utenti pubblici e privati (come organizzazioni e aziende).

Le principali aree di intervento (dati dell'Osservatorio sull'IA del Politecnico di Milano, 2021) concernono: Intelligence Data Processing (per il 35% della spesa), Natural Language Processing (18%), Sistemi di Suggerimento (16%), Automazione dei Processi Ripetitivi (RPA) intelligente, Chatbot / Assistenti virtuali e Computer Vision (31%).

Nonostante le aziende Italiane guardino con crescente interesse verso l'IA, i limiti strutturali limitano la loro crescita in questa direzione.

Nel settore pubblico, le potenzialità dell'IA sono fortemente legate al processo di digitalizzazione del Paese. Va comunque osservato che esiste un divario fra offerta di servizi digitali e il loro effettivo utilizzo.

2.3. IL PROGRAMMA STRATEGICO IA 2022-2024 DEL GOVERNO ITALIANO

Il Programma Strategico Intelligenza Artificiale 2022-2024 del 24 novembre 2021 contiene: **5 principi** ispiratori, **6 obiettivi** che indicano le *ambizioni* della strategia italiana, **11 settori prioritari** che indicano *dove* l'Italia intende concentrare gli investimenti, **3 aree di intervento** che indicano *come* il Paese si propone di raggiungere gli obiettivi dichiarati.

- I **5 Principi** che ispirano il Piano Strategico IA sono: 1. L'IA italiana è una IA Europea; 2. L'Italia sarà un polo globale di ricerca e innovazione dell'IA; 3. L'IA italiana sarà antropocentrica, affidabile e sostenibile; 4. Le aziende italiane diventeranno leader nella ricerca, nello sviluppo e nell'innovazione di IA; 5. Le pubbliche amministrazioni italiane governeranno l'IA e governeranno con l'IA.
- I **6 Obiettivi** delineati dal Piano Strategico sono: 1. Rafforzare la ricerca di frontiera nell'IA; 2. Ridurre la frammentazione della ricerca sull'IA; 3. Sviluppare e adottare un'IA antropocentrica e affidabile; 4. Aumentare l'innovazione basata sull'IA e lo

sviluppo della tecnologia di IA; 5. Sviluppare politiche e servizi basati sull'IA nel settore pubblico; 6. Creare, trattenere ed attrarre ricercatori di IA in Italia.

- Gli 11 **Settori Prioritari** a cui si rivolge il Piano Strategico sono: 1. Industria e manifatturiero; 2. Sistema educativo; 3. Agroalimentare; 4. Cultura e turismo; 5. Salute e benessere; 6. Ambiente, infrastrutture e reti; 7. Banche, finanza e assicurazioni; 8. Pubblica amministrazione; 9. Città, aree e comunità intelligenti; 10. Sicurezza nazionale; 11. Tecnologie dell'Informazione.
- Le 3 **Aree di intervento** sono: 1. Talenti e competenze (sviluppo di capitale umano con competenze di IA); 2. Ricerca (iniziative di ricerca incentrate sull'IA sia fondamentale che applicata); 3. Applicazioni (iniziative di innovazione volte ad accelerare l'adozione dell'IA nei settori prioritari e a rafforzare l'ecosistema di produzione della tecnologia IA).

Uno speciale focus di quest'ultima area (le Applicazioni) è posto sulla **modernizzazione della pubblica amministrazione e la modernizzazione delle imprese**. Limitandoci a quest'ultima, questi gli obiettivi specifici del Piano Strategico:

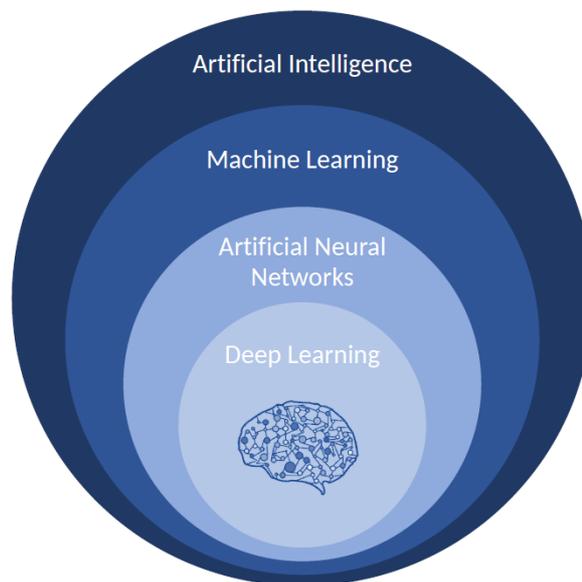
- fare dell'IA un pilastro a supporto della Transizione 4.0;
- sostenere la crescita di spin-off innovativi e start-up;
- promuovere e facilitare le sperimentazioni di tecnologie IA destinate al mercato;
- promuovere campagne di informazione sull'IA per le imprese.

3

Concetti chiave dell'intelligenza artificiale

Prima di definire i termini che caratterizzano l'universo dell'IA, è opportuno definire alcuni concetti fondamentali, come l'IA stessa, il Machine Learning (ML) e i modelli basati sulla fisica. Alcuni concetti chiave e le relazioni che intercorrono fra di essi sono rappresentati in Figura 1.

→ **Figura 1** Stratificazione di alcuni concetti chiave del mondo dell'AI.



Il Deep Learning è ottenuto utilizzando un particolare tipo di Reti Neurali Artificiali, le quali a loro volta sono uno dei tanti modelli di Machine Learning. Quest'ultimo rappresenta una delle strade più promettenti per lo sviluppo dell'AI.

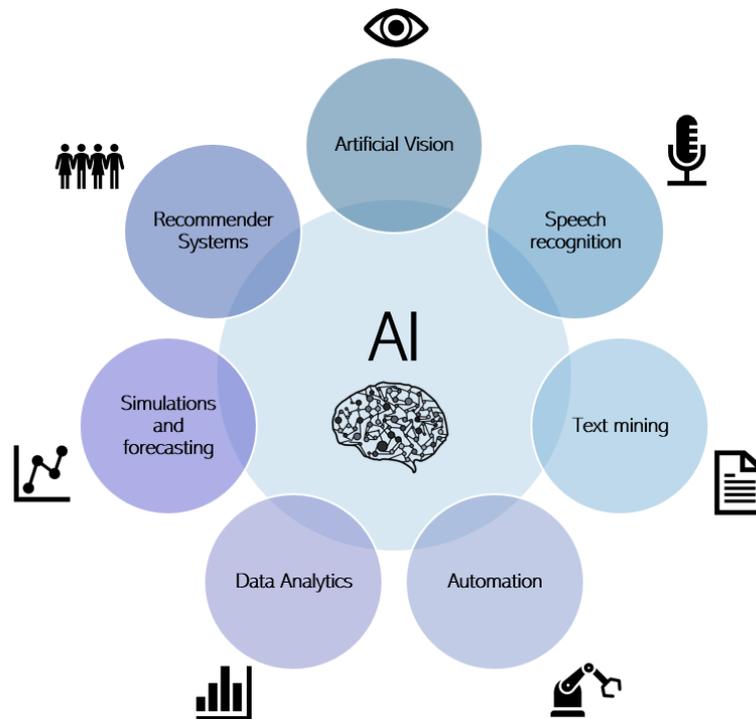
3.1. INTELLIGENZA ARTIFICIALE (IA)

«AI is whatever hasn't been done yet.»

(Larry Tesler, 1970)

È importante innanzitutto osservare che la definizione di AI è variata nel corso degli anni, e ancora oggi non esiste una definizione di IA universalmente riconosciuta. La più diffusa scuola di pensiero considera oggi l'IA come l'insieme di quelle abilità mostrate dai sistemi hardware e software che, a un osservatore umano, possono apparire come pertinenza esclusiva dell'intelligenza umana (o più in generale, animale). Ne consegue che i confini dell'IA non soltanto sono soggettivi (la percezione di cosa sia prerogativa umana dipende da persona a persona), ma variano anche nel tempo e si spostano sempre più in là man mano che nuovi obiettivi vengono raggiunti. Questo aspetto, noto come "AI effect", è stato ben sintetizzato dalla frase dell'informatico statunitense Larry Tesler riportata sopra. Oggi si considerano a tutti gli effetti come domini dell'IA la visione artificiale, il riconoscimento del linguaggio, lo sviluppo di sistemi esperti (si veda Figura 2 per una lista più completa). In conclusione, quando si legge e si scrive di IA bisogna sempre fare attenzione al contesto di utilizzo del termine, e non dimenticare che il concetto stesso di IA è fortemente dibattuto fra scienziati e filosofi.

