



ASSOLOMBARDA

Linee guida per le Imprese sull'approccio all'Intelligenza Artificiale

Dispensa n°05/2024

A cura di

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), Andrea Benedos (Snam), Cesare Sironi (A2A Smart City), Daryush Arabnia (Geico), David Moscato (Moxoff), Francesca Saraceni (Intellico), Giovanni Bavestrelli (Ternova), Marco Barbina (Leonardo), Massimo Chiriatti (Lenovo), Riccardo Sesini (VHIT), Sara Loi (STMicroelectronics), Vincenzo Manzoni (Tenaris), Walter Aglietti (IBM).

I contenuti della Dispensa sono stati sviluppati da:
Alfio Quarteroni, Professore Emerito al Politecnico di Milano e presso l'EPFL,
Presidente e Co-founder di Moxoff
Francesco Regazzoni, Ricercatore al Politecnico di Milano

Il capitolo 7 è stato sviluppato in collaborazione con il DIH Lombardia

Per Assolombarda hanno partecipato ai lavori:
Paolo Guazzotti e Viviana Palmieri dell'Area Industria, Energia e Innovazione

Pubblicato: giugno 2024

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

Indice

Prefazione	5
Executive Summary	7
1. La tecnologia	10
2. Creazione, gestione e valorizzazione dei dati	15
3. Artificial Intelligence. Sotto domini e ambiti applicativi	18
3.1 Intelligenza Artificiale (AI)	19
3.2 Machine Learning (ML)	20
3.3 Artificial Neural Networks (ANN)	24
3.4 Intelligenza Artificiale generativa	26
3.5 Dati e Processi Fisici – Quando il contesto conta	29
3.6 I Gemelli Digitali (DIGITAL TWINS)	32
4. Soluzioni “off the shelf” e applicazioni customizzate: vantaggi e limiti	35
4.1 Vantaggi delle soluzioni “Off the Shelf” rispetto a soluzioni customizzate	35
4.2 Limiti delle soluzioni “Off the Shelf” rispetto a soluzioni customizzate	36
4.3 Principali piattaforme AI	38
5. AI a supporto del Business (overview)	43
5.1 Operations	43
5.2 Gestione degli assets	44
5.3 Servizi e finanza	44
5.4 Logistica e organizzazione aziendale	45
5.5 Marketing e vendite	46
6. AI e società: rischi e preoccupazioni	48
6.1 Alcuni temi di rilievo per la società	49
6.2 L’Artificial Intelligence Act dell’UE	51
6.2.2 Prossimi passi	52
6.2.3 Regolamento dell’AI in Italia	53
6.3 La diffusione dell’AI distruggerà posti di lavoro?	54
7. Identikit dell’interlocutore	60
7.1 Le imprese di Assolombarda	60
7.2 Le imprese del campione: evidenze delle aziende di Assolombarda che hanno svolto l’Assessment di Maturità Digitale ..	61
7.3 L’approccio alla digitalizzazione	64
7.4 La maturità digitale e il grado di AI Readiness	66
7.5 L’ecosistema di innovazione	77

8. Analisi dei Casi Studio	80
8.1 Presentazione dei casi aziendali: necessità, applicazioni, persone e competenze, impatti	80
Whit (data intervista: aprile 2022).....	81
Geico (data intervista: maggio 2022).....	83
Tenaris (data intervista: luglio 2022).....	85
STMicroelectronics (data intervista: settembre 2022).....	88
Zucchetti (data intervista: settembre 2022).....	90
A2A (data intervista: novembre 22).....	93
Prysmian (data intervista: ottobre 2022).....	96
Bracco (data intervista: aprile 2023).....	98
Snam (data intervista: giugno 2023).....	100
Leonardo (data intervista: settembre 2023).....	102
9. Tecnologia per bisogni di business (sintesi a posteriori)	105
9.1 Modelli di regressione	105
9.2 Advanced data analytics, advanced visualization	106
9.3 Natural Language Processing	106
9.5 Computer vision	106
9.6 Automazione e robotica	106
9.7 Analisi di serie temporali	107
10. Misurare performance e impatti della tecnologia	109
10.1 Metriche per la valutazione degli algoritmi	110
10.1.1 Metriche di training, validation e test	110
10.1.2 Metriche per problemi di classificazione.....	111
10.1.3 Metriche per problemi di regressione o di previsione di serie storiche	112
10.1.4 Metriche per problemi di clustering.....	112
10.2 Metriche per il business	113
10.3 Aspetti non quantificabili	115
11. Individuazione dei fattori critici	118
12. Linee Guida	123
12.1 Tracciare un percorso	123
12.2 Riflettere sulle esigenze aziendali	124
12.3 Promuovere e sviluppare la “cultura” dell’AI	125
12.4 Individuare strumenti e competenze	127
12.5 Estrarre, trattare e comprendere i dati	129
12.6 Addestrare i modelli di AI	131
12.7 Monitorare le performance	133
Allegato: Glossario	135
Referenze	149

Prefazione

In un momento storico di estremo dinamismo e grandi opportunità la tecnologia si rivela un alleato importante per la competitività aziendale; per questo Assolombarda ha voluto offrire un contributo focalizzato sul potenziale trasformativo dell'intelligenza artificiale, per imparare a governare l'opportunità ed evitare il rischio di rimanerne solo spettatori.

Il documento rappresenta la conclusione di un percorso di analisi e confronto avviato dal Working Group "Data & Artificial Intelligence" di Assolombarda nell'ambito della delega alla Transizione digitale e Innovazione tecnologica; in oltre due anni di attività, attraverso le periodiche sessioni di lavoro, il confronto con le imprese nei diversi territori e la raccolta strutturata di esperienze aziendali, il Working Group ha potuto valorizzare il know-how delle imprese e rendere accessibili metodi e strumenti, di grande utilità ma non sempre di agevole approccio, grazie all'analisi sviluppata sotto la direzione scientifica del Prof. Alfio Quarteroni. Un primo importante risultato del gruppo è stato il rilascio nel 2023 del glossario *Intelligenza Artificiale per l'industria*, finalizzato a creare un linguaggio comune, nel sistema produttivo, su un tema nuovo e centrale come l'AI.

L'ambizione è di stimolare l'adozione di intelligenza artificiale nel sistema produttivo, costituito soprattutto di Piccole e Medie Imprese, mostrando le potenzialità e le capacità applicative di questa tecnologia. In sintesi, questa dispensa rappresenta una guida per le aziende che desiderano comprendere meglio il potenziale dell'Intelligenza Artificiale e le migliori pratiche per l'adozione di questa tecnologia trasformativa. Le testimonianze dirette di alcune tra le più significative realtà del territorio offrono un'illuminante panoramica delle esperienze concrete e delle migliori pratiche sul campo, fornendo così un prezioso punto di partenza per altre aziende che intraprendono il proprio viaggio nel mondo dell'AI.

Un sentito ringraziamento per l'importante contributo ai lavori ai colleghi imprenditori, manager, specialisti e accademici che hanno reso possibile un lavoro così approfondito e ricco di stimoli.

Stefano Rebattoni

Vice Presidente Assolombarda
Transizione digitale e Innovazione tecnologica

Giovanni Mocchi

Coordinatore Working Group Assolombarda
Data & Artificial Intelligence

Executive Summary

L'intelligenza artificiale (AI) sta rivoluzionando diversi settori industriali, aprendo nuove prospettive e sfide. Questo documento, rivolto alle imprese, offre un percorso su misura per le molteplici esigenze e sfide che le aziende devono affrontare nell'adozione delle tecnologie AI e nell'implementazione di soluzioni basate sui dati.

Il documento analizza in dettaglio i diversi aspetti dell'AI, come machine learning, reti neurali artificiali e intelligenza artificiale generativa, e come queste tecnologie possono essere applicate a specifiche funzioni aziendali, come operations, gestione degli assets, servizi finanziari, logistica, marketing e vendite. Il documento contiene una guida introduttiva ai principali concetti legati all'AI, in modo da permettere a tutte le figure aziendali di acquisire familiarità con essi, ed è corredato da un glossario che riassume parole e concetti chiave di questa tecnologia. Vengono presentate diverse strade che le aziende possono percorrere per approcciare il mondo dell'AI, spaziando dall'adozione di strumenti pronti sul mercato all'implementazione in-house. Vantaggi e limiti di tali scelte vengono discussi in dettaglio, insieme alle preoccupazioni e ai rischi associati all'AI, come i problemi di *bias* nei dati, la privacy e la regolamentazione, e il potenziale impatto sociale dell'IA. Il documento fornisce un'indagine approfondita su come le diverse tecnologie e strumenti dell'AI possano rispondere ai diversificati bisogni di business, come il valore da esse portato possa essere quantificato e quali siano i principali fattori critici nel processo di adozione dell'AI e come affrontarli.

Il documento è arricchito dalle testimonianze dirette di dieci aziende del territorio, che stanno implementando attivamente l'AI per migliorare i processi, garantire la sicurezza, aumentare l'efficienza o arricchire i propri prodotti. Queste testimonianze offrono uno sguardo dettagliato sullo stadio di adozione dell'AI in cui si trovava ciascuna azienda al momento dell'analisi condotta, spaziando su un arco temporale di circa un anno e mezzo e

consentendo così di cogliere i diversi momenti in un panorama in continua evoluzione. L'analisi delle testimonianze esplora vari aspetti, inclusi le specifiche necessità e applicazioni dell'AI all'interno di ciascuna azienda, il coinvolgimento delle risorse umane e le competenze necessarie, i progetti in corso e le esperienze positive o negative incontrate lungo il percorso.

Infine, il documento è completato da un elenco di linee guida, rivolte alle imprese, che affrontano come intraprendere, governare e fare evolvere soluzioni basate su AI. Le linee guida trattano i primi passi da seguire in questo viaggio, come individuare le opportunità, l'importanza della diffusione della cultura dell'AI, come individuare e scegliere strumenti e competenze. Vengono poi fornite buone pratiche da seguire per l'estrazione, trattamento e comprensione dei dati, per l'addestramento di modelli AI, per il monitoraggio delle performance e per il continuo miglioramento delle soluzioni.



1

1. La tecnologia

Con il termine **Intelligenza Artificiale** (in lingua inglese, AI, Artificial Intelligence) intendiamo l'insieme di modelli, 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 quasi 70 anni fa. Fino ad allora si riteneva che le macchine (in particolare, i computer) non potessero essere intelligenti e che solo gli umani fossero in grado di perseguire obiettivi in totale autonomia e prendere decisioni in merito.

Oggi, l'AI contribuisce 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, oltre che nella ricerca.

I dati: il loro potenziale, la consapevolezza e i limiti al loro utilizzo

L'era moderna è testimone di un'esplosione senza precedenti nella quantità di dati prodotti e raccolti. Un esempio tangibile di questa crescita esponenziale è il fatto che la quantità di dati a nostra disposizione sta crescendo rapidamente, quadruplicandosi in media ogni tre anni. Secondo le previsioni, entro il 2025, ci aspettiamo di avere a disposizione una quantità totale di dati pari a 175 zettabyte, ovvero 175 milioni di miliardi di miliardi di byte. Per avere una idea tangibile, basti pensare che 1 Zettabyte = 10^{21} byte è equivalente all'incirca al contenuto di 36 milioni di anni di video in HD!

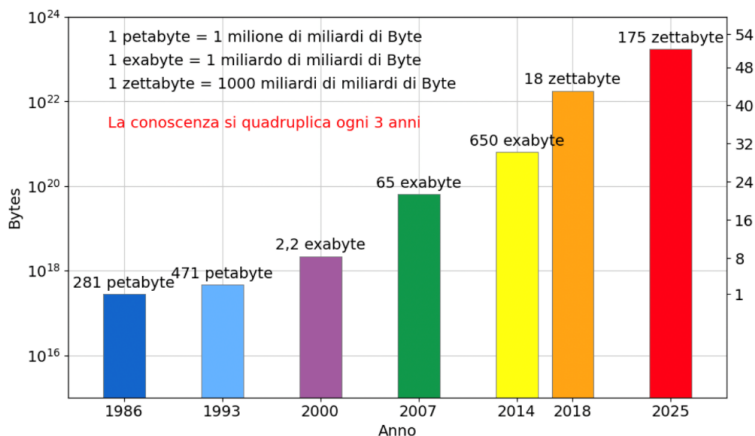


Figura 1 - Crescita dei dati prodotti dall'umanità e previsione al 2025



Figura 2 - Quantità di dati generata ogni minuto da alcune piattaforme e player digitali.

Fonte: <https://www.domo.com/learn/infographic/data-never-sleeps-11>

La Figura 2 fornisce una stima plausibile della quantità di dati generata in ogni minuto da alcune piattaforme e player digitali. In questo contesto di rapida crescita dei dati, le aziende riconoscono il valore strategico dei dati e li stanno sempre più considerando come un nuovo asset. In effetti, la raccolta, l'analisi e l'utilizzo dei dati offrono opportunità significative per l'innovazione, la creazione di valore e il miglioramento delle decisioni aziendali.

Con *big data* (ossia: "grandi dati") ci si riferisce a insiemi di dati non soltanto dalle dimensioni estremamente grandi, ma anche complessi e diversificati, che superano la capacità delle tradizionali applicazioni software di gestirli e analizzarli in modo efficiente. Questi dati sono caratterizzati da tre principali indicatori:

Volume: I big data si distinguono per la loro vastità. Si tratta di quantità di dati che spesso superano la capacità di gestione dei sistemi tradizionali. Questi dati possono essere generati da varie fonti, come sensori, dispositivi connessi, transazioni online e molto altro.

Varietà: I dati possono assumere diverse forme e formati, compresi testi, immagini, video, possono essere strutturati o non strutturati. La variabilità nei tipi di dati richiede approcci flessibili alla loro analisi e alla loro gestione.

Velocità: La rapidità con cui i dati vengono generati e devono essere elaborati è un'altra caratteristica chiave dei big data. In alcune situazioni, i dati devono essere analizzati in tempo reale o quasi reale per consentire decisioni immediate

Inoltre, il termine *big data* può includere anche il concetto di "veridicità" o "valore", per esprimere quanto i dati siano accurati e affidabili.

Tuttavia, è importante sottolineare che i dati non sono oggettivi o neutri di per sé. Mentre un numero può sembrare neutrale, la sua interpretazione come rappresentazione della realtà può introdurre *bias* (ovvero preconcetti) e punti di vista soggettivi. I dati riflettono il processo decisionale di chi li ha raccolti, archiviati e trasmessi.

Inoltre, anche quando si tratta di grandi quantità di dati, è fondamentale considerare il concetto di distorsione. La distorsione rappresenta la differenza sistematica tra il campione di dati disponibili e la popolazione (non in senso etimologico, ma nel senso di insieme) che si desidera rappresentare attraverso quel campione. Per quanto strano possa sembrare, grandi quantità di dati possono accentuare questa distorsione, anziché ridurla. In effetti, le analisi basate su dati di grandi dimensioni spesso coinvolgono algoritmi complessi, che possono essere opachi e difficili da interpretare.

Come sottolineato da Cathy O'Neal [ON2017], analisi basate su algoritmi "opachi, inoppugnabili e non certificati" possono contribuire a perpetuare la distorsione dei dati anziché correggerla. Pertanto, è di fondamentale importanza che le aziende affrontino le sfide legate all'oggettività e alla neutralità dei dati e adottino approcci rigorosi per mitigarne i *bias* e garantirne un utilizzo etico ed efficace.

La presenza di *bias* nei dati può giocare brutti scherzi. Se un modello viene addestrato su un campione di dati distorto, le previsioni riprodurranno la medesima distorsione, con conseguenze potenzialmente pericolose o non etiche. Un esempio paradigmatico di come un dataset distorto può portare a conclusioni errate, è il paradosso dello *Street Bump* (Boston Municipality). In questo caso, la Boston Municipality ha promosso una raccolta di dati relativi alle condizioni delle strade, in particolare alle buche, sfruttando gli accelerometri presenti negli iPhone degli automobilisti. Tuttavia, il risultato ha svelato un aspetto sorprendente: le strade con la maggiore presenza di buche sembravano essere prevalentemente situate nei quartieri residenziali, ovviamente quelli abitati da automobilisti che potevano permettersi dispositivi iPhone! Questo fenomeno mette in evidenza un evidente bias nella raccolta dei dati, poiché i veicoli dotati di accelerometro erano principalmente quelli appartenenti a individui di determinate fasce economiche, distorcendo così la percezione delle condizioni stradali reali.

Inoltre, i dati, raramente si presentano pronti all'uso. Al contrario, possono essere "sporchi", contenere refusi, errori di digitazione o addirittura artefatti di misura. Questi problemi diventano ancora più evidenti quando i dati provengono da fonti eterogenee, ciascuna con il proprio formato e schema. Di conseguenza, per sfruttare appieno il potenziale dei dati, è necessario condurre un'attenta operazione di **pulizia, armonizzazione e normalizzazione**. Come osservato da Geof Bowker della University of California Irvine, "i dati nudi e crudi possono risultare indigesti". Giocando sul duplice significato della parola inglese "raw" (grezzo e crudo), egli scrive in [G08]:

“Raw data is both an oxymoron and a bad idea; to the contrary, data should be cooked with care.”

La pulizia dei dati implica l'individuazione e la correzione di errori e inconsistenze. Questo processo può comprendere l'eliminazione di dati duplicati, la correzione di valori fuori scala o la gestione di dati mancanti. La loro normalizzazione o armonizzazione coinvolge la standardizzazione dei dati in modo che siano coerenti tra loro e rispettino uno schema comune. Tale allineamento dei dati provenienti da fonti diverse li rende compatibili e fa sì che possano essere combinati in un'unica analisi o applicazione.

È importante sottolineare che il vero valore non risiede nei dati grezzi, ma in ciò che siamo in grado di estrarne attraverso un'accurata elaborazione. La capacità di trasformare dati "sporchi" ed eterogenei in informazioni significative è ciò che consente alle aziende di prendere decisioni informate, individuare tendenze nascoste e ottenere un vantaggio competitivo nel panorama sempre più orientato ai dati. In breve, il valore dei dati è intrinseco alla competenza nel gestirli e interpretarli.

In conclusione, i big data rappresentano un'opportunità significativa, ma anche una sfida critica. Le aziende devono essere consapevoli del fatto che i dati non sono neutri e che la grande dimensione da sola non ne garantisce l'accuratezza. Solo attraverso un approccio attento, trasparente ed etico alla gestione dei dati, le aziende possono sfruttare appieno il potenziale dei big data come nuovo asset strategico.



2. Creazione, gestione e valorizzazione dei dati

L'analisi dei dati all'interno di un'azienda coinvolge una serie di fasi interconnesse che comprendono:

- **Identificazione delle fonti di dati:** Questa fase coinvolge la ricerca e l'individuazione delle sorgenti da cui provengono le informazioni. Queste possono variare da database aziendali, sistemi CRM, dati web, social media fino ai sensori IoT, e sono strettamente legate al campo operativo specifico di ciascuna azienda.
- **Acquisizione dei dati:** Una volta individuate le fonti, avviene la raccolta effettiva dei dati. Questo processo può avvenire sia in modo automatizzato che manuale, a seconda della complessità dei dati e della natura delle fonti.
- **Archiviazione e gestione:** I dati raccolti vengono memorizzati in apposite strutture come database o magazzini dati. Questi dati vengono organizzati e gestiti per consentire un accesso agevole, agevolare la ricerca futura e prepararli per le successive analisi.
- **Analisi dei dati:** Questa fase comporta l'esame dei dati allo scopo di individuare modelli, trend, relazioni o insight che possano guidare decisioni informate all'interno dell'azienda.
- **Valorizzazione dei dati:** I risultati dell'analisi vengono trasformati in informazioni comprensibili e utili per l'azienda. Queste informazioni possono essere presentate tramite report, dashboard o altri strumenti per facilitarne l'utilizzo.

All'interno di questo processo, la Data Science svolge un ruolo fondamentale in vari aspetti:

- **Pulizia e preparazione dei dati:** La Data Science, o Scienza dei Dati, rappresenta l'unione del pensiero statistico con quello computazionale nel contesto di problemi di dominio, si occupa di pulire i dati, identificare e correggere errori, valutare la coerenza e trasformare i dati grezzi in formati utilizzabili per l'analisi.
- **Analisi predittiva e descrittiva:** Utilizzando algoritmi avanzati e tecniche statistiche, la Data Science aiuta a identificare pattern, fare previsioni e comprendere il comportamento dei dati.
- **Ottimizzazione dei processi aziendali:** L'analisi dei dati consente di individuare aree in cui migliorare l'efficienza e ridurre i costi attraverso l'ottimizzazione dei processi aziendali.
- **Machine Learning e Intelligenza Artificiale:** Se necessario, possono essere applicati modelli di machine learning per creare sistemi capaci di apprendere dai dati e prendere decisioni senza esplicita programmazione. Questi modelli verranno presentati e sviluppati diffusamente nella Sezione 3.2.

Inquadrandosi nell'ambito più ampio del **Data Analytics**, questo processo è cruciale per interpretare, analizzare e ottenere valore dai dati.

Il Data Analytics si estende su diverse dimensioni, tra cui l'analisi dei dati, l'estrazione di insights, il supporto decisionale, l'ottimizzazione e la capacità di fare previsioni, giocando un ruolo fondamentale in svariati settori come business, scienze, sanità, tecnologia e molti altri.

Un ruolo importante lo gioca la *Data Visualization*, ovvero l'arte e la pratica di rappresentare i dati in modo visivo, trasformando informazioni complesse in grafici, diagrammi, mappe o altri formati visivi facili da comprendere. L'obiettivo principale è rendere i dati più accessibili, comprensibili e utili per l'analisi e la comunicazione.

Per una rassegna dei principali strumenti software disponibili per la Data Visualization si veda la Sezione 4.3.



3. Artificial Intelligence. Sotto domini e ambiti applicativi

Nel percorso di avvicinamento ai temi propri dell'Intelligenza Artificiale, iniziamo a definire alcuni concetti fondamentali, come l'AI 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 3.

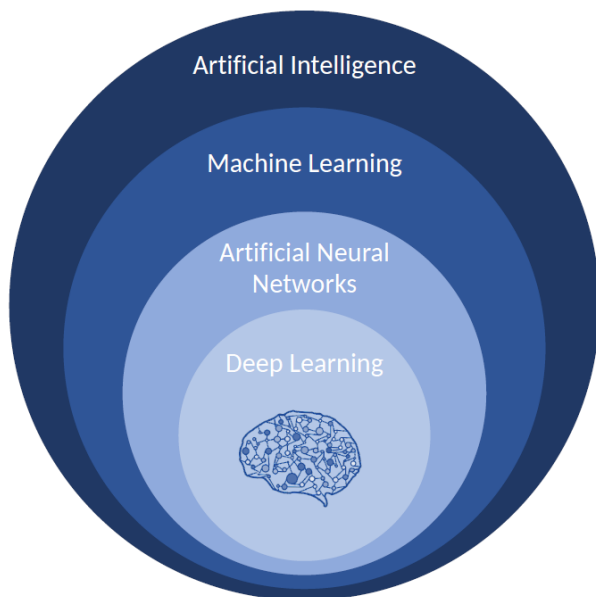


Figura 3 - Stratificazione di alcuni concetti chiave del mondo dell'AI. Il Deep Learning è ottenuto utilizzando un particolare tipo di Reti Neurali Artificiali, le quali a loro volta sono uno dei tanti modelli di Machine Learning. Quest'ultimo rappresenta una delle strade più promettenti per lo sviluppo dell'AI.

3.1 Intelligenza Artificiale (AI)

È importante innanzitutto osservare che la definizione di AI è variata nel corso degli anni, e ancora oggi non esiste una definizione di AI universalmente riconosciuta. La più diffusa scuola di pensiero considera oggi l'AI 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. Ne consegue che i confini dell'AI 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: «AI is whatever hasn't been done yet.» [GEB80].

Oggi si considerano a tutti gli effetti come domini dell'AI la visione artificiale, la robotica, il riconoscimento del linguaggio scritto e parlato, lo sviluppo di sistemi esperti, i sistemi di dialogo basati sull'intelligenza artificiale generativa (si veda figura 4 per una lista più completa). In conclusione, quando si legge e si scrive di AI bisogna sempre fare attenzione al contesto di utilizzo del termine, e non dimenticare che il concetto stesso di AI è fortemente dibattuto fra ingegneri, scienziati e filosofi.

L'AI è stata classificata in diversi modi. Uno di questi, è quello di AI debole e AI forte. Con AI debole si intende l'automazione di compiti specifici (come riconoscere un animale in una fotografia, o tradurre un testo in un'altra lingua), mentre con AI forte si intende la capacità di apprendere e pensare come gli esseri umani. Ad oggi, l'AI debole può superare gli esseri umani nei compiti specifici per i quali è stata progettata, ma opera con molti più vincoli rispetto anche all'intelligenza umana più elementare. Tutte le AI ad oggi disponibili possono essere considerate AI deboli. Possiamo affermare che l'AI forte non esiste ancora.

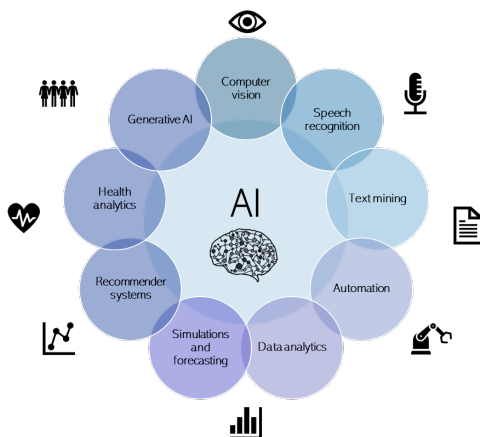


Figura 4 - I principali ambiti applicativi dell'AI.

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'AI, 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'AI, 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'AI. Oltre alle ANN, altri importanti modelli di ML sono i *Gaussian Processes*, le *Support Vector Machines* e i *Decision Trees* (Vedi Figura 6)

Uno schema di utilizzo paradigmatico del ML in un contesto industriale è mostrato in Figura 5. I processi produttivi vengono monitorati attraverso opportuni sensori e software di raccolta dati (questa procedura dipende ovviamente dal contesto specifico). 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 spesso 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 o decisionali.

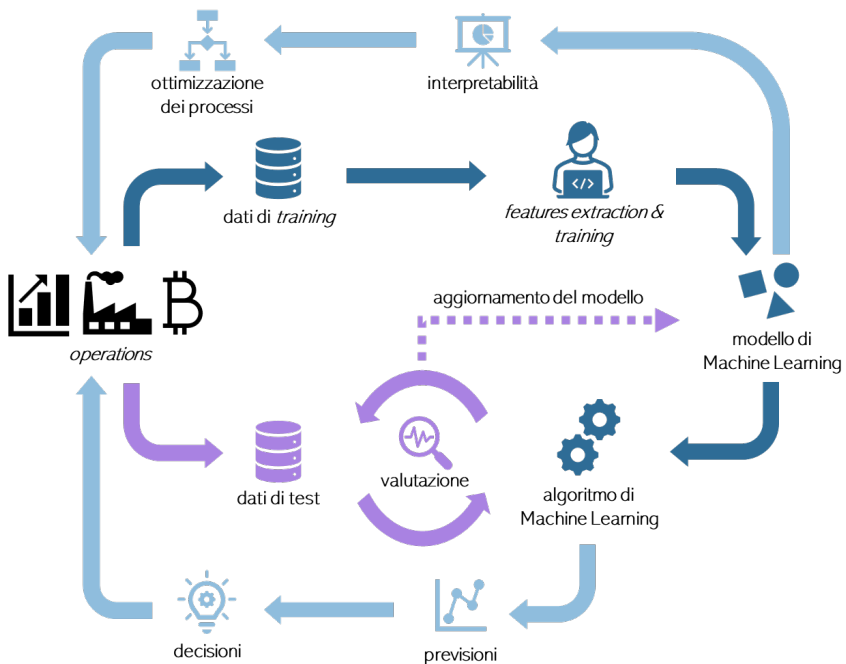


Figura 5 - Flowchart di utilizzo del ML in ambito industriale.

Machine Learning

Supervised learning

Classificazione

- Support Vector Machines
- Discriminant Analysis
- Naive Bayes
- Nearest Neighbor
- Neural Networks

Regressione

- Linear Regression, GLM
- SVR, GPR
- Ensemble Methods
- Decision Trees
- Neural Networks

Unsupervised learning

Clustering

- K-Means, K-Medoids, Fuzzy C-Means
- Hierarchical
- Gaussian Mixture
- Hidden Markov Models
- Neural Networks

Figura 6 - Classificazione di algoritmi che appartengono alla famiglia del Machine Learning

Gli algoritmi di Machine learning sono classificati in due principali categorie, chiamate apprendimento supervisionato e apprendimento non supervisionato.

L'apprendimento supervisionato è quello 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.

L'apprendimento non supervisionato, al contrario, viene utilizzato per insiemi di dati grezzi. Il suo compito principale è quello di convertirli in dati strutturati. In moltissimi contesti si generano grandi quantità di dati grezzi. Anche il computer genera file di registro che sono sotto forma di dati grezzi. Pertanto, l'apprendimento non supervisionato rappresenta la parte più sfidante dell'apprendimento automatico (ML).

Alcuni algoritmi si collocano in una posizione intermedia fra le due classi precedenti. Parliamo in questo caso di apprendimento per rinforzo (RL), un campo distinto all'interno dell'apprendimento automatico che mira ad insegnare agli agenti (ossia tutti gli oggetti che possono prendere decisioni e intraprendere azioni) a prendere una sequenza di decisioni in un ambiente, al fine di ottimizzare le ricompense cumulative totali. L'obiettivo principale del RL è consentire a un agente di interagire con l'ambiente, osservare attentamente le conseguenze derivanti dalle sue azioni e successivamente modificare il suo comportamento in base a tali osservazioni.

Nel dominio dell'apprendimento per rinforzo, l'acquisizione di conoscenza avviene attraverso una sequenza di iterazioni di *trial and error* (ovvero prova ed errore). L'agente esplora attivamente l'ambiente compiendo azioni e, in base alle ricompense o alle penalità conseguenti, utilizza queste informazioni per perfezionare la sua politica o strategia. L'obiettivo finale è scoprire una politica ottimale che produca le ricompense cumulative a lungo termine le più elevate possibili.

Un concetto fondamentale nell'apprendimento per rinforzo è il Processo Decisionale di Markov (MDP), che stabilisce un quadro matematico per modellare problemi che coinvolgono decisioni sequenziali. L'MDP comprende diversi elementi chiave, tra cui stati, azioni, probabilità di transizione, ricompense e un fattore di sconto che governa l'importanza delle ricompense future. Collettivamente, questi componenti definiscono la dinamica del processo decisionale all'interno del quadro dell'RL [GBC16].

3.3 Artificial Neural Networks (ANN)

Un esempio notevole di algoritmo di ML è rappresentato dalle 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 coefficienti, o 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 indicata in Figura 7), a evocazione del comportamento non lineare dei neuroni biologici. Il segnale così elaborato viene poi trasmesso in cascata ad altri neuroni. Nella 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 al layer finale 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 7.

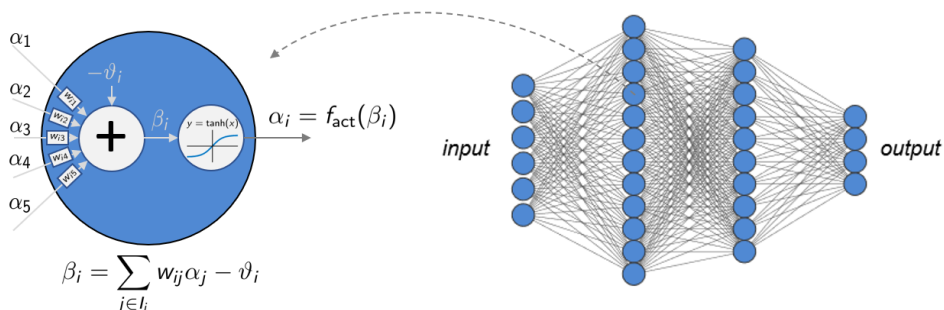


Figura 7 - Rappresentazione di una ANN. A sinistra è rappresentato un neurone artificiale, dove i valori α_1 - α_5 rappresentano gli input del neurone, β_i l'esito della trasformazione affine (moltiplicazione per i pesi w_{ij} e sottrazione del ϑ_i) e α_i l'output del neurone. La funzione di attivazione considerata in figura è la tangente iperbolica (\tanh). A destra è rappresentata invece l'intera ANN.

L’output della rete dipende quindi dall’insieme dei suoi “parametri”, costituiti da pesi e *bias*. Quando la rete nasce, i suoi parametri sono assegnati in modo randomico, e randomico 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, o funzione costo (*loss function*), data dalla discrepanza fra output osservati e output appartenenti al training

dataset. I processi di training e testing sono riassunti in Figura 8. Con riferimento alla definizione di Mitchell riportata all'inizio di questa sezione 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*.

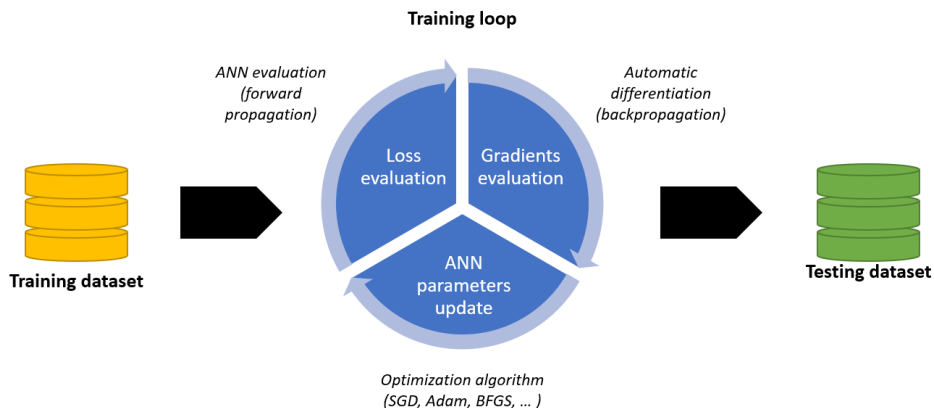


Figura 8 - Rappresentazione del processo di training e testing di una ANN. Il training dataset viene utilizzato per addestrare la ANN, mediante un processo iterativo nel quale a ciascun passo viene valutata la loss function, vengono calcolati i gradienti rispetto ai parametri, i quali vengono poi aggiornati mediante un opportuno algoritmo di ottimizzazione. Quando l'addestramento è concluso, le performance della rete sono valutate rispetto a un testing dataset.

