



Dipartimento di Impresa e Management

Corso di laurea in Economia e Management

Cattedra di Intelligenza Artificiale per i Processi Decisionali

**Intelligenza artificiale e Manifattura 4.0:
impatti sulla produttività, ottimizzazione dei
processi e trasformazione del lavoro**

Prof. Carlei Vittorio

RELATORE

Morelli Christian - 272551

CANDIDATO

Anno Accademico 2023/2024

Ai miei genitori, ad Antonella e
agli amici che mi hanno accompagnato in questi anni

INDICE

INDICE DELLE FIGURE E DELLE TABELLE.....	6
ELENCO DELLE ABBREVIAZIONI.....	7
INTRODUZIONE.....	9
CAPITOLO 1. L'EVOLUZIONE DELL'INDUSTRIA E IL RUOLO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE.....	11
1.1. L'industria 4.0: origine e concetti chiave.....	11
1.2. Struttura e tecnologie di industria 4.0.....	12
1.3. Tecnologie abilitanti.....	14
1.3.1. Internet of Things.....	14
1.3.2. Internet of Services.....	15
1.3.3. Internet of People.....	15
1.3.4. Internet of Data.....	16
1.3.5. Cloud computing.....	16
1.3.6. Big data analytics.....	17
1.3.7. Tecnologie semantiche.....	17
1.3.8. Cyber-Physical Systems.....	18
1.3.9. Simulazione e modellazione.....	18
1.3.10. Additive manufacturing.....	19
1.3.11. Automazione e robotica industriale.....	19
1.3.12. Augmented reality.....	20
1.3.13. Blockchain.....	20
1.3.14. Cybersecurity.....	21
1.4. Principi di progettazione.....	21
1.4.1. Corporate social responsibility.....	21
1.4.2. Modularità.....	22
1.4.3. Product personalization.....	23
1.4.4. Integrazione verticale e orizzontale.....	23

1.4.5. Real-time capability.....	24
1.4.6. Virtualizzazione.....	24
1.4.7. Decentralizzazione.....	25
1.4.8. Interoperabilità.....	25
1.4.9. Service orientation.....	26
1.4.10. Smart product.....	27
1.4.11. Smart factory.....	27
1.5. Definizione e discipline dell'IA.....	29
1.6. Le applicazioni dell'IA in Industria 4.0.....	31
1.6.1. Applicazioni nel management.....	32
1.6.2. Applicazioni nei processi di monitoraggio.....	33
1.6.3. Applicazioni nel customer care.....	33
1.6.4. Generative design.....	34
1.6.5. Efficientamento dei consumi energetici.....	34
1.6.6. Applicazioni nei processi di manutenzione.....	35
1.6.7. Applicazioni nella supply chain.....	35
1.6.8. Applicazioni nei processi di controllo della qualità.....	36

**CAPITOLO 2. AUTOMAZIONE AVANZATA ED EFFICIENZA
 PRODUTTIVA: L'IMPATTO DELLE PRINCIPALI INNOVAZIONI
 IN AMBITO PRODUTTIVO.....37**

2.1. Robotica industriale avanzata.....	37
2.1.1. Introduzione alla robotica industriale: diffusione e tipologie di robot.....	37
2.1.2. Impatti a livello di settore.....	41
2.1.3. Impatti sui processi.....	45
2.1.4. Case study: BMW e le iFactory.....	47
2.1.5. Sfide e problematiche relative all'implementazione.....	48
2.2. Manutenzione predittiva e sistemi di gestione degli asset.....	50
2.2.1. Introduzione all'Enterprise Asset Management (EAM).....	50
2.2.2. La manutenzione predittiva e il ruolo dell'IA.....	52

2.2.3. Impatti e benefici dell'implementazione.....	54
2.3. Quality Management 4.0 e il ruolo dell'IA.....	55
2.3.1. Introduzione al quality management.....	55
2.3.2. Impatti delle tecnologie di Industria 4.0 e delle discipline dell'IA sul quality management.....	57
2.3.3. Impatti del paradigma 4.0 sulle filosofie di quality management.....	60

CAPITOLO 3. TRASFORMAZIONE DEL LAVORO NEL SETTORE MANIFATTURIERO E IMPATTI DELL'IA SULL'OCCUPAZIONE.....

3.1. Impatti dell'IA e trasformazione dei ruoli lavorativi.....	63
3.1.1. Impatti sull'occupazione a livello aggregato e nuove figure professionali.....	63
3.1.2. Le competenze richieste dal mercato del lavoro di domani.....	65
3.1.3. Effetti sulla qualità del lavoro.....	67
3.1.4. Impatti sulla produttività del lavoro.....	68
3.2. Disoccupazione tecnologica e nuova occupazione: dinamica dei fenomeni di sostituzione e creazione di posti di lavoro.....	68
3.2.1. Il dominio dell'effetto sostituzione nel breve termine.....	69
3.2.2. Il dominio dell'effetto creazione nel lungo termine.....	70
3.2.3. Analisi econometrica dell'impatto dell'automazione avanzata sull'occupazione.....	72
3.3. Sfide e problematiche causate dalla diffusione dell'IA nel mondo del lavoro.....	76
3.3.1. Polarizzazione del mercato del lavoro e nuove disuguaglianze.....	76
3.3.2. Mancanza di figure professionali specializzate sufficienti.....	77
3.3.3. Rischi dell'algorithmic management e come limitarli.....	78
CONCLUSIONI.....	81
BIBLIOGRAFIA.....	83
SITOGRAFIA.....	89

INDICE DELLE FIGURE E DELLE TABELLE

Figura 1.1. Princìpi di progettazione e tecnologie abilitanti di Industria 4.0.....	14
Figura 1.2. Integrazione dell'IA in Industria 4.0.....	32
Figura 2.1. Installazioni annuali di robot industriali in migliaia di unità per area geografica.....	39
Figura 2.2. Installazioni annuali totali di robot industriali in migliaia di unità previste fino al 2026.....	39
Figura 2.3. Produttività del lavoro e densità robotica ogni 10.000 lavoratori.....	42
Figura 2.4. Sfide dell'implementazione della RPA.....	49
Figura 2.5. Diagramma di flusso di un algoritmo di <i>computer vision</i> per il <i>quality control</i>	60
Tabella 2.1. Risparmi potenziali dell'implementazione di un programma di manutenzione predittiva.....	54
Tabella 2.2. Tecnologie di Industria 4.0 impiegate nei processi di <i>quality management</i>	58
Tabella 3.1. Report delle dieci competenze più ricercate dal mercato del lavoro.....	66
Tabella 3.2. Statistiche descrittive delle variabili individuate.....	73
Tabella 3.3. Parametri stimati attraverso la regressione lineare.....	75

ELENCO DELLE ABBREVIAZIONI

“IA”	Intelligenza Artificiale
“IoT”	<i>Internet of Things</i>
“IIoT”	<i>Industrial Internet of Things</i>
“IoS”	<i>Internet of Services</i>
“Paas”	<i>Product-as-a-Service</i>
“IoP”	<i>Internet of People</i>
“IoD”	<i>Internet of Data</i>
“CPS”	<i>Cyber-Physical Systems</i>
“Maas”	<i>Manufacturing as a Service</i>
“AR”	<i>Augmented Reality</i>
“IAR”	<i>Industrial Augmented Reality</i>
“RMS”	<i>Reconfigurable Manufacturing Systems</i>
“FMS”	<i>Flexible Manufacturing Systems</i>
“ML”	<i>Machine Learning</i>
“XAI”	<i>Explainable Artificial Intelligence</i>
“NLG”	<i>Natural Language Generation</i>
“CV”	<i>Computer Vision</i>
“GP”	<i>Gaussian Processes</i>
“SVM”	<i>Support Vector Machines</i>
“GBM”	<i>Gradient Boosting Machines</i>
“DL”	<i>Deep Learning</i>
“CNN”	<i>Convolutional Neural Network</i>
“RNN”	<i>Recurrent Neural Network</i>
“AMR”	<i>Robot mobili autonomi</i>
“RPA”	<i>Robotic process automation</i>
“EAM”	<i>Enterprise Asset Management</i>
“CMMS”	<i>Computerized Maintenance Management System</i>
“QM”	<i>Quality management</i>
“QMS”	<i>Quality managemnt systems</i>
“QP”	<i>Quality planning</i>

“QA”	<i>Quality assurance</i>
“QC”	<i>Quality control</i>
“QI”	<i>Quality improvement</i>

INTRODUZIONE

*“L'intelligenza è la capacità
di adattarsi al cambiamento”*

Stephen Hawking

La diffusione delle tecnologie digitali avanzate ha ridefinito notevolmente l'ambiente produttivo, avviandolo verso un processo di trasformazione incentrato sull'integrazione, sempre più stretta, tra mondo digitale e mondo fisico. Contestualmente, l'interesse crescente degli ultimi anni nei confronti dell'intelligenza artificiale (IA) sta accelerando questa trasformazione, aprendo la strada a una nuova concezione di industria. Inoltre, il livello di automazione reso possibile dal connubio tra tecnologie digitali e IA sta ridefinendo la competizione nel settore, fissando nuovi standard di efficienza e produttività.