→ **Figura 2** I principali ambiti applicativi dell'IA.



3.2. MACHINE LEARNING (ML)

«Machine Learning is the field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.»

(Arthur Samuel, 1959)

«A computer program is said to learn from experience E with respect to some task T and some performance measure P if its performance on T , as measured by P , improves with experience E .»

(Tom M. Mitchell, 1997)

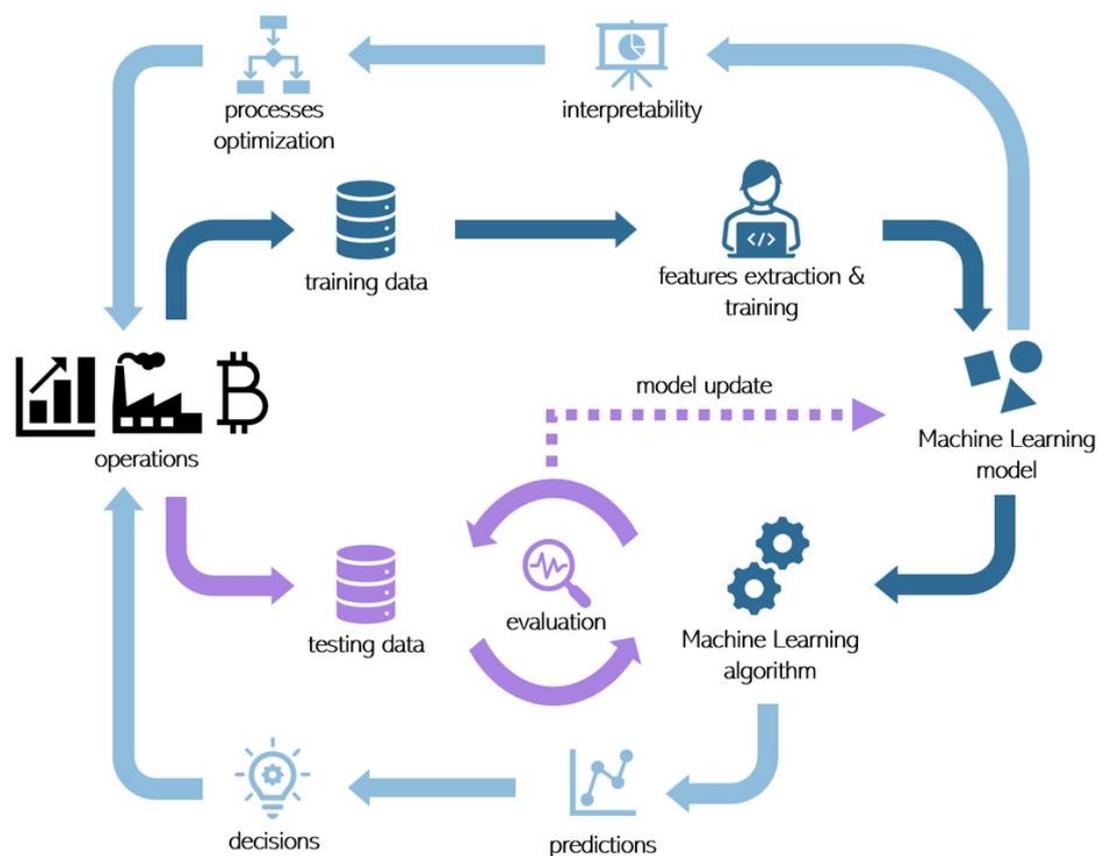
Contrariamente all'IA, il concetto di ML è storicamente stato meglio definito. Con esso si intende lo studio di algoritmi in grado di migliorare in modo automatico le proprie performance attraverso l'esperienza (ossia attraverso l'esposizione a dati). Il ML rappresenta una delle possibili strade verso l'IA, e forse – almeno ad oggi – la più promettente. Uno degli strumenti principali alla base del successo del ML è rappresentato dalle reti neurali artificiali (Artificial Neural Networks, ANN). Le ANN, sviluppate negli anni '60, hanno visto una rapidissima diffusione negli ultimi 15 anni per via dei grandi successi

ottenuti in molti campi dell'IA. Oltre alle ANN, altri importanti modelli di ML sono i Gaussian Processes, le Support Vector Machines e i Decision Trees.

Uno schema di utilizzo paradigmatico del ML in un contesto industriale è mostrato in Figura 3: **Flowchart di utilizzo del ML in ambito industriale**. I processi produttivi vengono monitorati attraverso opportuni sensori e software di raccolta dati. Si genera così un database, in cui sono nascoste una grande quantità di informazioni riguardanti l'azienda e i suoi processi. Questo database viene diviso in due parti: database di *training*, utilizzato per "addestrare" il modello, e database di *testing*, utilizzato per valutarne la bontà ed eventualmente per correggerlo. L'addestramento del modello è un processo che richiede l'intervento di un operatore umano, che definisce la struttura del modello, seleziona le *feature* (ossia le variabili) fornite in input, e ottimizza il processo di training. Una volta addestrato, il modello rappresenta il cuore di algoritmi automatici che possono fornire previsioni ed essere così di supporto per il *decision-making*.

Il modello di ML, molto spesso, è di tipo "black-box", ossia non intelligibile dall'uomo: nonostante le decisioni prese dall'algoritmo siano accurate, esso non fornisce una giustificazione del *perché* abbia fornito una certa risposta. Alcune volte però il modello è (almeno parzialmente) interpretabile. In questi casi, esso permette una comprensione profonda dei processi produttivi, dei loro punti di forza e di debolezza, estraendo conoscenza dall'enorme mole di dati contenuta nel database di *training*. Questo può portare a una maggiore consapevolezza, permettendo di ottimizzare i processi produttivi.

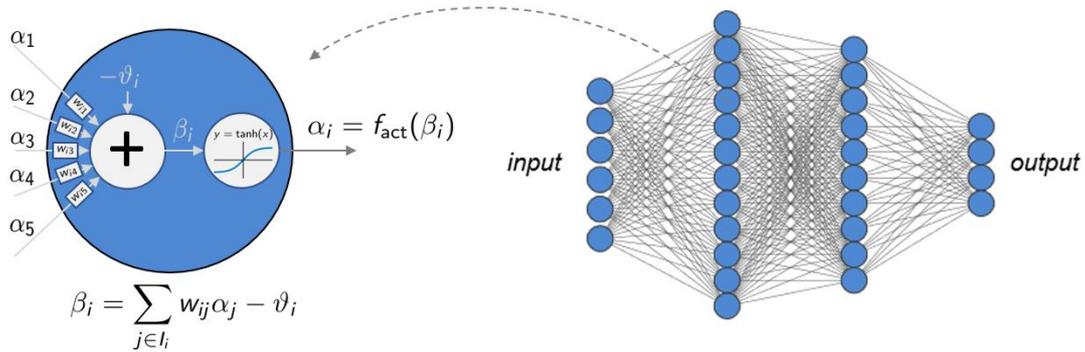
→ **Figura 3** Flowchart di utilizzo del ML in ambito industriale.



3.3. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN)

Consideriamo, come esempio paradigmatico di algoritmo di ML, quello delle ANN. Una ANN è costituita da unità di elaborazione fondamentali (i neuroni artificiali), che eseguono delle operazioni elementari sugli input ricevuti. Queste operazioni consistono nel moltiplicare gli input per dei pesi (weights), sommarli fra di loro e sottrarvi una costante, detta bias. In seguito, il risultato viene processato mediante una funzione non lineare, detta “funzione di attivazione” (spesso di tipo sigmoide, come la tangente iperbolica), a evocazione del comportamento non lineare dei neuroni biologici. Il segnale così elaborato viene poi trasmesso in cascata ad altri neuroni. Nelle maggior parte dei casi, i neuroni sono organizzati in strati (layers). Il primo layer riceve l’input del modello (come, ad esempio, i pixel di una foto) e, dopo averlo trasformato attraverso semplici calcoli, lo passa al layer successivo. Il dato passa dunque attraverso successive trasformazioni, fino a raggiungere il layer finale. I neuroni appartenenti a tale layer forniscono l’output della ANN (come, ad esempio, una descrizione testuale del contenuto della foto). L’architettura di una ANN di esempio, con due layer intermedi, è rappresentata in Figura 4.