3.4 Intelligenza Artificiale generativa

L'Intelligenza Artificiale Generativa (AI generativa) rappresenta una classe di modelli avanzati progettati per creare dati o contenuti originali che rispecchiano le caratteristiche di un insieme di dati di partenza.

Un esempio emblematico di questo approccio è dato dai *Generative Adversarial Networks* (GANs), che consistono in due reti neurali, un generatore e un discriminatore, che sono addestrate simultaneamente attraverso una competizione. Il generatore cerca di produrre dati che sono difficili da distinguere dai dati reali, mentre il discriminatore cerca di identificare la differenza tra i dati generati e quelli autentici. Questo processo di competizione continua porta a un miglioramento costante del generatore nel produrre output sempre più realistici.

Le applicazioni dell'AI generativa sono ampie e spaziano dalla creazione di immagini, testi e suoni originali alla sintesi di dati per scopi di addestramento in scenari in cui la raccolta di grandi quantità di dati reali sarebbe impraticabile. **L'AI generativa offre un potenziale significativo nell'innovazione creativa e nella generazione di contenuti unici, ma presenta anche sfide etiche, come la possibilità di creare contenuti falsi o manipolati. Pertanto, l'evoluzione e l'adozione responsabile di queste tecnologie richiedono una ponderata considerazione degli aspetti etici e della sicurezza.**

Una particolare classe di modelli di AI generativa è quella dei cosiddetti *Large Language Models* (LLM), progettati per comprendere e generare testo in modo estremamente sofisticato. Questi modelli sono addestrati su enormi quantità di dati testuali per apprendere strutture linguistiche, sintassi e persino contesti specifici. L'approccio chiave di un LLM è la capacità di generare testo coerente e contestualmente rilevante, rispondendo a domande, completando frasi o addirittura creando contenuti originali. Nel momento in cui questo documento è scritto, i LLM stanno giocando un ruolo chiave nella diffusione della consapevolezza nella società intera delle potenzialità dell'AI, grazie a diversi modelli resi disponibili per l'utilizzo al pubblico, quali GPT di OpenAI, BARD di Google, LLaMA di Meta.

I moderni LLM si basano su algoritmi detti *transformers*, che si basano sul cosiddetto meccanismo dell'*attenzione*. Questo può essere immaginato come il focalizzarsi su parole chiave mentre si legge una frase. Questo processo avviene in più "teste" per comprendere diverse prospettive. Le informazioni ponderate vengono combinate per creare una rappresentazione del contesto. Questo approccio, composto da strati di trasformazione e reti neurali, è efficace nel catturare relazioni complesse nel linguaggio naturale, dimostrando successo in traduzione automatica e altri compiti di NLP.

I LLM sono caratterizzati da un numero straordinariamente elevato di parametri addestrabili. GPT-3, ad esempio, dispone di 175 miliardi di parametri, e la sua versione successiva GPT-4, che ha esteso le funzionalità alla generazione di immagini, ha un numero stimato di oltre un trilione di parametri [S23]. Questa vastità di parametri comporta diverse implicazioni sia in termini di costi e tempi di training, che dal punto di vista dell'accesso ai dati necessari e dei costi operativi. Innanzitutto, il processo di addestramento di LLM

richiede risorse computazionali notevoli e, di conseguenza, implica costi elevati. Sam Altman, CEO di OpenAI, ha rivelato che il costo per addestrare GPT4 è stato di ben 100 milioni USD [K23]. **La necessità di utilizzare infrastrutture di calcolo potenti e specializzate può rendere il training di questi modelli proibitivo per molte organizzazioni a causa dei costi associati all'hardware avanzato e alle risorse di calcolo necessarie. Molti modelli richiedono risorse così imponenti che i supercomputer disponibili in Europa potrebbero non essere sufficienti, richiedendo così di ricorrere a risorse esterne all'UE, sollevando però problemi relativi alla protezione dei dati. Non va poi trascurato l'impatto ambientale che questi modelli hanno, per via del vertiginoso consumo energetico.**

Il vasto numero di parametri richiede inoltre enormi quantità di dati per l'addestramento, poiché il modello deve apprendere una rappresentazione complessa e ricca delle lingue. Accedere a dataset di qualità e dimensioni adeguate può rappresentare una sfida, specialmente quando si considerano le problematiche legate alla privacy dei dati. Anche l'esecuzione e le valutazioni dei LLM comportano costi significativi, sia in termini di risorse di calcolo che di tempo. La dimensione stessa del modello può rendere le inferenze più lente, richiedendo hardware più potente per mantenere prestazioni accettabili.

Dal punto di vista etico, l'accesso limitato a risorse finanziarie e tecnologiche per addestrare e utilizzare LLM può generare disuguaglianze. Poche grandi organizzazioni o aziende possono permettersi di sviluppare e utilizzare tali modelli, mentre altri attori, come piccole imprese o ricercatori indipendenti, potrebbero trovarsi esclusi da queste tecnologie avanzate. Per mitigare queste problematiche, è essenziale promuovere la condivisione responsabile di modelli pre-addestrati e l'accesso a risorse di calcolo attraverso iniziative collaborative. La comunità scientifica e industriale dovrebbe lavorare per rendere disponibili risorse e dati, riducendo così il divario di accesso a queste tecnologie avanzate. Inoltre, è fondamentale affrontare le questioni etiche e di sicurezza correlate all'uso di LLM, garantendo che tali tecnologie siano sviluppate e utilizzate in modo responsabile e inclusivo.

Lo sviluppo dei LLM sta procedendo a velocità vertiginosa, con nuovi rilasci che si susseguono a stretto giro, aggiungendo sempre nuove potenzialità. I modelli più recenti sono in grado di integrare fonti di diverso tipo, come testi, audio, immagini e video. Un esempio è Gemini di Google, una famiglia di modelli multimodali di AI in vari domini sia di tipo audiovisivo che testuale.

I modelli di linguaggio convenzionali possono essere personalizzati per svolgere diverse attività comuni, come l'analisi dei sentimenti e il riconoscimento di entità nominate, senza richiedere ulteriori conoscenze specializzate. Tuttavia, per affrontare compiti più complessi e ricchi di contenuti, è possibile implementare un sistema basato su modelli di linguaggio che attingono a fonti esterne di conoscenza. Ciò garantisce una maggiore coerenza nei fatti, migliorando l'affidabilità delle risposte generate e riducendo il rischio di errori.

I ricercatori di Meta AI hanno introdotto un approccio denominato Retrieval-Augmented Generation (RAG) per affrontare compiti che richiedono una considerevole quantità di

conoscenza [M23]. RAG combina un componente di recupero delle informazioni con un modello generativo di testo. Questo sistema è flessibile e consente di personalizzarlo, consentendo anche l'aggiornamento efficiente della sua base di conoscenza senza la necessità di ricominciare da zero.

RAG riceve in input e recupera una serie di documenti rilevanti da fonti esterne, come ad esempio Wikipedia. Questi documenti vengono utilizzati come contesto insieme all'input originale, alimentando il generatore di testo per produrre l'output finale. Questa caratteristica rende RAG adattabile in situazioni in cui le informazioni possono evolvere nel tempo, fornendo accesso alle informazioni più aggiornate senza richiedere la riprogrammazione del modello di linguaggio. Ad esempio, RAG può essere usato per sviluppare chatbot in grado di rispondere alle domande delle risorse umane. Se un utente chiedesse di conoscere la quantità di ferie residue, il RAG potrebbe fornire una risposta in linguaggio umano, elaborando dati provenienti dalla politica aziendale in termini di ferie e dal registro delle ferie già godute dal dipendente.

Nella referenza [LP21] è descritto un approccio generale per adattare RAG, utilizzando un modello pre-addestrato unito a informazioni ottenute consultando il database di Wikipedia. Di recente, gli approcci basati sul recupero stanno diventando più diffusi e vengono integrati con modelli di linguaggio noti, come GPT di OpenAI, per migliorare le capacità e la coerenza nella rappresentazione dei fatti.

3.5 Dati e Processi Fisici – Quando il contesto conta

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 di training. 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 processo che si sta considerando (sia esso naturale, sociale, economico, biologico, fisico in senso stretto, industriale), ossia delle leggi (basate su principi primi oppure su osservazioni empiriche) espresse nella forma di relazioni causa-effetto. I modelli di AI, 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 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 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.

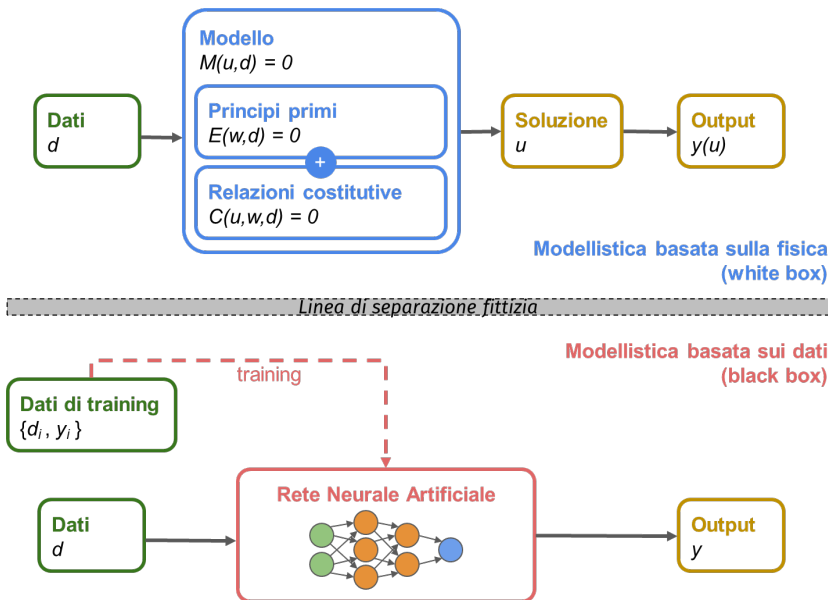


Figura 9 - Due approcci modellistici a confronto: modelli basati sulla fisica (in alto) e modelli basati sui dati (in basso). Mentre i secondi sono delle “black-box”, dal momento che l’algoritmo estrae in modo automatico ma non comprensibile dall’uomo la ricchezza contenuta nei dati, i primi sono delle “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 9). Al contrario, molte interazioni sinergiche sono possibili. In Figura 10 è rappresentata una mappa di possibili sinergie 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 (in questo caso si parla di *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 dei output stessi, oppure supportando l'identificazione dei parametri fisici da cui i modelli dipendono.

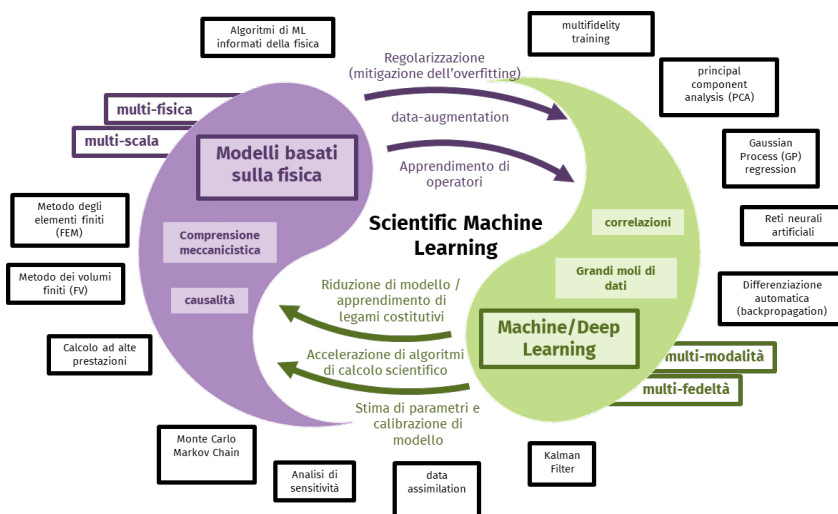


Figura 10 - Le sinergie fra modelli basati sulla fisica e modelli di ML basati sui dati, per la realizzazione della *data-models fusion*.

Quando si tratta di decidere se affidarsi ai modelli basati sulla fisica o sui dati, non esiste una risposta univoca. Molto spesso, il punto di ottimo sta nel mezzo, ovvero in una loro combinazione virtuosa: basarsi sulla conoscenza fisica – se disponibile – quando si ha un ragionevole grado di confidenza in essa, e utilizzare i dati disponibili per colmare la *gap* di conoscenza. Tale cooperazione virtuosa prende il nome di *data-models fusion*, o anche di *scientific machine learning* (vedi Figura 10). 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 11 e Figura 12.

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'AI.

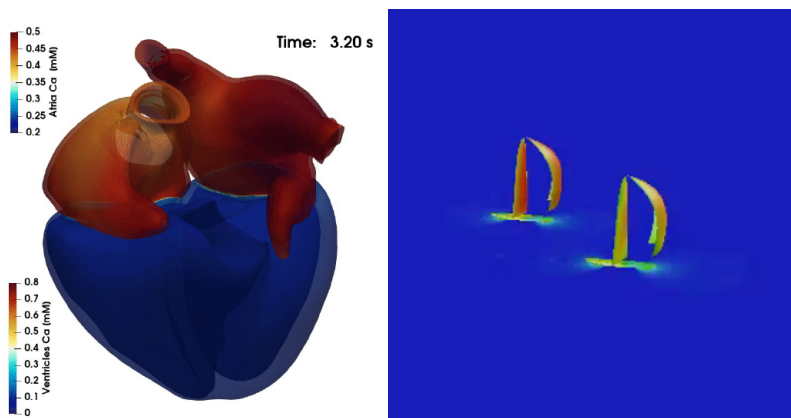


Figura 11 - Due esempi di modelli basati sulla fisica. A sinistra, un modello matematico di un cuore umano, che descrive in una logica multi-scala i processi fisici che concorrono alla funzione cardiaca (dalla biochimica subcellulare, all'elettrofisiologia e alla meccanica dell'organo). A destra, un 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

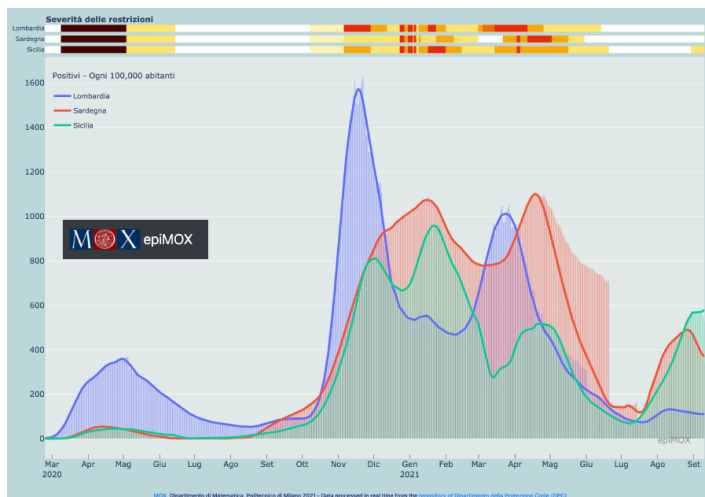


Figura 12 - Un esempio di modello che coniuga la conoscenza "fisica" del processo con i dati che fluiscono in tempo reale. La figura rappresenta una schermata di epiMOX, una piattaforma sviluppata presso il Laboratorio MOX (Dipartimento di Matematica del Politecnico di Milano) che permette di visualizzare 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/>).

3.6 I Gemelli Digitali (DIGITAL TWINS)

La sempre maggior diffusione dell'AI e dei modelli matematici (che possiamo anche chiamare *modelli digitali*) sta portando all'affermazione del paradigma del *digital twin* (il "gemello digitale"). Citando il AIAA Institute Position Paper 2020 [AIA20], 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'itero 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 13). Il gemello digitale ha ovviamente bisogno di affiancarsi ad un gemello fisico, ma di quest'ultimo ne costituisce una generalizzazione per via della sua interazione dinamica con il gemello fisico.

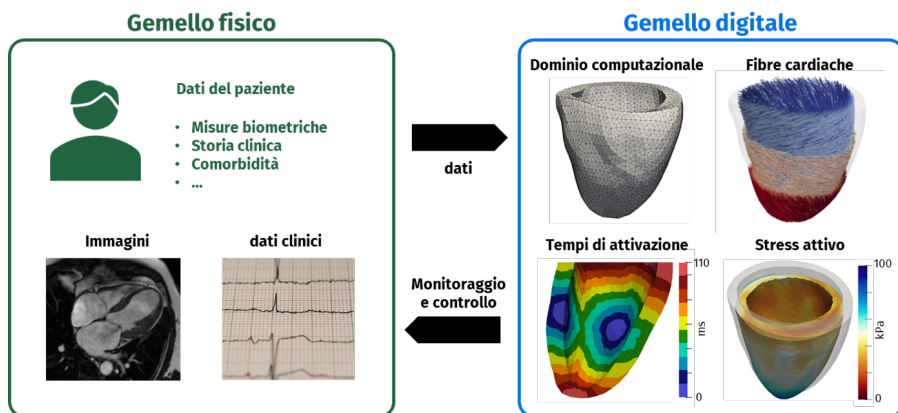


Figura 13 - Un esempio di *physical twin* in ambito sanitario. Nel caso considerato in figura, il "gemello fisico" è rappresentato dal cuore di uno specifico paziente. L'insieme dei dati clinici derivanti dal gemello fisico permette di definire la sua replica digitale, ossia una rappresentazione al computer 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 (ovvero i modelli digitali) 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.

I *digital twin* ricoprono un ruolo fondamentale nel contesto della cosiddetta *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 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'AI 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*), ovvero i modelli digitali. 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.



4

4. Soluzioni “off the shelf” e applicazioni customizzate: vantaggi e limiti

Quando un'azienda si avvicina al mondo dell'AI si trova spesso di fronte all'alternativa “*make or buy*”, che rappresenta una scelta cruciale. **Da un lato, il mercato propone una serie di soluzioni preconfezionate e pronte (o quasi) all'uso; dall'altro, le aziende possono scegliere di sviluppare internamente i progetti contando su competenze interne. Entrambi i percorsi presentano vantaggi e limiti, e la decisione finale dipenderà dalle esigenze specifiche dell'azienda, dalla disponibilità di risorse e dalla rapidità con cui è necessario implementare l'AI.**

Di seguito vengono riportati i maggiori vantaggi e limiti dell'utilizzo di soluzioni off the shelf rispetto a soluzioni sviluppate ad hoc sui processi aziendali.

4.1 Vantaggi delle soluzioni “Off the Shelf” rispetto a soluzioni customizzate

- **Risparmio di tempo:** le soluzioni preconfezionate sono già pronte per l'uso e richiedono meno tempo per essere implementate rispetto allo sviluppo da zero. Questo è cruciale quando c'è un'urgente necessità di adottare l'AI.
- **Bassi costi di sviluppo:** lo sviluppo di soluzioni AI personalizzate può essere costoso sia in termini di risorse umane che di infrastruttura. Le soluzioni "Off the Shelf" spesso hanno un costo iniziale inferiore.
- **Facilità di integrazione:** le soluzioni preconfezionate sono spesso progettate per essere facilmente integrate con i sistemi esistenti, riducendo al minimo i problemi di compatibilità.
- **Accesso all'esperienza degli esperti:** molte soluzioni "Off the Shelf" sono state sviluppate da team di esperti nel campo dell'AI, il che significa che le aziende possono beneficiare dell'esperienza di tali professionisti senza doverli assumerli internamente.
- **Aggiornamenti e supporto:** i fornitori di soluzioni preconfezionate solitamente offrono aggiornamenti regolari e supporto tecnico per garantire che le soluzioni rimangano aggiornate e funzionino senza problemi nel tempo.

4.2 Limiti delle soluzioni “Off the Shelf” rispetto a soluzioni customizzate

- Limitazioni nella customizzazione: le soluzioni preconfezionate possono non adattarsi perfettamente alle esigenze specifiche di un'azienda. Questo potrebbe richiedere compromessi nella funzionalità o la necessità di apportare modifiche aggiuntive.
- Mancanza di controllo: utilizzando una soluzione preconfezionata, un'azienda potrebbe avere meno controllo sulle funzionalità e sulle regole di funzionamento rispetto a una soluzione personalizzata.
- Costi di licenza: se da un lato le soluzioni “off the shelf” hanno bassi costi legati allo sviluppo, dall'altro potrebbero essere caratterizzate da costi per la licenza d'uso, al contrario delle soluzioni sviluppate in-house, che spesso si basano su librerie di tipo open source.
- Rischio di dipendenza dal fornitore: l'azienda potrebbe diventare dipendente dal fornitore della soluzione preconfezionata, con conseguenti vincoli a lungo termine e possibili sfide se il fornitore decide di interrompere il supporto o aumentare i costi.
- Conformità e sicurezza: alcune soluzioni “Off the Shelf” potrebbero non soddisfare pienamente i requisiti di sicurezza o di conformità specifici dell'azienda, il che potrebbe richiedere ulteriori sforzi per il loro adeguamento.
- Limitazioni nell'innovazione: l'utilizzo di soluzioni preconfezionate potrebbe limitare la capacità dell'azienda di sviluppare soluzioni AI altamente innovative e competitive che differenzino l'azienda sul mercato.

La scelta tra “make” o “buy” per lo sviluppo e l'implementazione di soluzioni AI dipende dalle circostanze e dalle esigenze specifiche dell'azienda. Spesso, una combinazione di entrambi gli approcci può essere la soluzione ottimale, sfruttando le soluzioni preconfezionate per le esigenze di base e personalizzando dove necessario per ottenere il massimo valore.

È importante notare, inoltre, che in ambito AI la scelta non è di tipo binario: fra lo sviluppo da zero alle soluzioni preconfezionate, esistono molte gradazioni intermedie, che possono adattarsi alle diverse esigenze aziendali. Esistono infatti librerie AI che agiscono ad alto livello e che permettono di sviluppare soluzioni in poche righe di codice. Questa opzione offre un buon equilibrio tra personalizzazione e velocità di sviluppo. Alcune aziende fanno largo uso di piattaforme low-code o no-code, che consentono anche a persone non esperte di creare applicazioni AI senza scrivere alcun codice. Si tratta di strumenti estremamente accessibili che possono essere utilizzati da risorse aziendali con competenze informatiche di base per risolvere problematiche utilizzando soluzioni AI. Tuttavia, è necessario notare che tali piattaforme sono solitamente limitate a casi d'uso specifici o a compiti di machine learning relativamente semplici e pertanto non si adattano a tutte le problematiche aziendali, e non possono, se non in casi semplici, sostituire la figura di un data engineer e di un data scientist. Chi utilizza piattaforme no-code potrebbe non avere una comprensione completa di come funziona l'AI dietro le quinte. Questo può portare a scelte inadeguate o a

errori nel processo decisionale, specialmente quando si tratta di problemi complessi o di dati sensibili.

Mentre le piattaforme no-code sono una risorsa preziosa per rendere l'AI accessibile a un pubblico più ampio e semplificare lo sviluppo di applicazioni AI, è importante riconoscere che non sono una panacea. **Gli esperti in AI, come i data scientist, rimangono essenziali per affrontare sfide complesse, massimizzare il potenziale dell'AI e garantire la qualità e l'efficacia delle soluzioni implementate. L'accessibilità degli strumenti AI è un progresso positivo, ma è fondamentale utilizzarli in modo responsabile e consapevole delle loro limitazioni.**

La chiave è trovare l'equilibrio giusto tra personalizzazione, rapidità di implementazione e controllo sui costi. In questo modo, è possibile creare valore attraverso l'AI senza dover necessariamente partire da zero o impegnare risorse e tempo eccessivi nello sviluppo.

4.3 Principali piattaforme AI

In questa sezione vengono presentate alcune piattaforme offerte dai principali player del mercato AI, mettendone in luce le principali caratteristiche che le rendono più o meno adeguati alle specifiche esigenze aziendali. Le funzioni principali prese in considerazione sono la capacità di addestrare modelli di Machine/Deep Learning e la possibilità di renderli fruibili su diverse tipologie di dispositivo (computer portatile, smartphone, wearable devices, PLC).

Questi strumenti offrono diversi livelli di complessità, flessibilità e funzionalità. La scelta dipende spesso dalle esigenze specifiche del progetto, dalla familiarità con lo strumento e dalla preferenza personale.

Google Cloud

Machine Learning:

- **AutoML:** Google Cloud AutoML è una piattaforma che semplifica l'addestramento di modelli di machine learning, consentendo anche ai non esperti di creare soluzioni AI personalizzate. cloud.google.com/automl
- **Vertex AI:** Vertex AI è una suite completa per la creazione, la gestione e il monitoraggio di modelli di machine learning. cloud.google.com/vertex-ai
- **Contact Center AI:** Questa soluzione di Google Cloud sfrutta l'intelligenza artificiale generativa per fornire assistenza virtuale ai clienti attraverso chatbot e risposte automatizzate. cloud.google.com/solutions/contact-center
- **Speech-to-Text:** Cloud Speech-to-Text è un servizio che consente di convertire messaggi vocali in testo, facilitando l'analisi e l'elaborazione dei dati audio. cloud.google.com/speech-to-text

Analisi dati:

- **BigQuery:** Google BigQuery è uno strumento di analisi dati che consente di eseguire query su grandi set di dati in modo veloce ed efficiente. cloud.google.com/bigquery
- **Dataflow:** Cloud Dataflow è un servizio per l'elaborazione di dati in streaming e batch, particolarmente adatto per l'analisi in tempo reale dei dati. cloud.google.com/dataflow
- **Looker:** Google Looker è una piattaforma moderna di business intelligence, analisi incorporate e applicazione di dati. cloud.google.com/looker

Microsoft Azure

- **Azure Machine Learning:** Consente di addestrare, distribuire e gestire modelli di machine learning in modo flessibile e scalabile. <https://azure.microsoft.com/en-us/free/machine-learning/>
- **Azure Data Services:** Questi servizi, tra cui Azure SQL Data Warehouse e Azure Data Lake Storage, offrono capacità di archiviazione e analisi dati avanzate. <https://azure.microsoft.com/en-gb/solutions/limitless-data>
- **Azure Bot Service:** Consente di creare e gestire chatbot e assistenti virtuali per migliorare l'interazione con i clienti. <https://azure.microsoft.com/en-us/products/ai-services/ai-bot-service>
- **Azure App Service:** Offre un ambiente di sviluppo per creare applicazioni web e mobili altamente scalabili e personalizzate. <https://azure.microsoft.com/it-it/products/app-service>

Amazon Web Services (AWS)

- **Amazon SageMaker:** è una piattaforma completa per la creazione e l'addestramento di modelli di machine learning. Offre un'ampia gamma di strumenti a supporto del ciclo di vita delle applicazioni di machine learning. aws.amazon.com/it/sagemaker
- **Altre soluzioni off-the-shelf:** AWS offre una vasta gamma di servizi AI e machine learning, tra cui AWS Comprehend per l'analisi del linguaggio naturale, AWS Rekognition per la visione computerizzata e molti altri. aws.amazon.com/it/machine-learning.

IBM WatsonX

- **WatsonX:** IBM WatsonX offre soluzioni per modelli AI generativi, analisi avanzate e governance dei dati. La piattaforma comprende tre prodotti: lo studio watsonx.ai per nuovi modelli di fondazione, AI generativa e apprendimento automatico; l'archivio dati e il toolkit per accelerare i workflow AI. <https://www.ibm.com/it-it/watsonx>

TensorFlow (Google)

- **TensorFlow** è una libreria open source sviluppata da Google che offre un ampio supporto per l'addestramento di modelli di machine learning e deep learning. È nota per la sua flessibilità e scalabilità. Inoltre, TensorFlow.js consente di implementare modelli AI nelle applicazioni web, mentre TensorFlow Lite è adatto per dispositivi mobili ed embedded. TFX è una piattaforma di produzione per il deploy di modelli di AI. <https://www.tensorflow.org/about>

PyTorch (Facebook)

- **PyTorch**, sviluppato dal laboratorio AI Research di Facebook (FAIR), è noto per il suo grafo computazionale dinamico, che lo rende intuitivo per ricercatori e sviluppatori. Ha guadagnato popolarità per la sua flessibilità e facilità d'uso, in particolare nella comunità del deep learning. <https://pytorch.org/>

NVIDIA AI

- **NVIDIA AI Enterprise** è una piattaforma software cloud-nativa end-to-end che accelera le pipeline di data science e semplifica lo sviluppo e l'implementazione di co-pilot di livello produttivo e altre applicazioni di AI, con un'enfasi particolare sull'accelerazione GPU per calcoli intensi. <https://www.nvidia.com/en-us/data-center/products/ai-enterprise/>
- **TensorRT e DeepStream** appartengono a una suite di strumenti e framework per effettuare deployment di modelli AI forniti da NVIDIA per applicazioni su dispositivi embedded e IoT. <https://www.nvidia.com/en-us/ai-data-science/ai-workflows/>
- **NVIDIA Riva** è una piattaforma per la creazione di applicazioni conversazionali e di linguaggio naturale alimentate da modelli AI avanzati. <https://www.nvidia.com/en-us/ai-data-science/products/riva/>

Intel

- **Geti**: Intel Geti è una soluzione di computer vision basata su AI per la gestione di modelli di visione computerizzata. <https://geti.intel.com/>
- **OpenVINO**: Intel OpenVINO Toolkit è una piattaforma per il deployment di modelli AI su una vasta gamma di dispositivi, inclusi CPU, GPU, acceleratori hardware e dispositivi edge. <https://www.intel.com/content/www/us/en/developer/tools/opencvino-toolkit/overview.html>

H2O.ai

- **H2O.ai** è una piattaforma per il machine learning (generativo e predittivo) che offre strumenti per l'addestramento di modelli, l'analisi dei dati e il deployment. È progettato per le esigenze aziendali e offre un'ampia varietà di algoritmi di machine learning. <https://h2o.ai/>

RapidMiner

- **RapidMiner** è una piattaforma per il machine learning che semplifica l'intero processo, dall'addestramento dei modelli all'analisi dei dati e al deployment. È noto per la sua facilità d'uso e la sua interfaccia intuitiva. <https://rapidminer.com/>

Alteryx

- Alteryx è una piattaforma per l'analisi dei dati e il machine learning automatico basato su cloud. Offre strumenti per l'automazione dei flussi di lavoro di analisi dei dati e semplifica l'accesso ai dati e la creazione di modelli AI. <https://www.alteryx.com/>

Alcuni strumenti diffusi per la *Data Visualization* sono:

- **Tableau:** Una piattaforma estremamente popolare per creare visualizzazioni interattive e dashboard. Offre una vasta gamma di opzioni per la creazione di grafici e la connessione a varie fonti dati.
- **Power BI:** Offerto da Microsoft, Power BI è un altro strumento potente per la visualizzazione dei dati, permettendo la creazione di report interattivi e dashboard dinamici.
- **D3.js:** Una libreria JavaScript ampiamente utilizzata per la creazione di visualizzazioni personalizzate e altamente flessibili. È più tecnico e richiede una conoscenza più approfondita di programmazione rispetto ad altre soluzioni.
- **Google Data Studio:** Strumento gratuito offerto da Google che permette di creare report e dashboard interattivi utilizzando dati provenienti da diverse fonti.
- **Python (Matplotlib, Seaborn, Plotly):** Python è un linguaggio di programmazione versatile con librerie specifiche come Matplotlib, Seaborn e Plotly, che consentono la creazione di grafici e visualizzazioni personalizzate.
- **QlikView/Qlik Sense:** Piattaforme che permettono di creare visualizzazioni di dati dinamiche e interattive per analisi approfondite.
- **R (ggplot2, Shiny):** R è un altro linguaggio di programmazione utilizzato per l'analisi dei dati che offre librerie come ggplot2 per la creazione di grafici e Shiny per la creazione di app interattive basate sui dati.
- **Adobe Illustrator/Sketch:** Strumenti di grafica vettoriale che consentono di creare visualizzazioni personalizzate e di alta qualità.



5. AI a supporto del Business (overview)

Gli algoritmi di AI rappresentano un'opportunità per le aziende; in termini molto generali, **l'AI può rendere più efficiente i processi produttivi e l'organizzazione aziendale, riducendo i costi e migliorando la qualità della produzione.** Le aziende possono sfruttare l'AI a vari livelli della value chain. Nel seguito viene presentata una overview di casi applicativi della tecnologia a supporto dei diversi processi aziendali:

- 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 consente di ridurre i costi e aumentare la qualità del prodotto.
- *Design industriale / di prodotto.* Gli algoritmi di AI 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. Come mostrato nelle precedenti Sezioni 3.4 e 3.5, 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 AI in grado di simulare un processo, l'AI 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 AI 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'AI 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 AI sono rappresentati dall'imparzialità e dall'indipendenza da fattori contingenti come l'umore dell'impiegato.
- *Trading algoritmico*. Gli algoritmi di AI 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'AI 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'AI 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'AI 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 AI 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 AI è oggi possibile analizzare in modo automatico i curricula dei candidati alle assunzioni, effettuando un primo screening in modo rapido ma efficace. L'AI 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 AI (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.
- *Segmentazione avanzata.* L'AI consente di suddividere i clienti in segmenti più dettagliati e specifici, in modo da poter creare campagne di marketing altamente mirate. Questo significa che è possibile inviare messaggi personalizzati a gruppi di clienti con interessi e comportamenti simili.
- *Marketing personalizzato.* Con questo termine si intendono le strategie volte a fornire messaggi pubblicitari a 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 AI 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*.
- *Analisi predittive delle vendite.* L'AI può analizzare i dati storici delle vendite per prevedere tendenze future e la domanda dei clienti. Ciò consente di ottimizzare le scorte, migliorare la pianificazione delle promozioni e prevedere l'andamento delle vendite.
- *Ricerca e analisi di mercato.* Gli strumenti di AI possono analizzare grandi volumi di dati per identificare tendenze di mercato, analizzare la concorrenza e fornire informazioni preziose per le strategie di marketing. Questi sono solo alcuni esempi di come l'AI può essere utilizzata per migliorare il marketing e la vendita in azienda. L'adozione di queste soluzioni può portare a una maggiore efficienza, una migliore comprensione dei clienti e un aumento delle vendite complessive.