L'interesse verso questa tematica nasce dalla consapevolezza dell'importanza strategica che le innovazioni portate dall'IA rivestono per il futuro dell'industria manifatturiera e dalla necessità di comprenderne le potenzialità, gli impatti e i limiti. Soprattutto in un panorama come quello attuale in cui la competitività delle imprese, quindi la loro capacità di sopravvivere nel lungo termine, dipende dalla loro capacità di adattarsi ai nuovi paradigmi tecnologici.

Il presente elaborato si propone l'obiettivo di fornire una panoramica chiara e dettagliata circa lo stato dell'arte delle principali innovazioni riguardanti il contesto industriale, evidenziando il contributo delle tecnologie digitali avanzate e dell'IA nella trasformazione dei processi produttivi. Nello specifico, si intendono mettere in luce gli impatti concernenti la produttività, la riduzione dei costi e l'ottimizzazione delle risorse. In merito alla portata degli effetti delle tecnologie digitali, data la vastità dell'argomento, il focus è stato circoscritto su Manifattura 4.0, che rappresenta l'applicazione dei dogmi di Industria 4.0 limitatamente all'industria manifatturiera. Verranno inoltre analizzati i cambiamenti in atto nel mondo del lavoro e l'impatto che l'automazione avrà sull'occupazione.

Nell'elaborato la discussione viene portata avanti attraverso un approccio compilativo e multidisciplinare, basato sull'analisi della letteratura scientifica sulla tematica. Le fonti

utilizzate comprendono report di ricerca, articoli scientifici e studi effettuati da imprese di consulenza o leader del settore. Inoltre, per ogni argomento trattato, a supporto della discussione, saranno spesso riportati casi di applicazioni reali assieme ai risultati ottenuti.

L'analisi dei contenuti, oggetto del presente lavoro, si sviluppa lungo tre capitoli, ciascuno dei quali suddiviso in più sezioni.

Il primo capitolo ha lo scopo di fornire le basi necessarie per comprendere il ruolo strategico delle tecnologie digitali avanzate e dell'IA all'interno dei processi industriali. Tale obiettivo viene raggiunto guidando il lettore attraverso un processo strutturato e graduale, che inizia con la definizione di Industria 4.0 e procede con la disamina delle sue tecnologie e dei suoi principi. Successivamente, si procede con la spiegazione di che cosa sia l'IA e delle discipline di cui si compone, per poi concludere con l'analisi delle sue applicazioni all'interno di Industria 4.0 e nei principali processi aziendali.

Il secondo capitolo, invece, si suddivide in tre sezioni, ognuna delle quali tratta una determinata innovazione legata all'integrazione dell'IA nel paradigma 4.0. Nello specifico vengono discusse: la robotica industriale avanzata, la manutenzione predittiva e il *Quality Management 4.0*. Per ciascuna di esse viene fornita al lettore una panoramica generale sull'argomento e sulle opportunità offerte dalla loro implementazione, seguita da un'analisi approfondita degli impatti sulla produttività, sui costi e sulle trasformazioni apportate ai processi in cui si collocano.

Infine, il terzo ed ultimo capitolo è incentrato sull'analisi delle implicazioni dell'automazione avanzata e dei sistemi intelligenti introdotti dal paradigma 4.0 sul mondo del lavoro. In particolare, vengono approfonditi gli impatti dell'automazione sulle dinamiche occupazionali, le trasformazioni che subirà il mercato del lavoro e le problematiche scaturite dalla diffusione dell'IA nei luoghi di lavoro assieme alle loro possibili soluzioni.

CAPITOLO 1

L'EVOLUZIONE DELL'INDUSTRIA E IL RUOLO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Questo primo capitolo si articolerà in sei sezioni: la prima delinea i concetti chiave e l'origine di Industria 4.0, le successive tre ne approfondiranno la struttura esaminandone le tecnologie e i principi, la quinta definirà il concetto di IA e le discipline di cui si compone, infine la sesta ne illustrerà le applicazioni nei vari processi aziendali.

1.1. L'Industria 4.0: origine e concetti chiave

A partire dalla rivoluzione di internet di inizio millennio, il settore industriale ha subito una trasformazione radicale grazie all'introduzione di tecnologie digitali avanzate che hanno dato origine ad una nuova era di connettività e automazione. Tale processo ha condotto alla nascita, nei primi anni del 2010, del concetto di "Industria 4.0", con il quale si usa rappresentare la quarta rivoluzione industriale, ovvero una trasformazione che mira a ridefinire i processi produttivi attraverso la fusione tra tecnologie digitali e sistemi fisici, sfruttando tecnologie avanzate come l'intelligenza artificiale (IA), i *big data* e l'*Internet of Things* (IoT) al fine di creare ecosistemi produttivi interconnessi, adattabili e capaci di prendere decisioni autonome.¹

Il termine Industria 4.0 fu introdotto ufficialmente nel 2011 durante la Fiera di Hannover, a livello globale uno degli eventi di maggior rilievo riguardo l'innovazione industriale, dal Promoter Group of the Industry-Science Research Alliance. Quest'ultimo era un gruppo di lavoro tedesco costituito su iniziativa del governo federale, sotto la guida del Ministero dell'Educazione e della Ricerca e del Ministero dell'Economia e della Tecnologia. Tra i suoi membri spiccavano il Prof. Henning Kagermann, Presidente dell'Accademia Nazionale Tedesca delle Scienze e dell'Ingegneria e portavoce del gruppo, il Prof. Wolfgang Wahlster, Direttore del Centro Tedesco di Ricerca per

¹ Schwab K., *The Fourth Industrial Revolution*, World Economic Forum, pp. 8-11, 2016.

l'intelligenza artificiale, e Johannes Helbig, allora rappresentante di Deutsche Post AG, i quali formalizzarono il concetto e gli obiettivi di Industria 4.0 attraverso il rapporto *“Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. Industriellen Revolution”*. Tale relazione si poneva l'obiettivo di sostenere la competitività del settore industriale tedesco attraverso l'adozione di tecnologie ciber-fisiche, volte a creare fabbriche intelligenti capaci di adattarsi autonomamente ai cambiamenti della domanda.² Da allora la strategia di Industria 4.0, una volta sviluppata grazie all'appoggio del governo tedesco e del settore privato, è divenuta il pilastro del nuovo processo di modernizzazione industriale e ha iniziato a diffondersi rapidamente in tutto il mondo.

1.2. Struttura e tecnologie di Industria 4.0

A differenza delle rivoluzioni industriali precedenti, che si fondavano su innovazioni specifiche, la meccanizzazione della produzione nella prima, l'elettrificazione nella seconda e lo sviluppo dell'informatica e del digitale nella terza, che fungevano da driver principale del processo di innovazione. Nella quarta rivoluzione industriale si assiste alla compresenza di diverse innovazioni tecnologiche, le une collegate con le altre e ad una velocità di diffusione di queste che non ha precedenti nella storia. Ad esempio, durante la prima rivoluzione industriale le macchine per la filatura su larga scala impiegarono 120 anni per diffondersi in tutto il mondo, mentre internet ci ha impiegato meno di un decennio.³ Ragion per cui, data la complessità del fenomeno, è utile ai fini di una migliore comprensione prendere a riferimento il lavoro svolto dal professor Morteza Ghobakhloo, del dipartimento di ingegneria industriale dell'Uppsala University in Svezia, in *“The Future of Manufacturing Industry: A Strategic Roadmap Toward Industry 4.0”* del 2018. Con questo articolo è stato tra i primi a fornire una visione organica e completa del fenomeno, identificando Industria 4.0 come un sistema integrato di creazione del valore che si sviluppa su 12 principi di progettazione e 14 trend tecnologici.⁴ Tale visione considera Industria 4.0 non come un mero insieme di strumenti e tecnologie, come presentato nel 2011 ad Hannover, ma come un ecosistema produttivo complesso in grado

² Kagermann H., Wahlster W., & Helbig J., *Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. industriellen Revolution*, VDI nachrichten, 2011.