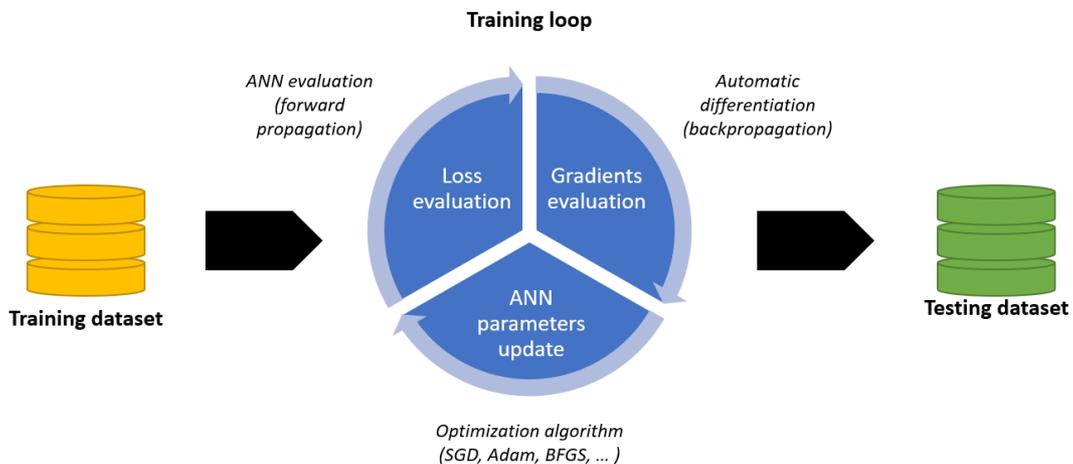
→ **Figura 4** Rappresentazione di una ANN.



A sinistra è rappresentato un neurone artificiale, dove i valori α_1 - α_5 rappresentano gli input del neurone, β_i l'esito della trasformazione affine (moltiplicazione per i pesi w_{ij} e sottrazione del ϑ_i) e α_i l'output del neurone. La funzione di attivazione considerata in figura è la tangente iperbolica (tanh). A destra è rappresentata invece l'intera ANN.

L'output della rete è quindi determinato dall'insieme dei suoi "parametri", costituiti da pesi e *bias*. Quando la rete nasce, i suoi parametri sono assegnati in modo randomico, e randomici saranno dunque anche i suoi output. È possibile però "addestrare" l'ANN, modificando opportunamente i suoi parametri per far sì che i suoi output si avvicinino il più possibile a quelli attesi. Tale operazione, detta *training* è eseguita sfruttando un *dataset* di input, per cui gli output attesi sono noti (*training dataset*). Il training consiste in un processo iterativo di ottimizzazione matematica, mediante il quale i parametri vengono corretti sulla scorta di una funzione obiettivo (loss function), data dalla discrepanza fra output osservati e output appartenenti al training dataset. I processi di training e testing sono riassunti in Figura 5. Con riferimento alla definizione di Mitchell, quando si parla di ANN, l'esperienza E è fornita dal *training dataset*, il task T consiste nel predire gli output in esso contenuti, e la misura P è data dalla *loss function*.

→ **Figura 5** Rappresentazione del processo di *training* e *testing* di una ANN.



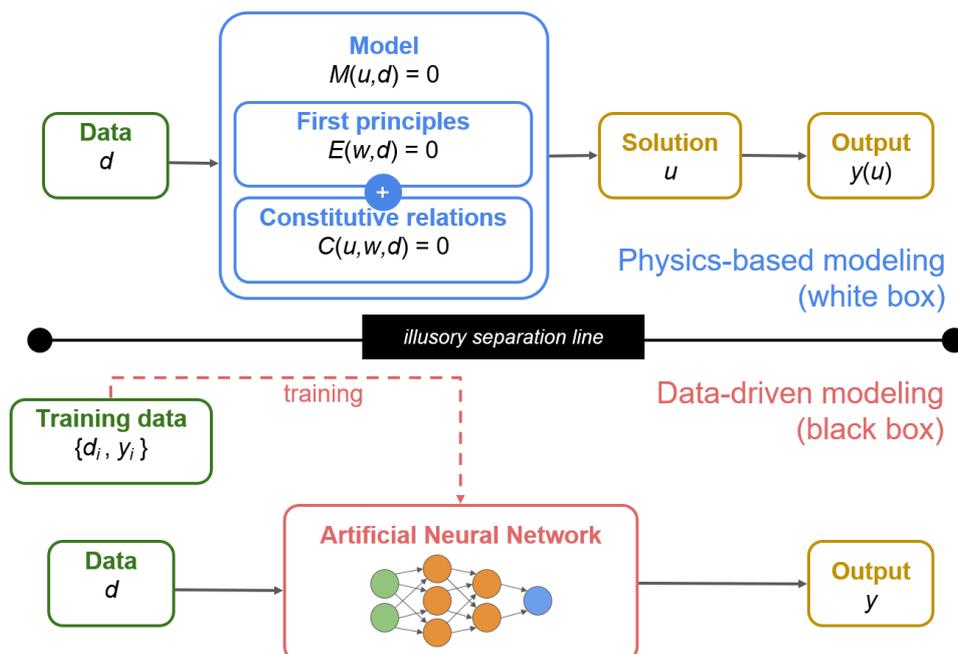
Il training dataset viene utilizzato per addestrare la ANN, mediante un processo iterativo nel quale a ciascun passo viene valutata la *loss function*, vengono calcolati i gradienti rispetto ai parametri, i quali vengono poi aggiornati mediante un opportuno algoritmo di ottimizzazione. Quando l'addestramento è concluso, le performance della rete sono valutate rispetto a un *testing dataset*.

3.4. DATI E FISICA – DUE ASPETTI COMPLEMENTARI

Gli algoritmi di ML permettono, come detto, di fornire risposte senza essere esplicitamente programmati per rispondere a un dato interrogativo, ma apprendendo a farlo in modo autonomo sulla scorta dei dati disponibili. Molte volte, tuttavia, i dati non sono l'unica fonte di informazione di cui si dispone. Oltre ad essi, può essere disponibile una conoscenza della "fisica" del problema, ossia delle leggi (basate su principi primi oppure su osservazioni empiriche) espresse nella forma di relazioni causa-effetto. I modelli di IA, e in particolare di ML, possono beneficiare di questa conoscenza per migliorare la stabilità e l'affidabilità delle proprie risposte.

Quando poi si ha una profonda conoscenza delle leggi che governano un dato fenomeno o processo (naturale, sociale, economico, biologico, fisico, industriale) è possibile costruire modelli basati unicamente sui principi primi. Queste leggi vengono tradotte in opportuni modelli matematici (tipicamente sotto forma di equazioni differenziali), la cui soluzione (eventualmente approssimata) viene ottenuta attraverso software specializzati. Si parla in questi casi di *physics-based models* (modelli basati sulla fisica), in antitesi ai *data-driven models* (modelli basati sui dati), come ad esempio le ANN. Va osservato che qui il termine *fisica* va inteso in senso lato, facendo riferimento a qualunque genere di processo o fenomeno del mondo reale.

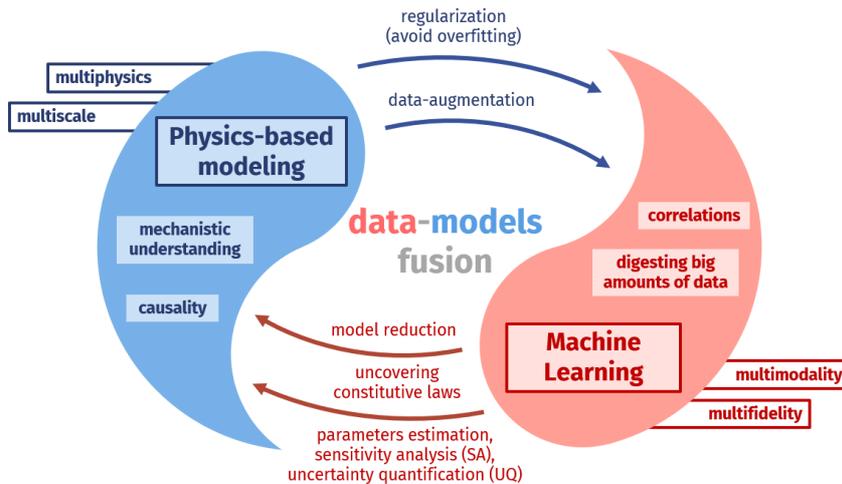
→ **Figura 6** Due approcci modellistici a confronto: modelli basati sulla fisica (in alto) e modelli basati sui dati (in basso).