6

6. AI e società: rischi e preoccupazioni

Lo sviluppo impetuoso dell'AI nella nostra società solleva anche preoccupazioni critiche: dallo spostamento del lavoro alla sicurezza dei dati, violazioni della privacy, sfide etiche, generazione di dati falsi e scarsa affidabilità dei risultati dell'AI.

Tali preoccupazioni riguardano aspetti di più ampio respiro di quelli strettamente di interesse per il presente documento. Ciononostante, alcune riflessioni sono doverose, in quanto potranno avere un impatto sulle tempistiche e sulle modalità di diffusione di questa tecnologia nella società.

Esempi recenti sono legati alla rapida diffusione di algoritmi dell'IA generativa. L'uso incontrollato di modelli sempre più sofisticati per la generazione di testi, immagini e video può rappresentare un rischio. Alcuni tipici interrogativi sono: disegni, quadri e film, possono ancora definirsi “arte” se prodotti da algoritmi? La protezione del diritto d'autore è ancora garantita dagli algoritmi generativi che attingono al lavoro di altri?

Inoltre, lo sviluppo dell'AI richiede enormi risorse computazionali, che portano alla sua centralizzazione in poche realtà ben finanziate, principalmente private.

Per “democratizzare” l'AI e sbloccarne l'utilizzo, i suoi vantaggi devono essere diffusi e le sue sfide devono essere affrontate collettivamente. Allineare l'AI ai valori della società è fondamentale per garantirne i valori etici e limitarne l'impatto ambientale, altrimenti minacciato dalle ingenti risorse computazionali necessarie all'archiviazione dei dati e alla esecuzione di calcoli giganteschi per l'addestramento e l'implementazione degli algoritmi.

E ancora, aspetti legati all'interpretabilità degli algoritmi di AI, al bias dei dati di addestramento delle reti neurali, all'uso di algoritmi di AI nel contesto bellico. Nel seguito svilupperemo brevemente alcuni di questi aspetti.

6.1 Alcuni temi di rilievo per la società

Il futuro dell'AI dipende dall'accesso all'HPC (high-performance computing). Lo sviluppo di sistemi di machine learning e modelli linguistici su larga scala richiedono set di addestramento estesi, modelli di reti neurali di grandi dimensioni e dunque centri di calcolo ad alte prestazioni. Ciò conduce ad una concentrazione delle capacità di intelligenza artificiale tra le Big-Tech più ricche, principalmente private. Ad oggi, fra i modelli di AI che richiedono maggiori risorse computazionali vi sono i modelli linguistici (Large Language Models), le cui dimensioni sono in costante e vertiginosa crescita: GPT-3 possiede 175 miliardi di parametri, mentre la successiva versione (GPT-4) supera i 1500 miliardi di parametri [MR23].

Consumo di energia e sostenibilità. Centri di supercalcolo “green” dovranno essere progettati per rendere sostenibile lo sviluppo dell'AI.

Open-source AI. L'approccio open source facilita la condivisione delle conoscenze e l'innovazione. **Per un futuro sostenibile dell'AI, è essenziale ampliare l'accesso al calcolo ad alte prestazioni, promuovere abitudini open source, investire nei migliori talenti e insistere sulla trasparenza nella ricerca sull'AI. Tali strategie democratizzano lo sviluppo dell'AI, garantendo un ambiente di AI più sicuro e competitivo.**

I sistemi di intelligenza artificiale e i relativi dati di addestramento devono essere affidabili, sicuri, protetti. Garantire la qualità dei dati, eliminare i pregiudizi e mantenere la tracciabilità sono passaggi essenziali. Sebbene la promozione dell'accessibilità dei dati possa aumentare la fiducia, la salvaguardia dei dati personali dall'accesso non autorizzato rimane fondamentale. D'altro canto, sicurezza e protezione dei dati sono essenziali nel caso di applicazioni che comportano vulnerabilità sociale e personale. Si rendono necessari sistemi sottoposti a severi test previsti da standard internazionali o di cui si possa dimostrare la correttezza.

Allineamento fra pubblico e privato. La ricerca sull'AI dovrebbe essere collaborativa, abbracciare i settori pubblico e privato e includere diverse comunità scientifiche, al fine di soddisfare le esigenze tecniche rispettando gli standard culturali ed etici, riducendo i pregiudizi e promuovendo un futuro equo dell'AI. Partenariati pubblico-private sono fondamentali soprattutto per la raccolta di dati su larga scala

Trasparenza nelle decisioni supportate da AI. Quando l'AI viene utilizzata come supporto a decisioni importanti e che hanno un impatto sulle persone (ad esempio, in ambito medico), le persone interessate dovrebbero ricevere informazioni sufficienti per comprendere le ragioni alla base dei suggerimenti dell'AI. In questo modo, le persone disporranno degli strumenti necessari per, eventualmente, contestare tali decisioni.

Preparare i cittadini all'AI era. Risorse educative complete e dialoghi aperti sono essenziali per chiarire idee sbagliate e problemi sull'AI. Discutere pubblicamente sulle potenziali applicazioni dannose dell'AI è doveroso.

Sulla necessità di una regolamentazione. Ad oggi, tuttavia, pare ottimistico pensare che un maggiore accesso alle capacità di calcolo e una maggiore trasparenza e affidabilità dei sistemi di AI avvengano "spontaneamente": occorre anche - come già indicato dall'Unione europea con l'*Artificial Intelligence Act* (di cui riferiamo più diffusamente oltre) o dal G7 con il *G7 Hiroshima AI Process* - un'efficace regolazione giuridico-istituzionale di un fenomeno tecnico ed economico nato e sviluppatosi su base privatistica, così da salvaguardare i diritti fondamentali della persona e i valori dello stato di diritto, promuovere un AI socialmente affidabile e superare il principio della quasi totale irresponsabilità delle imprese commerciali che governano e amministrano il traffico di rete.

6.2 L'Artificial Intelligence Act dell'UE

Nel contesto della sua strategia digitale, l'UE intende regolamentare l'AI per garantire migliori condizioni nello sviluppo e nell'uso di questa tecnologia innovativa. L'iniziativa della Commissione Europea per regolamentare l'IA affidabile, conosciuta come "Artificial Intelligence Act", ha fatto notevoli progressi. Essa si basa sul Libro Bianco del 2020 [EU20] e affronta gli aspetti etici, la responsabilità civile e la proprietà intellettuale legati all'IA. Nell'aprile 2021, la Commissione europea ha proposto il primo quadro normativo dell'UE sull'AI [EU21] nel quale i sistemi di AI utilizzabili in diverse applicazioni vengono analizzati e classificati in base al rischio che rappresentano per gli utenti. Maggiori livelli di rischio comporteranno maggiore regolamentazione. Una volta approvate, queste saranno le prime regole al mondo sull'AI. A novembre 2023, l'Atto categorizza i sistemi di intelligenza artificiale in base ai livelli di rischio e ne delinea le norme.

La priorità del Parlamento è garantire che i sistemi di AI utilizzati nell'UE siano sicuri, trasparenti, tracciabili, non discriminatori e rispettosi dell'ambiente. I sistemi di AI dovrebbero essere supervisionati dalle persone, anziché dall'automazione, per prevenire esiti dannosi. Il Parlamento desidera inoltre stabilire una definizione tecnologicamente neutra e uniforme per l'AI che potrebbe essere applicata ai futuri sistemi di AI [EU23].

6.2.1 AI Act: regole diverse per diversi livelli di rischio

Le nuove regole stabiliscono obblighi per fornitori e utenti in base al livello di rischio derivante dall'intelligenza artificiale [W23-1, W23-5]. Anche se molti sistemi di AI presentano un rischio minimo, devono essere valutati.

Rischio inaccettabile. I sistemi di AI considerati una minaccia per le persone saranno vietati. Questi includono:

- Manipolazione comportamentale cognitiva delle persone o di specifici gruppi vulnerabili: ad esempio, giocattoli attivati vocalmente che incoraggiano comportamenti pericolosi nei bambini.
- Classificazione sociale: classificare le persone in base al comportamento, allo status socioeconomico o alle caratteristiche personali.
- Sistemi di identificazione biometrica in tempo reale e a distanza, come il riconoscimento facciale.

Potrebbero essere ammesse alcune eccezioni: ad esempio, i sistemi di identificazione biometrica a distanza "post" in cui l'identificazione avviene dopo un significativo ritardo saranno consentiti per perseguire crimini gravi, ma solo previa autorizzazione del tribunale.

Alto rischio. I sistemi di AI che influenzano negativamente la sicurezza o i diritti fondamentali saranno considerati ad alto rischio e saranno divisi in due categorie:

Sistemi di IA utilizzati in prodotti soggetti alla legislazione dell'UE sulla sicurezza dei prodotti. Questa include giocattoli, aviazione, automobili, dispositivi medici e ascensori.

Sistemi di AI che ricadono in otto specifiche aree che dovranno essere registrati in un database dell'UE:

- Identificazione biometrica e categorizzazione delle persone
- Gestione e funzionamento delle infrastrutture critiche
- Istruzione e formazione professionale
- Occupazione, gestione dei lavoratori e accesso all'autoimpiego
- Accesso e fruizione di servizi essenziali privati e servizi pubblici e benefici
- Applicazione della legge
- Migrazione, asilo e gestione del controllo delle frontiere
- Assistenza nell'interpretazione e applicazione legale della legge

Tutti i sistemi di AI ad alto rischio saranno valutati prima di essere messi sul mercato e anche durante il loro ciclo di vita.

Rischio limitato. I sistemi di AI a rischio limitato dovrebbero conformarsi a requisiti minimi di trasparenza che consentirebbero agli utenti di prendere decisioni informate. Dopo aver interagito con le applicazioni, l'utente può decidere se desidera continuare a utilizzarle. Questo include i sistemi di AI che generano o manipolano contenuti di immagini, audio o video, ad esempio deepfake.

AI generativa. L'AI generativa dovrebbe conformarsi ai requisiti di trasparenza:

- Rivelare che il contenuto è stato generato dall'AI
- Progettare il modello in modo da evitare la generazione di contenuti illegali
- Pubblicare sintesi dei dati protetti da copyright utilizzati per l'addestramento

6.2.2 Prossimi passi

Il 14 giugno 2023, i membri del Parlamento europeo hanno adottato la posizione negoziale del Parlamento sull'AI Act. Ne sono seguiti negoziati con i paesi dell'UE nel Consiglio che hanno consentito di giungere ad una posizione di compromesso nel dicembre 2023.

Il 2 febbraio 2024 gli ambasciatori dei 27 Paesi dell'Unione Europea hanno approvato all'unanimità il primo regolamento completo al mondo sull'intelligenza artificiale, confermando l'accordo politico raggiunto a dicembre. Il testo vieterebbe alcune applicazioni della tecnologia dell'intelligenza artificiale, imporrebbe limiti severi ai casi d'uso considerati ad alto rischio, e imporrebbe ai modelli di software più avanzati obblighi di trasparenza e stress-test.

Il 13 marzo 2024 il Parlamento Europeo ha approvato la legge sull'intelligenza artificiale (AI), che garantisce sicurezza e rispetto dei diritti fondamentali e promuove l'innovazione.

Entrerà in vigore venti giorni dopo la pubblicazione nella Gazzetta ufficiale dell'UE e inizierà ad applicarsi 24 mesi dopo l'entrata in vigore, salvo per quanto riguarda: i divieti relativi a pratiche vietate, che si applicheranno a partire da sei mesi dopo l'entrata in vigore; i codici di buone pratiche (nove mesi dopo); le norme sui sistemi di AI per finalità generali, compresa la governance (12 mesi) e gli obblighi per i sistemi ad alto rischio (36 mesi).

6.2.3 Regolamento dell'AI in Italia

In Italia, al momento non esistono leggi o decreti specifici che regolamentano l'utilizzo dell'intelligenza artificiale. Tuttavia, sono in vigore diverse leggi e decreti di carattere generale che possono essere applicati all'AI, come il regolamento sulla privacy (GDPR), la legge sul copyright (legge 22-04-1941 n. 633) e la normativa sulla sicurezza informatica (legge 109/2021).

Ci sono diverse proposte di legge sull'AI, ad esempio, dopo l'iniziale blocco di un noto sistema di AI generativa per violazione delle norme sulla privacy e la gestione dei dati personali secondo il GDPR attuale, il dibattito normativo in Italia mira, in linea con le direttive europee, a promuovere un utilizzo responsabile e sostenibile dell'AI [W23-3]. L'obiettivo è prevedere misure per garantire sicurezza, etica, e rispetto della privacy, insieme alla trasparenza, ovvero la comprensibilità, la conoscibilità e la spiegabilità (o interpretabilità) del funzionamento degli algoritmi.

Il dibattito è in corso, con l'obiettivo di regolamentare anziché vietare [W23-2]. Il governo italiano ha istituito una commissione composta da tredici esperti guidati dal direttore del Dipartimento di Matematica e Informatica dell'Università degli Studi di Reggio Calabria, Gianluigi Greco. Questa commissione ha il compito di formulare le linee guida nazionali nell'ambito dell'intelligenza artificiale. Ad aprile 2024 *La strategia italiana per l'intelligenza artificiale* per il periodo 2024-2026 è stata anticipata in un documento di sintesi che, in 10 punti, qualifica le aree di attenzione e le azioni da intraprendere a supporto di ricerca scientifica, pubblica amministrazione, imprese, formazione e infrastrutture.

6.3 La diffusione dell'AI distruggerà posti di lavoro?

Gli analisti della banca d'investimento Goldman Sachs hanno previsto che l'intelligenza artificiale potrebbe minacciare fino a 300 milioni di posti di lavoro in tutto il mondo. Che la tecnologia sostituisca tante professioni è vero da sempre. All'epoca della rivoluzione industriale, la maggior parte della popolazione italiana lavorava nella produzione di cibo, nei campi, nelle fattorie. A fine 2022, la popolazione agricola italiana è inferiore al 4% dell'intera popolazione lavorativa, quella nel Regno Unito è dell'1%. Si è inevitabilmente verificato uno spostamento delle professioni, dovuto al progresso tecnologico: **come è sempre avvenuto, gli sviluppi tecnologici inevitabilmente ne sanciscono la fine di altri.**

Lo affermano anche Kerstin Hötte e Angelos Theodorakopoulos (Oxford), e Melline Somers (Maastricht), in un articolo di review dell'aprile 2022 [KST22], in cui affrontano la questione generale se il cambiamento tecnologico distrugga o crei posti di lavoro. Le nuove tecnologie possono sostituire i lavoratori umani, ma contemporaneamente creano posti di lavoro per lavoratori che sappiano utilizzare queste tecnologie o se emergono nuove attività economiche. Osservano che la crescita della produttività guidata dalla tecnologia può aumentare la disponibilità di reddito, stimolando un'espansione dell'occupazione indotta dalla domanda. Analizzando cinque grandi categorie tecnologiche (fra cui ICT e Robot), concludono che **l'effetto di sostituzione del lavoro causato dall'emergere della nuova tecnologia è più che neutralizzato da meccanismi compensativi che creano o restituiscono lavoro.** Concludono che le ansie precedenti sulla diffusa disoccupazione guidata dalla tecnologia mancano di una base empirica, almeno finora.

Un'altra voce, quella del *Future of Jobs Report 2023 del World Economic Forum Report* [WEF23], arriva a conclusioni che si possono sintetizzare nel modo seguente:

- L'adozione della tecnologia, in particolare AI, big data e cloud computing, è il motore principale della trasformazione aziendale, con oltre l'85% delle organizzazioni che riconoscono questo cambiamento.
- Si prevede che una transizione verde, alimentata da investimenti e dall'applicazione degli standard SDG [SDG] sia la più grande fonte di posti di lavoro, nonostante provochi un inevitabile spostamento di posti di lavoro.
- La lenta crescita economica, la carenza di approvvigionamento e l'aumento del costo della vita sono i principali colpevoli della prevista distruzione netta di posti di lavoro.
- I ruoli nell'AI, nell'apprendimento automatico, nella sostenibilità e nelle energie rinnovabili sono in forte espansione. Al contrario, ruoli impiegatizi come cassieri di banca, impiegati dei servizi postali e addetti al data entry stanno diminuendo a causa della digitalizzazione e dell'automazione, non necessariamente legate all'AI.

- **Le competenze più richieste nei prossimi anni saranno il pensiero analitico, il pensiero creativo, la resilienza, la flessibilità, l'agilità e l'alfabetizzazione tecnologica.**
- Nonostante il 60% dei lavoratori necessari di formazione entro il 2027, solo la metà ha attualmente accesso ad adeguate opportunità di formazione.
- Per le aziende riqualificare e migliorare le competenze costituisce la soluzione alla carenza di risorse umane qualificate e all'attrazione dei talenti.
- Gli sforzi per l'inclusione e la diversità stanno dando la priorità alle donne, ai giovani sotto i 25 anni e alle persone con disabilità, ma c'è spazio per estendere queste iniziative ad altri gruppi emarginati.
- I governi sono invitati a finanziare la formazione professionale, fornire flessibilità sulle pratiche di assunzione e licenziamento e offrire incentivi per migliorare i salari. Il futuro del lavoro è in costante mutamento, influenzato dalle tendenze tecnologiche, ambientali ed economiche.

Il passaggio dal lavoro svolto dall'uomo ad attività realizzate con l'ausilio dell'intelligenza artificiale e dell'apprendimento automatico è stato ad oggi assai contenuto. Ciò ha consentito alle organizzazioni e ai singoli lavoratori di adattarsi al cambiamento riorganizzandosi. Le attività che creano valore tendono a richiedere competenze trasversali. **La tecnologia riduce il costo di alcune attività ma aumenta il valore delle attività rimanenti.** Compiti che richiedono abilità intellettuale e intuizione, nonché, in una certa misura, flessibilità fisica, buon senso, giudizio e creatività, tendono ad aumentare di valore.

I lavori che richiedono una precisa coordinazione occhio-mano o che comportano la gestione di spazi sconosciuti e non strutturati, soprattutto quelli mai esplorati prima, non sono eseguibili dall'intelligenza artificiale. Infine, l'intelligenza artificiale non è dotata di consapevolezza, tantomeno della capacità di sentire o interagire con empatia e compassione.

Secondo l'OCSE (Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico), i lavori che coinvolgono attività ripetitive in contesti prevedibili sono quelli maggiormente soggetti all'automazione. In particolare, le attività che includono la preparazione di cibo, la costruzione, la pulizia, la guida (anche se c'è disaccordo su questo dato poiché l'AI non ha ancora raggiunto i risultati attesi) e il lavoro agricolo, insieme alla produzione di abbigliamento, sono le più esposte al rischio di automazione.

In Italia, soprattutto nelle imprese di piccole dimensioni, l'uso dell'intelligenza artificiale è ancora limitato. Stando ai dati ISTAT, nel 2021 solo il 6,2% delle aziende ha utilizzato sistemi di intelligenza artificiale, rispetto a una media dell'8% nell'Unione Europea. I dati 2024 dell'Osservatorio Artificial Intelligence del Politecnico di Milano evidenziano che: negli ultimi 5 anni il mercato dell'AI è cresciuto del +262% raggiungendo nel 2023 i 760 milioni di euro (le grandi aziende trainano il mercato) ma solo l'11% delle imprese dispongono della tecnologia e delle competenze per portare a regime iniziative di AI con successo.

È facile immaginare che le nuove intelligenze artificiali generative, come ChatGPT (utilizzata ad esempio per marketing, copywriting e giornalismo) e DALL-E2 (per il design e la grafica), daranno impulso all'era dell'automazione intelligente (Castigli, Longo, 2023). Microsoft ha già iniziato a integrare queste tecnologie nei propri prodotti, a cominciare dal browser Edge e dal motore di ricerca Bing, con il passo successivo che prevede l'integrazione nel pacchetto Office. Il CEO di Microsoft, Satya Nadella, ha affermato recentemente che in un futuro non troppo lontano gli utenti inizieranno a lavorare non da un foglio bianco, ma da una bozza generata dall'AI. Tuttavia, il lavoro umano sarà tutelato e si concentrerà su funzioni di livello superiore, come la supervisione e l'elaborazione di queste bozze. Inoltre, prevede che verranno create nuove professioni per compensare la perdita di quelle che saranno sostituite dall'automazione. Sebbene l'AI e l'automazione software migliorino i servizi al cliente, il principale motivo per cui le aziende adottano l'automazione a ritmi più rapidi è la necessità di efficientare i processi produttivi, secondo uno studio di IDC, azienda americana specializzata in ricerche di mercato [IDC21]

Il rapporto di Goldman Sachs diffuso alla fine di marzo 2023, citato precedentemente, indica che le recenti innovazioni nell'intelligenza artificiale generativa potrebbero portare a trasformazioni sostanziali nell'economia globale. Gli esperti sostengono che, malgrado le incertezze sul vero potenziale, l'abilità dell'AI generativa di produrre contenuti difficilmente distinguibili da quelli umani costituisce un notevole avanzamento con importanti conseguenze macroeconomiche e sui mercati del lavoro in tutto il mondo. I lavori indicati nel rapporto come quelli più a rischio sono legati alle attività amministrative, il 46% delle mansioni dovrebbe essere automatizzato dall'AI. Anche il 44% dei posti di lavoro nel settore giuridico subirà dei cambiamenti, altri settori che dovrebbero essere colpiti in modo significativo saranno l'architettura e l'ingegneria (37%), le operazioni finanziarie aziendali (35%), i servizi sociali e di comunità (33%) e il management (32%).

I settori salvaguardati in parte dai processi di automazione saranno quelli dell'arte, del design, dell'intrattenimento, dello sport, dei media, delle costruzioni e della manutenzione. Avremo un giorno macchine più intelligenti degli umani?

Un "timore" diffuso nella gente comune è proprio questo. Difficile, oggi, dare una risposta, negativa o positiva che sia, basata su argomenti inoppugnabili.

Yann Le Cun, direttore scientifico di META, è possibilista, ma ammette che siamo ancora lontani, nonostante i progressi recenti e i sistemi di dialogo come ChatGPT che sono diventati disponibili al pubblico. In effetti, abbiamo l'impressione che questi sistemi siano intelligenti, ma in realtà non hanno il tipo di intelligenza propria degli esseri umani. Sempre Yann LeCun intervistato da Le Monde: «Quali le conseguenze dell'AI sulla nostra società? È potenzialmente benefica? La risposta è sì. È potenzialmente pericolosa? Probabilmente riusciremo a ridurre certi pericoli a un minimo, come è stato per il volo? La risposta molto probabilmente è anche sì. Quindi, dovremmo averne paura? No, nel senso che l'intelligenza artificiale è un mezzo per amplificare l'intelligenza umana, così come le macchine sono un mezzo per amplificare la forza fisica, e che non dovremmo avere paura dell'intelligenza artificiale, al contrario, come una certa nuova rinascita, forse un nuovo inizio per l'Umanità, perché il progresso dell'Umanità è limitato dall'intelligenza umana.»

"*Pensieri lenti e veloci*" del Nobel Daniel Kahneman [K12] è un libro che esamina i due sistemi di pensiero che guidano le nostre decisioni. Il Sistema 1 è rapido, intuitivo ed emotivo. Funziona automaticamente e rapidamente, senza controllo volontario. Ad esempio, rileva che un oggetto è più pesante di un altro, o che una stanza è poco o molto illuminata. Il Sistema 2, essendo più lento e razionale, si dedica a compiti cognitivi che richiedono un approfondimento. Ad esempio, prendiamo la decisione di svoltare a destra perché valutiamo che questa strada sia più efficiente rispetto a un'altra per raggiungere la nostra destinazione. Kahneman esamina l'interazione tra questi due sistemi e il loro impatto sul nostro processo decisionale. Spesso, il Sistema 1 prende il sopravvento, portandoci a formulare giudizi errati e a prendere decisioni irrazionali. Anche il Sistema 2, sebbene analitico, è influenzato dai suoi pregiudizi. Il Sistema 1 si avvia automaticamente semplificando la comprensione della realtà e risparmiando energia e risorse per il Sistema 2, che opera in secondo piano. Nell'evoluzione del genere umano, il Sistema 1 ci è servito per sottrarci ai predatori, il sistema 2 per costruire accampamenti o lavorare le pietre e i metalli. L'autore esamina anche gli errori ricorrenti e i bias cognitivi presenti nel nostro processo decisionale. Attraverso il libro, vengono forniti strumenti pratici per migliorare la nostra capacità di prendere decisioni consapevoli, valutare criticamente le informazioni e mitigare gli effetti negativi dei pregiudizi cognitivi. Nel cervello umano, il Sistema 1 è associato al sistema limbico, composto dall'amigdala e dall'insula, mentre il Sistema 2 è correlato alla corteccia prefrontale.

Possiamo stabilire un parallelismo tra i diversi tipi di intelligenza artificiale e la teoria di Kahneman in questo modo. L'IA debole emula il Sistema 1, mentre l'IA forte replica il processo di ragionamento causa-effetto della corteccia cerebrale, simile al Sistema 2. Quest'ultima sviluppa una sorta di coscienza e può percepire i propri pensieri, aprendo la possibilità di un'interazione più simile a quella con il nostro cervello. Tuttavia, è fondamentale sottolineare che, al momento attuale, questa prospettiva è ancora un'utopia.

In "Incoscienza artificiale", Massimo Chiriatti [C21] propone di introdurre un nuovo Sistema, il Sistema 0, quello che sottende all'AI. Il Sistema 0 corrisponde a qualsiasi software che faccia da intermediario fra noi e la realtà. Esterno al cervello, analizza ed elabora dati e li comunica al Sistema 1. Si tratta di una sorta di estensione del nostro cervello, capace di fare calcoli rapidissimi e previsioni: senza l'istinto, proprio del Sistema 1, né il ragionamento, tipico del Sistema 2. Senza coscienza di sé stesso e del contesto. Senza capacità di decidere (prevedere non è decidere: quello è demandato a noi umani, a meno che noi non disponiamo diversamente – come succede, ad esempio, per il filtro antispam della posta elettronica – le regole, in tal caso, tuttavia, gliele forniamo noi). Osserva Chiriatti che, quando affidiamo all'AI la facoltà di prendere delle decisioni, stiamo sollevando una questione etica. Quando *qualcuno* decide per noi è un problema politico. Quando *qualcosa* decide per noi è un problema filosofico: il qualcosa sta diventando qualcuno, quell'oggetto sta diventando soggetto.

Massimo Chiriatti classifica la tecnologia in tre categorie: **semplice** – il fare (esempio: il martello e le forbici); **automatica** (esempio: robot, calcolatrice, i quali automatizzano un

processo); **autonoma** – ha imparato autonomamente con i nostri dati (esempio: l'AI). Chiriatti parla di "*incoscienza artificiale*", in quanto gli algoritmi imparano autonomamente dai dati, producendo risposte/soluzioni senza alcuna comprensione, né coscienza di quanto stanno facendo.

Nel libro "Umanesimo Digitale," Julian Nida-Rumelin e Nathalie Weidenfeld [NRW19] notano che i computer possono simulare il pensiero in modo efficace, ma non possiedono una coscienza dei problemi né intuizioni. I computer non hanno la capacità di conoscere né di non conoscere, né comprendono il significato delle loro azioni. Possono eseguire traduzioni linguistiche con precisione, ma lo fanno senza alcuna consapevolezza del risultato. Se il termine "coscienza" è riferito alla funzione della mente umana che ci permette di percepire i nostri pensieri e comprendere l'impatto delle nostre azioni su noi stessi e sull'ambiente circostante, allora sia la coscienza (la consapevolezza) che l'empatia (la capacità di condividere sentimenti e sofferenze altrui) sono caratteristiche che ci distinguono dai computer.



7. Identikit dell'interlocutore

7.1 Le imprese di Assolombarda

In questa sezione, sviluppata in collaborazione con il DIH Lombardia, vengono riportati e commentati i risultati dell'attività di mappatura del grado di maturità digitale e della cultura del dato nelle imprese del territorio.

Il punto di partenza è rappresentato dall'analisi della base associativa di Assolombarda con riferimento all'evoluzione nel decennio 2014-2023.

Rispetto alla **dimensione aziendale**, le grandi aziende rappresentano attualmente circa il 4% delle aziende associate. Nel dettaglio, nel 2023, il 63% delle aziende associate possedeva 25 o meno dipendenti e solo il 12% ne aveva più di 100

Nonostante ciò, le grandi aziende associate impiegano più della metà del totale dei dipendenti.

Più in dettaglio, per ben 9 settori le grandi aziende associate sono cresciute in termini di addetti. La crescita maggiore, in termini assoluti (+38), è stata nel settore degli Innovation Services, che sono passati da rappresentare il 20% delle grandi aziende al 28%.

In relazione al numero di aziende associate per settore si evidenzia come i settori Innovation Services e Meccatronici siano di gran lunga i più rappresentati e in particolare, l'Innovation Services ha registrato una crescita pari al 79% nel decennio 2014-2023, significativamente maggiore rispetto a quello dei Meccatronici (18%). Segue il settore della Chimica, con una crescita del 27%, dal 2014 al 2023.

Nell'arco del decennio, tutti i settori sono cresciuti; nel dettaglio, si è avuta una crescita importante del settore Sanità, che nel corso del decennio ha più che triplicato i propri numeri, passando da 89 a 314 aziende rappresentate (+253%). Molto considerevole anche la crescita di Design e Arredo (+97%) ed Energia (+68%).

Per quanto riguarda la dimensione media delle aziende associate, misurata attraverso il numero medio di dipendenti, si osservano andamenti eterogenei tra i vari settori: in alcuni la dimensione media è rimasta sostanzialmente stabile mentre in altri è considerevolmente aumentata o diminuita. Il settore che, nel corso del decennio, ha avuto la crescita più rilevante è stato Design e Arredo (+41%) seguito dal Turismo (+37%), Gomma-Plastica (+29%) e Trasporti, Logistica e Infrastrutture (+24%).

7.2 Le imprese del campione: evidenze delle aziende di Assolombarda che hanno svolto l'Assessment di Maturità Digitale

Il DIH Lombardia ha realizzato con il supporto di Assolombarda una mappatura del grado As-Is di maturità digitale, coinvolgendo 98 aziende del territorio e analizzando la loro prontezza al cambiamento richiesto dalla trasformazione digitale sia da un punto di vista di cultura del dato sia da un punto di vista di organizzazione ed esecuzione dei processi.

Le aziende che hanno partecipato all'attività operano in **settori diversificati** tra di loro, anche se circa la metà appartengono all'industria meccatronica (Figura 14). Si può ritenere che l'innovazione dei prodotti di questa industria, spesso caratterizzati da sensori e considerati *smart*, ha spinto le imprese ad affacciarsi alla digitalizzazione e ad investire risorse per cogliere le numerose opportunità di questo importante cambiamento. Inoltre, ricordando la composizione della base associativa di Assolombarda, presentata nel capitolo precedente, il gruppo dei Meccatronici è altamente rappresentato.

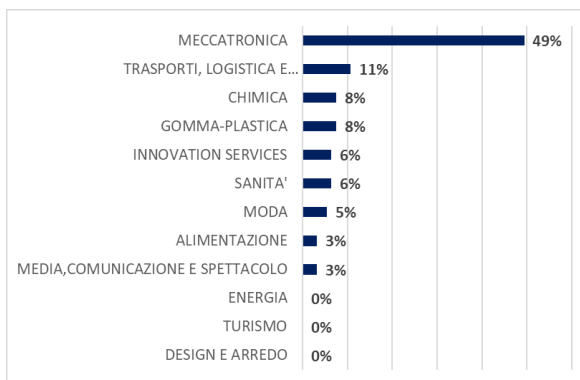


Figura 14 - Distribuzione per settore

Il confronto tra le due basi dati offre diversi spunti (Figura 15). Una significativa differenza riguarda la presenza di aziende afferenti ai servizi innovativi: pur essendo per Assolombarda il gruppo più popolato, ha partecipato all'attività di assessment solo per il 6% probabilmente per la propria natura già orientata all'innovazione e quindi alla digitalizzazione. Un altro elemento interessante emerge nel settore dei Trasporti, della Logistica e delle Infrastrutture, seconda industria coinvolta nell'attività di assessment (11%) sebbene rappresenti solo il 3% della base. Questi numeri evidenziano come importanti progettualità di filiera promosse coinvolgendo direttamente i capofiliera hanno avuto un impatto positivo in termini di diffusione di awareness e buone pratiche in tutto il settore.

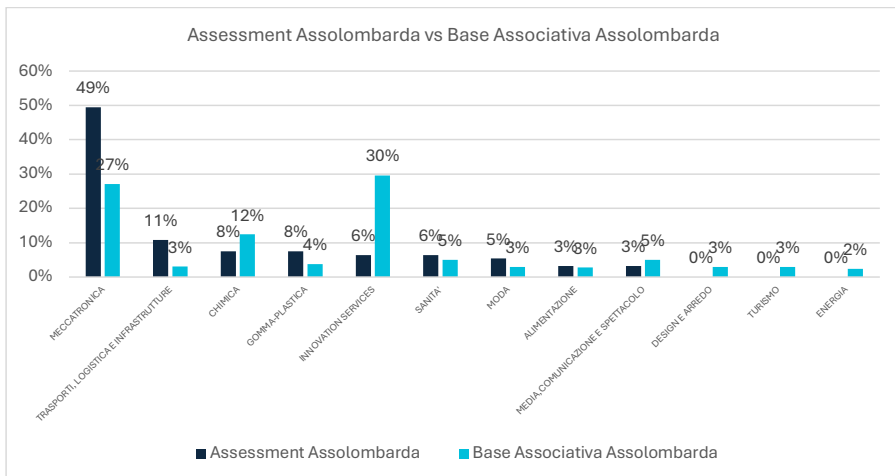


Figura 15 - Aziende Assessment Assolombarda vs Base Associativa Assolombarda per settore (%)

Il campione che ha effettuato l'analisi di maturità digitale dei processi presenta una distribuzione piuttosto uniforme in termini di **fatturato** (Figura 16) mentre osservando il numero di dipendenti (Figura 17), prevalgono il numero di PMI. In particolare, circa il 62% delle imprese ha fino a 50 dipendenti.