³ Schwab K., *The Fourth Industrial Revolution*, World Economic Forum, p. 11, 2016.

⁴ Ghobakhloo M., *The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0*, Journal of Manufacturing Technology Management, 2018.

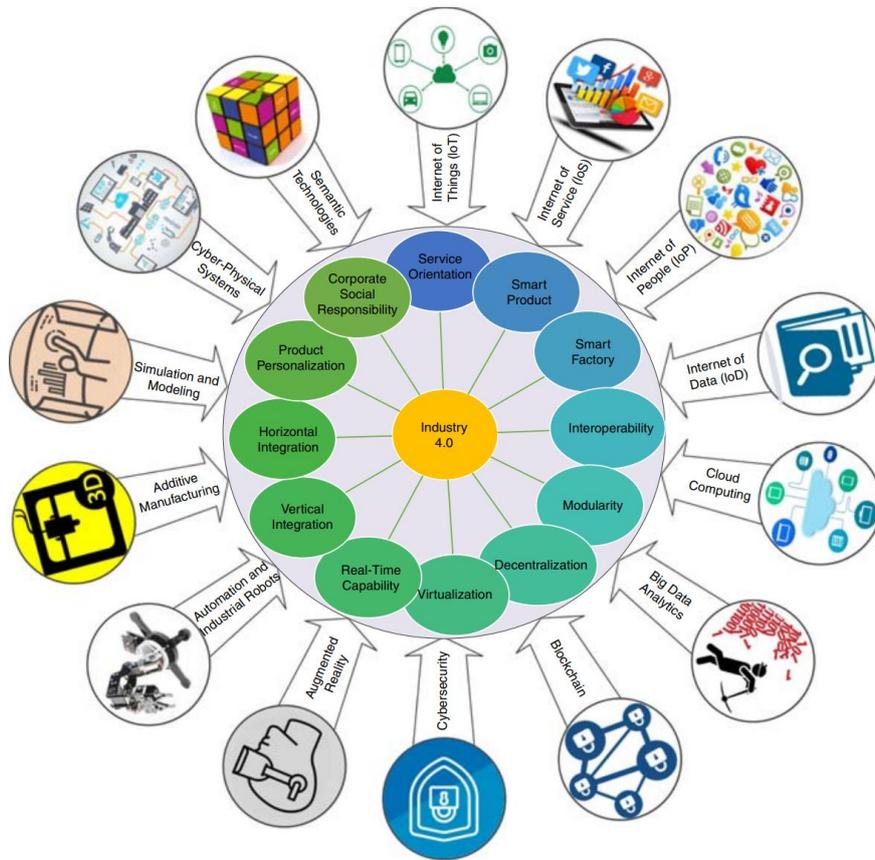
di connettere consumatori, processi produttivi, macchine e capace di anticipare le esigenze del futuro. Il lavoro svolto da Ghobakhloo amplia e completa l'analisi svolta precedentemente dal Boston Consulting Group nel 2015, presentata nel rapporto "*Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*". All'interno di questo rapporto venivano individuati 9 driver tecnologici fondamentali ("abilitanti")⁵ per la transizione verso Industria 4.0,⁶ che Ghobakhloo riorganizza e riprende nel suo lavoro aggiungendone altri 5, offrendo così una visione più completa del fenomeno. Tuttavia, nelle successive analisi verrà mantenuto il termine "tecnologie abilitanti" di Boston Consulting Group, in quanto più appropriato rispetto a "trend tecnologici".

I principi di progettazione individuati nell'articolo di Ghobakhloo rappresentano i pilastri su cui si basa la struttura operativa di Industria 4.0 e delineano le caratteristiche fondamentali che un ambiente produttivo deve possedere per generare valore in maniera ottimale ed essere flessibile, reattivo e interconnesso. Tali principi vengono poi affiancati dalle tecnologie abilitanti, che rappresentano le innovazioni chiave necessarie all'implementazione pratica. La figura 1.1 riporta i 12 principi di progettazione e le 14 tecnologie abilitanti sopra menzionate, a seguito della quale ognuno e ognuna di esse verrà descritta in dettaglio, approfondendo quanto riportato da Ghobakhloo; il tutto ponendo particolare attenzione al ruolo dell'intelligenza artificiale ed ai principi e tecnologie strettamente legate al processo produttivo. In modo da mantenere il focus sull'intelligenza artificiale e sulla Manifattura 4.0, dove con quest'ultima, come già anticipato in introduzione, si fa riferimento all'applicazione specifica dei paradigmi di Industria 4.0 nei confronti dell'industria in senso stretto, nonché ai processi produttivi.

⁵ Nota: Driver tecnologici individuati da BCG: *big data* e analisi avanzata, robot autonomi, simulazione, integrazione orizzontale e verticale dei sistemi, IoT industriale, *cybersecurity*, *cloud computing*, *additive manufacturing* (stampa 3D) e realtà aumentata (AR).

⁶ Rüßmann M., et al, *Industry 4.0: The future of productivity and growth in manufacturing industries*, Boston Consulting Group, 2015.

Figura 1.1. Principi di progettazione e tecnologie abilitanti di Industria 4.0.



Fonte: Ghobakhloo M., *The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0*, p. 915, 2018.

1.3. Tecnologie abilitanti

1.3.1. Internet of Things

L'*Internet of Things* (IoT), pilastro fondante dell'Industria 4.0, rende possibile la comunicazione e la condivisione di informazioni in tempo reale, nonché il coordinamento delle decisioni prese in autonomia dagli agenti facenti parte di un sistema.⁷ Nel contesto manifatturiero e di Industria 4.0 si allude all'applicazione industriale dell'IoT, ovvero

⁷ Al-Fuqaha A., et al, *Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications*, IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015.

all'*Industrial Internet of Things* (IIoT).⁸ Con tale termine ci si riferisce alla rete che si viene a creare tra asset fisici e digitali che, integrata con sensori, *middleware* e altri sistemi di controllo, permette di ottenere una visione chiara e in tempo reale delle operazioni produttive. In questo contesto un ruolo fondamentale è assunto dall'infrastruttura di rete 5G, data la sua capacità di trasmettere grandi quantità di dati ad alta velocità con bassa latenza e la possibilità di connettere un grande numero di dispositivi simultaneamente. Grazie all'IIoT è possibile, attraverso l'analisi dei dati scambiati e dei *feedback* inviati dalle macchine, ottimizzare costantemente i processi produttivi, ridurre gli sprechi di risorse, migliorare la qualità della produzione e monitorare in modo continuo le macchine.⁹

1.3.2. Internet of Services

L'*Internet of Services* (IoS) è un paradigma tecnologico fondato sui principi e l'infrastruttura dell'IoT e permette la vendita di servizi attraverso la rete. Questo modello consente ai fornitori di sfruttare i canali digitali per raggiungere nuovi clienti e per offrire servizi complementari in grado di aumentare il valore percepito dei prodotti venduti.¹⁰ Inoltre, l'IoS consente l'implementazione di nuovi modelli di business innovativi come quello del *Product-as-a-Service* (PaaS), dove il prodotto trasmette costantemente dati al produttore circa le sue condizioni, il suo uso e l'ambiente in cui si trova. In questo modo, è possibile adattare il prodotto ai bisogni del consumatore e offrire servizi aggiuntivi.

1.3.3. Internet of People

L'*Internet of People* (IoP) rappresenta un'evoluzione di internet in cui gli individui entrano in connessione con i propri dispositivi personali, diventando essi stessi elementi attivi della rete. Ciò permette il recepimento e l'integrazione degli schemi di comportamento degli utenti nei sistemi intelligenti, rendendo possibile l'erogazione di

⁸ Wang S., et al., *Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination*, Computer Networks, p.159, 2016.