Mentre i secondi sono delle “black-box”, dal momento che l’algoritmo estrae in modo automatico ma non comprensibile dall’uomo la ricchezza contenuta nei dati, i primi sono delle “white box”, basate su principi primi, conoscenza fisica e comprensione meccanicistica dei processi rappresentati.

L’universo physics-based e quello data-driven, d’altra parte, non sono inconciliabili fra loro (vedi Figura 6). Al contrario, molte interazioni sinergiche sono possibili. In Figura 7 è rappresentata una mappa di possibili contatti fra modellistica guidata dalla fisica e ML. La prima, ad esempio, può regolarizzare i modelli di ML imponendo il soddisfacimento di determinate leggi fisiche, oppure aggiungendo dati generati mediante simulazioni al computer ai dataset esistenti (data augmentation). I metodi data-driven, dal canto loro, possono essere di supporto ai modelli basati sulla fisica generando dei surrogati che ne approssimano gli output in tempo reale, quantificando l’incertezza degli output stessi, oppure supportando l’identificazione dei parametri fisici da cui i modelli dipendono.

→ **Figura 7** Le sinergie fra modelli basati sulla fisica e modelli di ML basati sui dati, per la realizzazione della data-models fusion.

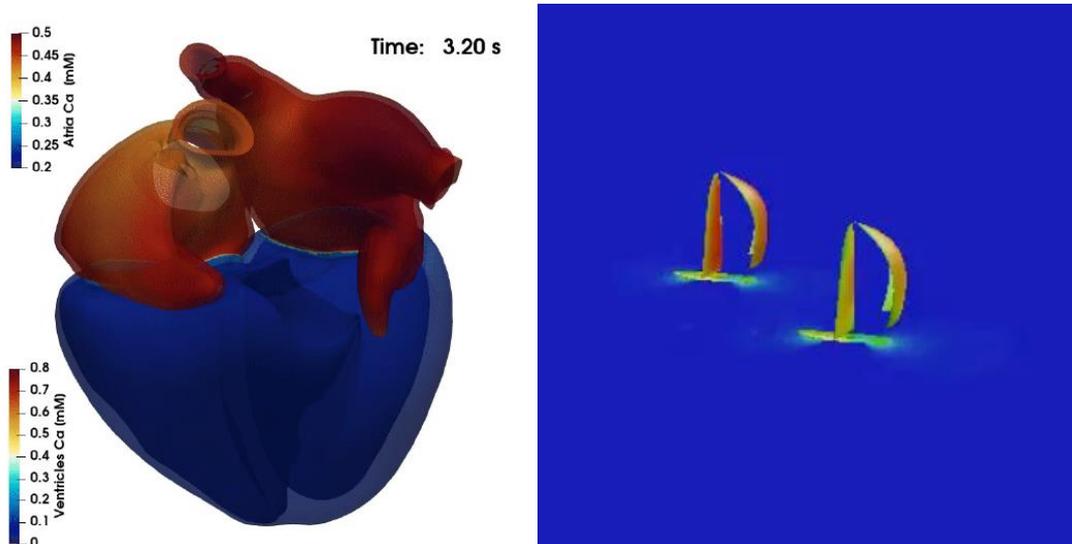


Quando si tratta di decidere se affidarsi ai modelli basati sulla fisica o sui dati, non esiste una risposta univocamente valida. Molto spesso, il punto di ottimo sta nel mezzo: basarsi sulla conoscenza fisica – se disponibile – quando si ha un ragionevole grado di confidenza in essa, e utilizzare i dati disponibili per colmare il *gap* di conoscenza. Tale cooperazione virtuosa prende il nome di *data-models fusion* (vedi Figura 7). Come dire che esperienza (quella espressa dai dati) e teoria (quella codificata dalle leggi fisiche) trovano maggiore efficacia nella loro sintesi. Alcuni esempi di modelli basati sulla fisica o sulla fusione dati e fisica sono rappresentati in Figura 8 e Figura 9.

Un aspetto da tenere sempre a mente, sia che ci si affidi ai modelli fisici che a quelli basati sui dati, è che entrambi sono inevitabilmente caratterizzati da incertezza (di natura

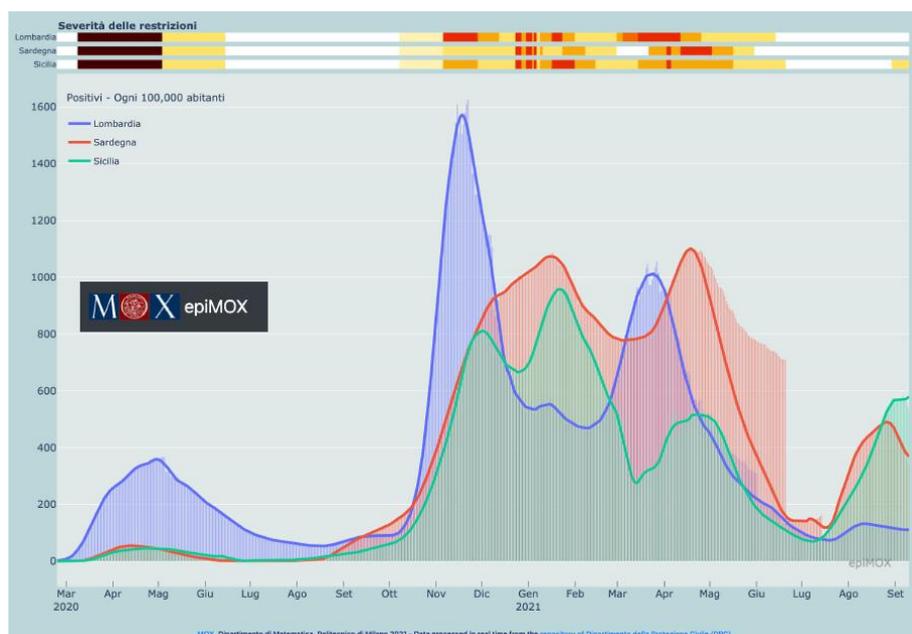
epistemica, di misura o aleatoria). L'insieme delle tecniche che permettono di quantificare e – quando possibile – controllare tale incertezza, costituiscono il campo di studi dell'*Uncertainty Quantification* (UQ). Un'adeguata quantificazione dell'incertezza è fondamentale per un utilizzo affidabile e consapevole dell'IA.

→ **Figura 8** Due esempi di modelli basati sulla fisica.



A sinistra, un modello matematico di un cuore umano, che descrive in una logica multi-scala i processi fisici che concorrono alla funzione cardiaca (dalla biochimica subcellulare, all'elettrofisiologia e alla meccanica dell'organo). A destra, un modello idrodinamico e aerodinamico di un'imbarcazione a vela, in grado di descrivere e quantificare le forze scambiate nelle interazioni scafo-fluido e vela-vento.

→ **Figura 9** Un esempio di modello che coniuga la conoscenza "fisica" del processo con i dati che fluiscono in tempo reale.

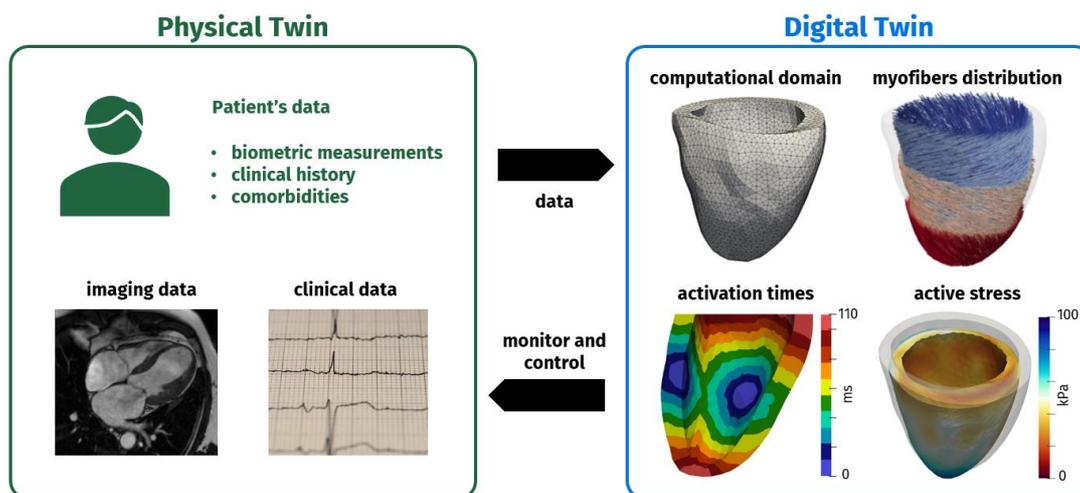


La figura rappresenta una schermata di epiMOX, una piattaforma sviluppata presso il Laboratorio MOX e che permette di visualizzare e analizzare i dati relativi all'evoluzione della pandemia COVID-19 a livello nazionale e regionale, rappresentare indicatori critici ed effettuare previsioni e analisi di scenario sull'evoluzione futura della pandemia (<https://www.epimox.polimi.it/>).