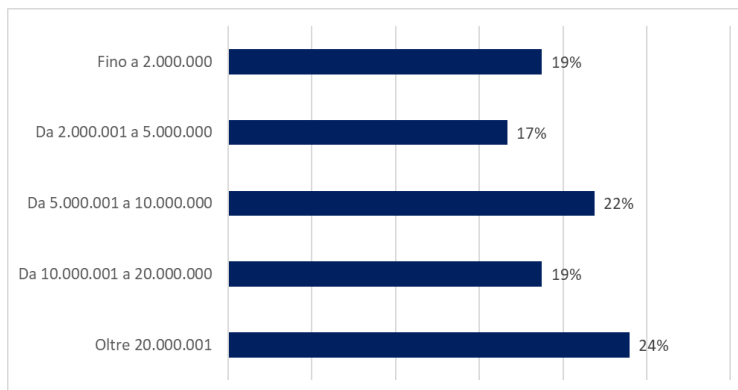


Figura 16 - Distribuzione per fatturato

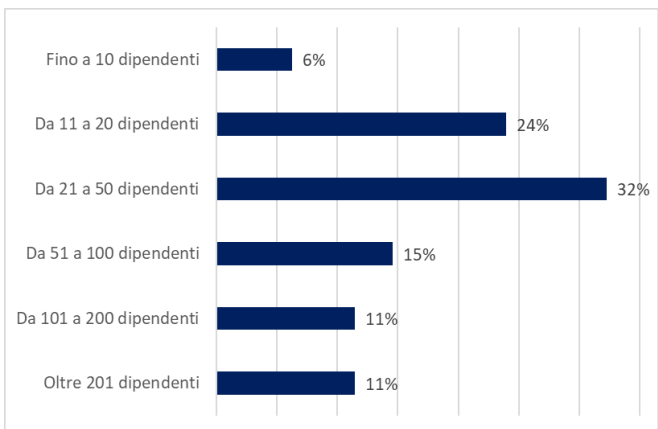


Figura 17 - Distribuzione per numero di dipendenti

Questi valori rappresentano con discreta coerenza la base associativa di Assolombarda, dove circa il 78% delle imprese ha non più di 50 dipendenti (vs 62% tra coloro che hanno fatto l'assessment) e il 10% ne ha tra i 51 e i 100 (vs 15%) (Figura 18). Tuttavia, una differenza significativa emerge per le aziende fino a 10: in questo caso, per Assolombarda rappresentano 43% delle aziende mentre solo il 6% ha effettuato l'analisi. Questo risultato che può essere messo in relazione alla limitata disponibilità in termini di tempo, competenze e risorse economiche che le microimprese hanno nei confronti di Industria 4.0 e della trasformazione digitale apre a importanti margini in termini di attività di sensibilizzazione e opportunità di servizi che il gruppo delle PMI può e deve ancora cogliere.

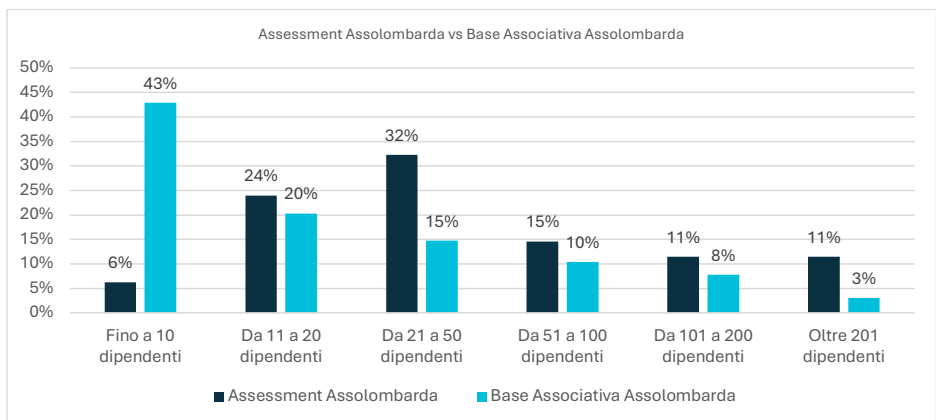


Figura 18 - Aziende che hanno effettuato l'assessment 4.0 di Assolombarda vs Base Associativa Assolombarda per numero di dipendenti (%)

7.3 L'approccio alla digitalizzazione

Al fine di cogliere la maturità e la predisposizione delle imprese verso la trasformazione digitale e l'analisi dei dati, elementi necessari per implementare e adottare soluzioni di Intelligenza Artificiale, sono state poste ed esaminate domande relative alla **strategia** e alla **cultura digitale** alle aziende che hanno svolto l'assessment 4.0. I risultati, raffigurati in Figura , sottolineano come ci sia ancora diversa strada da percorrere. Infatti, il 64% delle imprese non considera ancora l'innovazione digitale come parte delle proprie strategie aziendali, evidenziando un gap tra business e digitalizzazione che talvolta si riflette in iniziative Industria 4.0 non strettamente connesse tra loro. Allo stesso tempo, le competenze digitali non vengono sempre riconosciute, sviluppate e premiate; questo accade nel 43% delle imprese, di cui solo il 15% considera le competenze Industria 4.0 tra i parametri di valutazione aziendali. Infine, sebbene i risultati maggiormente promettenti si ritrovino rispetto alla diffusione della cultura aziendale, sono poche le imprese che si riconoscono maturi in modo omogeneo nelle varie funzioni.

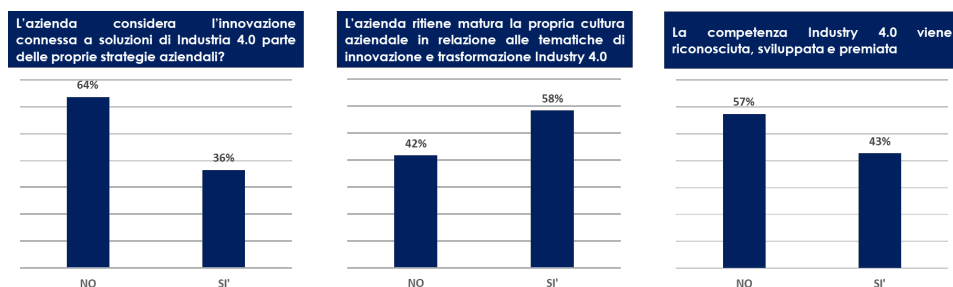


Figura 19 - Strategia e Cultura digitale

Rispetto alla pianificazione e alla **realizzazione di iniziative digitali** e al posizionamento che le imprese percepiscono dal punto di vista digitale rispetto ai propri competitor, la Figura sintetizza le principali evidenze emerse dall'analisi. Il 52% delle aziende ha pianificato e/o già attivato iniziative che coinvolgono terze parti e/o attori della filiera produttiva/distributiva. Il 56% ha stimato gli impatti economici-finanziari derivanti dai progetti di digitalizzazione; questo dato evidenzia anche che solo poco meno della metà il numero delle imprese non è in grado di valutare tali impatti o che ha avuto esclusivamente approcci prototipali alla trasformazione digitale. Infine, la maggior parte delle aziende (57%) si ritiene esclusivamente follower circa Industria 4.0; questo risultato può essere coerente con il tessuto industriale che ha svolto l'attività di assessment (e che è estendibile all'intera base associativa di Assolombarda), composto per la maggior parte da imprese di piccole/medie dimensioni. Del 43% restante, la quasi totalità si ritiene leader esclusivamente su alcune tematiche.

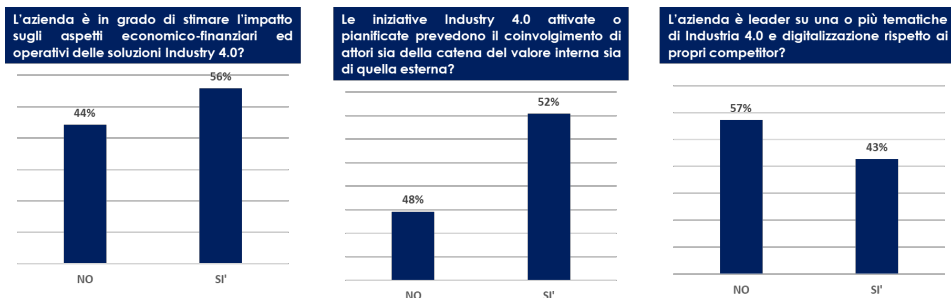


Figura 20 - Iniziative e Posizionamento

Per completare l'analisi del campione coinvolto sono stati discussi i principali **vincoli e rischi** percepiti dalle imprese come freni alla trasformazione digitale (Figura 21). La **scarsa disponibilità di risorse interne**, intese come tempo e competenze, è diffusa in 6 imprese su 10. Questo elemento rispecchia anche in questo caso la composizione del campione: il numero di dipendenti è spesso inferiore a 100 e ancor più frequentemente minore di 50. Di conseguenza, la maggior parte del personale potrebbe essere rivolto alla gestione dell'operatività, lasciando "poco tempo" da dedicare a iniziative di trasformazione digitale. In secondo luogo (50%), le imprese evidenziano **tematiche di costo tra i principali vincoli**. Sarà sicuramente necessario approfondire con le imprese il dato dell'8% in relazione ai timori verso i rischi della sicurezza informatica; questo risultato infatti secondo una lettura pessimista potrebbe imputarsi alla ancora scarsa importanza data alla cyber security all'opposto le aziende potrebbero invece essere già consapevoli dell'importanza di intraprendere questo percorso e percepire la cyber security come parte integrante e fondamentale del percorso piuttosto che come un possibile freno.

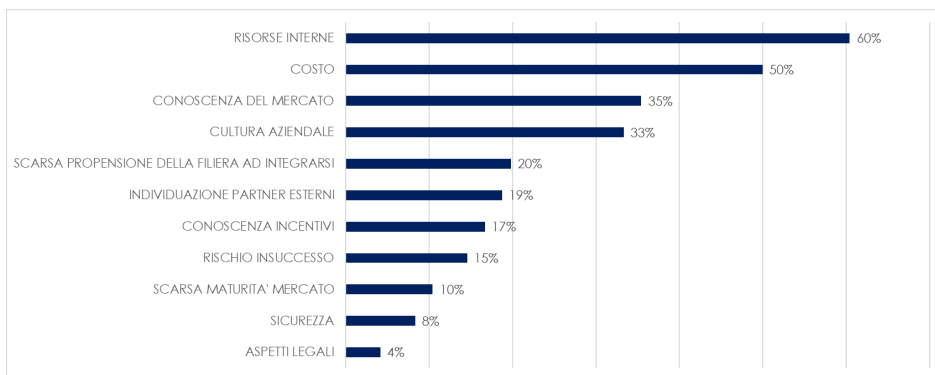


Figura 21 - Vincoli e Rischi

7.4 La maturità digitale e il grado di AI Readiness

I risultati in termini di maturità digitale posizionano le imprese che hanno effettuato l'analisi distribuite lungo una curva *gaussiana* (Figura). Considerando la scala da 1 a 5 (1: rappresenta le aziende caratterizzate da processi poco controllati, gestiti solo reattivamente, scarsa maturità digitale e preparazione al cambiamento, tecnologie e sistemi poco avanzati; 5: le aziende in cui i processi sono sistematicamente controllati, sviluppati con tecnologie e sistemi avanzati e gestiti in maniera integrata attraverso le diverse funzioni aziendali; ottima maturità digitale e preparazione al cambiamento; **il numero maggiore di aziende si colloca tra il valore di maturità digitale 3,00 e 3,49.** 1 impresa su 4 ha ottenuto invece un indice di maturità digitale compreso tra 2,50 e 2,99, evidenziando come più della metà del campione si posizioni nella fascia centrale della scala utilizzata. Osservando la Figura appare piuttosto evidente come solo poche aziende stiano cogliendo appieno le numerose opportunità offerte dalla digitalizzazione, combinando in particolare logiche di integrazione, cultura digitale e cultura del dato. Allo stesso tempo, risulta importante evidenziare come non vi sia alcuna azienda con un punteggio inferiore a 1,50 e che solo il 6% del totale si colloca sotto la soglia del 2,00.

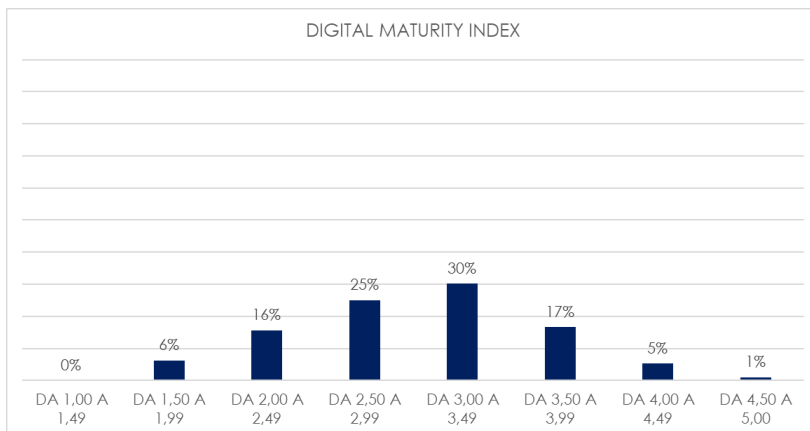


Figura 22 - Distribuzione maturità digitale Assolombarda

I risultati sono in linea con quanto emerso su scala regionale (Figura 23).

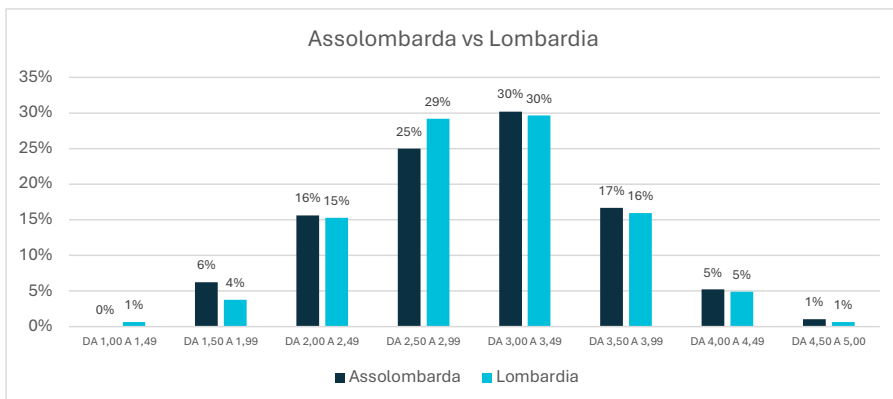


Figura 23 - Distribuzione maturità digitale Assolombarda vs Lombardia

L'indice di maturità medio deriva dalla combinazione di **4 dimensioni di analisi: controllo, organizzazione, tecnologia ed esecuzione**. La Figura rappresenta i risultati medi per ciascuna dimensione e permette di cogliere alcune delle principali ragioni che si celano dietro ad un indice di maturità medio pari a 3,02. Infatti, i processi risultano generalmente strutturati, con una buona interazione tra le varie funzioni; allo stesso tempo l'attenzione all'execution assume il valore maggiore, in coerenza con il forte orientamento all'operatività e alla praticità da parte delle imprese del territorio. L'attività di analisi mostra in alcune aziende ancora diversi limiti, con controllo sporadico e caratterizzato da una frequenza non definita. Al contrario, altre imprese hanno una cultura del dato maggiormente focalizzata sull'approccio "Misura-Analizza-Agisci". Questo risulta in un indice medio pari a 2,99. Infine, si evidenzia un investimento in tecnologia ancora piuttosto limitato, specialmente in aree quali la simulazione, la predittività e gli analytics.

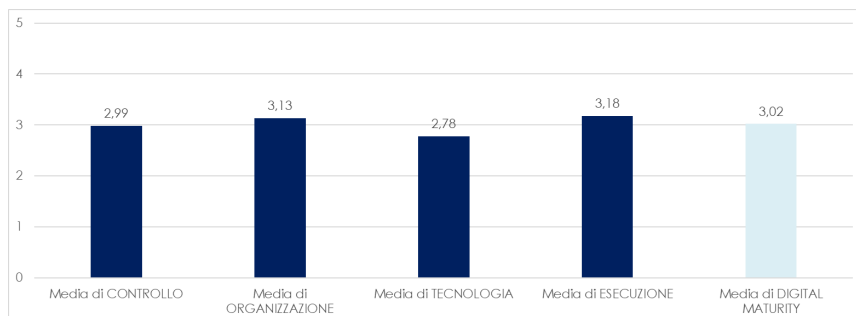


Figura 24 - Indice maturità digitale: dimensioni

Anche in questo caso i risultati sono molto simili al campione lombardo (Figura 25).

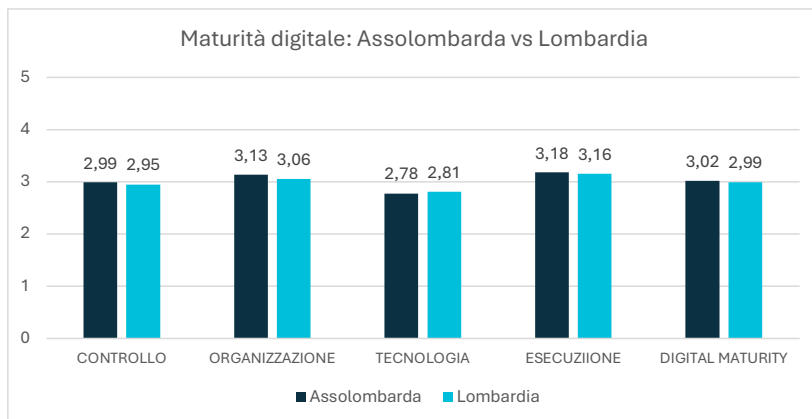


Figura 25 - Indice maturità digitale: dimensioni - Assolombarda vs Lombardia

Osservando i **macroprocessi** (Figura 26), si coglie una differenza piuttosto significativa tra Progettazione & Ingegneria, Produzione e Qualità e le altre 5 aree. Le prime 3 funzioni ottengono indici di maturità digitale pressoché identici, compresi tra 3,34 e 3,36. Tali valori simboleggiano processi gestiti in modo strutturato, con analisi sistematiche e tecnologie diffuse e, almeno parzialmente, integrate. Tra queste tecnologie si evidenzia in particolare la diffusione di strumenti ERP (Enterprise Resource Planning). Al contrario, gli altri 5 macroprocessi si posizionano al di sotto della soglia del 3, con i risultati inferiori ottenuti da logistica e supply chain. Si sottolinea la funzione HR, che ottiene un punteggio medio pari a 2,82 e sostanziato in media dall'adozione di attività di mappatura, formazione e aggiornamento delle competenze digitali. In un contesto di trasformazione e di cambiamento come quello digitale, un limitato ruolo strategico delle risorse umane e la scarsa attenzione alle skills digitali potrebbe rappresentare un importante freno per le imprese. Infine, il coinvolgimento dell'intera supply chain in progetti di digitalizzazione è ancora sporadico.

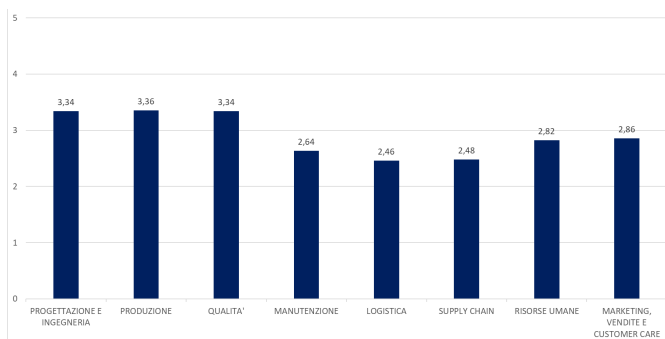


Figura 26: Indice maturità digitale: macroprocessi

Anche per quanto riguarda i macroprocessi, i 2 campioni, quello di Assolombarda e quello sull'intera regione, si posizionano a livelli molto simili della scala di maturità digitale (Figura 27).

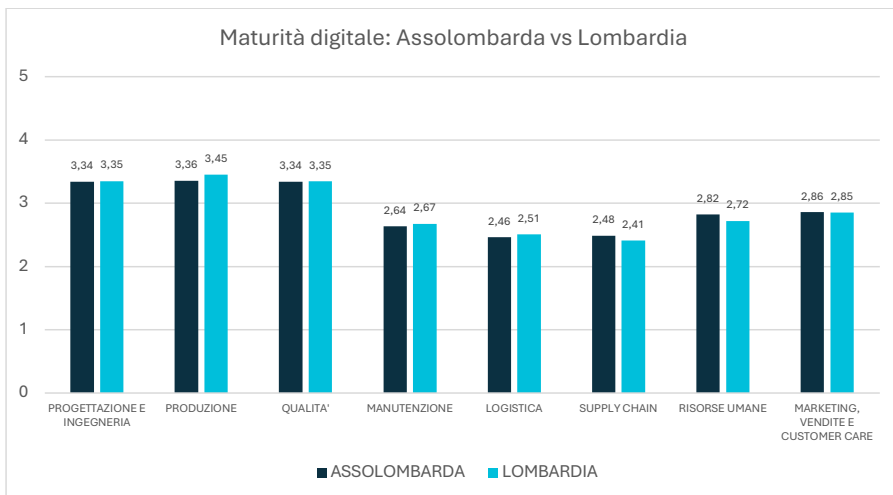


Figura 27 - Indice maturità digitale: macroprocessi - Assolombarda vs Lombardia

Alcune informazioni sulla predisposizione delle imprese verso l'Intelligenza Artificiale possono essere derivate prendendo in considerazione alcune specifiche aree di indagine del tool di assessment 4.0. Attraverso questo approfondimento è stato possibile estrarre un verticale sulla cultura del dato e dell'AI readiness (Figura 28).

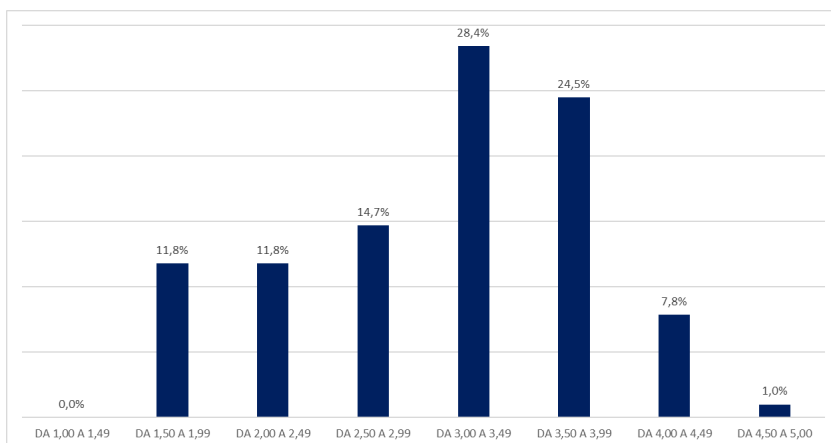


Figura 28 - Distribuzione cultura del dato e AI readiness

Secondo l'analisi effettuata, vi è una relazione positiva tra il fatturato delle imprese e cultura del dato e l'AI readiness (Figura 29). La maggiore disponibilità economica potrebbe favorire investimenti in digitalizzazione e in particolare in attività di progettazione, produzione e analisi dei dati, compresi approcci all'AI.

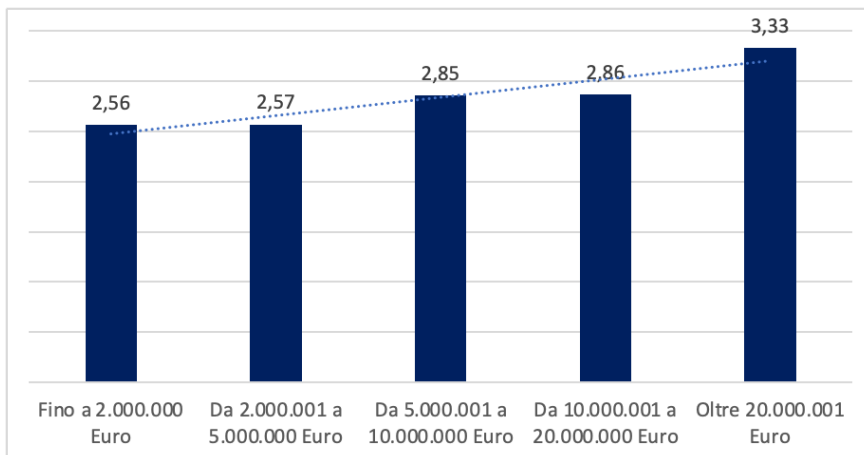


Figura 29 - Cultura del dato e AI readiness per fatturato

In modo simile a quanto visto nella figura precedente, anche in Figura 30 è possibile identificare un trend di crescita della cultura del dato e dell'AI readiness. In particolare, al crescere del numero di dipendenti, cresce anche tale indice: da 2,62, risultato medio delle imprese con al massimo 10 dipendenti, a 3,31, valore ottenuto in media delle aziende con oltre 200 dipendenti. Le aziende con un massimo di 20 e un minimo di 11 dipendenti, ottiene un indice inferiore del gruppo successivo (2,45). La ragione di tale risultato potrebbe derivare dal settore di appartenenza delle aziende del cluster, che potrebbero orientarle meno per loro natura verso attività di misura e monitoraggio dei dati e verso l'implementazione di soluzioni di Intelligenza Artificiale.

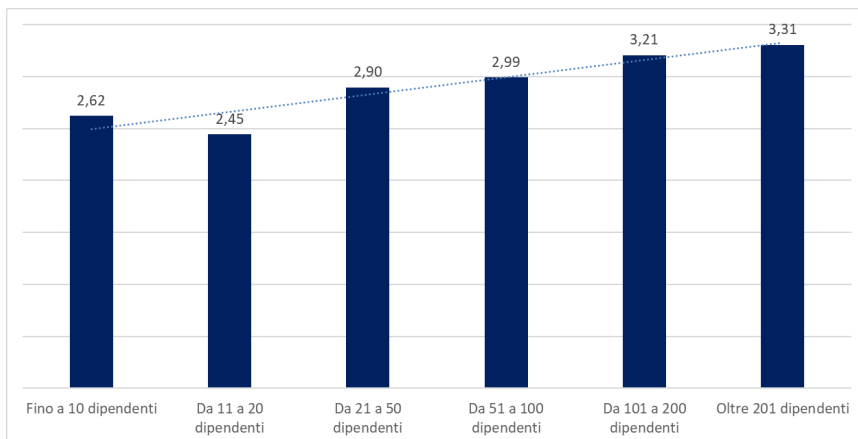


Figura 30 - Cultura del dato e AI readiness per numero di dipendenti

Di seguito vengono affrontate nel dettaglio alcune aree di intervento.

La prima area discussa è quella della **manutenzione**, dove si cerca di cogliere l'applicazione di **approcci predittivi** da parte del campione considerato (Figura 31). Come emerge dal grafico, meno del 15% delle aziende adottano manutenzione predittiva, migliorativa o approcci di *Total Productive Maintenance* almeno sugli impianti più critici. L'analisi delle condizioni è maggiormente diffusa (33%), anche se la politica di manutenzione maggiormente presente è quella preventiva (38%). Infine, sono poche le imprese che si affidano esclusivamente alla manutenzione reattiva (meno del 3%). Tali risultati evidenziano, nonostante l'approccio all'analisi dei dati sia sempre più diffuso, che l'adozione in manutenzione da parte delle aziende di una cultura predittiva basata su analytics e sistemi dedicati sia ancora lontana.

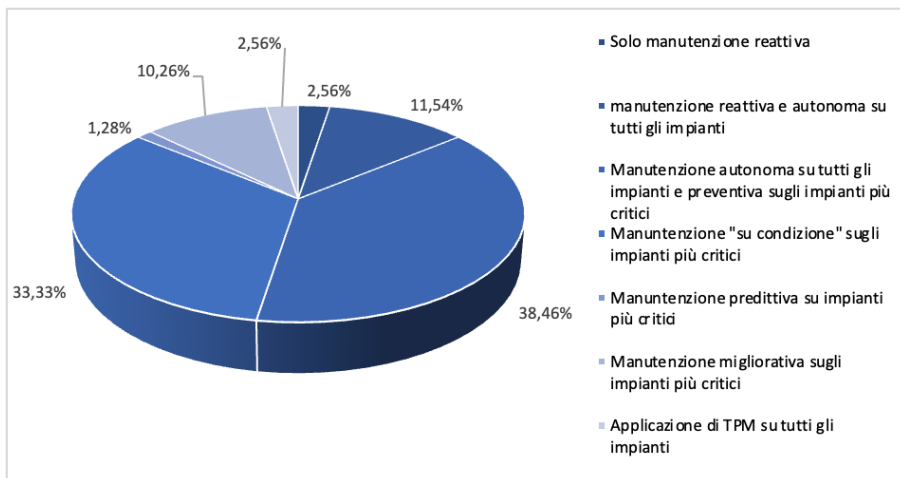


Figura 31 - Politica di manutenzione

Nella Progettazione e Ingegneria algoritmi di Intelligenza Artificiale possono suggerire decisioni in modo efficace ed efficiente sulla base di attività di simulazione in ambiente digitale. Per questo è stato analizzato l'utilizzo da parte delle imprese di strumenti di Virtual Commissioning (Figura 32). I risultati sono abbastanza evidenti, con il 78% delle imprese che non utilizza alcuno strumento per simulare la progettazione del processo produttivo e il comportamento dei macchinari. Del 22% rimanente, circa il 7% delle imprese adotta soluzioni di questo tipo ma senza aver strutturato un processo di gestione dei dati efficiente; infatti, i dati non sono generalmente disponibili in modelli digitali delle componenti fisiche, riducendo la presenza di automatismi.

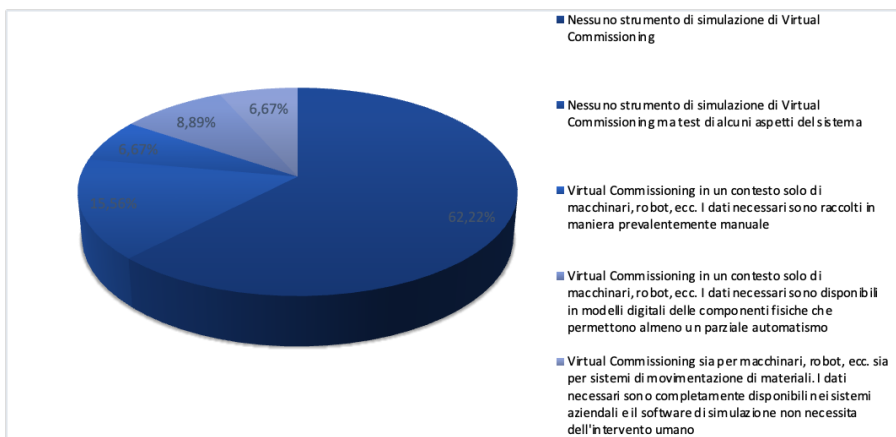


Figura 32 - Virtual Commissioning

Rimanendo all'interno del processo di progettazione del processo produttivo, si sottolinea una discreta capacità di utilizzo dei dati per quanto riguarda il bilanciamento del carico di lavoro (Figura 33). Il 64% delle imprese svolge tale attività tramite l'utilizzo di modelli e integrando dati anche eterogenei tra loro. Tuttavia, più della metà di questa percentuale utilizza dati medi, modelli piuttosto semplificati e non svolge analisi di scenari ed impatti. In conclusione, si può dire che il campione si divide in maniera quasi omogenea in tre comportamenti principali: (i) scarso utilizzo di dati e prevalenza di approcci esperienziali (36%), (ii) utilizzo di dati con limitata granularità e modelli semplificati (36%) e (iii) analisi accurate di scenari ed impatti (29%).

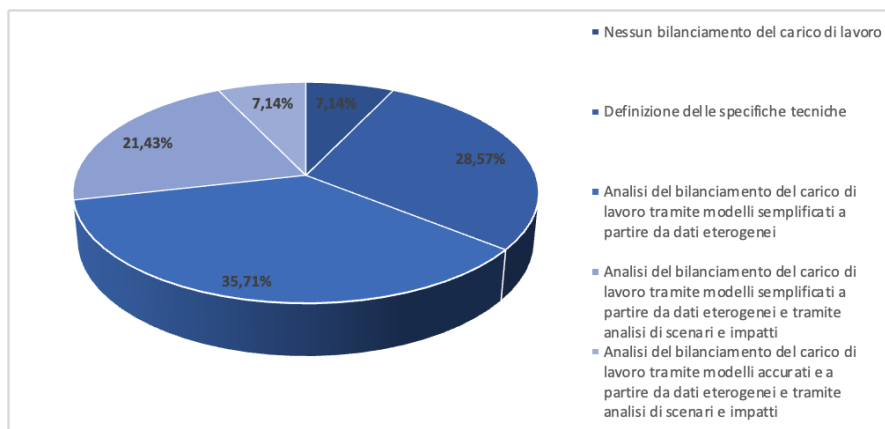


Figura 33 - Progettazione sistema produttivo: analisi e simulazioni

È stata inoltre esaminata la capacità di tracciare, accedere e analizzare i dati relativi alle misurazioni di qualità in produzione, studiando l'eventuale presenza di strumenti e **sistemi di data management, gestione documentale e data analytics** ed evidenziando possibili automatismi. I risultati riflettono una "frammentata" cultura del dato in quest'area (Figura 34 - Sistemi di analisi in qualità). Da una parte si evidenzia infatti l'assenza di strumenti a supporto delle attività sopracitate nel 25% delle imprese e la gestione in locale e time-consuming in un ulteriore 36%. Dall'altra parte, l'analisi mostra come solo un 9% del campione possieda sistemi dedicati e automatizzati ed elevati livelli di integrazione con ERP, PDM e sistemi correlati, e allo stesso tempo come circa 3 aziende su 10 stiano investendo in sistemi integrati a supporto del tracciamento e l'analisi dei dati di qualità, anche se questi risultano ancora parzialmente automatizzati.