⁹ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, pp. 2-6, 2016.

¹⁰ Buxmann P., Hess T., & Ruggaber R., *Internet of Services*, Business & Information Systems Engineering, 2009.

servizi personalizzati.¹¹ Inoltre, attraverso l'IoP è possibile per le imprese sfruttare i dati presenti in rete e sui social per ricostruire il processo d'acquisto dei clienti e prevedere i trend di mercato.

1.3.4. Internet of Data

Con il concetto di *Internet of Data* (IoD) si fa riferimento al fenomeno di raccolta, condivisione, immagazzinamento, gestione e analisi degli enormi volumi di dati prodotti negli ambiti dell'IoT, IoS e IoP.¹² Mentre l'IoT è focalizzato sull'interconnessione degli oggetti fisici, l'IoD pone l'enfasi sul valore dei dati raccolti dai dispositivi periferici connessi alla rete e sulla possibilità di ricavarne informazioni utili. In questo ambito il *machine learning* (ML) gioca un ruolo fondamentale in quanto permette di velocizzare, efficientare e automatizzare il processo di analisi, consentendo l'individuazione tempestiva di pattern o tendenze all'interno dei *dataset*. Ad esempio, come verrà approfondito nel capitolo 2, allenando una rete neurale ricorrente come il *long short-term memory* (LSTM) su serie temporali, è possibile, attraverso la connessione tra il modello e i dati provenienti dai sensori integrati in un macchinario, prevedere quando un macchinario è in procinto di guastarsi, in modo da rendere possibile un intervento di manutenzione preventivo e ridurre il periodo di fermo macchina. In conclusione, l'IoD permette di creare valore dai dati provenienti dagli altri fenomeni dell'internet, offrendo alle imprese un vantaggio competitivo basato sull'analisi di questi.¹³

1.3.5. Cloud computing

Il *cloud computing* consiste nell'accesso *on demand* attraverso internet, secondo il modello *pay-per-use*, a risorse IT come: software di gestione, server, *data storage*, funzionalità di rete e strumenti di analisi dati. Nell'ambito industriale questa innovazione

¹¹ Conti M., Passarella A., & Das S., *The Internet of People (IoP): A new wave in pervasive mobile computing*, Pervasive and Mobile Computing, pp. 1-10, 2017.

¹² Anderl R., *Industrie 4.0 - Advanced Engineering of Smart Products and Smart Production*, paper presented at the 19th International Seminar on High Technology, Technological Innovations in the Product Development, p. 5, 2014.

¹³ Goldberg S., *What is the Internet of Data?*, Experfy Insights, 29 maggio 2018.
<https://resources.experfy.com/iot/what-is-the-internet-of-data/>

consente una maggiore flessibilità e scalabilità rispetto alla tradizionale struttura *on-premise*.¹⁴ Il *cloud computing* rappresenta una tecnologia chiave nello sviluppo delle *smart factory* in quanto permette lo sgravio dei costi associati al mantenimento di un'estesa infrastruttura server, la possibilità di scalare rapidamente le risorse IT in base alle necessità, l'opportunità di portare in *outsourcing* il processo di analisi dei dati e la facoltà di poter collaborare in *cloud* con partner ed altri soggetti lungo la stessa catena del valore.¹⁵

1.3.6. Big data analytics

Con l'espressione "*big data analytics*" si fa riferimento all'insieme di processi e software utilizzati per raccogliere, gestire e analizzare grandi volumi di dati grezzi, al fine di estrarne pattern, trend e correlazioni, in modo da creare valore per l'impresa e supportare le decisioni aziendali.¹⁶ Nel contesto di Industria 4.0 e all'interno delle *smart factory* le *big data analytics* svolgono un ruolo fondamentale, ovvero l'analisi dei dati provenienti dai dispositivi connessi tramite l'IIoT, consentendo di prendere decisioni ottimali per il mantenimento dell'efficienza produttiva. Queste analitiche, inoltre, rendono possibile la virtualizzazione dei processi, la manutenzione predittiva, la possibilità di decentralizzare la produzione e il miglioramento continuo dei prodotti, preservando i vantaggi competitivi.

1.3.7. Tecnologie semantiche

Le tecnologie semantiche consistono in strumenti e metodologie atte a creare uno standard comunicativo e interpretativo dei dati comune tra le componenti di una *smart factory*.¹⁷ Applicando questo standard all'IIoT e ai sistemi connessi in rete è possibile

¹⁴ Susnjara S., Smalley I., *Cos'è il cloud computing?*, IBM, 14 febbraio 2024.

<https://www.ibm.com/it-it/topics/cloud-computing>

¹⁵ Grigoriou N., Fink A., *Cloud Computing: Key to Enabling Smart Production and Industry 4.0*, The Future of Smart Production for SMEs, Springer International Publishing, 2022.

¹⁶ Mucci T., Stryker C., *Che cos'è la big data analytics?*, IBM, 5 aprile 2024.

<https://www.ibm.com/it-it/topics/big-data-analytics>

¹⁷ Janev V., Vraneš S., *Applicability assessment of semantic web technologies*, Information Processing & Management, pp. 507-517, 2011.

rendere i dati raccolti interoperabili, migliorando la *situational awareness* di ciascun sistema e di conseguenza le decisioni operative prese in autonomia. In sintesi, queste tecnologie permettono: la riduzione del *semantic gap*, che consiste nella differenza di interpretazione dei dati, la riusabilità dei modelli e delle applicazioni software, l'interoperabilità dei dati e dei dispositivi e la semplificazione della scalabilità dell'infrastruttura IT.¹⁸

1.3.8. Cyber-Physical Systems

I *Cyber-Physical Systems* (CPS) sono un insieme di sottosistemi costituiti da una combinazione di asset fisici e componenti digitali interconnessi.¹⁹ I CPS vengono monitorati e controllati da algoritmi informatici, mentre la connessione tra gli utenti, che possono essere oggetti, persone o macchine, avviene attraverso l'uso di internet. Secondo Gilchrist, in "*Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*", i CPS possono assumere varie forme e includono qualsiasi sistema che integri funzionalità di calcolo, reti di comunicazione e processi fisici.²⁰ A livello operativo, in un CPS, operatori, macchinari e persino i prodotti in lavorazione possono comunicare tra loro, monitorare la produzione e trasferire informazioni attraverso la rete, in modo che i dati ricevuti possano essere analizzati e utilizzati per prendere decisioni. Questa capacità di processare, monitorare e rispondere in tempo reale consente alle fabbriche che adottano i CPS di adattare rapidamente la produzione ai cambiamenti nelle condizioni operative.

1.3.9. Simulazione e modellazione

La simulazione e la modellazione in 3D dei processi produttivi rendono possibile la virtualizzazione di asset, prodotti e personale. Questa innovazione permette alle *smart factory* di apportare modifiche o realizzare prodotti in un ambiente virtuale che simula il processo produttivo reale, consentendo di valutarne *ex ante* gli impatti e garantendo un notevole risparmio di tempo e di risorse. La simulazione non solo consente ai produttori

¹⁸ Jain S., Murugesan S., *Smart Connected World*, Springer International Publishing, 2021.

¹⁹ Lee E., Seshia S., *Introduction to Embedded Systems: A Cyber-Physical Systems Approach 2^a ed*, MIT Press, pp. 4-12, 2016.