3.5. I GEMELLI DIGITALI (DIGITAL TWINS)

La sempre maggior diffusione dell'IA e dei modelli matematici sta portando all'affermazione del paradigma del *digital twin* (il “gemello digitale”). Citando il AIAA Institute Position Paper 2020, il digital twin è definito come un insieme di costrutti di informazioni virtuali che mimano struttura, contesto e comportamento di un individuo (o un asset fisico), aggiornato dinamicamente grazie ai dati che gli derivano dal suo *physical twin* durante l'intero ciclo di vita e grazie a decisioni informate che generano valore. Elemento caratterizzante del *digital twin* è il dialogo bidirezionale e continuativo con l'entità fisica rappresentata: da una parte, il gemello digitale fornisce informazioni per monitorare e controllare attivamente il gemello fisico, dall'altra le misure prese tramite opportuni sensori aggiornano in tempo reale la rappresentazione interna del gemello digitale, rendendolo una replica sempre più accurata della controparte fisica (vedi Figura 10).

→ **Figura 10** Un esempio di *physical twin* in ambito sanitario.



Nel caso considerato in figura, il “gemello fisico” è rappresentato dal cuore di uno specifico paziente. L'insieme dei dati clinici derivanti dal gemello fisico permette di definire la sua replica digitale, ossia una rappresentazione al computer del cuore o di una sua parte. Le simulazioni al computer effettuate mediante tale gemello digitale forniscono al medico informazioni preziose per la diagnosi e la cura personalizzata del paziente specifico.

Gestire in modo efficiente l'immensa mole di dati che fluisce dagli asset fisici verso le loro repliche virtuali e saperne estrarre conoscenza sono aspetti cruciali per il successo del paradigma del *digital twin*. Tecnologie abilitanti per l'affermazione dei gemelli digitali sono infatti l'Internet of Things (IoT), il cloud computing e i Big Data. La diffusione capillare di queste tecnologie e il costo sempre più basso delle risorse di calcolo e storage sono da

considerarsi fra le ragioni per la recente diffusione dei digital twin nei contesti industriali. Come affermato da Tim Barrett (CEO di CISCO) il XXI secolo può essere definito come l'era degli zettabyte (1 Zettabyte = 10^{21} byte = 1 trilardo di byte, l'equivalente di 36 milioni di anni di video in alta definizione!).

I *digital twin* ricoprono un ruolo fondamentale nel contesto della System-of-Systems Engineering (SoSE), l'insieme delle metodologie che permettono di integrare sistemi disegnati per scopi isolati in un unico macrosistema, riunendo le risorse e le capacità dei singoli sottosistemi creando così un sistema più complesso le cui funzionalità e le performance sono più che la somma di quelle delle singole componenti. Come esempio, si pensi al caccia F-35, composto da 200000 parti, costruite da 1600 fornitori distinti, che dialogano per mezzo di 3500 circuiti integrati su cui vengono eseguite oltre 20 milioni di righe di codice. L'azione coordinata di questo incredibile numero di componenti non sarebbe possibile senza un modello virtuale della complessa rete di interazione che le collega e che monitora in tempo reale i fenomeni meccanici, aerodinamici, acustici ed elettronici legati al funzionamento del mezzo. Altri contesti in cui l'utilizzo di digital twin è ormai consolidato sono l'industria manifatturiera, quella dei trasporti e il settore delle *smart cities*.

Il paradigma del *digital twin*, concepito e sviluppato in ambito industriale, sta più di recente venendo adottato anche in ambito sanitario. La spesa sanitaria è in rapida espansione (+7% di crescita ogni anno), un tasso che porterebbe a superare l'intero PIL europeo entro il 2070. Fondamentale quindi ricercare nuove tecnologie per migliorare la prevenzione e la cura. Un ruolo chiave a questo scopo può essere ricoperto dall'IA e dai Big Data, mediante il monitoraggio continuo delle persone per mezzo di sensori indossabili (*wearable devices*), verso quello che è stato battezzato l'loH (*Internet of Health*). Lo sviluppo di gemelli digitali di pazienti specifici (detti anche *human avatars*) potrebbe rivoluzionare l'industria sanitaria, fornendo in tempo reale indicazioni per la prevenzione, la diagnosi e la cura dei pazienti in modo totalmente personalizzato.

In ciascuno degli ambiti sopra menzionati, tuttavia, i Big Data da soli non bastano: i *digital twins* devono incorporare capacità di estrarre conoscenza dai dati grezzi, potere predittivo, interpretabilità e conoscenza di dominio (ossia della "fisica" del processo in esame). Per dotare i gemelli digitali di tali caratteristiche, l'elemento vincente è costituito dai modelli matematici basati sulla fisica (*physics based*). Essi permettono, in primo luogo, di filtrare i dati, rimuovere il rumore ed estrarre le feature di interesse, e in secondo luogo di fornire previsioni, studiare scenari di azione, quantificare l'incertezza degli outcome, e definire strategie ottime di azione. Il Premio Nobel per la Fisica Eugene Paul Wigner (1902 - 1995) parlava di "*unreasonable effectiveness of physics based models*". Se già negli anni '60 egli affermava che "*the enormous usefulness of mathematics in the natural sciences is something bordering on the mysterious*", le storie di successo a cui abbiamo assistito nei successivi 60 anni non hanno che dato credito questa visione.

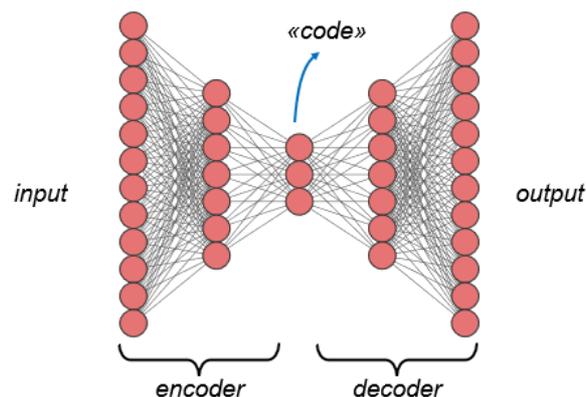
ALGORITMO. Sequenza finita di istruzioni ben definite, finalizzate alla risoluzione di un problema o di una classe di problemi. Un algoritmo può essere tradotto in software (attraverso opportuni linguaggi di programmazione) ed essere così eseguito da un computer. Gli algoritmi si classificano in:

- *Algoritmi deterministici:* dato un determinato input, essi producono sempre lo stesso output.
- *Algoritmi non deterministici:* anche per input identici, diverse esecuzioni possono produrre diversi output. Il loro comportamento dipende dalla generazione di numeri casuali (*random numbers*).

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN, RETE NEURALE ARTIFICIALE). Un modello altamente astratto e semplificato del cervello umano utilizzato nel ML. Un insieme di unità (neuroni di input) riceve un dato (ad esempio, i pixel di una foto), esegue semplici calcoli su di essi e li passa allo strato successivo di unità (neuroni intermedi). Lo strato finale (neuroni di output) fornisce la risposta (ad esempio, l'oggetto contenuto nell'immagine). I neuroni intermedi sono spesso organizzati in strati (*layers*). Il comportamento della ANN dipende da un insieme di parametri, detti pesi e *bias*, che vengono opportunamente adattati durante l'addestramento (training) della ANN. Si veda la Figura 4.

AUTOENCODER. Tipo di ANN utilizzato per apprendere codifiche efficienti (ossia rappresentazioni basso-dimensionali) di dati alto-dimensionali. Gli *autoencoder* rappresentano un esempio di unsupervised ML. Vedi Figura 12.