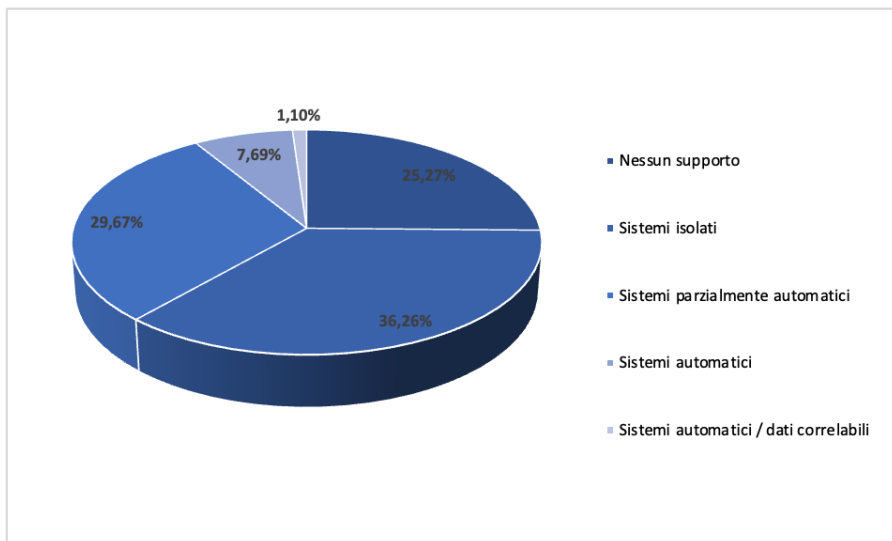


Figura 34 - Sistemi di analisi in qualità

Rimanendo all'interno della funzione di manutenzione, l'analisi ha preso in considerazione l'attività di analisi delle condizioni e la possibile presenza di software specialistici a supporto (e.g. CMMS – Computerized Maintenance Management System) (Figura 35). In questo caso, il 76% delle imprese non svolge alcuna analisi o si affida esclusivamente alle informazioni emerse dal monitoraggio più recente: in entrambi i casi non si può parlare né di analisi accurate né di sistemi dedicati e l'applicazione di soluzioni di Intelligenza Artificiale sembra non essere ancora matura. Il 14% delle aziende realizza attività di analisi per supportare decisioni su base prevalentemente tecnica. Per osservare attività di analisi e archiviazione finalizzate a ottimizzare le frequenze del piano di manutenzione e/o supportare le decisioni in base alla previsione del tempo residuo prima del verificarsi del guasto bisogna considerare solo 1 azienda ogni 10; in questi casi si evidenzia l'utilizzo di strumenti CMMS a supporto del processo di manutenzione.

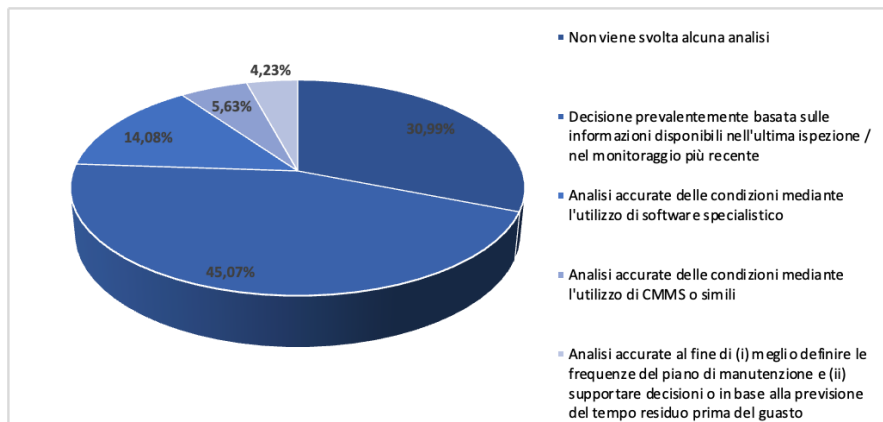


Figura 35 - Monitoraggio e analisi dati in manutenzione

Per quanto riguarda il processo di pianificazione aggregata, che comprende sia la pianificazione della capacità produttiva interna e dei fornitori sia il bilanciamento domanda-capacità, l'analisi mostra discreti risultati (Figura 36). Nonostante circa 1 azienda ogni 4 adotti ancora approcci esperienziali, ben il 62% delle imprese considera anche i vincoli portati dai fornitori. Il 29% utilizza strumenti dedicati all'ottimizzazione dell'utilizzo delle risorse nel medio termine e svolge attività di simulazione e analisi di scenario. Solo 1 azienda su 10 condivide in modo completo e sistematico il piano aggregato con i propri fornitori, rafforzando la collaborazione e la flessibilità tra le parti.

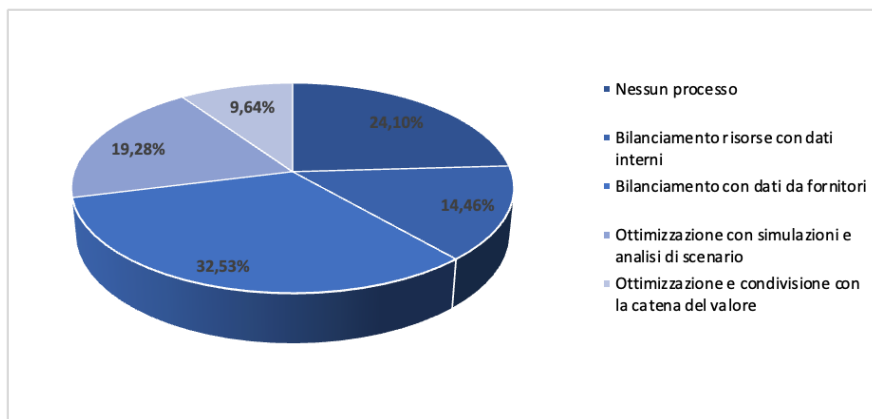


Figura 36 - Pianificazione aggregata

Infine, applicazioni di Intelligenza Artificiale possono essere molto utili per attività di customer care ed assistenza post-vendita. Tuttavia, al momento, le aziende del campione non stanno sfruttando le opportunità che l'IA offre in tale area: come evidenziato nel grafico di Figura 37, il 77% delle aziende utilizzano ancora strumenti tradizionali come e-mail, call

center, ecc. In aggiunta, il 9% del campione non gestisce tali processi tramite strumenti dedicati. Solo 14 imprese su 100 stanno esplorando nuove opportunità nel dettaglio, alcune sfruttando chatbot, live chat e social caring, mentre altre forniscono anche assistenza proattiva, per esempio tramite strumenti IoT.

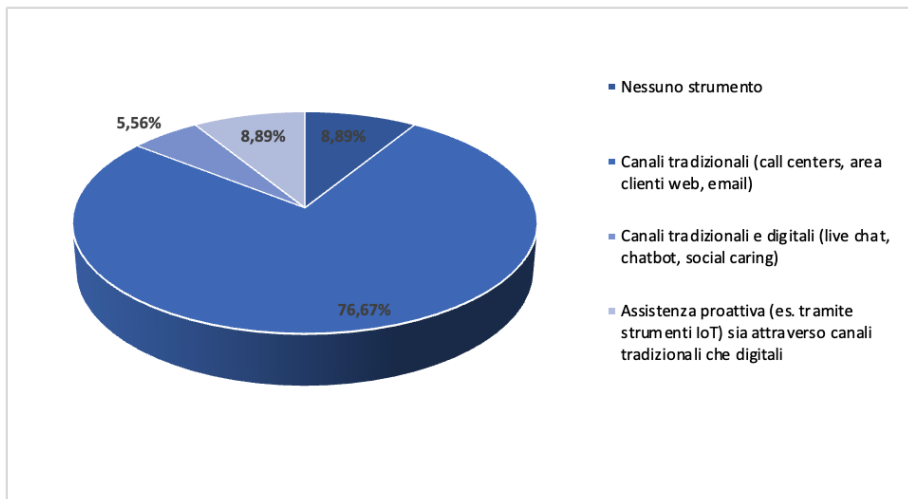


Figura 37 - Sistemi digitali Customer Care

In definitiva, tali risultati evidenziano che nonostante l'approccio all'analisi dei dati si stia diffondendo fra le imprese, sia ancora lontana da parte delle aziende una piena consapevolezza sulle opportunità legate alla cultura del dato e all'adozione di applicazioni di intelligenza artificiale.

7.5 L'ecosistema di innovazione

Per supportare le imprese nel percorso verso la transizione digitale si è sviluppato in Italia un importante ecosistema dell'innovazione digitale costituito da diversi attori con obiettivi e finalità diverse. Come riportato in Figura , le aziende, al centro dell'ecosistema, possono interagire con i diversi attori, ricevere supporto e accedere a diverse opportunità. I **Digital Innovation Hub** (DIH) di Confindustria previsti dal Piano Industria 4.0, rappresentano un punto di riferimento regionale per le imprese sul tema della digitalizzazione e hanno un ruolo chiave nell'ecosistema dell'innovazione. L'obiettivo dei DIH è di essere la porta d'accesso per le aziende e il facilitatore in sistemi, a volte complessi, specie in riferimento all'interazione con i network europei; oltre ad attività di sensibilizzazione sull'importanza della trasformazione digitale e di analisi della maturità digitale dei processi per le imprese sino ad arrivare ad elaborare e proporre roadmap tecnologiche, orientano le aziende verso gli attori dell'ecosistema che possono rispondere a specifiche esigenze dell'impresa. In particolare, i DIH di Confindustria collaborano in stretta sinergia con i **Competence Center**, centri di competenza anch'essi previsti dal Piano Industria 4.0 che hanno l'obiettivo di aiutare le aziende, in particolare le PMI, nell'orientamento tecnologico. In Italia ci sono 8 Competence Center strettamente connessi alle principali Università italiane che mettono a disposizione competenze e tecnologie specifiche: MADE (Politecnico di Milano) specializzato in tecnologie abilitanti, CIM 4.0 (Politecnico di Torino) specializzato in Manifattura additiva, BI-REX (Università di Bologna) specializzato in Smart city e logistica e Big Data, ARTES 4.0 (Scuola Superiore Sant'Anna di Pisa) specializzato in Robotica avanzata e Intelligenza Artificiale, SMACT (Università di Padova) specializzato in agribusiness, START 4.0 (Università di Genova) specializzato in sicurezza nell'ambito del trasporto merci e infrastrutture), CYBER 4.0 (Università "La Sapienza" di Roma) specializzato in cybersecurity e MEDITECH (Università "Federico II" di Napoli) specializzato in integrazione 4.0.

All'interno dell'ecosistema dell'innovazione digitale un ruolo primario è anche quello dei **Cluster Tecnologici** che hanno dimensione sia regionale che nazionale. I cluster tecnologici sono reti di soggetti pubblici e privati che operano sul territorio nazionale e regionale in settori quali la ricerca industriale, la formazione e il trasferimento tecnologico. Sono dei catalizzatori di risorse per rispondere alle esigenze del territorio e del mercato, coordinare e rafforzare il collegamento tra il mondo della ricerca e quello delle imprese. Ciascuna cluster fa riferimento a uno specifico ambito tecnologico e applicativo ritenuto strategico per il nostro Paese, di cui rappresenta l'interlocutore più autorevole per competenze, conoscenze, strutture, reti e potenzialità.

Le Istituzioni inoltre giocano un ruolo fondamentale garantendo con azioni mirate e in stretta sinergia con gli altri attori dell'ecosistema risorse finanziarie che sia la **Regione** che lo **Stato** mettono a disposizione per le aziende che vogliono investire in percorso di trasformazione digitale. Per garantire competenze e risorse, altri attori fondamentali dell'ecosistema dell'innovazione digitale sono gli **Istituti Tecnici Superiori** (ITS), scuole italiane di alta specializzazione tecnologica con scopo professionalizzante e forniscono quindi alle aziende le risorse umane. Le **Università** hanno il compito di fornire formazione e ricerca alle aziende,

mentre i **centri di trasferimento tecnologico** e i **centri di ricerca e innovazione** mettono a disposizione delle aziende soluzioni e innovazione.

All'interno dell'ecosistema vi sono anche l'**Istituto europeo di innovazione e tecnologia** (EIT) e altri enti legati a **Programmi della Commissione europea** come, per esempio, il programma Horizon Europe, opportunità di finanziamento di progettualità per le aziende che vogliono investire in percorso di trasformazione digitale ma anche di partnership con altre aziende non solo in Italia ma anche a livello internazionale.

L'ecosistema dell'innovazione digitale è composto da diversi attori che, con obiettivi diversi, possono offrire alle aziende gli strumenti per supportare percorso di trasformazione digitale. Le Associazioni Territoriali operando attraverso i DIH di Confindustria possono supportare l'azienda in ogni passo verso l'ecosistema dell'innovazione, orientando verso l'ente che più può rispondere alle esigenze specifiche.

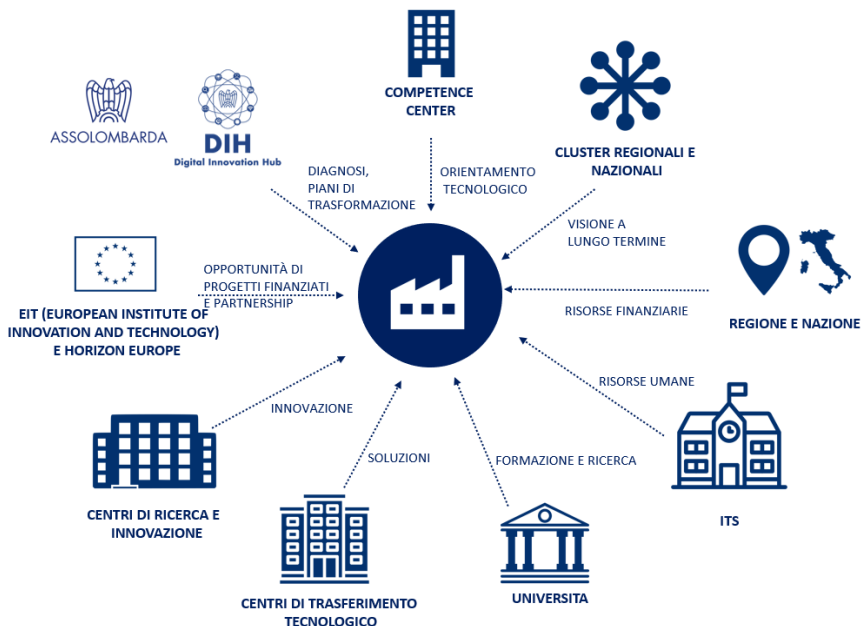


Figura 38 - Ecosistema dell'innovazione digitale



8. Analisi dei Casi Studio

8.1 Presentazione dei casi aziendali:

necessità, applicazioni, persone e competenze, impatti.

In questa sezione sono riportate le esperienze di dieci aziende presenti sul territorio e che stanno utilizzando l'AI per migliorare i loro processi, per renderli più sicuri o efficienti, o per arricchire i loro prodotti. L'analisi, è concentrata su diversi aspetti, tra cui le specifiche esigenze e applicazioni dell'AI all'interno dell'azienda considerata, il coinvolgimento delle risorse umane e le competenze necessarie, i progetti sviluppati o già in produzione, nonché le esperienze positive o negative raccolte lungo il percorso. È stata anche indagata la genesi dei progetti e il loro impatto complessivo sull'azienda. Inoltre, è stato chiesto alle aziende di riflettere sugli ostacoli che hanno affrontato o che ancora stanno affrontando in questo processo di trasformazione.

Va sottolineato che l'obiettivo non è quello di presentare delle statistiche, per via della numerosità non sufficientemente rappresentativa, oltre che per la diversità che il percorso di adozione di AI in azienda può riportare. Piuttosto, si ha la volontà di condividere testimonianze dirette di come realtà aziendali con caratteristiche differenti abbiano affrontato e stiano ancora affrontando questa trasformazione.

La raccolta delle esperienze ha coperto un periodo che va da aprile 2022 a settembre 2023. Poiché il campo dell'AI è caratterizzato da un'evoluzione dinamica e rapida, si dovranno tenere in debito conto le possibili variazioni nel panorama aziendale dovute agli sviluppi in questo settore in costante evoluzione.

VHIT (DATA INTERVISTA: APRILE 2022)

Fondata nel 1958, VHIT è una storica realtà italiana con sede a Offanengo (CR) ed è oggi un partner per l'industria Automotive a livello globale, con una forte spinta all'innovazione, alla sostenibilità e al futuro del settore della mobilità. VHIT fa parte del gruppo Weifu.

Esperienza aziendale in Data & AI

Nel contesto di VHIT, è presente un team composto da cinque membri, tra cui due data scientist, due ingegneri meccanici e un coordinatore. Questo team si occupa di sviluppare soluzioni basate sull'intelligenza artificiale, sebbene non in modo esclusivo al 100%. Le attività sono iniziate un po' più di un anno fa con la creazione di proof of concept (POC) e si sono successivamente sviluppate nel tempo. L'obiettivo è coinvolgere un numero sempre maggiore di persone nel processo di sviluppo di applicazioni basate sull'AI. Inizialmente, il team ha avuto ricorso a fornitori esterni per lo sviluppo di soluzioni AI, ma in seguito ha deciso di portare queste competenze all'interno dell'azienda. Il team lavora in modalità molto snella, partendo dalle necessità che si evidenziano nei reparti. Le attività si suddividono in attività di ricerca e in attività di ingegnerizzazione delle soluzioni individuate. Per lo sviluppo si utilizzano librerie open-source, ma si pianifica di introdurre l'utilizzo di strumenti a più alto livello (come quelli offerti da Google e Microsoft). Si utilizzano, in piccola misura, anche piattaforme low-code.

Viene fatta formazione sia di tipo tecnico, formando in modo specialistico le persone che saranno dedicate allo sviluppo, che "soft", per avvicinare tutti alla tematica dell'AI, quali attività di cultural change, hackathon interne, open community: scambio idee e articoli, e giornalini interni su tematica digitale.

Fra gli ostacoli riscontrati nel processo di adozione di AI in azienda vi è la difficoltà nel diffondere il mindset adeguato, ragione per cui sono state messe in atto le azioni sopra elencate, al fine di avvicinare il maggior numero possibile di persone alla tematica AI. Un secondo aspetto critico riguarda i tempi di sviluppo, che inizialmente erano elevati, mentre ora si sono ridotti grazie alle attività di formazione interna, e si pianifica di ridurli ulteriormente basandosi sui servizi offerti da big player anziché su implementazioni basso livello sviluppate in-house. Infine, anche il tempo necessario a raccogliere i dati può essere un fattore critico

Progetti in sviluppo o in produzione

In azienda l'AI è utilizzata principalmente a supporto della produzione. Ad esempio, è stato sviluppato un sistema automatico di riconoscimento del tipo di rotore attraverso computer vision, con lo scopo di indentificare pezzi di tipologia errata capitati per errore fra pezzi di una tipologia differente. Un altro progetto in produzione riguarda il rilevamento automatico, sempre mediante computer vision, di difetti di assemblaggio filtri, sulla base di un database di immagini per cui la label (la presenza o meno di difetti) è assegnata da operatore umano.

È stato poi messo a punto un sistema di early detection di anomalie di produzione mediante analisi di serie temporali di produzione, allo scopo di ridurre gli scarti intervenendo sul problema prima che questo porti a un numero elevato di scarti. L'algoritmo individua i trend, ed è robusto rispetto alla presenza fisiologica di outliers.

Un altro progetto riguarda la classificazione automatica della tipologia scarti, sulla base dei dati raccolti al momento in cui lo scarto di è verificato. Questo permette di raccogliere informazioni sul tipo di scarto in tempo reale (mentre prima la tipologia era assegnata a fine turno), in modo da poter segnalare un allarme se un certo tipo di anomalia si presenta in modo sistematico.

Infine, riportiamo un sistema di previsione del momento ottimale di sostituzione utensile, sulla base della storia delle sostituzioni passate. I regressori sono dati da misurazioni quali vibrazioni misurate, assorbimento elettriche e dati provenienti dal controllo numerico. Lo scopo è eliminare i costi legati al controllo degli utensili e di sfruttare pienamente la loro vita utile.

GEICO (DATA INTERVISTA: MAGGIO 2022)

Geico è una multinazionale italiana con sede a Cinisello Balsamo, specializzata nella produzione di impianti automatizzati completi per la verniciatura delle scocche automobilistiche. Ha realizzato alcuni tra i più importanti impianti del mondo per la verniciatura.

Esperienza aziendale in Data & AI

L'azienda è caratterizzata da una forte spinta verso l'innovazione continua, al miglioramento dei processi e dei prodotti, e all'adozione delle nuove tecnologie. L'AI non fa eccezione: in azienda sono coinvolte nello sviluppo/applicazione di soluzioni AI circa 5 persone, in modalità non 100% dedicata. Vi è poi un team di 3 ingegneri dedicato alle simulazioni - computational fluid dynamics (CFD) e simulazioni discrete per flusso produzione - nato 5 anni fa sponsorizzato dall'amministratore delegato e dal responsabile dell'ingegneria. Il team riporta all'area ingegneria e ha interazioni con proposals, ingegneria costruttiva e di processo e R&D. Esiste poi un Team di virtual commissioning (digital twin dell'impianto nelle sue diverse componenti, finalizzato a testare le componenti software e la loro interazione prima che vengano messe in produzioni). Per lo sviluppo di servizi AI si ricorre principalmente a fornitori. Reperire le competenze non è stato difficile (tramite convegni o tavole rotonde). Per la diffusione del mindset AI internamento all'azienda vengono fatti corsi interni dedicati al personale.

Fra gli ostacoli che Geico ha dovuto affrontare nell'adozione di soluzioni AI vi è la difficoltà nell'individuare soluzioni efficaci che abbiano un ritorno concreto e misurabile (per l'azienda e per il cliente). Per un'azienda come Geico, inoltre, una difficoltà è rappresentata dalla raccolta dei dati necessari per sviluppare e addestrare soluzioni AI. I dati sono infatti disponibili in grande quantità una volta che le linee di produzione di Geico vengono vendute al cliente, che ne è utilizzatore. Per ovviare a questo problema, infatti, l'azienda ha organizzato delle campagne di raccolta dati presso il cliente. Ciononostante, lo sviluppo di applicazioni data-driven per un'azienda come Geico risulta meno accessibile che per aziende che hanno una produzione seriale e riproducibile al loro interno.

Prospettive future di miglioramento si ravvedono, per quanto riguarda il prodotto, nell'aumento della manutenzione predittiva e della diagnostica di flusso, nel riconoscimento di trend. Per quanto concerne i processi, invece, nelle ottimizzazioni e nell'individuazione di bottle-neck.

Progetti in sviluppo o in produzione

L'azienda fa uso di computer vision al fine di individuare e classificare i difetti di verniciatura della scocca. Questo progetto è nato con lo scopo di uniformare il controllo qualità, che sarebbe altrimenti operatore-dipendente. Il sistema utilizza un braccio robot dotato di telecamera. Queste fotografie vengono processate da delle CNN (convolutional neural network), che identificano le zone con difetti di verniciatura (classificazione binaria). In seguito, le fotografie selezionate dal sistema vengono processate da una seconda rete

neurale, che assegna una label, classificando il difetto in cinque categorie. Il sistema fornisce un primo livello di interpretabilità, dal momento che segnala in quali zone della scocca sono stati individuate difetti.

È in uso, inoltre, una soluzione di manutenzione preventiva dei filtri utilizzati per raccogliere la vernice che si diffonde in aria durante il processo di verniciatura. Mentre tradizionalmente i filtri vengono sostituiti sulla base del numero di scocche passate, grazie a questa soluzione è possibile tenere conto di altri fattori quali la posizione di ciascun specifico filtro nella cabina, grazie all'ausilio di simulazioni CFD. L'obiettivo è da un lato ridurre la frequenza delle sostituzioni, dall'altro migliorare la qualità del processo.

In azienda è stato messo a punto un sistema di virtual commissioning, che consiste in una replica digitale dell'impianto della sua interezza, sul quale vengono eseguite delle simulazioni funzionali volte a individuare bug di diversa natura. Questo "digital twin" (termine qui utilizzato non strettamente come inteso nel dictionary, dal momento che l'interazione è unidirezionale) include sia le componenti software che quelle hardware, queste ultime testate in modalità simulata. Ad esempio, il movimento dei pistoni viene simulato e le eventuali collisioni vengono individuate. In questo modo, le diverse modalità di lavoro dell'impianto vengono testate prima che l'impianto fisico venga installato.

Sono poi in corso di sviluppo algoritmi di AI volti a individuare derive di qualità nel breve-medio termine. L'obiettivo è inviare dei segnali di allerta qualora i difetti non siano da considerarsi come un normale fenomeno statistico, ma come conseguenza di una deriva del processo. Un altro progetto in corso di sviluppo riguarda la manutenzione predittiva per navette di trasporto scocche in processi di trattamento, utilizzando sensori di varia natura.

TENARIS (DATA INTERVISTA: LUGLIO 2022)

Tenaris è uno dei principali produttori e fornitori di tubi d'acciaio e servizi correlati per l'industria energetica e altre applicazioni industriali. I suoi clienti includono le principali compagnie petrolifere mondiali. Impiegando circa 29.000 persone in tutto il mondo, opera una rete integrata di produzione, finiture, servizi e ricerca con operazioni industriali nelle Americhe, Europa, Medio Oriente, Asia e Africa e una presenza diretta nei principali mercati petroliferi.

Esperienza aziendale in Data & AI

In azienda vi è un team di Data Science, costituito nel 2016. Il team, che riporta all'area industriale, ha avuto una crescita costante, passando da un unico componente a 9 membri in 6 anni. Ad oggi le attività si dividono fra due dipartimenti (Advanced Data Analytics e Statistical Modelling), e coinvolgono sviluppi di data engineering, statistical modelling, ottimizzazione e sviluppo front-end. Il team è composto da ingegneri informatici, ingegneri matematici, ingegneri dell'automazione, astrofisici, fisici dei sistemi complessi. La nascita del team ha dato una spinta ad attività che si stavano già svolgendo negli anni precedenti senza una struttura dedicata, volte ad ottimizzare i processi. I successi dei primi progetti, nati grazie all'aver individuato opportunità di miglioramento, hanno fatto sì che fossero investite sempre più risorse nella attività di Data Science. Oggi i progetti nascono sia da richieste dal campo che da iniziative del dipartimento.

Le attività di sviluppo delle soluzioni di AI vengono svolte internamente al team, senza ricorrere a fornitori esterni. Il team, in questo modo, ha pieno controllo della soluzione sviluppata, sia dal punto di vista della metodologia che dell'implementazione. Si ricorre a fornitori esterni solamente per la gestione dell'infrastruttura. Lo sviluppo di front-end era inizialmente in carico a fornitori, ma anche questa attività è stata successivamente portata all'interno del team, per poter garantire un ciclo di sviluppo più snello e responsivo.

Una delle principali difficoltà riscontrate per una diffusione sempre maggiore di soluzioni di AI nelle aziende è la capacità di individuare le opportunità. Il più delle volte, infatti, le opportunità devono arrivare dal campo, ma senza una formazione adeguata non si riesce a coglierle. In secondo luogo, lo sviluppo di soluzioni di AI richiede profili adatti e difficili da individuare.

L'azienda ha in programma di estendere le attività del gruppo di Data Science a processi non industriali. Questa operazione richiederà un'estensione del gruppo attraverso nuove assunzioni dal mercato o attraverso il reskilling di risorse esistenti.

Progetti in sviluppo o in produzione

In Tenaris è stata sviluppata un'importante esperienza in algoritmi di AI per l'analisi di serie storiche. In questo contesto, una soluzione sviluppata riguarda l'anomaly detection sul processo produttivo di acciaieria. Il progetto è nato nel 2017 da una opportunità nata dal basso, per via della volontà di ridurre il numero di eventi di perforazione che si verificavano

durante il processo produttivo in acciaieria. Tali eventi, infatti, com'è noto comportano rischi di sicurezza e costi operativi molto elevati. La soluzione precedentemente sviluppata, basata su statistiche classiche, generava troppi falsi positivi e questo causava poca fiducia da parte degli utenti finali. Questa soluzione utilizza sensori che misurano la temperatura in diversi punti dell'impianto. Tali sensori fisici vengono associati a dei sensori virtuali, i quali, addestrati sulla base dei dati raccolti, replicano con un'ottima accuratezza la serie storica dei sensori fisici. Quando la previsione di un sensore virtuale si discosta in modo significativo dal valore misurato, il sistema individua un'anomalia. In questo modo, l'anomalia viene immediatamente individuata ed è possibile eliminarla prima che una perforazione si verifichi. I risultati sono stati ottimi, dal momento che da quando il sistema è in produzione (cioè, negli ultimi 6 anni), sono state individuate decine di anomalie e nessuna perforazione è avvenuta.

I falsi positivi sono stati limitati a meno di una al mese per impianto. Un altro progetto in ambito di analisi di serie storiche è volto alla quantificazione delle tolleranze dimensionali dei prodotti. Questa soluzione permette, dall'analisi dei dati di produzione, di prevedere la deviazione attesa rispetto ai valori nominali delle dimensioni dei prodotti per ciascun impianto e per ciascun codice prodotto. Quando la previsione è più stretta rispetto alla tolleranza, è possibile implementare azioni per ridurre i costi di produzione pur mantenendo il livello di qualità richiesto. In secondo luogo, questa soluzione permette di decidere dove produrre un determinato prodotto, tenendo conto delle diverse caratteristiche dei vari impianti produttivi. Una metrica che è stata utilizzata per quantificare il ROI di questa soluzione è lo yield, ossia la quantità di tonnellate di materia utilizzate per produrre 1000 tonnellate di prodotto finito. I risultati ottenuti sono stati migliori di quanto inizialmente previsto, dal momento che sono stati individuati utilizzi indiretti non pensati in fase di progettazione.

Tenaris ha poi sviluppato una soluzione per la previsione del costo di produzione di prodotti di bassa e media complessità mai realizzati prima. La stima deriva da un dataset di prodotti esistenti e del relativo costo. Una caratteristica delle stime fornite da questa soluzione è che, a differenza delle stime che venivano precedentemente fornite da operatori umani, esse sono oggettive, ripetibili e corredate da una quantificazione dell'incertezza. Questa informazione è di cruciale importanza per stimare la marginalità che si otterrà su prodotti mai realizzati in precedenza. Oltre alla stima dell'incertezza, un vantaggio di questa soluzione è la rapidità di esecuzione. Mentre il tempo necessario per fare un'offerta per l'operatore umano è di alcune ore, questo sistema permette di dare una risposta in pochi secondi. Questo miglioramento dell'efficienza ha permesso all'operatore umano di avere più tempo per analizzare in dettaglio prodotti ad alta complessità, fornendo così una stima di migliore qualità. Una delle principali sfide nello sviluppo di questo progetto è stata quella di spiegare all'operatore umano come il modello prendesse la decisione. Questo tipo di problemi, che rientra sotto il nome di Explainable AI, è di fondamentale importanza per migliorare l'adozione del sistema. Infatti, in questa fase storica in cui l'industria sta iniziando a introdurre sistemi di intelligenza artificiale, è necessario guadagnare la fiducia degli operatori, e il miglior modo è assicurarsi che la decisione presa dal sistema corrisponda, almeno nelle linee guida, a quelle che avrebbe preso l'operatore umano.

Per spiegare il comportamento di questo modello, si è deciso di mostrare all'operatore i prodotti esistenti più vicini in senso matematico. In questo modo, se l'operatore vede che il costo del prodotto quotato è leggermente superiore a quello di un prodotto simile, ma meno complesso, è più propenso ad accettare l'informazione.

STMICROELECTRONICS (DATA INTERVISTA: SETTEMBRE 2022)

STMicroelectronics, produttore integrato di dispositivi a semiconduttore, oltre 50mila dipendenti nel mondo, più di 200 mila clienti e migliaia di partner, conduce in Italia attività di ricerca, progettazione e produzione grazie a più di 12.500 dipendenti. Le tecnologie di STMicroelectronics consentono una mobilità più intelligente, una gestione più efficiente della potenza e dell'energia e il dispiegamento su larga scala di oggetti autonomi connessi al cloud.

Nel campo dell'Internet of Things (IoT) e dell'Industrial IoT (IIoT), l'edge computing descrive la migrazione dei carichi di lavoro di elaborazione dal cloud e il loro avvicinamento ai luoghi in cui vengono acquisiti i dati e vengono assunte le decisioni. Questo modello consentirà a tutti i dispositivi IoT di diventare più autonomi, più intelligenti, più connessi e più sicuri, e accelererà la digitalizzazione delle industrie. Spostare una parte dell'intelligenza (ma non tutta) al di fuori del cloud, più vicino ai sensori e agli attuatori al centro dell'azione, può creare enormi vantaggi. Consente prestazioni superiori e nuove applicazioni, perché i sistemi possono reagire agli eventi in modo intelligente, più velocemente o in tempo reale. Inoltre, è possibile ridurre il consumo complessivo di energia e i sistemi possono diventare più robusti, mantenendo la piena funzionalità anche se la rete è temporaneamente indisponibile, un aspetto importante per le applicazioni mission-critical. L'elaborazione locale "all'edge" alleggerisce anche il carico di dati sulla rete, consentendo di ridurre i costi di connessione per le aziende e aumentare la riservatezza.

Esperienza aziendale in Data & AI

Lo sviluppo di soluzioni AI in azienda interessano due categorie di attività.

Da un lato, abbiamo lo sviluppo di prodotti STMicroelectronics per l'IoT con AI embedded. Le attività sono iniziate nel 2012. Il team comprende competenze in Machine/Deep Learning, computer vision, digital signal processing, programmazione, HW/SW design/architecture. Lo sviluppo avviene internamente, ma si ricorre ai servizi dei maggiori player globali. Vengono fatte attività di formazione per il personale dedicato allo sviluppo.

Dall'altro lato, abbiamo l'utilizzo di soluzioni AI a supporto del manufacturing dei chip. Le attività sono iniziate nel 2017. Il team comprende data engineers e scientists, data analytics engineers, matematici. Lo sviluppo avviene internamente, ma con industrializzazione esterna. Anche in questo ambito vengono fatte attività di formazione per il personale dedicato allo sviluppo.