²⁰ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, pp. 195-215, 2016.

di prevenire errori di progettazione e di fabbricazione, ma permette anche di ottimizzare costantemente il processo produttivo, prevenendo la formazione di colli di bottiglia lungo i processi.^{21 22}

1.3.10. Additive manufacturing

L'*additive manufacturing*, diffuso prevalentemente nella forma della stampa 3D, consiste in un processo di fabbricazione in cui il prodotto viene creato tramite l'aggiunta di materiale strato dopo strato, sulla base di un riferimento digitale dell'oggetto desiderato. Questo modello si pone in contrapposizione con le tecniche tradizionali di produzione sottrattiva, nel quale il materiale viene rimosso gradualmente da un blocco iniziale fino al raggiungimento della forma desiderata. La stampa 3D dei prodotti consente alle imprese di sperimentare prototipi a costi minimi e in tempi rapidi, offrendo elevate possibilità di personalizzazione. In aggiunta, l'*additive manufacturing* consente l'implementazione di modelli di business innovativi come il *Manufacturing as a Service* (MaaS), che verrà in seguito approfondito.²³

1.3.11. Automazione e robotica industriale

Tecnologie come l'automazione e la robotica industriale rappresentano la base su cui si fonda Industria 4.0, permettendo lo sviluppo delle *smart factory* e degli altri principi di progettazione, garantendo direttamente numerosi benefici quali: la riduzione del tempo di produzione, la gestione di processi complessi, la raccolta di dati sulla produzione, la riduzione degli sprechi e l'ottimizzazione della produzione.²⁴ I robot industriali sono macchine interconnesse, composte da componenti meccaniche, software e sensori in grado di accettare comandi manuali, eseguire programmi precaricati o compiere azioni e scelte operative sulla base di modelli di ML. Nelle fabbriche i robot vengono attualmente impiegati principalmente per lo svolgimento di compiti ripetitivi e gravosi in ambienti

²¹ Rüßmann M., et al, *Industry 4.0: the future of productivity and growth in manufacturing industries*, Boston Consulting Group, 2015.

²² Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 212, 2016.

²³ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 220, 2016.

²⁴ Esmaeilian B., Behdad S., & Wang B., *The evolution and future of manufacturing: A review*, Journal of Manufacturing Systems, 2016.

controllati; tuttavia, con il progredire della digitalizzazione e dell'efficiamento dell'industria manifatturiera questi occuperanno, a più livelli, sempre più ruoli.²⁵ Data la centralità di questo argomento nella Manifattura 4.0, ad esso sarà dedicata un'analisi approfondita nel capitolo successivo.

1.3.12. Augmented reality

L'*augmented reality* (AR), o realtà aumentata, è una tecnologia che, attraverso un'interfaccia, è in grado di sovrapporre informazioni e modelli digitali al mondo reale. Nell'ambito industriale la necessità di connettere i processi e il mondo fisico con quello virtuale ha portato allo sviluppo dell'*industrial augmented reality* (IAR) con cui è possibile mettere in comunicazione il personale e le macchine.²⁶ L'implementazione dell'IAR consente di facilitare le operazioni di assemblaggio complesse, fornendo istruzioni in tempo reale agli operatori e permettendo una manutenzione delle apparecchiature più efficiente, rendendo possibile ai tecnici la visualizzazione dei dati diagnostici durante le operazioni.²⁷

1.3.13. Blockchain

La *blockchain* è una tecnologia che consiste in un registro distribuito e immutabile, che consente la registrazione di transazioni e la condivisione sicura di informazioni tra diverse parti poste in rete, senza la necessità di un intermediario. Ciò avviene attraverso un protocollo di sicurezza composto da una chiave pubblica e una chiave privata.²⁸ Nel contesto di Industria 4.0, la *blockchain*, grazie alle sue caratteristiche di trasparenza, decentralizzazione e immutabilità garantisce uno scambio sicuro e senza alterazioni delle informazioni tra i CPS e le altre componenti all'interno di una *smart factory*. L'implementazione di questa tecnologia, inoltre, consente di ottimizzare e automatizzare

²⁵ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 37, 2016.

²⁶ Nee A., Ong K., *Virtual Reality and Augmented Reality Applications in Manufacturing*, IFAC Proceedings Volumes, pp. 15-26, 2013.

²⁷ Ziaee O., Hamedi M., *Augmented reality applications in manufacturing and its future scope in Industry 4.0*, ArXiv Cornell University, 2021.

²⁸ Tapscott D., Tapscott A., *Blockchain revolution: How the technology behind bitcoin is changing money, business, and the world*, Portfolio, 2016.

parte dell'approvvigionamento, attraverso l'utilizzo degli *smart contract* e di aumentare la trasparenza della *supply chain*. Tuttavia, la blockchain presenta alcuni problemi come: la scalabilità in contesti in cui è prodotta una notevole quantità di dati, conflitti e incompatibilità con le leggi locali e l'assenza di uno standard internazionale diffuso.²⁹

1.3.14. Cybersicurezza

Nel contesto di Industria 4.0, la cybersicurezza riveste un ruolo fondamentale, in quanto è prioritario per le *smart factory* garantire l'integrità e l'esclusività dei dati, in modo da mantenere i vantaggi competitivi da essi derivanti e tutelare i processi produttivi. Infatti, l'integrazione nell'ambiente manifatturiero di tecnologie come CPS, IA e IIoT ha trasformato le fabbriche in ambienti altamente interconnessi, in cui avviene un continuo scambio di dati, rendendo l'ecosistema produttivo vulnerabile ad attacchi informatici. Per questo motivo, è necessario che le *smart factory* adottino protocolli di rete rigidi e sicuri, assieme a sistemi di sicurezza informatici attivi che consentano l'accesso ai dati solo a soggetti interni e autorizzati.³⁰

1.4. Principi di progettazione

1.4.1. Corporate Social Responsibility

La *Corporate Social Responsibility* consiste in una forma di autoregolamentazione aziendale che viene integrata nel modello di business ed è mirata a gestire responsabilmente l'impatto ambientale e sociale delle attività aziendali. Nel contesto manifatturiero, la *Corporate Social Responsibility* si rivolge principalmente alla conformità con le normative ambientali e lavorative. Con l'avvento della quarta rivoluzione industriale, l'automazione e la robotica industriale avanzata impatteranno

²⁹ Wang Z., Yu L., Zhou L., *Navigating the Blockchain-Driven Transformation in Industry 4.0: Opportunities and Challenges for Economic and Management Innovations*, Journal of the Knowledge Economy, 2024.

³⁰ Radanliev P., et al, *Cyber risk at the edge: current and future trends on cyber risk analytics and artificial intelligence in the industrial internet of things and industry 4.0 supply chains*, Cybersecurity, 2020.

notevolmente sul mondo del lavoro e le competenze richieste dal settore manifatturiero, con molti studi che prevedono una forte riduzione delle mansioni di basso e medio livello all'interno dell'ecosistema aziendale, colpendo in particolare i lavoratori con competenze limitate.³¹ Di conseguenza, le aziende che mirano ad implementare i principi di Industria 4.0 dovrebbero assumere un approccio proattivo, investendo nella formazione continua e nella riqualificazione, in modo da adeguare la forza lavoro al nuovo standard tecnologico. Gli impatti di Industria 4.0 e dell'IA sulla forza lavoro saranno oggetto di analisi all'interno del terzo capitolo.³²

1.4.2. Modularità

La modularità, che rappresenta uno dei pilastri fondamentali dell'Industria 4.0, consiste nella possibilità di trasformare modelli di produzione lineari e organizzati in modo rigido in modelli agili dotati di un'elevata capacità di adattamento. Questo principio di progettazione si trova alla base dei *Reconfigurable Manufacturing Systems* (RMS) e dei *Flexible Manufacturing Systems* (FMS), i quali permettono di riconfigurare rapidamente i processi produttivi per adattarli alle fluttuazioni della domanda. Gli RMS si caratterizzano per la facilità con cui è possibile riconfigurare le linee di produzione, adattandole a nuove varianti del prodotto o a variazioni nei volumi. Diversamente, gli FMS si caratterizzano per un'elevata flessibilità operativa, che consente la personalizzazione dei prodotti e il rapido adattamento dei volumi senza dover necessariamente interrompere la produzione.³³ In sintesi, la modularità permette alle imprese, che sviluppano il proprio sistema produttivo seguendo questo principio di ottenere un notevole vantaggio competitivo, consentendo una riduzione dei tempi di adattamento ai cambiamenti del mercato e un'elevata personalizzazione del prodotto, senza compromettere l'efficienza operativa.

³¹ Pinzone M., et al, *Jobs and Skills in Industry 4.0: An Exploratory Research*, Politecnico di Milano Department of Management Engineering, 2017.

³² Furstenau L., et al, *Link Between Sustainability and Industry 4.0: Trends, Challenges and New Perspectives*, IEEE, 2020.