→ **Figura 12** Rappresentazione di un autoencoder.



L'input e l'output corrispondono alla rappresentazione alto-dimensionale del dato. Nel layer più interno si trova invece il "codice", ossia la rappresentazione basso-dimensionale dello stesso dato.

BACKPROPAGATION (PROPAGAZIONE ALL'INDIETRO). Algoritmo alla base dell'addestramento delle reti neurali. Esso permette di calcolare quanto e in che modo l'output della rete neurale dipende dai pesi e dai bias associati alla rete. Più precisamente,

l'algoritmo di *backpropagation* permette di calcolare il gradiente della *loss function* rispetto ai parametri della rete neurale in modo molto efficiente.

BITCOIN. Criptovaluta creata nel 2009 da Satoshi Nakamoto, pseudonimo di una persona o un gruppo di persone la cui identità è ancora oggi ignota. Essa si basa sulla tecnologia blockchain.

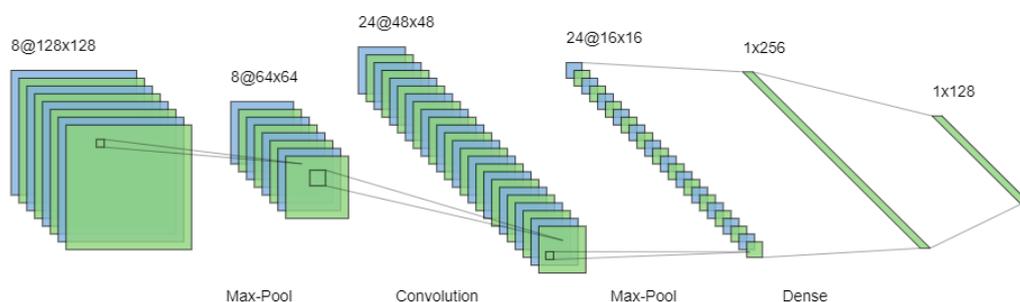
BLOCKCHAIN. Tecnologia costituita da un registro digitale strutturato come una catena di blocchi contenenti transazioni. Il registro non è centralizzato in un server, ma distribuito e condiviso fra gli utenti, che validano ciascuna transazione garantendone l'autenticità. Le caratteristiche della blockchain sono la decentralizzazione, disintermediazione, tracciabilità, trasparenza, verificabilità, immutabilità dei trasferimenti. Applicazioni concernono principalmente (dati del MIP, Politecnico di Milano, 2019) la tracciabilità dei pagamenti (24%), la gestione documentale (24%), la tracciabilità di filiera (22%) e il mercato dei capitali (14%).

BLACK-BOX (SCATOLA NERA). Sistema di IA che riceve un input e fornisce un output, attraverso calcoli di non facile interpretazione per l'essere umano.

CLOUD COMPUTING. Paradigma di design di strutture informatiche e di erogazione di servizi che prevede la disponibilità di risorse on-demand (tipicamente risorse di calcolo e di *storage*). I servizi sono erogati per mezzo di server, spesso ridondanti e distribuiti geograficamente per garantire continuità di servizio, in maniera del tutto trasparente all'utente finale. La possibilità di scalare facilmente le risorse (spesso in modo automatico, senza bisogno di interazioni da parte dell'utente) è fra le chiavi di successo del paradigma cloud, specialmente in ambito dell'IoT e dell'IA.

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). Un tipo di ANN, la cui architettura è ispirata all'organizzazione della corteccia visiva animale. Le CNN sono molto utilizzate per l'elaborazione di immagini. Vedi Figura 13.

→ **Figura 13** Rappresentazione di una CNN.



I diversi layer sono collegati tramite operazioni matematiche (ad esempio Max-pool e convolution) che mimano i collegamenti neuronali della corteccia visiva animale.

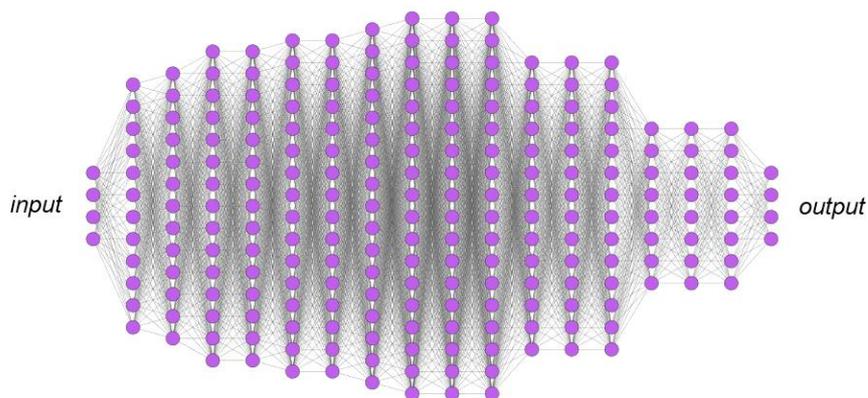
CRIPTOVALUTA. Valuta digitale basata su crittografia. Al mondo esistono più di 10 000 criptovalute differenti. Esse si basano su un sistema di controllo distribuito, spesso sfruttando la tecnologia della blockchain, senza un'autorità centralizzata. Le transazioni vengono validate dai nodi della rete peer-to-peer, che ne garantiscono l'autenticità. Questo rende le transazioni basate su criptovalute, almeno in linea di principio, più resistenti ad attacchi informatici rispetto a transazioni basate su sistemi centralizzati.

DATA-DRIVEN. Un algoritmo sviluppato senza sfruttare alcuna conoscenza a priori, quali principi primi, leggi empiriche, ma basandosi unicamente su dati. In questo caso, si dice che l'algoritmo non è informato della fisica sottostante il problema in esame.

DECISION TREE. Un tipo di supervised ML che utilizza uno schema ad albero, ossia una successione di scelte binarie (effettuate sulla base dei dati di input), per arrivare alla risposta finale.

DEEP LEARNING (DL, APPRENDIMENTO PROFONDO). Famiglia di algoritmi di Machine Learning basati su reti neurali con un alto numero di strati (layer). Con l'aumentare della profondità della rete, essa diventa più adatta a descrivere modelli progressivamente più astratti. Secondo una comune interpretazione, nell'analizzare ad esempio la foto di un cane, i primi strati permetterebbero di identificare i bordi, quelli successivi elementi quali occhi, naso e zampe e infine gli ultimi strati l'intero animale. Vedi Figura 14.

→ **Figura 14** Rappresentazione di una "deep ANN", lo strumento base del Deep Learning.



DIGITAL TWIN (GEMELLO DIGITALE). Un insieme di costrutti di informazioni virtuali che mimano struttura, contesto e comportamento di un individuo (o un asset fisico), aggiornato dinamicamente grazie ai dati che gli derivano dal suo *physical twin* durante l'intero ciclo di vita e grazie a decisioni informate che generano valore (AIAA Institute Position Paper 2020).

EXPERT SYSTEM (SISTEMA ESPERTO). Una forma di IA che tenta di replicare l'esperienza umana in un'area, come la diagnosi medica o la giurisprudenza. Combina una base di conoscenza con un insieme di regole codificate a mano. Le tecniche di apprendimento automatico stanno progressivamente sostituendo la codifica manuale.

EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE. Una modello di IA che mira, oltre a fornire risposte a un dato interrogativo, a spiegare perché l'IA è arrivata a compiere determinate scelte. Essa, a differenza della IA versione black-box, mira a una sempre maggior trasparenza e imparzialità, fattori chiave per la diffusione dell'IA in ambiti sensibili come quelli della sicurezza e della medicina.