Le attività sono in continua evoluzione, per esplorare diversi aspetti in cui l'AI potrebbe aiutare. Tutti i processi delle tecnologie su silicio e del testing dei dispositivi sono coinvolti. Gli elementi critici affrontati ad oggi sono stati la difficoltà nel reperire competenze, e la difficoltà nell'accedere in modo sistematico ai dati.

Progetti in sviluppo o in produzione

L'azienda ha sviluppato una soluzione in grado di classificare autonomamente i pattern di difetti sulle Wafer Defect Maps (WDM) in tempo reale. Lo strumento fornisce un'etichetta per

ogni WDM, specificando se la mappa è normale o presenta pattern specifici. La soluzione impiega tecniche di AI, in particolare un algoritmo di Deep Learning. Il contributo principale è la progettazione di una rete neurale convoluzionale (CNN) specifica per la gestione dei WDM. Prima di adottare questa soluzione, il problema è stato approcciato con altre tecniche senza utilizzare AI. Viene eseguito monitoraggio delle performance mediante gli esperti on site che verificano le label assegnate. A ogni label viene assegnato un confidence index, al fine di quantificare l'incertezza. Il progetto, durato dal 2017 al 2020 è nato da una spinta bottom up, come soluzione per soddisfare le crescenti aspettative dei clienti in termini di qualità. I gruppi di Manufacturing e Technology hanno sponsorizzato lo sviluppo, che è stato parzialmente supportato da fondi pubblici. Lo sviluppo è avvenuto internamente senza utilizzare soluzioni commerciali già disponibili, mentre l'industrializzazione esternamente. Per valutare l'efficacia della soluzione sono stati misurati l'incremento di qualità e la riduzione degli scarti, con risultati in linea con quelli definiti all'inizio del progetto.

STMicroelectronics sta sviluppando un sistema di anomaly detection multivariata durante le fasi di Electrical Wafer Sorting (EWS) e Final Test (FT). Lo sviluppo della soluzione si colloca nel contesto delle attività di miglioramento dell'eccellenza produttiva attraverso le tecniche di Machine Learning e l'intelligenza artificiale. Questa soluzione, basata su algoritmi di classificazione, consiste in un'analisi multivariata per individuare i risultati anomali dei test e correlarli con diversi parametri per la classificazione delle anomalie. Prima di questo approccio sono state provate differenti tecniche statistiche. La validazione viene effettuata da parte dei responsabili del prodotto. Lo sviluppo, iniziato nel 2017 e pianificato fino al 2025, è sponsorizzato dall'organizzazione centrale della qualità del prodotto e supportato dai responsabili delle funzioni centrali dell'organizzazione Manufacturing e Technology e dell'organizzazione di Digital Transformation e IT. Il risultato atteso è il miglioramento dell'early detection di anomalie.

Oltre che per migliorare i processi di manufacturing, l'interesse di STMicroelectronics per l'AI riguarda anche l'aumento del portfolio di dei prodotti, attraverso l'introduzione di microcontrollori intelligenti, "general purpose" e per il mercato "automotive". I principali casi d'uso sono le applicazioni IoT (per citare alcuni esempi: l'ispezione visiva della qualità nella lavorazione del legno o l'ispezione visiva della salute delle piante nella produzione di vino di alta gamma). I nuovi nodi sensoriali intelligenti sono in grado di risolvere problemi di classificazione, clustering e anomaly detection utilizzando svariati algoritmi di AI. L'output degli algoritmi può essere corredato da informazioni legate al grado di incertezza del risultato. Il progetto è stato spinto dalle necessità del mercato ed è stato sponsorizzato dalle divisioni di prodotto. Lo sviluppo è avvenuto internamente, utilizzando soluzioni interne.

ZUCCHETTI (DATA INTERVISTA: SETTEMBRE 2022)

Zucchetti è un'azienda italiana, con sede a Lodi, leader nazionale per la fornitura di software, hardware e servizi, per aziende, banche, assicurazioni, professionisti e associazioni di categoria.

Esperienza aziendale in Data & AI

L'utilizzo dell'AI è ormai fortemente radicato in azienda ed esistono già molte storie di successo. Vi sono persone che si occupano di AI a vari livelli. Vi è innanzitutto la "AI Factory", un gruppo composto da circa 10 persone e dedicato allo sviluppo di progetti AI. Il laboratorio è nato 5 anni fa, per volontà della proprietà, che è da sempre stata attenta alle innovazioni. All'inizio di questa esperienza il percorso non era ben definito e non era ancora chiaro quali potessero essere le potenzialità e il vero valore. Ad oggi il gruppo ha un ruolo consolidato nell'azienda e consta di data scientist, figure con competenze matematico-modellistiche, solution architect, data engineer e full-stack / devop. Oltre alla AI Factory, altre persone dislocate in altri gruppi (circa 60 figure) si occupano di AI. Del gruppo Zucchetti fanno parte società acquisite, alcune delle quali si occupano di AI (tipicamente in modo dedicato a task specifici). Lo sviluppo di soluzioni di AI in azienda non ha come obiettivo la ricerca pura, ma piuttosto utilizzare le soluzioni per portare valore al business. Gli sviluppi seguono tre pillar: processo, prodotto, nuove soluzioni.

La vision che ha portato a investire in AI ha già portato molti frutti, spesso superiori alle aspettative. Ora si vorrebbe entrare in una "fase due", con un utilizzo ancora maggiore di strumenti AI. Questo non è banale, in un'azienda con tante linee di business. Sono stati individuati e analizzati gli elementi di difficoltà da superare per un utilizzo sempre maggiore di AI. Il primo è rappresentato dalla crescente necessità di capacità computazionali, che qualche anno fa rappresentavano uno dei maggiori ostacoli. In un mondo cloud, la capacità di calcolo è sempre più accessibile e ci si sposterà sempre più verso questa logica. Abbiamo poi la raccolta dati: in passato i dati erano pochi e protetti, mentre oggi offrono una sempre maggiore disponibilità. Anche le competenze sono oggi più disponibili che in passato. Infine, è importante sottolineare la necessità di raggiungere una massa critica. Se un tempo si pensava che fosse sufficiente acquisire altre aziende, oggi bisogna andare incontro a un ripensamento. L'innovazione va consolidata e va capitalizzata la capacità di vedere le opportunità di miglioramento. Bisogna investire internamente, senza avere paura di aprire nuovi laboratori.

Progetti in sviluppo o in produzione

In Zucchetti si fa utilizzo di AI in diversi contesti. Abbiamo innanzitutto AI per l'automazione di processi. È stato sviluppato un sistema automatizzato di assistenza clienti, basato su un chatbot, in un primo momento basato su regole deterministiche e poi reso intelligente attraverso modelli che ne favoriscono una rapida configurazione in nuovi ambienti e che ne migliorano l'interazione con il cliente, in una logica "never stop learning". Il chatbot fa parte di un sistema articolato, che smarca le richieste più semplici tramite l'interazione diretta con l'utente, mentre riconosce le problematiche più complesse creando dei ticket, che

vengono assegnati agli operatori adeguati. Anche l'assegnazione agli operatori avviene utilizzando algoritmi di Intelligenza Artificiale, sulla base delle competenze e della disponibilità in un preciso momento. I risultati di questo progetto sono stati molto superiori alle aspettative. Esso ha portato a una drastica riduzione del numero di chiamate. Grazie a questo progetto, ad oggi alcune linee di prodotto hanno un'assistenza 100% virtuale. Un altro vantaggio di questa soluzione è la raccolta delle statistiche sulle domande degli utenti, che è ora resa molto più semplice e accurata. Con questo approccio, è stato reso scientifico un processo che precedentemente veniva fatto in modo euristico.

Altri esempi di automazione di processi consistono nell'utilizzo di algoritmi di processing del linguaggio naturale (NLP), al fine di automatizzare le attività degli studi di commercialisti e delle associazioni di categoria. Questa soluzione automatizza i processi di estrazione di informazioni da anagrafiche clienti, movimenti di estratti conto e scadenze fatture e di abbinamento delle scadenze delle fatture con i pagamenti tratti dai movimenti di estratto conto. Si è stimato che, con la soluzione sviluppata, il commercialista riduce dell'80% il tempo per un'attività che prima era esclusivamente manuale. Un'altra soluzione riguarda invece il supporto al processo di recruiting, mediante l'automazione di operazioni quali: l'estrazione delle informazioni e l'analisi dei CV; la loro anonimizzazione; la ricerca semantica per parole chiave; l'assegnazione di uno scoring di pertinenza ai candidati; il matching semantico fra annunci e candidati... La soluzione migliora il processo e riduce il time-to-hire.

Rimanendo in contesto HR, l'azienda offre un prodotto di software HR Cost & Planning, che supporta le aziende nella gestione dei lavoratori e delle attività, come l'organizzazione e la gestione di turni, pianificazioni, spostamenti e trasferte. La soluzione è basata su algoritmi di Machine Learning che consentono una previsione puntuale per ogni tipologia di business e per ogni settore, analizzando i flussi di lavoro, combinando i dati storici e tenendo conto della volatilità dell'organizzazione. La soluzione permette di avere una costante previsione del fabbisogno per adeguare le risorse da impiegare nelle diverse attività, permettendo di raggiungere diversi benefici: miglioramento dell'organizzazione dei carichi di lavoro; miglioramento del livello del servizio; incremento dei livelli di produttività; incremento della soddisfazione dei dipendenti; riduzione di sprechi e costi.

L'azienda ha poi sviluppato una soluzione di business advisor, che fornisce, grazie ad algoritmi AI, suggerimenti di acquisto personalizzati di prodotti/servizi per ogni cliente. L'obiettivo è agevolare il lavoro della forza commerciale e adottare un approccio data-driven alla direzione commerciale e al marketing, in aziende che, avendo un parco clienti significativo e un'ampia offerta di prodotti/servizi (come le e-commerce company), si trovano spesso incerte nel comprendere quale sia il prodotto giusto da spingere nel mercato. L'impatto della soluzione viene valutato attraverso KPI che misurano il volume delle vendite e la redemption, ossia la percentuale di risposte ottenute in rapporto ai contatti attivati (tasso di risposta). Il modello utilizza delle librerie open source che implementano degli algoritmi di Machine Learning. L'addestramento iniziale avviene sul comportamento di ogni cliente. A regime, si utilizza la tecnica del transfer learning su nuovi clienti.

Infine, menzioniamo una soluzione di revenue management system rivolta al settore hospitality, che consente di suggerire il prezzo ottimale di ogni stanza di un hotel, eventuali restrizioni (es. numero minimo di notti) e quali canali di vendita utilizzare in un determinato periodo. Integra Big Data, provenienti dal Travel Data Lake, un sistema capace di aggregare i dati gestionali relativi alle prenotazioni degli utenti registrate dalle strutture ricettive, in modo da fornire una soluzione che ottimizza la gestione dei prezzi, in un particolare momento, valutando la situazione attuale e le previsioni di domanda per il periodo futuro. Utilizza algoritmi di Machine Learning, in grado di auto-apprendere e di adattarsi sia alle caratteristiche del singolo hotel sia agli andamenti del mercato. In particolare, utilizza algoritmi di forecast e di ottimizzazione.

A2A (DATA INTERVISTA: NOVEMBRE 22)

A2A è una società multiservizi italiana, quotata alla Borsa di Milano, che opera nei settori ambiente, energia, calore, reti e tecnologie per le città intelligenti. A2A è attiva nella produzione, distribuzione e vendita di energia elettrica (seconda in Italia per capacità installata), gas, gestione rifiuti, nei servizi ambientali e nello sviluppo di prodotti e nei servizi per l'efficienza energetica, l'economia circolare, la mobilità elettrica e le città intelligenti.

Esperienza aziendale in Data & AI

Lo sviluppo e l'adozione di soluzioni AI in azienda sono governati dal GDO (Group Data Office), parte della direzione Digital & Innovation. Esso è basato su modello organizzativo Hub & Spoke: all'interno di ogni Business Unit vi sono degli Spoke (uffici dedicati a Smart&Analytics) che lavorano in collaborazione con l'Hub, e che si occupano più da vicino della comunicazione con il business. Il GDO è nato all'inizio del 2019, costituito da 3 persone. È stato fondato su spinta dell'AD come se fosse una piccola startup con due progetti pilota. Da quel momento ha visto una rapida espansione, arrivando a 26 risorse nel 2022. A oggi sono stati implementati 30+ progetti, e l'obiettivo è di arrivare a 100 nel 2030. Il team è composto da 20 data scientists, 4 specialisti di data governance, un data engineer e il Chief Data Officer. Gli sviluppi partono sempre dalle esigenze del business, con il quale si definiscono le specifiche delle POC. Lo sviluppo avviene quasi sempre internamente, utilizzando strumenti open source basati principalmente su Python, e solo raramente di ricorre a consulenti esterni per competenze specifiche o studi di fattibilità.

Anche altre aziende del gruppo A2A, come A2A Smart City, si sono dotate di una struttura interna per lo sviluppo di progetti di AI. In A2A Smart City, ad esempio, esiste da un anno e mezzo circa un gruppo costituito da una decina di persone fra interni e consulenti. La sua genesi è stata sponsorizzata dall'AD, e vi è una crescita prevista di alcune unità nei prossimi 2/3 anni. La modalità di lavoro del team è a progetto, proposto dal business, ma anche ad opportunità, proposta dallo stesso team di AI. Nel caso dei progetti la conduzione delle attività è affidata al Project Management Office (PMO), mentre il lavoro tecnico è condiviso tra team di AI e consulente/fornitore. Nel caso invece di proposte dirette da parte del team, questo si interfaccia direttamente con le figure aziendali coinvolte. Rispetto al GDO, ci si appoggia maggiormente a consulenti esterni. Nel gruppo viene fatta formazione a più livelli: sia corsi soft (rivolti a tutti) in ambito AI/ML/data, sia corsi specifici per data scientists.

Un elemento chiave, individuato in azienda, per una sempre maggiore adozione di AI in azienda è il coinvolgimento del business. Occorre fare capire le potenzialità dell'AI e fare comprendere che essa può generare un valore aggiunto e un supporto alle attività. A tal scopo, la formazione è importante, ma aiuta anche coinvolgere direttamente il business nello sviluppo. Infine, il passaparola fra le divisioni è stato di aiuto anch'esso, una volta che si sono verificati i primi casi di successo. Un'autocritica mossa da parte delle figure tecniche è relativa al linguaggio. È necessario sforzarsi di adottare un linguaggio che possa comunicare in modo efficace il contenuto delle proposte progettuali al business. Un aspetto critico riscontrato è l'adozione dei modelli di AI, che non è completamente automatizzata, ma è spesso supervisionata dall'utente. Fondamentale diventa il monitoraggio delle

performance del modello ed eventuali scelte diverse dello user. Un'altra difficoltà affrontata è la governance del dato, in termini di accessibilità, comprensione e qualità del dato, e a tal fine in A2A sono stati lanciati programmi di Data Governance sulle varie BU del Gruppo. Reperire le competenze è complesso in un mercato nuovo e limitato nel numero di figure specializzate. Il gap è parzialmente compensato dall'offerta generata dai primi laureati in Laurea Magistrale di Data Science. Per il futuro, sarà necessario potenziare il ruolo del data engineer.

Progetti in sviluppo o in produzione

In A2A è stata maturata un'importante esperienza nell'utilizzo di AI per l'analisi e la predizione di serie storiche. Un esempio è dato da una soluzione combinata di forecast e ottimizzazione, volta a ridurre gli sprechi degli impianti di teleriscaldamento, attraverso una previsione della domanda su base oraria, sulla base delle serie storiche della domanda di energia erogata e dei dati di previsione meteo della città corrispondente. Lo sviluppo, condotto internamente in Python e tramite tool di Machine Learning Operation su tecnologia Google Cloud Platform, ha richiesto circa 6 mesi per il primo rilascio in produzione. L'algoritmo si basa su un ensemble di modelli, che colgono aspetti e scale temporali diverse. Il progetto ha portato a un significativo saving e a un'importante riduzione nelle emissioni di CO2. Un altro progetto dalle caratteristiche simili riguarda la riduzione degli sbilanciamenti elettrici nei termovalorizzatori. Questa soluzione permette di pianificare la produzione energetica in funzione della previsione della domanda, su base oraria. La pianificazione viene rivista solo se le previsioni si discostano entro una certa soglia significativa, per non dovere intervenire ogni ora.

È stato poi sviluppata una soluzione di dynamic repricing, che consiste in un algoritmo che stima il prezzo di luce e gas ideale per ciascuna tipologia di contratto, sulla base di dati storici. Questo ha permesso di ridurre in modo sensibile il tasso di abbandono dei clienti, superando le aspettative iniziali. I dati erano già a disposizione del business, anche se è stato necessario pulirli e armonizzarli, in quanto erano frammentati. Questo è stato uno dei due progetti pilota avviati alla nascita del gruppo GDO nel 2019. Per la sua definizione ci si è appoggiati a una importante società di consulenza, che ha fornito supporto nel selezionare lo use case e avviare il progetto. Lo sviluppo è avvenuto internamente. Ad oggi il progetto è stato messo on hold per via della crisi dei prezzi dell'energia.

A2A Smart City ha messo a punto un ecosistema di advanced analytics, visualization e anomaly detection basato su contatori intelligenti e sensori distribuiti nella città, collegato attraverso una rete LoRa. Il sistema è pensato col fine di monitorare in tempo reale l'andamento del numero di comunicazioni prodotte dalle migliaia di sensori che si affidano al network server costruito e gestito da Smart City, accorgendosi in autonomia e tempestivamente di eventuali anomalie nel numero di trasmissioni, monitorate su base oraria. A2A Smart City sta inoltre mettendo a punto soluzioni di videoanalisi per sistemi di sorveglianza, utilizzando reti neurali di tipo convoluzionale e residuale. Il tema della data security e privacy è stato affrontato approfonditamente su tutto il lungo percorso che i dati devono attraversare in un progetto di videoanalisi (es: telecamera, NVR, hardware, DB, Video Management System, BI tool), con il coinvolgimento delle funzioni IT aziendali.

Da maggio 2024 A2A Life Company, in ottica di responsabilità verso i propri clienti, dipendenti e stakeholders si è dotata di una policy specifica sull'utilizzo di applicazioni AI, costituendo un gruppo di lavoro interdisciplinare che supporti e vigili sul corretto utilizzo degli strumenti ma al contempo ne sfrutti tutte le potenzialità in termini di innovazione. Come Life Company A2A manifesta così ulteriormente la sua volontà di apertura alla tecnologia come mezzo di sviluppo in modo responsabile e sostenibile.

PRYSMIAN (DATA INTERVISTA: OTTOBRE 2022)

Prysmian è un'azienda italiana con sede a Milano, leader mondiale nella produzione di cavi per applicazioni nel settore dell'energia e delle telecomunicazioni e di fibre ottiche.

Esperienza aziendale in Data & AI

Dal 2017 esiste il gruppo di «Digital Innovation» (nato inizialmente come «Innovation Lab»), che consiste in 8 persone. Il gruppo opera in modalità agile-like, a differenza dell'IT che opera in modalità waterfall. Nel 2021 è stato poi fondato un «Data Office», inizialmente costituito da una sola persona, ma rapidamente cresciuto fino a contare 4 persone, migrate dall'IT. In questo gruppo sono confluite le attività di data analytics, data governance, data monetization. Il gruppo si occupa delle problematiche relative a come raccogliere i dati, come armonizzarli, come estrarne valore. Non si sviluppa software internamente, ma si reperisce dal mercato. Si mantiene la governance all'interno e si demanda lo sviluppo all'esterno.

Reperire le competenze non è stato facile. Quando si riesce a farlo, si cerca di tenersi strette le risorse. Tuttavia, la figura del data scientist tende ad essere poco fedele all'azienda, siccome al termine di un progetto vorrebbe passare a qualcosa di diverso. Può risultare quindi vantaggioso creare una rete e mantenere la governance internamente. Nell'ambito della Digital Innovation in azienda si investe molto sulla comunicazione interna, allo scopo di diffondere il mindset relativo alle potenzialità dell'AI e altre tecnologie emergenti.

Fra gli elementi di difficoltà verso un utilizzo sempre maggiore di AI sono stati individuati il reperimento delle competenze adeguate, e la diffusione del mindset. Si incontrano due atteggiamenti opposti (che spesso convivono nella stessa persona): da un lato lo scetticismo, dall'altro aspettative troppo alte. Questo va superato con la diffusione della cultura, al fine di far conoscere a tutti potenzialità e anche limiti degli strumenti di AI. Le persone devono imparare a capire cosa significhi «successo» o «insuccesso» in un contesto di AI. Nuove prospettive per l'azienda sono la creazione di digital twin, e attività di simulazione e forecasting al fine di ridurre i tempi di test.

Progetti in sviluppo o in produzione

L'utilizzo di AI in azienda è volto principalmente al miglioramento dei processi. Abbiamo esempi di utilizzo di computer vision, come una soluzione che permette di automatizzare il processo di raccolta misure (quali quote e spessori) prese da sezioni di cavi. La sfida alla base del progetto è stata quella di costruire una soluzione accurata e affidabile, senza utilizzare strumenti costosi, come microscopi ottici. Volendo poi utilizzare strumenti di AI, era importante che le immagini fossero confrontabili fra di loro, come è possibile solo mediante strumenti a fuoco fisso. La soluzione si basa sull'utilizzo di un normale scanner industriale, che ha il vantaggio di lavorare a fuoco fisso, quindi in modo del tutto riproducibile. Nonostante la strumentazione sia di tipo low-cost, grazie al fatto che il training stesso è stato fatto su immagini ottenute con la stessa strumentazione, si sono raggiunti ottimi livelli di accuratezza. Il training avviene in modo supervisionato, mediante

un insieme di cavi “battezzati”, per cui le misure sono note con precisione. Il sistema richiede un re-training quando si affrontano nuove casistiche per una linea di prodotto già trattata. Quando invece si affronta una nuova linea di prodotto, l’algoritmo viene ridisegnato.

Un altro esempio di utilizzo di computer vision si colloca nell’ambito health and safety, e consiste in algoritmi AI che, basandosi su telecamere dislocate nei reparti produttivi, sono in grado di riconoscere i soggetti in movimento (persone, biciclette, bobine, muletti) e ricondurre la posizione stimata sul floor plan (data fusion), valutando così le mutue distanze fra i soggetti, istante per istante. Le distanze vengono così confrontate con le specifiche in base al piano di sicurezza (ad esempio, almeno 150 cm fra persone e muletti). Il progetto è nato su proposta dell’Innovation Lab per rispondere a uno dei pilastri strategici dell’azienda (safety first). La durata prevista è di circa un anno. Al momento l’algoritmo è stato validato, e i next step saranno da un lato la reportistica (si individuano gli incroci critici e si valuta il numero di near miss, il cui conteggio è attualmente affidato al self reporting, che per sua natura tende a sottostimare in modo significativo il numero eventi), dall’altro il rendere il sistema actionable (e.g., sirena o luce che si aziona in caso di pericolo, o ordine di arresto al movimento del muletto). Per arrivare a questo, tuttavia, bisognerà rendere il sistema responsive in tempo reale.

In azienda si sono utilizzati anche algoritmi di NLP (Natural Language Processing), per sviluppare un chatbot nel contesto di una riorganizzazione aziendale a seguito dell’acquisizione di General Cable. Il chatbot è stato istruito per rispondere alle numerose domande che nascevano nei dipendenti in questa fase della storia aziendale. Gli utenti potevano porre anche domande scomode, che non avrebbero forse posto a utenti umani. Il progetto è stato da una spinta bottom-up, per rispondere alle necessità sorte dal cambiamento nel management. Lo sviluppo è stato esterno.

Prysmian ha poi sviluppato una soluzione di advanced visualization per l’individuazione dei percorsi di produzione che generano scarti. Questa soluzione permette di visualizzare attraverso una serie di analisi, tra cui anche un Sankey Diagram (diagramma a «spaghetti»), i percorsi di produzione virtuosi e viziosi, rispetto a delle caratteristiche desiderate della fibra ottica. Tale strumento permette di individuare i percorsi critici, e dirottare la produzione verso quelli che funzionano meglio. Molto spesso, infatti, le problematiche non sono legate ad una macchina singola (per individuare la quale sarebbero stati sufficienti altre analisi più semplici), ma a combinazioni di macchine. In questo modo si può ridurre il numero di scarti senza abbassare la capacità produttiva. Allo stato attuale di sviluppo, questo strumento individua i percorsi problematici, senza spiegarne la ragione. A posteriori, gli ingegneri allertati dallo strumento hanno più volte individuato e corretto la causa degli scarti. La prosecuzione di questo progetto prevede l’utilizzo di AI per aggiungere logiche predittive e di interpretazione. Sono stati utilizzati dati che già erano presenti (non sono stati aggiunti sensori), e non è stata utilizzata AI. La mera visualizzazione ha portato a estrarre valore dai dati. Grazie all’utilizzo di questo strumento, la lunghezza media della fibra prodotta è cresciuta in modo sensibile. Inoltre, esso ha permesso di individuare problemi specifici su linee di produzione laddove dai dati grezzi non sarebbe mai emerso nulla, e dove altrimenti sarebbe costato troppo analizzare tutto manualmente.

BRACCO (DATA INTERVISTA: APRILE 2023)

Bracco è una multinazionale italiana attiva nel settore sanitario, che opera in diverse aree di business, quali la diagnostica per immagini, sistemi di iniezione di agenti di contrasto e dispositivi medici avanzati, prodotti farmaceutici, dispositivi medici e cosmetici, servizi di assistenza sanitaria, prevenzione, diagnosi e riabilitazione.

Esperienza aziendale in Data & AI

All'interno del gruppo R&D per lo sviluppo di prodotto vi è un team dedicato all'AI e alla data science in generale. Il team, nato circa 5 anni fa, è oggi composto da 9 persone (principalmente fisici e ingegneri biomedici) ed ha come focus principale la computer vision. La relazione con l'IT deve ancora essere strutturata: l'IT al momento lavora sulle architetture, mentre l'uso di AI e data science non ha una gestione centralizzata. Nel gruppo si fa uso principalmente di ricerca, come tensorflow, pyTorch e Scikit-learn, oltre a dashboard come Power BI e dash. In casi verticali dove servono competenze, si sta strutturando un team per l'analisi dati interni, al fine di utilizzare AI per la gestione del business. È in corso un processo volto a ristrutturare la gestione dei dati per arrivare a una gestione centralizzata e organizzata. Attività di formazione interna su temi AI sono in via di sviluppo. Al momento sono stati fatti sondaggi interni e si monitora lo sviluppo della tecnologia.

Come prospettive future, si sta cercando di capire quanto l'AI generativa possa essere uno strumento per la gestione documentale. In R&D ci sono idee di prodotti nella direzione di computer vision e di utilizzo di simulazioni.

Progetti in sviluppo o in produzione

L'utilizzo di AI in Bracco si colloca primariamente in area di computer vision. L'interesse dell'azienda è volto verso il miglioramento qualità di immagini di risonanza magnetica con mezzo contrasto. L'algoritmo in corso di sviluppo permette di ottenere immagini analoghe a quelle che si otterrebbero con una maggiore dose di contrasto, pur somministrando la dose approvata clinicamente. Per via degli aspetti regolatori, infatti, è molto complesso agire sulla dose, a meno di avviare un processo di approvazione per nuovi livelli di dose; si è deciso pertanto di lavorare a dose assegnata, investendo sugli algoritmi di post-processing per migliorare la qualità dell'immagine. L'addestramento avviene in modo supervised, utilizzando immagini di bassa ed alta qualità (ottenute con una maggiore dose di contrasto), e consente di effettuare un'estrapolazione rispetto al ground truth. Il modello sfrutta reti neurali convoluzionali (CNN). La rete neurale viene addestrata un modello per ciascun organo, ma il modello è robusto passando da una specie all'altra. Ci si appoggia anche su un processo di generazioni di dati sintetici basati sulla fisica, portando a un mix fra black-box e physics-based. Il progetto è stato avviato 3 anni fa, a partire da una spinta bottom up del gruppo R&D. Lo sviluppo è attualmente nelle sue fasi finali. Lo sviluppo viene condotto in collaborazione con una azienda esterna. La metrica per valutare la bontà dell'output è il feedback del radiologo. È stato fatto un business case per valutare il ROI.

È in corso, inoltre, un processo di ripensamento dei processi di gestione dei dati, al fine di arrivare a una gestione centralizzata e organizzata dei dati. In questo modo i dati potranno essere valorizzati a supporto del business. Attualmente, ogni dipartimento ha la sua base dati, con al suo interno persone che li analizzano con vari strumenti. Sono in via di costruzione dei layer (clienti, marketing, next best action, comportamento clienti) per abilitare la nascita di progetti.

SNAM (DATA INTERVISTA: GIUGNO 2023)

Snam, è una società di infrastrutture energetiche, con sede centrale a San Donato Milanese, attiva nel trasporto, stoccaggio e rigassificazione del metano, come pure nell'ambito della transizione energetica.

Esperienza aziendale in Artificial Intelligence

L'unità "AI e Automation" in Snam si occupa di guidare e governare lo sviluppo di soluzioni di AI/ML complesse e/o innovative e di seguire l'adozione di soluzioni AI sia specialistiche che general purpose operando come "hub" in un modello organizzativo di tipo "hub & spoke". L'hub, nato circa 2 anni fa, conta oggi un team di 7 specialisti interni, in espansione. Inoltre, il team fa leva sul supporto di fornitori esterni. L'hub si occupa di realizzare prototipi per valutare la fattibilità delle soluzioni; il loro scale-up può essere demandato agli spoke o realizzato direttamente dall'hub stesso, secondo necessità. Inoltre, l'hub si occupa di seguire l'adozione aziendale di strumenti di AI (es. AI generativa), e partecipa alla stesura di piani di formazione sui temi di AI per supportare la diffusione della cultura dell'AI in azienda.

Progetti in sviluppo o in produzione

In Snam è stato sviluppato negli anni un ecosistema di modelli di "data forecasting", tra cui un portfolio di modelli di previsione della domanda di gas in partnership con diversi fornitori. L'obiettivo è il corretto bilanciamento della rete, da un punto di vista fisico e commerciale. Le previsioni riguardano l'infra-day, il giorno successivo, fino a diversi giorni successivi. I dati utilizzati per le previsioni includono principalmente il meteo, la previsione del consumo termoelettrico, il riconsegnato nei giorni precedenti, e le serie storiche degli anni passati. I modelli previsionali utilizzano un ensemble di modelli basati su reti neurali, e di recente anche modelli gradient boosting. Le performance dei modelli vengono costantemente monitorate.

In Snam è stato sviluppato un portfolio di soluzioni volte ad automatizzare processi ripetitivi (tecnologia RPA, robotic process automation) al fine di sollevare il personale da attività a minor valore aggiunto. I primi sviluppi sono nati nel 2018 su spinta top-down. Negli anni sono state poi sviluppate soluzioni sempre più sofisticate, passando da RPA a RPA cognitivi ovvero integrati con soluzioni di NLU.

Oggi molte attività ripetitive sono automatizzate. Tali attività riguardano, ad esempio, i processi di qualifica dei fornitori, di approvvigionamento, di gare (dall'invito dei fornitori, alla ricezione e alla valutazione delle offerte). Ad esempio, i documenti inviati dai fornitori in risposta ai bandi di gara vengono letti da RPA cognitivi che ne effettuano verifiche di conformità rispetto ai requisiti richiesti, lasciando alle persone la responsabilità delle decisioni finali. In questo modo si è efficientato il processo e migliorata la gestione dei picchi di attività, riduzione errori, possibilità di dedicare più tempo ad altre attività, etc.

In Snam si sta sperimentando il monitoraggio di impianti mediante robot fisico (nello specifico un robot quadrupede). I casi d'uso includono il monitoraggio manometri, la detection delle perdite di gas (mediante sensori montati a bordo del robot), e la sorveglianza. Ad oggi le ispezioni vengono effettuate giornalmente da operatori umani. L'utilizzo di un robot permetterebbe di automatizzare parte di tali attività. Inoltre, la possibilità di montare sensoristica a bordo del robot fisico potrebbe abilitare nuovi processi di monitoraggio continuativo. Ulteriori sviluppi potranno riguardare la raccolta automatica di dati durante le ispezioni, un aspetto che può aprire la strada verso nuove soluzioni.

LEONARDO (DATA INTERVISTA: SETTEMBRE 2023)

Leonardo, ex Finmeccanica, è una multinazionale italiana specializzata in aerospazio, difesa e sicurezza. L'azienda ha 180 stabilimenti in tutto il mondo ed è il 12° appaltatore nel settore difesa al mondo in base al fatturato 2020 e la prima nell'Unione Europea per grandezza. L'azienda è parzialmente di proprietà del governo italiano.

Esperienza aziendale in Data & AI

Leonardo è strutturata in divisioni, orientate a diversi settori di mercato (divisione elicotteri, elettronica, cybersecurity, etc), ciascuna delle quali ha al suo interno un gruppo che si occupa di AI. Vi sono poi i Leonardo Labs che collaborano con tutte le divisioni e sono dedicati alla ricerca e allo sviluppo delle tecnologie di frontiera, fra cui l'AI, in stretto contatto con le università. Le divisioni e i Labs hanno una stretta interazione tecnologica e interagiscono sia in logica top-down - quando le prime riscontrano necessità ancora non coperte dalla letteratura - sia bottom-up - effettuando attività di ricerca sulle tecnologie emergenti. L'implementazione delle soluzioni AI avviene principalmente internamente, senza utilizzare soluzioni commerciali e prodotti reperiti dal mercato, utilizzando librerie di riferimento per lo sviluppo di sistemi AI (es. TensorFlow). Le soluzioni disponibili sul mercato vengono utilizzate unicamente come benchmark (ad esempio, per large language models). Si ricorre a fornitori esterni solo per l'hardware. Vengono effettuati periodicamente seminari interni per la formazione del personale su temi specifici. Un importante asset aziendale che permette il rapido progresso delle tecnologie avanzate come l'AI è il super-calcolatore Da Vinci-1 di Leonardo, che offre una potenza di calcolo enorme a disposizione di tutti i gruppi di lavoro dell'azienda.