³³ Marek J., Soos L., *Machine Tools: Design, Research, Application*, Intechopen, 2020.

1.4.3. Product personalization

Per *product personalization* si intende il processo attraverso il quale le aziende creano prodotti specificatamente adattati alle esigenze e desiderata individuali dei clienti, rappresentando una declinazione più orientata al cliente della più tradizionale *mass customization*, che si basa principalmente su opzioni configurabili standardizzate.³⁴ La *product personalization* è incentrata sulla creazione di un'esperienza unica per ogni cliente, cercando di anticipare e rispondere in maniera accurata ai desideri di ognuno. Le preferenze individuali possono essere individuate attraverso l'analisi della domanda attuale e la previsione del comportamento dei consumatori, resa possibile da tecnologie come l'IoP, la simulazione e le *big data analytics*. In questo processo, il supporto del *machine learning* (ML) è fondamentale, in quanto permette un'analisi approfondita dei *dataset*, il riconoscimento di bisogni emergenti e di fare previsioni sul futuro della domanda.

1.4.4. Integrazione verticale e orizzontale

L'integrazione verticale e l'integrazione orizzontale rappresentano due aspetti chiave dell'Industria 4.0, permettendo la realizzazione di un sistema produttivo interconnesso e intelligente. Ghobakhloo si riferisce all'integrazione verticale riprendendo l'articolo "*Visual Computing as a Key Enabling Technology for Industrie 4.0 and Industrial Internet*" di Posada, dove questa viene descritta come il collegamento e l'armonizzazione di diversi CPS e tecnologie all'interno di un'organizzazione, garantendo una visione unitaria e in tempo reale delle operazioni aziendali. L'integrazione orizzontale si riferisce all'applicazione di tecnologie avanzate, in grado di mettere in connessione e permettere lo scambio di informazioni tra i diversi attori all'interno della catena del valore.³⁵ Dunque, l'integrazione verticale ottimizza il controllo interno e l'efficienza della struttura aziendale, mentre quella orizzontale agevola la collaborazione esterna e la creazione di valore lungo l'intera rete produttiva.

³⁴ Yang C., et al, *Towards product customization and personalization in IoT-enabled cloud manufacturing*, Cluster Computing, 2017.

³⁵ Posada J., et al, *Visual Computing as a Key Enabling Technology for Industrie 4.0 and Industrial Internet*, IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 32-33, 2015.

1.4.5. Real-time capability

Una caratteristica cruciale delle *smart factory* è la *real-time capability*, che consiste nella capacità di condividere, ricevere, analizzare dati e prendere decisioni in tempo reale.³⁶ Questo principio di progettazione è fondamentale, in quanto permette il monitoraggio continuo dei processi produttivi e la possibilità di intervenire tempestivamente su di essi, al fine di migliorarne l'efficienza operativa. Nel contesto manifatturiero, a livello pratico, grazie alla *real-time capability* e all'analisi dati in tempo reale è possibile: il controllo capillare dei processi, la riduzione dei tempi di inattività, l'ottimizzazione delle risorse utilizzate e l'anticipazione dei guasti. In conclusione, la capacità di operare in tempo reale garantisce la flessibilità operativa caratteristica delle *smart factory*, rendendo possibile adattare i processi ai cambiamenti della domanda e delle condizioni operative, fornendo un notevole vantaggio competitivo.³⁷

1.4.6. Virtualizzazione

La virtualizzazione, come anticipato precedentemente, consente di replicare digitalmente il funzionamento di ogni elemento e processo all'interno della catena del valore. Inoltre, grazie all'applicazione di tecnologie quali l'IoT e le *big data analytics*, questo principio permette la creazione di un "*digital twin*", o gemello digitale, grazie al quale è possibile simulare l'impatto di un nuovo prodotto, di un nuovo macchinario o di una modifica nell'organizzazione della produzione sull'intero processo produttivo.³⁸ Nelle *smart factory* il *digital twin* consente una visualizzazione simulata della catena produttiva, senza quindi interferire con i processi fisici in corso, dando la possibilità a ingegneri e progettisti di migliorare e ottimizzare i processi, sperimentando nuovi modelli. Riguardo l'impatto sui prodotti in sé, il *digital twin* di uno *smart product* permette una visione completa di quest'ultimo, consentendo l'analisi delle prestazioni durante l'uso da parte dei consumatori e fornendo ai produttori un'impronta digitale del prodotto per tutto il suo

³⁶ Ortiz J., *Industry 4.0 - Current Status and Future Trends*, IntechOpen, p. 9, 2020.

³⁷ Lu Y., *The Current Status and Developing Trends of Industry 4.0: a Review*, Information Systems Frontiers, 2021.

³⁸ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 11, 2016.

ciclo di vita. Il principio della virtualizzazione è strettamente connesso con la *real-time capability*, poiché per operare è necessaria l'acquisizione e l'elaborazione dei dati in modo continuativo per permettere una replica affidabile del mondo fisico.³⁹

1.4.7. Decentralizzazione

La decentralizzazione è essenziale in Industria 4.0, in quanto permette ai diversi sottosistemi all'interno di una *smart factory* di operare e prendere decisioni in autonomia, mantenendo l'allineamento con gli obiettivi generali dell'organizzazione.⁴⁰ La decentralizzazione offre vantaggi significativi alle imprese come: la riduzione della gerarchia organizzativa, la possibilità di prendere decisioni più rapidamente e una coordinazione più efficiente dei processi produttivi.⁴¹

1.4.8. Interoperabilità

Per interoperabilità si intende la capacità di più sistemi di scambiarsi dati e interagire tra loro. Nell'ottica di Industria 4.0, questa caratteristica si riferisce alla capacità di tutti i componenti della catena del valore di connettersi, comunicare e operare insieme attraverso tecnologie come l'IIoT, l'IoS e l'IoP.⁴² All'interno dell'architettura di Industria 4.0 l'interoperabilità si sviluppa su quattro livelli distinti: operativa, sistematica, tecnica e semantica. Quella operativa riguarda la capacità della struttura aziendale di mettere in relazione i processi aziendali a livello di CPS; l'interoperabilità sistematica consiste nella creazione di linee guida, modelli e metodologie per standardizzare l'integrazione dei sistemi; quella tecnica tratta il rendere possibile la compatibilità tecnica tra i sistemi e le piattaforme; infine l'interoperabilità semantica, attraverso le tecnologie semantiche, assicura lo scambio di informazioni tra gli agenti e l'assegnazione di un significato condiviso ai dati oggetto dello scambio.⁴³ In conclusione, l'interoperabilità permette ai

³⁹ Ghobakhloo M., *The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0*, Journal of Manufacturing, p. 924, 2018.

⁴⁰ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 207, 2016.

⁴¹ Lasi H., et al, *Industry 4.0*, Business & Information Systems Engineering, pp. 239-240, 2014.

⁴² Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 207, 2016.

⁴³ Yang L., *Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues*, Journal of Industrial Information Integration, p. 5, 2017.

CPS e alle *smart factory* di operare in maniera efficiente e rende possibile lo sviluppo di principi come: la modularità, la decentralizzazione e la virtualizzazione.

1.4.9. Service orientation

Nell'ambito di Industria 4.0, la *service orientation*, o orientamento ai servizi, si riferisce principalmente ai concetti di *Manufacturing as a Service* (MaaS) e *Product as a Service* (PaaS).⁴⁴ Il *Manufacturing as a Service* (MaaS) è un modello di business che, basandosi sull'*additive manufacturing*, estende i principi del paradigma *as-a-service* all'industria manifatturiera, e consiste nella vendita della capacità produttiva come se fosse un servizio tramite il principio *pay-per-use*, in modo analogo a quanto avviene con il *cloud computing* o con i *software-as-a-service*. Questo modello di business permette agli utenti che usufruiscono del servizio, di sfruttare le risorse e l'expertise preesistenti senza la necessità di investire in un impianto da zero. Il modello del MaaS presenta diversi vantaggi dal lato del cliente: permette di non dover investire in un impianto produttivo, consente di ridurre il tempo di messa in opera del prodotto, garantisce una riduzione delle spese grazie all'assenza di costi del personale e di manutenzione e, infine, permette di scalare rapidamente la produzione a seconda delle esigenze del mercato.⁴⁵ Passando invece al concetto di PaaS, questo è un modello di business in cui i consumatori acquistano i prodotti come servizi piuttosto che come beni fisici, permettendo al produttore di mantenerne la proprietà. Tale approccio, di cui fa largo uso l'industria dei videogiochi, permette un'interazione dinamica tra cliente e produttore, e promuove l'aggiunta nel tempo di valore al bene prodotto. Migliorando, in questo modo, sia la sostenibilità ambientale, riducendo il consumo di risorse e gli sprechi, sia la profittabilità, garantendo margini maggiori grazie alla possibilità di aggiungere valore per il cliente nel tempo.⁴⁶

⁴⁴ Ghobakhloo M., *The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0*, Journal of Manufacturing, p. 923, 2018.