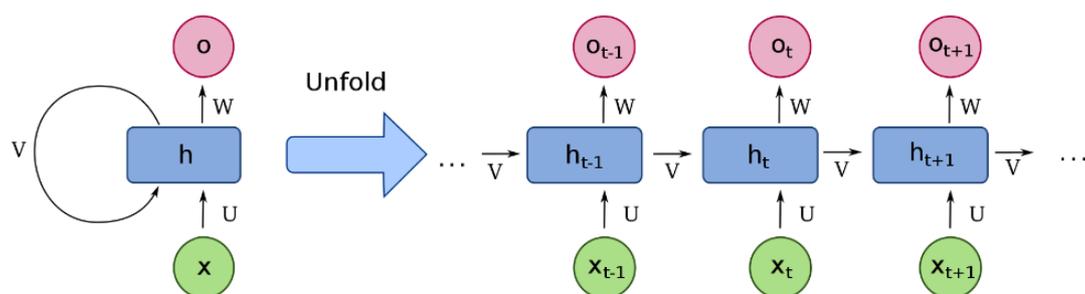
GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK (GAN). Una coppia di reti neurali addestrate congiuntamente. La prima (generatore) genera dati realistici, mentre la seconda (discriminatore) cerca di distinguere i dati generati sinteticamente (fake data) dal generatore da dati reali (real data). L'addestramento delle due reti migliora attraverso la loro competizione. Ad esempio, il generatore potrebbe produrre volti umani realistici, oppure opere d'arte che imitano opere reali; viceversa, il discriminatore – una volta addestrato – potrebbe essere utilizzato per riconoscere un volto umano o lo stile di un determinato artista.

GAUSSIAN PROCESS. Una tipo di modello di supervised ML basato su un modello statistico che assume correlazione spaziale dei dati. Rispetto ad altri modelli di ML, i Gaussian Processes hanno il vantaggio di fornire una stima dell'incertezza della previsione.

IPERPARAMETRI. Insieme di variabili numeriche che caratterizzano e controllano il processo di addestramento (*training*). A differenza dei parametri, gli iperparametri non variano durante il processo di training. Per una ANN, gli iperparametri sono rappresentati dal numero di neuroni e dal numero di layer.

LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM). Un tipo di ANN che presenta connessioni di tipo feedback: il segnale di output viene dato nuovamente in input in modo iterativo alla rete stessa. Le LSTM trovano applicazioni in contesti che presentano una dinamica temporale, come l'elaborazione del linguaggio scritto o parlato (NLP) e l'analisi di serie storiche. Vedi Figura 15.

→ **Figura 15** Rappresentazione di una LSTM.



Dall'immagine è chiara la struttura ricorrente della rete (immagine da it.wikipedia.org).

LOSS FUNCTION (FUNZIONE COSTO). Funzione matematica il cui valore viene minimizzato durante il processo di addestramento (*training*). La *loss function* rappresenta tipicamente una misura dell'errore commesso dal modello di ML (in altre parole, la differenza fra previsioni del modello e dati reali). Il *training* può essere visto quindi come il processo attraverso il quale il modello adatta progressivamente i propri parametri per diminuire il più possibile l'errore commesso.

METAVERSO. Termine coniato dall'autore di libri di fantascienza Neal Town Stephenson per indicare un universo virtuale, parallelo a quello reale, in cui ciascun individuo è rappresentato dal proprio avatar. In tempi recenti il termine è stato reso popolare dalla società Facebook (ribattezzata Meta Platforms nel 2021), per indicare una realtà virtuale condivisa per mezzo di internet.

NATURAL LANGUAGE PROCESSING (NLP, ELABORAZIONE DEL LINGUAGGIO NATURALE). Il tentativo di un computer di comprendere il linguaggio parlato o scritto. Ad oggi, gli algoritmi di maggior successo nel campo NLP sono di tipo ML (basati ad esempio su reti LSTM).

OVERFITTING. Si parla di overfitting quando il modello si adatta in modo ottimale ai dati di training, ma è poco predittivo per dati non osservati. In questo caso, si dice che il modello ha cattive proprietà di generalizzazione. Diverse tecniche sono state sviluppate per evitare l'overfitting, come ridurre le dimensioni del modello (per le ANN, riducendo il numero di neuroni), introducendo termini aggiuntivi (detti di regolarizzazione) nella loss function, oppure ancora agendo sull'algoritmo di ottimizzazione.

PARAMETRI. Insieme di variabili numeriche che caratterizzano il funzionamento di un dato modello di ML. Essi vengono modificati durante il processo di addestramento (training), attraverso opportuni algoritmi di ottimizzazione (a differenza degli iperparametri, che invece non vengono variati). Ad esempio, in una ANN, i parametri sono rappresentati dai cosiddetti pesi e bias, che corrispondono rispettivamente all'importanza dei legami fra neuroni diversi e alla sensibilità di ciascun neurone agli input che esso riceve.

PHYSICS-BASED / PHYSICS-INFORMED. Algoritmo o modello che, a differenza delle controparti *data-driven*, è costruito sfruttando conoscenze a priori (come leggi fisiche o modelli matematici). Esso incorpora in modo innato i concetti di spazio, tempo e causalità.

QUANTUM COMPUTING. Paradigma computazionale che trae vantaggio dai fenomeni quantistici, quali la sovrapposizione di stati e l'interferenza. Se l'elemento fondamentale della computazione tradizionale è il *bit*, caratterizzato da uno stato binario (0 o 1), l'elemento base dei computer quantistici è il *qbit*, il cui stato è in realtà costituito da una sovrapposizione di stati. Nonostante oggi i computer quantistici non siano in grado di superare le performance di quelli tradizionali, si crede che in futuro essi possano risultare più veloci in applicazioni pratiche come la crittografia, una tecnologia di fondamentale importanza per i sistemi di IoT e di IA.

REDUCED ORDER MODEL (MODELLO RIDOTTO). Modello matematico di basso costo computazionale, derivato a partire da un modello matematico di alta complessità e alta fedeltà (detto *full-order model* o *highfidelity model*). Il modello ridotto permette di surrogare il modello *high-fidelity*, approssimandone le previsioni in tempi molto più rapidi e con un minor impatto in termini di risorse computazionali. I modelli ridotti sono fra i fattori abilitanti per i *digital twin*, che necessitano di interazioni in tempo reale con l'ambiente fisico.

REINFORCEMENT LEARNING (APPRENDIMENTO A RINFORZO). Un tipo di ML in cui l'algoritmo impara agendo verso un obiettivo astratto, come "guadagnare un punteggio elevato in un videogioco" o "gestire una fabbrica in modo efficiente". Durante l'addestramento, ogni sforzo viene valutato in base al suo contributo verso l'obiettivo.

SCIENTIFIC COMPUTING (CALCOLO SCIENTIFICO). Algoritmi volti a sfruttare la potenza di calcolo dei computer per risolvere problemi matematici inaccessibili all'uomo (per ragioni di tempo o di elevata complessità), quelli generalmente basati sulle leggi fisiche (*physics based*). Tramite la risoluzione (eventualmente approssimata) di modelli matematici, è possibile – fra le altre cose - simulare processi fisici ed effettuare previsioni ed analisi di scenario.

SUPERVISED LEARNING (APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO). Un tipo di ML in cui l'algoritmo, durante l'addestramento, confronta i suoi risultati con i risultati corretti (detti spesso labels). Chiaramente, questo approccio è possibile solo quando le labels sono disponibili.

SUPPORT VECTOR MACHINE. Un tipo di supervised ML utilizzato principalmente per problemi di classificazione, ossia quando si vuole assegnare a ciascun input un'etichetta scelta da un insieme discreto (ad esempio, data la foto di un prodotto, stabilire se essa contiene un paio di scarpe, un cappotto oppure una cintura).

TRANSFER LEARNING. Una tecnica di apprendimento automatico per cui un algoritmo impara ad eseguire un compito (come riconoscere animali), e si basa su quella conoscenza quando impara un compito diverso ma correlato (come riconoscere uomini).

TURING TEST. Un test sulla capacità dell'IA di essere indistinguibile (per un osservatore umano) dall'intelligenza umana. Nella concezione originale di Alan Turing, un'IA sarebbe stata giudicata per le sue capacità di conversare con un umano attraverso un testo scritto.

UNCERTAINTY QUANTIFICATION (UQ, QUANTIFICAZIONE DELL'INCERTEZZA). Insieme di procedure utili a individuare l'affidabilità delle soluzioni in rapporto all'incertezza che inevitabilmente affligge i dati e la conoscenza del processo sottostante.

UNSUPERVISED LEARNING (APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO). Un tipo di ML in cui, a differenza del supervised learning, l'algoritmo non dispone dei risultati corretti per un dato input. L'algoritmo cerca quindi semplicemente dei modelli in un insieme di dati, riconoscendo, ad esempio, pattern in essi contenuti o individuando sottogruppi omogenei (clusterizzazione).