Fra le difficoltà riscontrate ci sono quelle di carattere tecnologico intrinseche del settore tecnologico affrontato da Leonardo, come la difficoltà nel trovare un compromesso tra la potenza di calcolo richiesta dai sistemi AI e la necessità di limitare il consumo e la dissipazione di calore dei sistemi embedded, la difficoltà relativa al reperimento dei dati per il training delle reti, quando si tratta di dati sensibili o relativi ad apparati ancora in fase di progettazione, e difficoltà nel far capire le reali potenzialità dei sistemi AI senza creare illusioni e facili entusiasmi. La strada migliore per affrontare la maggior parte di queste difficoltà consiste nella realizzazione di Proof of Concept, che permettono di dimostrare le potenzialità di un sistema, trovare il giusto compromesso tra potenza di calcolo e consumo (ad esempio tramite un ripensamento drastico dell'elettronica o mediante riduzione dei bit dei pesi e mediante pruning) e campagne sperimentali per la raccolta dei dati.

L'azienda non ha mai riscontrato particolari difficoltà nel reperire competenze specialistiche anche se il mercato è molto mobile in questo periodo. Aiuta il fatto che in azienda si trattano tecnologie di avanguardia, e la serietà e professionalità con cui l'AI viene affrontata.

Tra i segmenti dell'AI in fase di esplorazione, un obiettivo che è ancora difficile da raggiungere è quello di ottenere la manutenzione predittiva per sistemi complessi; al momento si ottengono risultati buoni solo su sistemi più semplici, come singole

componenti. Si sta inoltre approcciando il mondo dei large language models, e si stanno valutando le opportunità che essi offrono. In entrambi questi settori, gli ostacoli sono la variabilità dei sistemi e la necessità di reperire grande quantità di dati inerenti al contesto necessari per il training.

Progetti in sviluppo o in produzione

I sistemi di Leonardo per l'AI sono principalmente orientati all'analisi delle informazioni e alla sensor fusion in modo da permettere elaborazioni complesse e sistemi di analisi e sensoristica sempre più evoluti in modo da ridurre il carico di lavoro degli operatori umani e allo stesso tempo aumentare l'affidabilità, la velocità di reazione in caso di situazioni che richiedano un intervento. Un esempio di questa applicazione è l'introduzione dell'Intelligenza Artificiale nei sistemi di visualizzazione e sorveglianza realizzati da Leonardo, come, ad esempio, i sistemi di sensori intelligenti equipaggiati sugli aerei e sugli elicotteri per la sorveglianza marittima che analizzano le immagini di ampi tratti di mare alla ricerca di eventuali situazioni anomale o di pericolo. La soluzione sviluppata utilizza un algoritmo di scansione per cui viene utilizzato uno zoom elevato facendo passare tutta la superficie disponibile in modo molto rapido. Al termine dell'operazione, il sistema mostra a video tutti gli oggetti individuati segnalando immediatamente la presenza di eventuali naufraghi o zattere di salvataggio. La stessa operazione, se effettuata manualmente dagli operatori, richiederebbe tempi troppo elevati e non compatibili con le operazioni di salvataggio.

Altri sistemi di analisi dati sono in grado di correlare fra loro informazioni provenienti da sensori molto diversi e questo modo sono in grado di rilevare differenze o comunanze che sarebbero altrimenti impossibili da rilevare con l'occhio umano osservando un solo sensore.

Fra i progetti sviluppati in Leonardo, menzioniamo un sistema di allarme e avviso automatico in prossimità dei binari della Metropolitana di Milano, basato su algoritmi di computer vision applicati a immagini registrati attraverso telecamere a infrarosso. Il sistema è in grado di individuare la presenza di persone e le loro condizioni (ad esempio, se sono in piedi o se sono cadute). Il sistema si basa su una rete neurale che individua le persone e ne classifica il comportamento. Il sistema si basa su un algoritmo di computer vision ultra-rapido e adatto a soluzioni real-time.

L'utilizzo di AI in soluzioni di volo autonomo riguarda principalmente l'advanced sensing. Task tipici sono il riconoscimento della posizione della pista di atterraggio, oppure la people detection. Vi sono in corso sperimentazioni per il volo autonomo in formazione, basate su deep learning. Il target è l'interazione di velivoli a guida umana con velivoli a guida autonoma. L'AI in questo contesto verrebbe utilizzata principalmente per l'analisi del *behavior*.



9. Tecnologia per bisogni di business (sintesi a posteriori)

L'analisi dei dieci casi aziendali ha fornito uno sguardo su come l'intelligenza artificiale stia permeando vari settori industriali. Ciascuna di queste realtà ha contribuito con un racconto unico, offrendo un'ampia panoramica delle sfide e delle opportunità che accompagnano l'implementazione dell'AI. **Le aziende coinvolte hanno delineato scenari in cui l'AI e i dati diventano un acceleratore di innovazione e crescita:** le loro esperienze riflettono un quadro dinamico e in continua evoluzione, evidenziando il ruolo cruciale che l'AI può avere nel supporto e/o ridefinizione dei processi aziendali. Da queste testimonianze emergono le molteplici vie intraprese da queste realtà, ognuna con la propria impronta distintiva, e ciò sottolinea la ricchezza e la diversità di approcci nell'adozione di soluzioni basate sull'AI.

La diversità dell'esperienza riportate dimostra come ciascun caso aziendale sia unico, e sia l'adozione di AI che l'implementazione dei progetti devono essere condotte tenendo in considerazione le caratteristiche specifiche del caso in esame. Ciononostante, si è cercato di trarre da queste testimonianze degli insegnamenti che abbiamo una portata il più possibile generale, e che sono riportati nel seguito di questo documento.

In questa sezione si effettua una sintesi a posteriori delle esperienze progettuali riportate, mettendo in luce le diverse tecnologie che sono state menzionate, e i bisogni di business ai quali esse hanno risposto.

9.1 Modelli di regressione

La regressione costituisce il problema più classico di Machine Learning, in cui si cerca di prevedere una variabile di output, note delle variabili di input. Nei contesti aziendali, si presentano molti casi d'uso in cui modelli di questo tipo possono risultare utili. Alcuni esempi sono i seguenti:

- Revenue management system (RMS), per suggerire il prezzo ottimale da richiedere per un dato servizio o articolo.
- Sistemi di previsione del costo di produzione per articoli mai prodotti in precedenza, note le specifiche.
- Recommender systems, che stimano l'indice di gradimento di un cliente rispetto a un certo prodotto, conoscendo quali altri articoli il cliente ha gradito.

9.2 Advanced data analytics, advanced visualization

Molto spesso, per estrarre valore dai dati non sono necessari complessi algoritmi di AI, ma può essere sufficiente una loro efficace visualizzazione. Tali metodi possono rivelarsi utili, ad esempio, per individuare anomalie nei reparti produttivi o nella catena degli approvvigionamenti.

9.3 Natural Language Processing

Gli algoritmi di AI che permettono elaborazioni del linguaggio umano (text-to-speech, speech-to-text, LLM, etc), trovano ampio utilizzo in contesti aziendali, come:

- Assistenza clienti (chat, assistenza vocale)
- Chatbot interni ad utilizzo dei dipendenti
- Automazione di processi, come la lettura di e-mail o di documenti, valutazione di offerte, etc.
- Gestione documentale, mediante estrazione automatica di informazioni
- Gestione del processo di recruitment

9.5 Computer vision

Molti algoritmi di AI sono in grado di analizzare input di tipo visivo, analizzandone e interpretandone il contenuto. Questo trova applicazioni quali:

- Riconoscimento automatico di scarti o difetti di produzione.
- Classificazione degli scarti.
- Automazione della raccolta misure (con il vantaggio, oltre alla riduzione dei costi, di una maggiore standardizzazione, non essendo la misura operatore-dipendente).
- Sicurezza: individuazione di pericoli in reparti produttivi, in uffici, in luoghi pubblici, etc.
- Miglioramento della qualità di immagini (ad esempio, in contesto medico).


9.6 Automazione e robotica

La robotica richiede la sintesi di svariate tecnologie di AI, come computer vision, NLP, sensing, controllo della dinamica, etc. Questo offre svariati casi d'uso, come l'utilizzo di robot per il monitoraggio di impianti produttivi e la raccolta automatica di misure che richiederebbero lo spostamento di un operatore sul luogo di interesse.

9.7 Analisi di serie temporali

La letteratura dispone di svariati algoritmi (basati su AI o su tecniche più tradizionali, come modelli auto-regressivi), volti all'analisi e alla previsione di serie temporali, vale a dire variabili che presentano un'evoluzione temporale. I casi d'uso riguardano sia la produzione che le vendite:

- Early detection di anomalie, con la conseguente riduzione degli scarti.
- Manutenzione predittiva.
- Previsione della domanda o dei consumi, con interessanti ricadute nella pianificazione della produzione e degli acquisti.



10

10. Misurare performance e impatti della tecnologia

Quando si affronta un progetto che utilizza algoritmi di AI è importante definire delle metriche oggettive per valutare le performance degli algoritmi e il valore che essi generano. Tali parametri devono accompagnare il progetto dalla fase di definizione, al suo sviluppo, al rilascio in produzione e durante tutta la sua vita attraverso il monitoraggio delle performance. Chiaramente i parametri e i target possono andare incontro a una revisione durante il ciclo di vita della soluzione, soprattutto quando le potenzialità e le opportunità legate al progetto non sono nitide sin da subito, ma definire dei parametri oggettivi sin dal primo momento è di fondamentale importanza per valutare il valore potenziale del progetto, guidarne lo sviluppo e valutarne l'efficacia. Come è stato messo in luce da molte delle aziende intervistate, molte opportunità si perdono solo perché non vengono individuate o non ne viene colto il potenziale. **È importante quindi definire delle metriche oggettive, di immediata comprensione per le diverse figure aziendali, e facilmente traducibili – laddove possibile – in ritorno economico, per poter valutare il valore che esse possono portare all'azienda e ai loro clienti.**

Sono necessarie due tipologie di metriche, entrambe fondamentali, ma nessuna delle due è sufficiente da sola. Da un lato abbiamo le metriche utilizzate dagli esperti del campo AI per valutare e confrontare gli algoritmi, dall'altra abbiamo le metriche rivolte al business, che quantificano in modo tangibile l'impatto del progetto. Ad esempio, i data scientist durante lo sviluppo di un progetto monitoreranno il numero di falsi positivi o di falsi negativi di un algoritmo, ma quando i risultati sono presentati al business i risultati andranno tradotti in termini il più possibile immediati e riferiti all'impatto sulle funzioni aziendali e al valore creato. È cruciale quindi tenere in considerazione entrambi i tipi di metrica, e utilizzare le une o le altre in base al contesto. Dalle interviste è emerso che spesso dei progetti non vengono avviati per mancanza di capacità di trasmettere alle Business Unit il valore che gli algoritmi di AI potrebbero portare nel contesto considerato.

Spesso la traduzione di metriche utilizzate nel campo AI in termini di ritorno economico è semplice e immediata. Altre volte, invece, valutare l'impatto delle soluzioni AI non è immediato, e occorre sviluppare un *business case* più o meno articolato.

Inoltre, va tenuto presente che non sempre buoni valori nelle metriche che valutano gli algoritmi corrispondono ad altrettanto valore per il business, e viceversa. Vi sono molti esempi di algoritmi con performance ottime e livelli di accuratezza quasi perfetti, che però portano a un vantaggio limitato al business. Altre volte, al contrario, algoritmi con performance certamente non ottimali, ma che agiscono su un aspetto di forte strategicità per l'azienda, portano a un ritorno economico considerevole.

10.1 Metriche per la valutazione degli algoritmi

Consideriamo innanzitutto i parametri utilizzati da esperti di AI per valutare e confrontare fra di loro diversi algoritmi. Riportiamo in questa sezione una descrizione delle principali metriche utilizzate, a seconda del tipo di task, e alcune linee guida su come esse debbano essere interpretate. Per approfondimenti, si rimanda a testi tecnici di AI. La lettura di questa sezione è consigliata non solo alle figure tecniche (che, probabilmente, già ne conoscono i contenuti), ma soprattutto alle figure aziendali non direttamente coinvolte nello sviluppo di AI, dal momento che prendere familiarità con il lessico dell'AI è il primo fondamentale passo per coglierne le opportunità.

10.1.1 METRICHE DI TRAINING, VALIDATION E TEST

In primo luogo, è importante ricordare la distinzione fra **training dataset** e **test dataset**. Il primo rappresenta l'insieme dei dati utilizzato per costruire (o, più propriamente, "addestrare") il modello. Il secondo è invece, contiene dati non utilizzati durante il l'addestramento (training), ma è invece utilizzato per valutare le performance del modello. Il testing set permette di simulare come si comporterà il modello quando verrà messo in produzione, dato che anche in quel caso si troverà a lavorare con dati mai visti in precedenza.

Ne consegue quindi che la costruzione del training dataset e del test dataset deve essere fatta con estrema cura. Ad esempio, se essi contengono un "bias", esso verrà ereditato dal modello addestrato. In secondo luogo, affinché il test dataset sia rappresentativo dei dati che il modello riceverà una volta messo in produzione, i dati in esso inseriti dovranno essere indipendenti da quelli inseriti nel training dataset, ma allo stesso tempo sufficientemente rappresentativi della "popolazione" di interesse. Un errore comune consiste nel prendere i dati a disposizione e dividerli in due insiemi (tipicamente, 80% nel training set e 20% nel test set) sulla base dell'ordine in cui sono forniti. Se però i dati erano ordinati sulla base di qualche criterio, viene involontariamente introdotto un bias nel modello. Ad esempio, supponiamo che si voglia costruire un modello che preveda i gusti musicali di una persona, utilizzando i dati di 100 persone ordinate per età nel dataset. Se prendessimo le prime 80 persone per addestrare il modello, esso sarebbe molto accurato nel prevedere i gusti delle persone più giovani, ma sarebbe poco affidabile sulle persone più anziane. In casi come questi, è opportuno effettuare uno *shuffling* (mescolamento) dei dati prima di dividere i dataset.

Molto spesso, il dataset di training viene suddiviso a sua volta in due sottoinsiemi, l'una detta di *training* in senso stretto, l'altra di *validation*. Il primo insieme di dati viene utilizzato dall'algoritmo di training, mentre il secondo per valutare se il training è stato efficace. Il training viene ripetuto più volte, con diverse impostazioni dell'algoritmo (tecnicamente, variando gli iperparametri, come il numero di neuroni di una rete neurale), e alla fine viene selezionato il modello che ha avuto migliori performance sul dataset di validazione. Solo quando questa fase (detta selezione del modello o selezione degli iperparametri) si è conclusa, si passa a valutare il modello sul dataset di test, che fino a questo momento non è stato toccato. È il dataset di test, e non il dataset di validation, che fornisce una stima

affidabile di come il modello performerà una volta messo in produzione, dal momento che i dati di validation sono stati utilizzati per selezionare il modello migliore, e quindi potrebbero avere indotto un bias. Quella descritta sopra è la best-practice che dovrebbe sempre essere seguita quando si addestra un modello (o, in alternativa, delle varianti, basate ad esempio su una rotazione dei dati fra training e validation), sebbene non sempre ciò viene fatto, o perché i dati non lo consentono, oppure per mancanza di tempo o di risorse. Per questa ragione, spesso i termini validation e test vengono usati (impropriamente) in modo interscambiabile. **È quindi consigliabile, quando si analizzano i dati che riportano le performance di un modello, appurare le modalità utilizzate per definire i dataset.** Al di là della distinzione fra validation e test, in certi casi labile, è fondamentale controllare ogni volta se le metriche riportate si riferiscono a un dataset utilizzato durante il training, oppure no. In altre parole, se si sta valutando le performance di un modello su dati a disposizione dell'algoritmo di training, oppure su dati mai visti prima. Non sempre delle buone metriche nel primo caso implicano delle altrettanto buone metriche nel secondo: se ciò non avviene, si sta assistendo a overfitting.

10.1.2 METRICHE PER PROBLEMI DI CLASSIFICAZIONE

Nel contesto di task di classificazione, ad esempio nell'individuazione di anomalie, diverse metriche sono fondamentali per **valutare le prestazioni di un algoritmo.**

- **Sensibilità.** Rappresenta la capacità dell'algoritmo di individuare correttamente le anomalie. In altri termini, misura la percentuale di anomalie rilevate in modo efficace rispetto al totale delle anomalie presenti.
- **Specificità.** Questa metrica rappresenta la capacità dell'algoritmo di riconoscere correttamente gli elementi normali, cioè quelli che non sono anomalie. Misura la percentuale di elementi normali identificati correttamente rispetto al totale degli elementi normali presenti.
- **Accuratezza.** È una misura generale delle prestazioni dell'algoritmo, indicando la percentuale totale di previsioni corrette rispetto al totale degli elementi.

È importante notare che, nell'ambito della classificazione, è cruciale attribuire il giusto peso ai diversi tipi di errore, ossia falsi positivi e falsi negativi. Consideriamo ad esempio il caso di un sistema di rilevazione di anomalie di un impianto produttivo. In tal caso, un falso positivo (segnalare erroneamente un allarme, ossia un falso allarme) può comportare un controllo superfluo e un leggero rallentamento nella produzione. D'altra parte, un falso negativo (non individuare per tempo l'insorgenza di un guasto) potrebbe portare a un lungo fermo macchina o persino a danni irreparabili per l'intero stabilimento. Questo sottolinea l'importanza di bilanciare attentamente i costi associati ai diversi tipi di errore. Un altro esempio paradigmatico è quello della sicurezza, contesto in cui falsi positivi e falsi negativi hanno conseguenze dal peso molto diverso.

10.1.3 METRICHE PER PROBLEMI DI REGRESSIONE O DI PREVISIONE DI SERIE STORICHE

Nel contesto della regressione, dove l'obiettivo è stimare valori numerici, oppure nella previsione di valori futuri sulla base di dati passati, le metriche in uso danno indicazioni su aspetti diversi dell'algoritmo.

- **Metriche di accuratezza.** In questo contesto, l'accuratezza si riferisce alla capacità dell'algoritmo di approssimare correttamente i valori target. Metriche di questo tipo molto utilizzate sono:
 - MAE (Mean Absolute Error): l'errore medio in valore assoluto.
 - MSE (Mean Square Error): l'errore quadratico medio, più sensibile rispetto al MAE alle deviazioni significative
 - RMSE (Root Mean Square Error): la radice quadrata del MSE, preferibile rispetto al precedente in quanto è espresso nella stessa scala del dato che si vuole prevedere.
 - Coefficiente di determinazione (R^2): Questo coefficiente fornisce una misura di quanto i risultati osservati siano replicati dal modello. Intuitivamente, è legato alla frazione della variabilità dei dati non spiegata dal modello. Può variare da 0 a 1, dove 1 indica un modello perfetto.
- **Metriche di incertezza.** Si riferiscono alla capacità dell'algoritmo di fornire una stima dell'incertezza associata alle sue previsioni. Questa caratteristica può portare a vantaggi strategici. Prendendo l'esempio di un'azienda che si occupa di prevedere il consumo di un certo prodotto o di materia prima: la capacità di saper associare un'incertezza alle previsioni della domanda è fondamentale per pianificare con sicurezza la produzione.

10.1.4 METRICHE PER PROBLEMI DI CLUSTERING

Il clustering coinvolge la suddivisione dei dati in gruppi omogenei. Le metriche di valutazione del clustering cercano di misurare quanto bene i dati siano stati suddivisi in gruppi distinti e significativi.

- **Indice di Silhouette.** Questa metrica valuta quanto un oggetto sia simile al proprio gruppo rispetto agli altri gruppi. Varia da -1 a 1, dove valori più alti indicano una migliore suddivisione dei cluster.
- **Inerzia.** Misura la somma delle distanze al quadrato tra ciascun dato e il centroide del suo cluster. Minimizzare l'inerzia significa che i punti all'interno di ogni cluster sono più vicini al proprio centroide.
- **Indice di Calinski-Harabasz.** Questa metrica valuta la separazione tra i cluster e la compattezza all'interno dei cluster. Punteggi più alti indicano una migliore suddivisione dei cluster.

Sottolineiamo che la scelta delle metriche dipende dal problema specifico e dal contesto. È importante selezionare le metriche che sono più rilevanti per l'obiettivo in esame e che forniscono una comprensione accurata delle prestazioni.

10.2 Metriche per il business

Con l'adozione di algoritmi di AI, è essenziale che il valore aziendale sia misurabile in modo tangibile e comprensibile. Per farlo, è fondamentale identificare parametri oggettivi che collegano l'impatto degli algoritmi alle metriche finanziarie e operative, traducendo così il potenziale dell'AI in un linguaggio chiaro e strategico per il business. Di seguito abbiamo raccolto alcuni esempi su come l'impatto degli algoritmi AI può essere quantificato in diversi contesti.

- **Controllo Qualità:** L'implementazione di algoritmi di intelligenza artificiale nel controllo qualità può portare a una significativa riduzione percentuale del numero di prodotti scartati. Misurando la percentuale di scarti, l'azienda può quantificare direttamente quanto il sistema stia contribuendo a migliorare la qualità dei prodotti e ridurre gli sprechi.
- **Manutenzione Predittiva:** Grazie all'AI, l'azienda può ridurre gli interventi di manutenzione non programmati e il numero di fermi macchina. Monitorando il numero di interventi di manutenzione prima e dopo l'implementazione dell'AI, è possibile calcolare il risparmio derivante dalla riduzione dei costi di manutenzione e dall'aumento della disponibilità degli impianti.
- **Previsione della Domanda:** Mediante l'uso di modelli predittivi, l'azienda può ridurre gli sprechi ottimizzando la produzione in base alla domanda prevista. Monitorando la percentuale di riduzione degli sprechi prima e dopo l'implementazione dell'AI, è possibile valutare l'efficacia dei modelli predittivi nell'ottimizzare la catena di approvvigionamento.
- **Business Advising:** Nell'ambito delle campagne di vendita, l'AI può consigliare le strategie più efficaci per aumentare il tasso di risposta (*redemption*). Calcolando il rapporto tra il numero di risposte ottenute e il numero totale di contatti stabiliti, l'azienda può valutare quanto l'AI stia contribuendo al miglioramento delle campagne e all'ottimizzazione delle conversioni.
- **Aumento del Portfolio Prodotti:** La diffusione dell'AI sta portando alla nascita di nuovi prodotti e servizi, o all'arricchimento di prodotti esistenti, arricchendo così il portfolio delle aziende. Monitorando il volume di vendite e la marginalità di nuovi prodotti lanciati con e senza l'AI, è possibile valutare direttamente quanto l'AI stia contribuendo all'espansione del portfolio prodotti e alla crescita dei profitti.
- **Automazione di Attività Umane:** L'automazione di attività ripetitive o a basso valore aggiunto attraverso l'AI può portare a risparmi significativi di tempo e risorse. Misurando il tempo impiegato in attività specifiche prima e dopo l'implementazione dell'AI, è possibile calcolare i risparmi effettivi in termini di tempo e risorse umane.

- **Gestione delle Risorse Umane:** Quando si utilizza l'AI per la gestione delle risorse umane, è possibile misurare ad esempio il churn-rate, ovvero il tasso di abbandono dei dipendenti, e il time-to-hire, il tempo intercorso fra il primo contatto con un candidato e il suo inserimento effettivo. L'azienda può calcolare quanto l'AI stia influenzando positivamente il tasso di ritenzione dei dipendenti e la velocità di assunzione.

Integrando queste misure oggettive nelle strategie aziendali, è possibile valutare e comunicare in modo chiaro l'effettivo valore aggiunto dell'implementazione dell'AI, trasformando l'innovazione tecnologica in risultati misurabili e tangibili per il business.

10.3 Aspetti non quantificabili

Nell'implementazione dell'Intelligenza Artificiale in contesti aziendali, è importante riconoscere che non tutti gli impatti possono essere facilmente misurati in termini monetari. Alcuni aspetti, come la sicurezza, sono di natura fondamentale ma non possono essere tradotti direttamente in cifre finanziarie. Tuttavia, vi sono numerosi benefici che possono andare oltre il valore nominale, generando un effetto a cascata di vantaggi:

- **Efficienza organizzativa e soddisfazione dei clienti:** Una maggiore organizzazione interna può portare a un aumento della produttività complessiva, anche se questo vantaggio non è facilmente misurabile in termini diretti. Inoltre, la soddisfazione dei clienti e la percezione positiva possono tradursi in un aumento delle vendite e del successo a lungo termine, anche se attribuire direttamente la causa può essere complesso.
- **Effetto a catena:** L'implementazione di progetti AI può portare alla luce nuove idee, esigenze e opportunità che inizialmente potrebbero non essere state considerate. Questo effetto a catena può innescare ulteriori sviluppi e innovazioni, contribuendo a una crescita aziendale complessiva.
- **Riproducibilità dei risultati:** Sostituire operazioni umane con l'AI può portare in certi casi a un aumento dell'accuratezza degli esiti, in certi casi una diminuzione. In entrambi i casi, però, si ha il vantaggio della riproducibilità dei risultati, che non sono più operatore-dipendente. In certi contesti questo aspetto ha un valore paragonabile se non superiore all'accuratezza delle risposte stesse, dal momento che può garantire standard elevati e coerenza nel tempo.
- **Individuazione anticipata di problemi:** L'AI può rivelare problemi nascosti nei processi aziendali che altrimenti sarebbero sfuggiti alla rilevazione. Questa capacità di individuazione precoce può prevenire perdite significative.
- **Ritorno di immagine:** L'adozione di soluzioni AI avanzate può migliorare la percezione dell'azienda sia internamente che esternamente, contribuendo a un ritorno di immagine positivo. Sebbene sia difficile tradurre questo ritorno in cifre esatte, un'immagine positiva può attirare clienti, investitori e talenti di alta qualità.
- **Valore aggiunto del tempo risparmiato:** L'automazione estesa e integrata dei processi aziendali consente di liberare tempo dalle attività operative ripetitive o automatizzabili, consentendo al personale di concentrarsi su attività più qualificate. Il vantaggio, quindi, non è semplicemente dato dal prodotto fra tempo risparmiato e costo della attività automatizzata, ma è molto superiore, in quanto la persona sollevata dall'incarico ripetitivo può dedicarsi ad attività a più alto valore aggiunto.

- **Preparazione per il futuro:** L'adozione precoce di sistemi automatici può anticipare l'evoluzione delle normative o delle regole, garantendo una maggiore reattività dell'azienda a variazioni del contesto di mercato e legislativo. Questa attitudine può rivelarsi preziosa in un contesto dinamici, e aumenta la resilienza dell'azienda.

In conclusione, sebbene non tutti i vantaggi dell'utilizzo dell'AI possano essere facilmente quantificati in termini monetari, è evidente che l'implementazione di tali soluzioni può generare valore in molteplici modi, influenzando positivamente l'efficienza, la sicurezza, l'innovazione e l'immagine aziendale. La comprensione di questi aspetti non monetari è essenziale per valutare l'impatto complessivo delle iniziative basate sull'AI e per prendere decisioni informate sulla loro implementazione e integrazione nei processi aziendali.



ri

11. Individuazione dei fattori critici

L'adozione dell'AI nelle aziende può essere un processo complesso, che richiede di affrontare una serie di sfide che emergono dalle testimonianze di diverse aziende operanti in settori diversi. Nonostante le differenze progettuali, emergono elementi comuni che possono aiutare a delineare i principali ostacoli e le strategie per superarli.

Accesso e gestione dei dati

La raccolta e la gestione dei dati sono centrali nell'adozione dell'AI. La necessità di dati accurati e di qualità rappresenta un ostacolo comune. Spesso le aziende dispongono di grandi quantità di dati, ma essi non sono raccolti in strutture coerenti, e occorre armonizzarli e molto spesso ripulirli. Reperire dati adeguati e creare una struttura solida per la loro gestione è fondamentale per sviluppare modelli affidabili. Questa operazione deve essere vista dalle aziende come un investimento, volto a valorizzare un proprio asset – ossia i dati – la cui importanza è spesso trascurata.

Una sfida in particolare si pone quando l'azienda è interessata a dotare i propri prodotti di AI. In questo caso, i dati vengono generati presso i clienti, e l'azienda quindi (a meno di avere un accordo che lo consente) non può avere accesso ad essi, rendendo così impossibile lo sviluppo di soluzioni AI. In alcuni casi, l'azienda può generare dei dati internamente, in ambiente test. In certe realtà, tuttavia, non è possibile generare dati sufficienti in questo modo, ad esempio in caso di linee di produzione di elevato valore. In questi casi, può essere di aiuto coinvolgere il cliente nel processo di raccolta dati, sensibilizzandolo riguardo le ricadute di cui potrebbe beneficiare.

Un altro tipo di sfida si pone quando si interagisce con dati sensibili che coinvolgono la privacy dei clienti o degli utenti. Molte aziende si trovano ad affrontare la sfida di accedere a dati rilevanti senza violare la privacy e le normative vigenti. L'anonimizzazione e l'aggregazione dei dati permettono all'azienda di trarre informazioni senza rivelare l'identità dell'individuo, anche se questo approccio potrebbe limitare la precisione dei modelli di AI. In alcuni casi, le aziende possono stabilire collaborazioni con altre organizzazioni che possiedono i dati richiesti, rispettando al contempo le regole sulla privacy. Questa strategia consente di condividere informazioni senza compromettere la sicurezza dei dati.

In conclusione, il successo nell'adozione dell'AI è strettamente legato alla qualità e all'utilizzo dei dati aziendali. I dati possono essere impiegati per personalizzare i prodotti o i servizi, ottimizzare i processi aziendali e prendere decisioni strategiche basate su dati concreti. A titolo di esempio, l'AI può analizzare i dati dei clienti per individuare tendenze di acquisto o previsioni di domanda, consentendo all'azienda di adattare le proprie strategie di marketing e produzione. **Investire nella raccolta, gestione e analisi dei dati rappresenta un passo imprescindibile per sfruttare a pieno il potenziale trasformativo dell'AI nelle operazioni aziendali.**

Capacità computazionale

Considerato che molte soluzioni basate sull'IA possono essere implementate utilizzando computer standard, che sono spesso già disponibili all'interno delle aziende, alcuni tipi di modelli richiedono invece una capacità computazionale significativamente più elevata. Per esempio, i sistemi più avanzati di computer vision e i grandi modelli linguistici necessitano di hardware specializzato. In tali circostanze, le aziende hanno l'opzione di noleggiare capacità computazionali attraverso risorse cloud offerte dai principali fornitori globali come Google, Microsoft e Amazon, oppure possono decidere di investire nella costruzione di centri di calcolo interni. Alcune aziende potrebbero essere costrette a optare per la seconda opzione per motivi di protezione dei dati. Alcuni casi d'uso che richiedono particolare attenzione sono quelli che coinvolgono l'addestramento o l'utilizzo di modelli "on edge", ossia modelli operanti in prossimità di asset fisici come sensori posizionati strategicamente in un edificio, su un drone ultraleggero, o lungo un sistema di distribuzione situato in ambienti quali deserti o fondali marini. In tali contesti, le risorse disponibili sono limitate dalla disponibilità di spazio, energia o dalle restrizioni sulla dissipazione del calore.

Individuazione di soluzioni efficaci

L'individuazione di soluzioni di AI che generino benefici concreti e misurabili rappresenta una sfida universale. Alcune aziende hanno evidenziato la complessità nel trovare applicazioni che producano ritorni tangibili sia per l'azienda sia per i clienti. Questa difficoltà richiede un'approfondita comprensione delle esigenze e un'analisi critica delle soluzioni proposte. Per alcune indicazioni su come rendere oggettivamente i vantaggi portati dalle soluzioni AI, si veda la sezione precedente.

Il processo di individuazione di soluzioni efficaci è spesso ostacolato da difficoltà di comunicazione fra le *business unit* e gli esperti di dominio, che spesso parlano, in un certo senso, lingue diverse. Per portare alla definizione di progetti basati su AI che portano risultati tangibili per l'azienda, è necessario che, da un lato, gli esperti di AI comprendano a fondo le esigenze aziendali e, dall'altro, che il personale aziendale a tutti i livelli sia consapevole delle reali opportunità offerte da AI.

Diffusione della cultura dell'AI

Un aspetto legato al punto precedente è la necessità di una sempre maggiore diffusione di conoscenza dell'opportunità legate alla tecnologia a tutti i livelli aziendali. Questo comporta a volte un cambiamento di mentalità nel guardare ai processi aziendali. La diffusione di una cultura che comprenda le potenzialità e i limiti dell'AI è un obiettivo cruciale, per non cadere nello scetticismo o al contrario nell'eccessivo entusiasmo verso l'AI, due atteggiamenti che danneggiano parimenti l'adozione di AI a causa di errate aspettative. Questa trasformazione richiede un impegno continuo per far sì che tutta l'organizzazione comprenda come l'AI possa apportare valore all'azienda. Iniziative di formazione rivolte a tutti rappresentano uno strumento fondamentale per raggiungere questo obiettivo.

Aspetti regolatori

L'introduzione dell'Intelligenza Artificiale nelle aziende può essere ostacolata da aspetti regolatori. Settori come quello biomedicale, ad esempio, possono essere soggetti a normative che richiedono che le decisioni cruciali siano prese esclusivamente da esseri umani. In tali contesti, l'AI non può sostituire completamente il ruolo umano, ma può agire come supporto al processo decisionale. In risposta a queste sfide, le aziende devono plasmare le proprie soluzioni di AI in modo strategico e in linea con le norme esistenti. Inoltre, le normative e i quadri giuridici in continua evoluzione possono influenzare l'adozione dell'AI, poiché le aziende devono assicurarsi di essere conformi alle leggi e alle direttive che regolamentano l'uso dei dati, in particolare per quanto concerne il diritto alla privacy, e la responsabilità derivante dall'automazione dei processi. La necessità di rispettare regole complesse può richiedere un impegno aggiuntivo in termini di adattamento e conformità da parte delle aziende, rallentando potenzialmente l'adozione dell'AI.

Monitoraggio e governance delle soluzioni

La gestione delle prestazioni e la governance dei modelli di AI sono elementi critici. Assicurarsi che i modelli funzionino correttamente e che siano sottoposti a monitoraggio costante è essenziale per garantire risultati affidabili nel tempo. La governance delle soluzioni di AI è un passo chiave per garantire l'integrità e l'efficacia. *Retraining* periodici dei modelli, eventualmente su finestre mobili, sono strategie utili per mantenere i modelli aggiornati e reattivi ai cambiamenti.