⁴⁵ Cawsey M., *What is Manufacturing-as-a-Service (MaaS)?*, Comprehensive Master Data Management by Stibo Systems, 7 gennaio 2022.

<https://www.stibosystems.com/blog/manufacturing-as-a-service>

⁴⁶ Tasker O., *Get Ready for the Product-As-A-Service Revolution*, Forbes, 15 ottobre 2020.

<https://www.forbes.com/sites/servicenow/2020/10/15/get-ready-for-the-product-as-a-service-revolution/>

1.4.10. Smart product

Si definiscono *smart product* tutti quei prodotti in grado di raccogliere dati, processarli, comunicarli e di interagire con l'ambiente circostante, in modo da soddisfare le esigenze del consumatore in maniera intelligente.⁴⁷ Gli *smart product* durante la fase di produzione permettono ai produttori di conoscere lo stato del prodotto, i tempi di realizzazione e gli step mancanti al completamento.⁴⁸ Durante la fase di consumo, questa tipologia di prodotti, grazie alle tecnologie di rete avanzate e alla possibilità di trasmettere dati, rende possibile l'implementazione di modelli di business innovativi come il PaaS. Inoltre, gli *smart product* consentono al produttore di raccogliere una notevole quantità di dati sui consumatori, che possono generare guadagni diretti attraverso la vendita a società terze o indiretti attraverso il miglioramento e l'adattamento del prodotto ai bisogni emergenti. Shoshana Zuboff approfondisce questo fenomeno nel suo libro *"Il capitalismo della sorveglianza"*, in cui lo inserisce alla base di un nuovo modello economico, nel quale i dati raccolti sugli utenti rappresentano l'asset aziendale di maggior valore. Questo perché tali dati rendono possibile, attraverso l'analisi continua facilitata dalle tecnologie IA, l'adattamento dei prodotti offerti ai comportamenti osservati, creando così un circolo di fidelizzazione determinato dal continuo aumento del valore percepito.⁴⁹ Tuttavia, questo approccio di raccolta dati intensiva, come sottolineato nel libro, pone importanti problemi etici e di privacy, dal momento che spesso i consumatori non sono pienamente consapevoli delle informazioni personali che vengono raccolte.

1.4.11. Smart factory

Le *smart factory* rappresentano il fulcro della quarta rivoluzione industriale e sono il frutto della sintesi tra le numerose tecnologie avanzate che la caratterizzano. Si definisce *smart factory* un sistema manifatturiero altamente produttivo, in cui persone, componenti fisici e digitali sono dinamicamente integrate e messe in comunicazione tra loro, al fine di creare un ambiente produttivo efficiente, nel quale difetti, sprechi e guasti sono

⁴⁷ Raff S., Wentzel D., & Obwegeser N., *Smart Products: Conceptual Review, Synthesis, and Research Directions*, Journal of Product Innovation Management, 2020.

⁴⁸ Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 196, 2016.

⁴⁹ Zuboff S., *Il capitalismo della sorveglianza*, LUISS University Press, 2023.

minimizzati.^{50 51} Questo nuovo modo di intendere il processo manifatturiero permette la gestione di diverse linee di produzione in modo flessibile, grazie all'interoperabilità e integrazione tra i vari livelli della fabbrica e alla decentralizzazione dei processi. Inoltre, la continua connessione tra i macchinari e i software di gestione permette di ottimizzare le performance e di intervenire rapidamente e automaticamente sulla catena produttiva. Nel modello tradizionale ogni linea di produzione è rigida, dipendente da flussi di lavoro lineari, da interventi manuali ed è dedicata ad un singolo prodotto o variante dello stesso. Diversamente, nelle *smart factory*, grazie a un'architettura modulare e flessibile delle linee produttive, è possibile allineare la produzione alle variazioni della domanda e produrre numerose varianti di uno stesso prodotto, senza dover necessariamente riconfigurare l'intera.⁵² Tra i vantaggi bisogna annoverare anche la capacità di rispondere in modo dinamico alle richieste di mercato, la possibilità di adottare modelli di business innovativi come il MaaS e l'opportunità di un'elevata personalizzazione dei prodotti. Tuttavia, le *smart factory* non sono immuni da rischi e problematiche. Infatti, lo sviluppo di un modello di produzione così tecnologicamente avanzato richiede un elevato investimento iniziale e questo rappresenta un grosso rischio per gli investitori. In secondo luogo, la continua trasmissione di dati e il costante collegamento con la rete rendono queste fabbriche molto vulnerabili agli attacchi informatici. Un'altra problematica è rappresentata dalla forte dipendenza da tecnologie avanzate, che rende vulnerabile l'intero ecosistema produttivo a guasti tecnologici. Infine, l'elevata complessità dei sistemi richiede la formazione continua del personale e l'impiego di manodopera altamente qualificata.⁵³

⁵⁰ Diederik V., et al, *Smart factories*, European Commission, 2014.

<https://ec.europa.eu/docsroom/documents/13395/attachments/2/translations/en/renditions/native>

⁵¹ Wang S., et al., *Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination*, Computer Networks, pp.158-159, 2016.

⁵² Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, p. 218, 2016.

⁵³ Baotong C., et al, *Smart Factory of Industry 4.0: Key Technologies, Application Case, and Challenges*, IEEE, 2017.

1.5. Definizione e discipline dell'IA

Prima di procedere con l'analisi del ruolo dell'intelligenza artificiale (IA) all'interno della Manifattura 4.0, è utile, per una migliore comprensione, definire che cosa sia e quali siano le sue principali caratteristiche e discipline. A livello generale, l'IA può essere definita come la branca dell'informatica dedicata allo studio e alla costruzione di agenti intelligenti, vale a dire sistemi che simulano l'intelligenza umana,⁵⁴ in grado di percepire l'ambiente in cui si trovano e di agire su di esso attraverso attuatori, allo scopo di massimizzare le probabilità di successo nel perseguimento di un determinato obiettivo.⁵⁵ Tuttavia, i modelli IA presentano due problemi fondamentali potenzialmente irrisolvibili, che consistono nella presenza di *bias* nei dati⁵⁶ inseriti e nel "*Value alignment problem*".⁵⁷ Con tale espressione si fa riferimento alla discrepanza che intercorre tra la realtà oggettiva e quella percepita dall'operatore che crea il modello. Ciò rappresenta un problema in quanto quest'ultimo tenderà a perseguire l'obiettivo seguendo una logica personale e potenzialmente distorta, portando a decisioni sbagliate. L'IA si compone di sei discipline principali che riflettono le diverse competenze necessarie per lo sviluppo degli agenti intelligenti. Queste discipline sono:

1. Il *natural language processing*, che consente agli agenti di interfacciarsi con il linguaggio naturale (linguaggio umano).
2. La *knowledge representation*, con la quale gli agenti possono immagazzinare e strutturare le informazioni e i dati appresi, al fine di facilitarne l'accesso e l'utilizzo.
3. L'*automated reasoning*, che permette agli agenti di rispondere a quesiti e trarre conclusioni logiche basandosi sui dati disponibili.
4. La *computer vision* (CV), che consente agli agenti di percepire, interpretare e analizzare immagini o video provenienti dal mondo reale.
5. La *speech recognition*, che permette agli agenti di comprendere e interpretare la voce umana.

⁵⁴ Gabsi A., *Integrating artificial intelligence in industry 4.0: insights, challenges, and future prospects—a literature review*, Annals of Operations Research, p. 6, 2024.

⁵⁵ Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th edition, Pearson, pp. 36-40, 2021.