5

I domini di applicazione dell'IA in ambito industriale **Qualche esempio**

Gli algoritmi di IA - e in particolare di ML - rappresentano un'opportunità per le aziende operanti nel comparto industriale. L'IA può rendere più efficienti i processi produttivi e l'organizzazione aziendale, riducendo i costi e migliorando la qualità della produzione. Le aziende possono sfruttare l'IA a vari livelli della value chain:

- Operations
- Gestione degli assets
- Servizi e finanza
- Logistica e organizzazione aziendale
- Marketing e vendite

5.1. OPERATIONS

- **AUTOMAZIONE.** La robotica permette di sostituire l'operatore umano in operazioni ripetitive, poco sicure o dove è richiesta una grande precisione o riproducibilità. Questo permette di ridurre i costi e aumentare la qualità del prodotto.
- **DESIGN INDUSTRIALE / DI PRODOTTO.** Gli algoritmi di IA possono supportare le attività di design, attraverso opportuni software di trattamento di immagini o algoritmi di ML in grado di customizzare il prodotto sulle esigenze dello specifico cliente (e.g. configuratori di prodotto intelligenti).
- **SIMULAZIONE.** Attraverso la risoluzione al computer di opportuni modelli matematici, è possibile simulare processi naturali e industriali, supportando le attività di un'azienda a diversi livelli. Molto spesso le simulazioni combinano modelli *data-driven* con modelli costruiti sfruttando la fisica.
- **OTTIMIZZAZIONE E CONTROLLO.** In relazione al punto precedente, quando è disponibile un modello di IA in grado di simulare un processo, l'IA può essere utilizzata per controllarlo attivamente. Dal punto di vista matematico, questa operazione si configura come un algoritmo di ottimizzazione, in cui si cerca di minimizzare gli sprechi o i rischi per le persone, oppure ancora massimizzare la qualità del prodotto.

5.2. GESTIONE DEGLI ASSETS

- **INTERNET OF THINGS (IOT).** Dotando di sensori i macchinari produttivi o altri asset, è possibile disporre di una grande mole di dati che contengono importanti informazioni sul loro funzionamento. La sfida sta nell'estrarre informazioni utili dai dati. Gli algoritmi di anomaly detection basati su IA permettono di riscontrare anomalie e prevenire così fermi macchina o danni. Applicazioni concernono il monitoraggio delle macchine industriali, dei macchinari ad uso civile, delle strutture (edifici, ponti, gallerie, etc), le *smart cities*, e il monitoraggio della salute delle persone mediante *wearable devices*.
- **PREDICTIVE MAINTENANCE.** Le serie temporali raccolte mediante i sensori di cui al punto sopra possono essere sfruttate per monitorare la salute degli impianti produttivi, pianificare gli interventi di manutenzione, e predire il verificarsi di guasti ancor prima che essi si verifichino. Questo permette di ridurre considerevolmente i costi della produzione, riducendo i tempi di fermo macchina e l'occorrenza di guasti.

5.3. SERVIZI E FINANZA

- **CREDIT SCORING.** L'IA rappresenta uno strumento molto potente per supportare gli istituti finanziari nella scelta di concedere o meno credito a individui o a imprese. Questa valutazione, tradizionalmente effettuata da operatori umani, può essere oggi fatta utilizzando una quantità di dati drasticamente maggiore rispetto a quelli che un operatore umano è in grado di elaborare, e secondo criteri più complessi. Gli algoritmi tengono conto di dati demografici, reddito, risparmi, storia di credito passata, storia delle transazioni presso la stessa istituzione, e molti altri ancora, incrociando questi dati con quelli di altri individui e/o aziende. Vantaggi dei sistemi di credit scoring basati su IA sono rappresentati dall'imparzialità e dall'indipendenza da fattori contingenti come l'umore dell'impiegato.
- **TRADING ALGORITMICO.** Gli algoritmi di IA vengono sfruttati per individuare pattern nell'andamento del mercato, per prendere rapide decisioni ed effettuare transazioni. Questi sistemi si rivelano spesso molto più efficaci degli operatori umani, grazie alla maggior prontezza, alla capacità di elaborare una quantità di dati superiore, alla mancanza della componente emotiva nelle operazioni. Essi, inoltre, possono "apprendere dall'esperienza", venendo addestrati su serie temporali molto più lunghe di quante possono essere visionate da un operatore umano nel corso di tutta la sua vita.
- **PREVENZIONE DI FRODI.** L'IA sta avendo un impatto enorme nel campo della prevenzione delle frodi (frodi con carta di credito, in transazioni online, riciclaggio di denaro, etc). Le frodi sono state tradizionalmente combattute mediante una serie di regole codificate manualmente dagli esperti, volte a identificare comportamenti sospetti. Questi metodi erano però facilmente aggirabili dai truffatori, una volta identificati i criteri utilizzati. Grazie alle soluzioni basate su AI, questo non è più possibile, grazie alla non intelligibilità degli algoritmi di Machine Learning, in grado di riconoscere pattern complessi, e al fatto che i sistemi di AI possono evolvere nel tempo e adattarsi ai nuovi modelli trovati nei dati.

5.4. LOGISTICA E ORGANIZZAZIONE AZIENDALE

- **MATERIAL RESOURCE PLANNING (MRP).** La previsione dei fabbisogni netti dei materiali permette di pianificare gli ordini di produzione e di acquisto, tenendo conto della domanda di mercato. L'IA può permettere di rendere più efficienti gli algoritmi di MRP già esistenti, tenendo conto di fattori molteplici ed eterogenei, quali le notizie di mercato e le fluttuazioni dei prezzi delle materie prime e delle valute. Una sempre migliore previsione dei fabbisogni aziendali permette di ottimizzare l'occupazione del magazzino e minimizzare il rischio di fuori scorta.

- **SCHEDULATORI DI PRODUZIONE.** Un'efficiente schedulazione del carico macchina può ridurre considerevolmente il costo della produzione e aumentare la capacità di un'azienda di rispettare i tempi di consegna previsti. L'IA permette di rispondere a questo problema in tempi molto rapidi, se confrontata con tecniche tradizionali, e con grande accuratezza.
- **GESTIONE DOCUMENTALE.** Gli algoritmi di text mining basati su IA sono alla base di gestori documentali di ultima generazione, grazie ai quali le grandi realtà aziendali possono gestire in modo efficiente elevati moli di file.
- **GESTIONE HR.** Attraverso opportuni algoritmi di IA è oggi possibile analizzare in modo automatico i curricula dei candidati alle assunzioni, effettuando un primo screening in modo rapido ma efficace. L'IA può anche essere di supporto per valutare la qualità del lavoro dei diversi reparti di un'azienda di servizi, individuare anomalie e migliorare l'organizzazione aziendale.

5.5. MARKETING E VENDITE

- **RECOMMENDER SYSTEMS.** Opportuni algoritmi di IA (nello specifico di ML) permettono di prevedere il livello di gradimento di un cliente nei confronti di un determinato prodotto, sulla base dei giudizi espressi dallo stesso cliente su altri prodotti. Questi algoritmi trovano applicazione, ad esempio, in siti di e-commerce (B2B o B2C), nei quali vengono suggeriti ai clienti prodotti di loro potenziale interesse.
- **MARKETING PERSONALIZZATO.** Con questo termine si intendono le strategie volte a fornire messaggi pubblicitari ad un pubblico selezionato sulla base del potenziale interesse dello stesso per il prodotto promosso. Alla base di tali strategie vi è una profilazione degli utenti, ottenuta tramite algoritmi di IA che estraggono feature dai dati demografici e comportamentali (ottenuti ad esempio da dati di navigazione e dai social network) degli individui. I vantaggi sono un aumento dell'engagement e della *customer experience*.

Elenco Dispense pubblicate

- “IP Lab - Conoscere e valorizzare la proprietà intellettuale in azienda” N° 01/2022
- “L'orario di lavoro” N° 02/2022
- “Cartelle, rateazioni e rottamazione” N° 03/2022
- “La Privacy nel controllo a distanza” N° 04/2022
- “La gestione dei plessi scolastici” N° 05/2022
- “I numeri per le risorse umane” N° 06/2022
- “Le principali agevolazioni fiscali per le imprese” N° 07/2022
- “Mestieri e competenze” N° 08/2022
- “Il reddito di lavoro dipendente” N° 09/2022
- “Il cambiamento continuo: l'appassionante viaggio verso il vantaggio competitivo” N° 10/2022
- “Indagine retributiva 2022” N° 11/2022
- “Continuous Improvement” N° 12/2022

www.assolombarda.it
www.genioeimpresa.it