Ricerca di competenze adeguate

La quasi totalità delle aziende intervistate ha evidenziato come un fattore critico, al momento attuale, sia il reperimento delle competenze. Trovare personale con competenze specifiche nell'AI può essere difficile, ma molte aziende stanno investendo in programmi di formazione interna e collaborazioni esterne per colmare questo divario.

Tempi di sviluppo

I tempi necessari a implementare soluzioni AI possono essere lunghi, e non sempre coincidere con le aspettative, specialmente le prime volte che un'azienda utilizza questo tipo di strumenti. A volte si commette l'errore, nella stima dei tempi di sviluppo, di concentrarsi sul tempo necessario alla definizione e addestramento del modello, sottovalutando altre fasi del ciclo di sviluppo di soluzioni AI, come la raccolta dei dati, la loro pulizia e armonizzazione, e infine la fase di test, di monitoraggio delle performance e di fine-tuning del modello. Per ridurre i tempi, può essere di aiuto utilizzare soluzioni già disponibili ("off the shelf"), ma i tempi legati alle attività menzionate sopra difficilmente possono essere ridotti in questo modo.



12

12. Linee Guida

12.1 Tracciare un percorso

L'integrazione dell'AI in un contesto aziendale richiede un piano strategico ben delineato. Sebbene possa sembrare un'impresa complessa all'inizio, un approccio accurato consente una gestione efficace. Alla luce delle evidenze emerse e riportate nella trattazione vengono proposti nel seguito alcuni passi fondamentali per avviare questo processo e che, sulla base dell'esperienza maturata, costituiscono dei fondamenti per l'adozione graduale e di successo dell'AI:

- **Individuazione delle esigenze.** L'avvio dei primi progetti di AI può partire dall'identificazione dei processi aziendali che possono trarre maggior beneficio da un cambiamento. Questo passo iniziale è cruciale per orientare il successivo processo di implementazione.
- **Definizione degli obiettivi.** Identificare chiaramente gli obiettivi desiderati mediante l'implementazione dell'IA. Questo processo contribuisce a concentrare gli sforzi in modo mirato.
- **Valutazione delle risorse.** Effettuare una valutazione approfondita delle risorse necessarie, sia in termini di budget che di personale. Ciò include l'acquisizione di software e hardware, la formazione del personale e, eventualmente, la collaborazione con consulenti esterni.
- **Selezione delle tecnologie.** Selezionare attentamente le tecnologie, sia hardware che software, che meglio si adattano agli obiettivi prefissati e alle risorse disponibili.
- **Fasi di sviluppo graduale.** Strutturare l'implementazione dell'IA in fasi, preferibilmente iniziando con progetti pilota o piccole implementazioni. È importante iniziare con progetti che bilancino fattibilità e utilità, in modo da assicurare il raggiungimento di un risultato misurabile in tempi ragionevoli. Questo approccio consente di acquisire esperienza, ridurre i rischi e misurare i risultati.
- **Monitoraggio continuo dei risultati.** Implementare un monitoraggio costante dei risultati ottenuti e apportare modifiche in base ai nuovi dati raccolti. Questo ciclo di feedback continuo garantisce un miglioramento continuo nel corso del processo di integrazione dell'IA.

È fondamentale sottolineare che l'IA non è una merce standardizzata: adottarla implica avviare un percorso unico per ciascuna azienda, poiché le differenze nei dati e nei settori d'azione richiedono approcci diversificati. Per rimanere competitive, le aziende devono investire immediatamente nell'IA, integrando elementi dal basso fino alla ricerca e allo sviluppo, a tutti i livelli organizzativi. È altresì essenziale adottare un approccio top-down, iniziando dalle competenze manageriali e sfruttando la base di conoscenze e know-how accumulata nel corso di decenni. L'IA non dovrebbe sostituire tale patrimonio, bensì rappresentare uno strumento per valorizzarlo e portarlo a un livello superiore.

12.2 Riflettere sulle esigenze aziendali

Il primo passo per intraprendere il percorso verso l'integrazione di soluzioni *data-driven* e/o basate su AI all'interno della propria azienda, consiste in un'analisi approfondita delle esigenze aziendali. Questo processo inizia con la comprensione dettagliata dei processi che presentano margini di miglioramento, con l'obiettivo di individuare le funzioni aziendali che potrebbero beneficiare dell'implementazione di soluzioni basate su AI. È cruciale poi interrogarsi se i prodotti e i servizi offerti dall'azienda possono beneficiare dall'introduzione dell'AI o se addirittura possano andare incontro ad un ripensamento attraverso questa tecnologia. Per approcciarsi a questa indagine, molto spesso è utile partire dai dati: quali processi generano dati in azienda? Da quali si potrebbero estrarre dati che al momento vanno perduti? Qual è il valore nascosto in questi dati, che si potrebbe valorizzare?

Tuttavia, è importante notare che non tutte le esigenze aziendali richiedono necessariamente una soluzione basata sull'AI. In molte circostanze, tecnologie più tradizionali possono rispondere in modo altrettanto efficace alle necessità dell'azienda. Sarebbe un errore adottare soluzioni basate sull'AI sull'onda della risonanza che una data tecnologia ha in un dato momento. Un approccio ragionato implica valutare attentamente se l'AI rappresenta la risposta ottimale a una specifica esigenza o se esistono alternative consolidate che soddisfano altrettanto bene gli obiettivi prefissati. L'adozione dell'AI dovrebbe essere guidata dalla concretezza delle esigenze aziendali e dalla ricerca della soluzione più adatta, piuttosto che da una tendenza temporanea. In questo modo, l'azienda può ottimizzare i benefici dell'AI in modo mirato, sfruttando appieno le sue potenzialità senza perdere di vista la sostanza delle proprie esigenze.

12.3 Promuovere e sviluppare la “cultura” dell'AI

Spesso le opportunità offerte dall'AI rimangono inespresse a causa della mancanza di consapevolezza e comprensione delle sue potenzialità. Per sfruttare appieno i benefici dell'AI, è imperativo introdurre attività formative all'interno dell'organizzazione, destinate a diffondere una conoscenza approfondita delle possibilità offerte da questa tecnologia avanzata.

Tali iniziative formative devono essere progettate per coinvolgere il personale a diversi livelli gerarchici, adottando un approccio inclusivo che possa attingere sia dalla leadership aziendale che dagli strati operativi. Le opportunità di miglioramento attraverso l'AI possono emergere sia dalle visioni strategiche dei dirigenti, che identificano soluzioni innovative per affrontare le sfide aziendali (in logica top-down), sia dall'entusiasmo e dalla competenza degli operatori sul campo, che possono individuare applicazioni pratiche e immediate (in logica bottom-up). La formazione ha l'obiettivo, fra le altre cose, di evitare due atteggiamenti opposti ma altrettanto pericolosi nei confronti di un'adozione efficace di AI: da una parte, lo scetticismo verso le sue potenzialità, dall'altra, un eccessivo entusiasmo che porta a fissare obiettivi irrealizzabili.

L'introduzione dell'Intelligenza Artificiale all'interno di un'azienda si configura come un autentico cambiamento culturale e operativo che coinvolge direttamente il personale aziendale. Incoraggiare un mindset aziendale orientato all'AI significa non solo fornire le competenze tecniche necessarie ma anche stimolare la creatività e l'innovazione nell'identificare aree in cui l'AI può essere applicata con successo. Prima di abbracciare la rivoluzione dell'automazione intelligente, è di vitale importanza valutare la preparazione dell'organizzazione per tale evoluzione. In questa fase preparatoria del personale, due aspetti fondamentali emergono: le "hard skills" (competenze tecniche) e le "soft skills" (competenze comportamentali). Riguardo alle hard skills, è essenziale garantire la prontezza nell'utilizzo degli strumenti e delle tecnologie legati all'IA. Ciò potrebbe richiedere una formazione tecnica mirata per garantire la piena padronanza delle nuove risorse, includendo competenze in analisi dei dati, programmazione e comprensione dei concetti di machine learning.

Parallelamente, le soft skills giocano un ruolo altrettanto cruciale. La capacità di adattamento, una mentalità aperta all'innovazione, il pensiero critico, l'analisi creativa dei problemi e lo spirito di collaborazione sono solo alcune delle soft skills che rivelano un valore inestimabile in un'azienda orientata all'AI. Gli individui devono essere pronti a pensare in modo flessibile, sperimentare nuove soluzioni e abbracciare i cambiamenti che l'AI apporterà alla loro routine lavorativa. Inoltre, la comunicazione interna riguardo all'impatto dell'adozione dell'IA e come questa si integra nei processi aziendali, insieme a iniziative di formazione mirate, assume un ruolo altrettanto significativo. Una comunicazione chiara e una formazione adeguata sono fondamentali per garantire una transizione fluida e di successo verso l'era dell'Intelligenza Artificiale.

In sintesi, la formazione deve essere concepita come un investimento strategico che non solo sviluppa le competenze tecniche ma alimenta una cultura aziendale in cui l'adozione dell'AI è vista come un mezzo per migliorare l'efficienza, l'adattabilità e la competitività complessiva. Solo così l'azienda potrà capitalizzare appieno le opportunità di miglioramento, rimanendo all'avanguardia nell'innovazione e nel conseguimento dei suoi obiettivi strategici.

12.4 Individuare strumenti e competenze

Una volta individuate le esigenze aziendali in cui l'AI può offrire vantaggi tangibili, il successo del progetto è strettamente legato alla corretta scelta delle modalità di realizzazione. Questa decisione fondamentale deve essere guidata da molteplici variabili, tra cui le caratteristiche specifiche del progetto e dell'azienda.

Un'opzione strategica è rappresentata dalla collaborazione con fornitori esterni, una scelta particolarmente adatta per le aziende che non dispongono di risorse interne dedicate all'IA. Nel qual caso, però, si consiglia di valutare attentamente, in base alla complessità del progetto in esame, la necessità di affiancare ai fornitori del personale interno che possa portare conoscenza di campo riguardo i prodotti e processi aziendali. Nonostante le soluzioni basate sull'IA possano sembrare black-box, è imperativo sottolineare che la profonda comprensione del processo alla base dei dati è spesso irrinunciabile. L'IA non può sostituire il know-how degli esperti umani nella definizione delle specifiche e, frequentemente, neppure nello sviluppo. È proprio dalla sinergia di intelligenza umana e artificiale che si può trarre il massimo beneficio.

Come alternativa, l'azienda può optare per l'investimento interno nello sviluppo di competenze in grado di guidare soluzioni data-driven o basate sull'AI. Questa scelta offre un ampio spettro di possibilità e consente un approccio graduale all'AI. Ad esempio, è possibile iniziare con lo sviluppo di Proof of Concept (POC), affiancando personale interno a consulenti esterni che supportano l'azienda nella definizione del caso di studio, degli obiettivi e delle metodologie. L'esperienza di molte aziende dimostra che, dopo lo sviluppo dei primi progetti pilota, si instaura una consapevolezza diffusa delle potenzialità dell'AI, generando un naturale susseguirsi di ulteriori progetti. È quindi possibile cominciare con progetti di modesta entità per poi, in base alle dimensioni aziendali, creare un gruppo dedicato. Le competenze possono essere distribuite tra le diverse Business Unit (BU) in modo decentralizzato, costituire un Centro di Eccellenza (CoE) centralizzato, o essere organizzate in una struttura hub-and-spoke, con un hub responsabile dell'infrastruttura, della definizione degli standard e dell'innovazione continua, mentre gli spoke distribuiti nelle varie BU attuano l'innovazione nei contesti specifici.

Anche la scelta degli strumenti di sviluppo costituisce un elemento cruciale. Anche qui lo spettro è molto ampio, con strumenti di diversa natura che si prestano a esigenze diverse. Gli strumenti vanno da librerie software che consentono di implementare architetture tailor made e di effettuare il training dei modelli controllando nei minimi dettagli il processo, fino a piattaforme no-code, che consentono anche a non esperti di costruire semplici modelli senza necessità di scrivere codice. Esistono poi modelli pre-addestrati, che non richiedono sviluppi da parte degli utenti. Le soluzioni "off-the-shelf" offrono risparmio di tempo, con implementazioni più rapide, e costi iniziali inferiori. Sono facilmente integrate con i sistemi esistenti e forniscono accesso all'esperienza di esperti nel campo dell'IA. Gli aggiornamenti regolari e il supporto tecnico sono ulteriori vantaggi. Tuttavia, queste soluzioni presentano limiti nella customizzazione e potrebbero mancare di controllo sulle funzionalità rispetto a soluzioni personalizzate. Sono da tenere in considerazione anche i costi di licenza e il rischio di dipendenza dal fornitore, con vincoli a lungo termine.

La scelta tra "make" o "buy" dipende dalle circostanze aziendali. Spesso, un approccio misto è ottimale, sfruttando soluzioni preconfezionate per esigenze di base e personalizzando quando necessario. È cruciale riconoscere che l'ambito dell'AI offre varie gradazioni intermedie tra lo sviluppo da zero e le soluzioni preconfezionate, adattabili alle diverse esigenze aziendali. L'equilibrio tra personalizzazione, tempestività e controllo sui costi è la chiave per creare valore attraverso l'AI, evitando di partire da zero o impegnare risorse e tempo eccessivi nello sviluppo.

12.5 Estrarre, trattare e comprendere i dati

- L'efficace analisi dei dati all'interno di un'azienda si sviluppa attraverso una sequenza di fasi interconnesse, ciascuna fondamentale per il successo complessivo del processo. Delineiamo ora le tappe chiave coinvolte in questo percorso.
- **Identificazione delle Fonti di Dati.** L'avvio di questo processo richiede una ricerca accurata e l'individuazione delle fonti da cui provengono le informazioni. Queste sorgenti, che possono spaziare dai database aziendali ai dati web, social media e sensori IoT, sono strettamente legate al contesto operativo specifico di ciascuna azienda. Spesso le aziende hanno già a loro disposizione una grande mole di dati da cui possono estrarre valore. Altre volte, invece, è necessario attivare la raccolta di dati che prima andavano persi.
- **Acquisizione dei Dati.** Una volta identificate le fonti, si procede con la raccolta effettiva dei dati. Questo processo può avvenire sia in modo automatizzato che manuale, adattandosi alla complessità dei dati e alla natura delle fonti coinvolte.
- **Individuazione e rimozione dei *bias*.** I *bias* possono manifestarsi in varie forme, come sbilanciamento della quantità di dati disponibili nei confronti di una sottocategoria, oppure imparzialità nell'assegnazione delle *label*, ossia i target utilizzati per addestrare un modello. La presenza di *bias* nei dati può avere significativi impatti negativi in termini di accuratezza delle previsioni o in termini etici. L'individuazione dei *bias* può essere un processo che richiede tempo e l'interazione fra statistici ed esperti di campo, e spesso passa dall'analisi degli step che hanno portato alla raccolta dei dati.
- **Archiviazione e Gestione.** I dati raccolti vengono attentamente archiviati in strutture dedicate come database o magazzini dati. Questa fase prevede l'organizzazione e la gestione dei dati, facilitando l'accesso, agevolando ricerche future e preparandoli per le successive analisi.
- **Analisi dei Dati.** Questa fase implica l'esame approfondito dei dati al fine di individuare modelli, trend, relazioni o insight che possano informare decisioni aziendali. È il cuore del processo di estrapolazione del valore dai dati.
- **Valorizzazione dei Dati.** I risultati dell'analisi vengono trasformati in informazioni comprensibili e utili per l'azienda. Queste informazioni vengono presentate attraverso report, dashboard o altri strumenti per agevolarne l'utilizzo.

All'interno di questo complesso processo, la Data Science svolge un ruolo centrale. Essa si occupa della pulizia e preparazione dei dati, identificando e correggendo errori, valutando la coerenza e trasformando i dati grezzi in formati utilizzabili per l'analisi. La Data Science, unendo il pensiero statistico con quello computazionale, supporta l'analisi predittiva e descrittiva, facilita l'ottimizzazione dei processi aziendali e, se necessario, implementa modelli di Machine Learning e Intelligenza Artificiale.

Inquadrandosi nell'ambito più ampio del Data Analytics, questo processo emerge come cruciale per interpretare, analizzare e ottenere valore dai dati. Il Data Analytics, che abbraccia l'analisi, l'estrazione di insights, il supporto decisionale e la capacità di fare previsioni, riveste un ruolo fondamentale in settori diversificati come il business, le scienze, la sanità e la tecnologia.

Da non sottovalutare è il ruolo determinante della Data Visualization, che trasforma dati complessi in rappresentazioni visive comprensibili. L'obiettivo principale è rendere i dati accessibili, comprensibili e utili per l'analisi e la comunicazione, contribuendo così a una visione più chiara e informata delle dinamiche aziendali. Si noti che, spesso, una visualizzazione efficace dei dati può portare valore di per sé, senza la necessità di costruire modelli basati su AI.

12.6 Addestrare i modelli di AI

Una volta definiti gli obiettivi, identificate le risorse necessarie e completata la fase di raccolta, pulizia e armonizzazione dei dati, raggiungiamo una fase chiave nel processo di implementazione di AI: l'addestramento dei modelli.

Occorre innanzitutto selezionare il modello più adatto a ciascun task. Inizialmente, si individua una serie di modelli candidati, ma determinare quale di essi si esprimerà al meglio dipende da numerosi fattori. Non esiste necessariamente un modello superiore in assoluto; diverse scelte possono risultare preferibili in base a vari criteri, come la gestione di falsi positivi o negativi, il costo associato, la robustezza di fronte al rumore nei dati, e così via. Inoltre, certi modelli potrebbero performare meglio in circostanze specifiche. Ad esempio, consideriamo il task di prevedere l'andamento futuro di serie storiche: un modello potrebbe eccellere nella maggior parte dell'anno, mentre un altro potrebbe dimostrarsi più reattivo a variazioni improvvise. In situazioni simili, l'adozione di un insieme di modelli, noto come *ensemble*, si rivela spesso un accorgimento efficace per migliorare significativamente le prestazioni.

Data la rapida evoluzione del panorama dell'IA, è consigliabile consultare regolarmente la letteratura scientifica, poiché nuovi modelli con caratteristiche in continua evoluzione vengono proposti frequentemente, spesso accompagnati da codice condiviso in repository pubblici, garantendo accessibilità alla comunità.

Le modalità di esecuzione effettiva della fase di addestramento variano notevolmente a seconda degli strumenti scelti: coloro che optano per strumenti di sviluppo a basso livello gestiranno autonomamente questa fase delicata, avendo il controllo completo su ogni aspetto. Al contrario, chi si orienta verso strumenti più ad alto livello beneficerà di una maggiore automazione in questa fase.

Chi invece fa uso di modelli pre-addestrati potrebbe evitare completamente questa fase, oppure necessitare solo di un fine-tuning, ossia un affinamento di un modello pre-costruito per adattarlo alle esigenze specifiche. Sebbene l'utilizzo di training automatizzato semplifichi il processo, eseguire l'intero processo in autonomia offre il vantaggio di un controllo dettagliato, plasmando il modello in conformità con i requisiti specifici. Questo, ovviamente, richiede una certa esperienza, ma risulta particolarmente consigliato in applicazioni sensibili e cruciali.

Nel caso in cui si decida di gestire internamente il processo di training, si ha la possibilità di controllare alcuni fattori importanti per ottimizzare le performance del modello. Questi fattori, chiamati "iper-parametri", sono come leve che si possono regolare per far funzionare al meglio il modello, come la dimensione di una rete neurale, oppure la rapidità con cui essa impara. Questo può permettere in certi casi di migliorare la accuratezza del modello, o renderlo meno costoso dal punto di vista computazionale.

Questo processo può richiedere molte risorse computazionali, quindi a volte è più pratico fare affidamento su valori raccomandati dalla letteratura scientifica o sull'esperienza passata. Per chi ha più esperienza, ci sono strumenti avanzati che permettono di monitorare e regolare dettagliatamente questo processo, come *TensorBoard*. Questi strumenti offrono un controllo approfondito su tutte le sfaccettature di questo delicato processo, permettendo agli sviluppatori di ottimizzare ulteriormente le impostazioni per ottenere le migliori prestazioni. Tuttavia, se questo processo non viene eseguito correttamente, si rischia di ottenere modelli poco accurati o inefficienti, con conseguenze negative sull'applicazione dell'IA all'interno dell'azienda.

12.7 Monitorare le performance

Quando ci si avvicina a un progetto basato su AI, è cruciale stabilire metriche oggettive per valutare le performance degli algoritmi e il valore complessivo che generano. Questi parametri devono guidare il progetto dall'inizio alla fine, dallo sviluppo alla messa in produzione e attraverso il monitoraggio continuo delle performance nel corso della sua vita. La definizione di metriche oggettive sin dalle prime fasi è fondamentale per valutare il potenziale del progetto, guidare lo sviluppo e valutarne l'efficacia complessiva. Due categorie di metriche sono essenziali per un progetto AI di successo: quelle utilizzate dagli esperti del settore per valutare gli algoritmi e quelle rivolte al business, che quantificano l'impatto del progetto in termini tangibili. Le prime coinvolgono parametri tecnici come falsi positivi o negativi, mentre le seconde collegano l'impatto degli algoritmi a metriche finanziarie e operative per tradurre il potenziale dell'AI in un linguaggio chiaro e strategico per l'azienda. La valutazione dell'impatto complessivo delle iniziative basate sull'AI richiede la comprensione di aspetti monetari e non monetari. Questo approccio ad ampio spettro è essenziale per prendere decisioni informate sull'implementazione e sull'integrazione dell'AI nei processi aziendali.

Esempi di impatto misurabile includono la riduzione degli sprechi nel controllo qualità, la diminuzione degli interventi di manutenzione non programmati, l'ottimizzazione della produzione basata su previsioni della domanda e il miglioramento delle strategie di vendita attraverso l'AI. Integrare queste misure oggettive nelle strategie aziendali consente di valutare e comunicare chiaramente il valore aggiunto dell'implementazione dell'AI, trasformando l'innovazione tecnologica in risultati misurabili e tangibili per il business.

Tuttavia, alcuni aspetti dell'implementazione dell'AI possono generare benefici difficili da quantificare in termini monetari diretti. Elementi come efficienza organizzativa, soddisfazione del cliente, effetto a cascata di sviluppi e innovazioni, individuazione anticipata di problemi, ritorno di immagine positivo e preparazione per il futuro possono contribuire in modo significativo, sebbene non siano facilmente traducibili in termini quantitativi.



Allegato: Glossario

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 7.

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 .

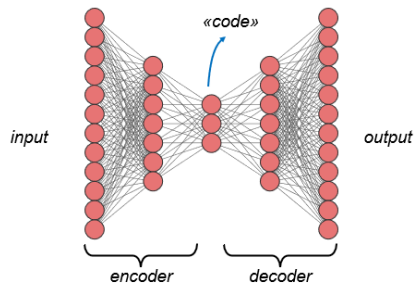


Figura 2 - Rappresentazione di un autoencoder. L'input e l'output corrispondono alla rappresentazione alto-dimensionale del dato. Nel layer più interno si trova invece il "codice", ossia la rappresentazione basso-dimensionale dello stesso dato.

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 AI 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 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'AI.

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 .

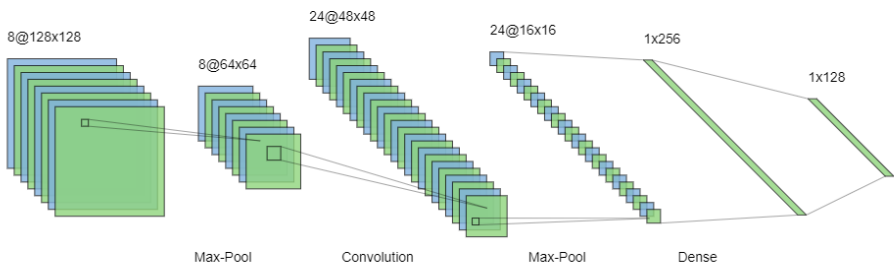


Figura 3 - Rappresentazione di una CNN. I diversi layer sono collegati tramite operazioni matematiche (ad esempio Max-pool e convolution) che mimano i collegamenti neuronali della corteccia visiva animale.

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 .

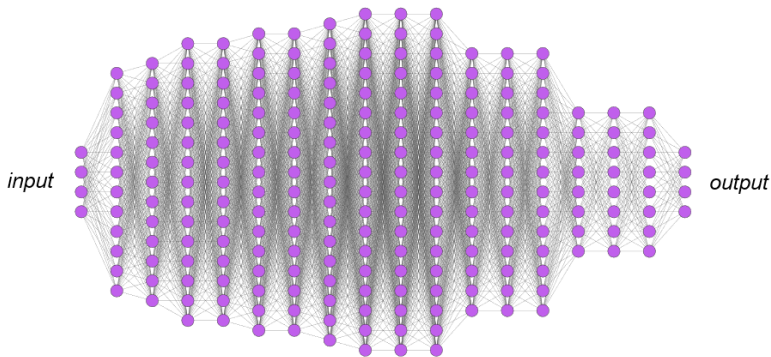


Figura 4 - Rappresentazione di una "deep ANN", lo strumento base del Deep Learning.

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'itero ciclo di vita e grazie a decisioni informate che generano valore (AIAA Institute Position Paper 2020).*

Expert System (Sistema Esperto). *Una forma di AI 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 AI che mira, oltre a fornire risposte a un dato interrogativo, a spiegare perché l'AI è arrivata a compiere determinate scelte. Essa, a differenza della AI versione black-box, mira a una sempre maggior trasparenza e imparzialità, fattori chiave per la diffusione dell'AI 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.*

Generative AI. *Un tipo di AI che è in grado di generare testo, codici software, immagini, segnali audio o altri media, in risposta a delle richieste tipicamente espresse in linguaggio umano. Tali richieste sono dette dette "prompt".*

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.*

Large Language Models (LLM). Si tratta di avanzati sistemi di AI progettati per comprendere e generare testo in modo coerente e contestualmente rilevante. Questi modelli utilizzano vasti insiemi di dati preesistenti per apprendere il linguaggio naturale e sono ampiamente impiegati in applicazioni quali l'elaborazione del linguaggio naturale, la generazione di testi creativi e la risposta a domande basate sul contesto.

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 .

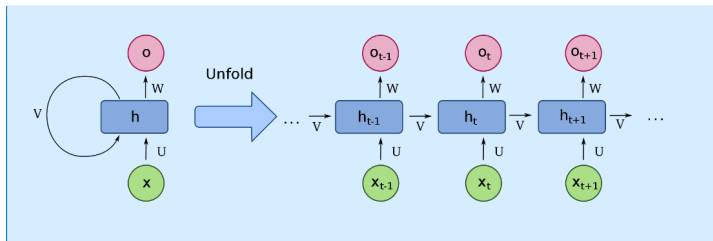


Figura 5 - Rappresentazione di una LSTM. Dall'immagine è chiara la struttura ricorrente della rete (immagine da it.wikipedia.org).

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 i 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 popolarizzato 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 di 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.*

Prompt Engineer. *Nuova professione che sta si sta affermando con l'emergere dell'AI generativa e che consiste nel convertire uno più task in istruzioni comprensibili dal modello di linguaggio, e di rifinire l'input in modo da generare output desiderati, nella forma – ad esempio - di testo, immagini o codici.*

Quantum computing. *Paradigma computazionale che trae vantaggio dai fenomeni quantistici, quale 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 AI.*

Retrieval-Augmented Generation (RAG). *Si tratta di un approccio innovativo che combina un componente di recupero delle informazioni con un modello generativo di testo (vedi la voce LLM). Utilizza fonti esterne, come documenti da Wikipedia, per arricchire il contesto del modello generativo, permettendo un'adattabilità dinamica alle informazioni in evoluzione senza richiedere una riprogrammazione completa del modello.*

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 high-fidelity 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).*

Transformer. *Il transformer è un'architettura di rete neurale introdotta da Vaswani et al. nel 2017, rivoluzionando il campo del deep learning. Si basa su meccanismi di attenzione, consentendo una gestione efficace delle relazioni a lungo termine nei dati, rendendolo ampiamente utilizzato in applicazioni come il trattamento del linguaggio naturale e la visione artificiale.*

Turing Test. *Un test sulla capacità dell'AI di essere indistinguibile (per un osservatore umano) dall'intelligenza umana. Nella concezione originale di Alan Turing, un'AI 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 utile 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).*

The background is a deep blue gradient with intricate, glowing circuit-like patterns. A central feature is a series of concentric, slightly offset octagonal lines that create a tunnel-like effect. Various other lines, some straight and some stepped, radiate from the center and across the frame. Small, bright blue and white dots are scattered throughout, resembling data points or stars. The overall aesthetic is clean, modern, and technological.

Referenze

Referenze

[ON2017] O'Neil, Cathy. Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy. Crown, 2017.

[H80] Hofstadter, Douglas (1980), Gödel, Escher, Bach: an Eternal Golden Braid

[G08] Bowker, Geoffrey C. Memory practices in the sciences. Mit Press, 2008.

[GBC16] Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. Deep learning. MIT press, 2016.

[KST22] Hötte, Kerstin, Melline Somers, and Angelos Theodorakopoulos. "Technology and jobs: A systematic literature review." Technological Forecasting and Social Change 194 (2023): 122750.

[WEF23] <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2023/>

[SDG] <https://sdgs.un.org/goals>

[K12] "Pensieri lenti e veloci" del Nobel Daniel Kahneman

[C21] Chiriatti, Massimo. Incoscienza artificiale: come fanno le macchine a prevedere per noi. Luiss University Press, 2021.

[NRW19] Nida-Rumelin, Julian, and Nathalie Weidenfeld. Umanesimo digitale: un'etica per l'epoca dell'Intelligenza artificiale. FrancoAngeli, 2019.

[MR23] Riccardo Manzotti, Simone Rossi. Io & Ia. Mente, Cervello e GPT. Rubbettino Editore (2023)

[IDC21] IDC, (2021) "Data Strategy: Governare i dati per competere con gli algoritmi", Digital forum

[AIA20] [https://www.aiaa.org/docs/default-source/uploadedfiles/issues-and-advocacy/policy-papers/digital-twin-institute-position-paper-\(december-2020\).pdf](https://www.aiaa.org/docs/default-source/uploadedfiles/issues-and-advocacy/policy-papers/digital-twin-institute-position-paper-(december-2020).pdf)

[S23] Schreiner, Maximilian (July 11, 2023). "GPT-4 architecture, datasets, costs and more leaked". THE DECODER

[K23] Knight, Will. "OpenAI's CEO Says the Age of Giant AI Models Is Already Over"

[LP21] Patrick Lewis, Ethan Perez, Aleksandra Piktus, Fabio Petroni, Vladimir Karpukhin, Naman Goyal, Heinrich Küttler, Mike Lewis, Wentau Yih, Tim Rocktäschel, Sebastian

Riedel, and Douwe Kiela. 2021. Retrieval-augmented generation for knowledge intensive lp tasks.

[M23] Eric Melz, Enhancing LLM Intelligence with ARM-RAG: AuxiliaryRationale Memory for Retrieval Augmented Generation, arXiv:2311.04177v1 [cs.CL] 7 Nov 2023

[EU20] Libro bianco sull'intelligenza artificiale – un approccio-1_IT_ACT_part1_v2.pdf2020

[W23-1] <https://www.cybersecurity360.it/legal/intelligenza-artificiale-le-nuove-regole-europee-che-disciplinano-luso-della-tecnologia/>

[W23-2] <https://www.cio.com/article/650713/lincertezza-normativa-mette-in-ombra-lia-generativa-nonostante-gli-elevati-ritmi-di-adozione.html>

[EU21] https://eur-lex.europa.eu/resource.html?uri=cellar:e0649735-a372-11eb-9585-01aa75ed71a1.0006.02/DOC_1&format=PDF

[W23-3] <https://www.milanofinanza.it/news/chatgpt-openai-trova-l-accordo-col-garante-garantira-una-maggiore-tutela-della-privacy-e-dei-dati-202304061043515084>

[W23-4] <https://www.wired.it/chatgpt-legge-regionale-pd-lombardia-intelligenza-artificiale-astuti/>

[W23-5] https://ntplusdiritto.ilsole24ore.com/art/ai-act-gli-operatori-obblighi-differenziati-base-livello-rischio-AE8mRlyD?refresh_ce=1

[EU23]

<https://www.europarl.europa.eu/news/it/headlines/society/20230601STO93804/normativ-sull-ia-la-prima-regolamentazione-sull-intelligenza-artificiale>

Elenco Dispense pubblicate

- “Intelligenza Artificiale per l’industria - Glossario” N° 01/2023
- “Ammortizzatori sociali” N° 02/2023
- “Guida alla riscossione” N° 03/2023
- “Ammortizzatori Sociali - La gestione della NASpl” N° 04/2023
- “Mestieri e competenze” N° 05/2023
- “La Parità di Genere: un’opportunità in evoluzione” N° 06/2023
- “Guida alle imposte locali” N° 07/2023
- “Disciplina delle società non operative” N° 08/2023
- “I numeri per le risorse umane” N° 09/2023
- “Guida operativa ai dottorati di ricerca con le imprese” N° 10/2023
- “Assegnazione e cessione agevolata dei beni ai soci” N° 11/2023
- “Rivalutazione terreni e partecipazioni” N° 12/2023
- “Collocamento mirato: L.68/99” N° 13/2023
- “Safety First” N° 14/2023
- “Disciplina Fiscale degli Omaggi” N° 15/2023
- “Il reddito di lavoro dipendente” N° 16/2023
- “La rivalutazione del tfr” N° 17/2023
- “Fiscalità delle auto aziendali” N° 18/2023
- “Il fornitore giusto: esserlo, sceglierlo, diventarlo” N° 19/2023
- “Comunità Energetiche Rinnovabili” N° 20/2023
- “Indagine Retributiva 2023” N° 01/2024
- “Rivalutazione terreni e partecipazioni” N° 02/2024
- “Piattaforme digitali per la condivisione di asset tra imprese” N° 03/2024
- “I numeri per le risorse umane - Edizione 2024” N°04/2024

www.assolombarda.it
www.genioimpresa.it