⁵⁶ Nota: Per *bias* nei dati si intende l'errata rappresentazione o distorsione delle informazioni contenute in un *dataset*, spesso derivanti da errori commessi durante la fase di raccolta ed etichettatura dei dati.

⁵⁷ Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th edition, Pearson, p. 5, 2021.

6. La robotica, che rende possibile per gli agenti muoversi, interagire e manipolare il mondo fisico.⁵⁸
7. Il *machine learning* (ML), che rappresenta l'asse portante degli agenti, consiste nella creazione di algoritmi e modelli in grado di apprendere automaticamente e migliorare le proprie prestazioni attraverso l'analisi dati e l'esperienza.⁵⁹ Il ML, a seconda della metodologia di apprendimento, si suddivide in diverse categorie quali:
 - 7.1. Il *supervised learning*, che consiste in una tecnica di apprendimento automatico basata su dati etichettati, dove ogni input è associato ad un output noto.
 - 7.2. L'*unsupervised learning*, in cui gli algoritmi analizzano dati non etichettati, dove non sono noti output attesi o categorie di appartenenza, al fine di rilevare pattern, strutture o relazioni nascoste nei *dataset*, senza alcuna supervisione od indicazione esplicita.
 - 7.3. Il *reinforcement learning*, dove l'apprendimento si basa su un meccanismo di *feedback*, sotto forma di ricompense o penalità, in risposta alle azioni compiute dall'agente nell'interazione con l'ambiente operativo. Tramite questo meccanismo il modello affina progressivamente le sue decisioni, con l'obiettivo di massimizzare le ricompense nel tempo.⁶⁰
 - 7.4. Il *deep learning* (DL), che rappresenta un'ampia gamma di modelli di apprendimento automatico dove le ipotesi vengono rappresentate come circuiti algebrici complessi uniti da connessioni di intensità regolabile. Con il termine "*deep*" si fa riferimento all'organizzazione a strati di questi circuiti, i quali fanno sì che i dati, da input ad output, passino attraverso numerosi passaggi.⁶¹ Le tecniche di apprendimento basate sul DL consentono ai modelli di apprendere rappresentazioni astratte e gerarchiche dei dati, rendendo questo approccio molto efficace nei confronti di compiti complessi e dati ad alta dimensionalità.

Prima di concludere questa parentesi teorica, vale la pena menzionare una nuova disciplina dell'IA, che sta diventando sempre più rilevante, ovvero l'*Explainable*

⁵⁸ Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th edition*, Pearson, p. 20, 2021.

⁵⁹ Ahmed I., et al, *From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Survey on What, How, and Where*, IEEE transactions on industrial informatics, p. 5031, 2022.

⁶⁰ Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th edition*, Pearson, p. 653, 2021.

⁶¹ Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th edition*, Pearson, p. 750, 2021.

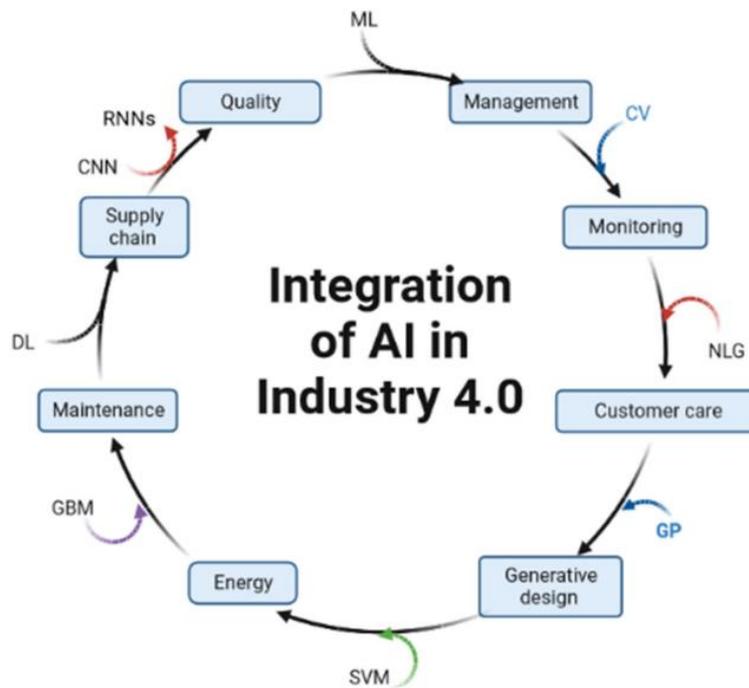
Artificial Intelligence (XAI). Lo scopo di quest'ultima è far sì che anche gli utenti non esperti possano comprendere i procedimenti con cui un agente ha raggiunto determinate conclusioni, permettendo l'identificazione di *bias* o errori.⁶²

1.6. Le applicazioni dell'IA in Industria 4.0

Come già discusso nei paragrafi precedenti, l'intelligenza artificiale rappresenta una tecnologia chiave di Industria 4.0 e riveste un ruolo fondamentale in molte delle tecnologie abilitanti e dei principi di progettazione precedentemente menzionati. Sarebbe quindi errato parlare di quest'ultima come di un mero strumento di automazione dei processi dal momento che, bensì, rappresenta un vero e proprio partner strategico per lo sviluppo aziendale. Di conseguenza, è assolutamente cruciale approfondire le applicazioni dell'IA nel contesto industriale, in modo da comprenderne appieno il contributo strategico nei vari processi aziendali. A tale scopo, verrà effettuata un'analisi approfondita della tematica a partire dallo schema proposto da Gabsi nell'articolo *"Integrating Artificial Intelligence in Industry 4.0: Insights, Challenges, and Future Prospects—a literature review"* di seguito riportato.

⁶² Grennan L., et al, *Why businesses need explainable AI—and how to deliver it*, McKinsey, 29 settembre 2022.
<https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/why-businesses-need-explainable-ai-and-how-to-deliver-it>

Figura 1.2. Integrazione dell'IA in Industria 4.0.



Fonte: Gabsi A., *Integrating artificial intelligence in industry 4.0: insights, challenges, and future prospects—a literature review*, p. 2, 2024.

Legenda: ML (Machine Learning), CV (Computer Vision), NLG (Natural Language Generation), GP (Gaussian Processes), SVM (Support Vector Machines), GBM (Gradient Boosting Machines), DL (Deep Learning), CNN (Convolutional Neural Network), RNN (Recurrent Neural Network).

La figura 1.2 consente di visualizzare in modo semplice e chiaro quali siano le principali applicazioni dell'IA all'interno dei processi aziendali più importanti. Nell'analisi si procederà esaminando in ordine le principali applicazioni relative a ciascun ambito aziendale, approfondendo quanto scritto da Gabsi nel suo articolo.

1.6.1. Applicazioni nel management

Il management trae numerosi benefici dall'integrazione dell'IA, in particolare, attraverso tecniche di *machine learning* (ML), è possibile trasformare i processi decisionali basandoli strettamente sui dati, riducendo così la possibilità di prendere decisioni che siano in contrasto con le evidenze provenienti dall'analisi di questi. Questo approccio decisionale prende il nome di “*data-driven decision making*” e si basa sull'estrazione di conoscenze da grandi volumi di dati attraverso il *data mining*, che ha lo scopo di

individuare *cluster*, *pattern* e correlazioni in essi, al fine di fornire informazioni utili e predittive a supporto del processo decisionale.⁶³ Un altro ambito chiave in cui l'IA gioca un ruolo fondamentale è il *risk management*, dove attraverso modelli di regressione, *supervised learning* e *deep learning* (DL) è possibile analizzare dati storici e previsionali per supportare l'analisi di rischi finanziari, operativi e strategici. Infine, l'approccio *AI-driven* può essere applicato anche nella gestione delle risorse umane. Ad esempio, algoritmi di *clustering* o reti neurali possono segmentare la forza lavoro sulla base di competenze e prestazioni, permettendo una valutazione più precisa delle performance individuali e la possibilità di creare piani di formazione personalizzati.

1.6.2. Applicazioni nei processi di monitoraggio

I processi di monitoraggio (*monitoring*) vengono radicalmente trasformati dall'integrazione delle discipline dell'IA, in particolare della *computer vision* (CV). Questa tecnologia integrata con i CPS, l'IIoT e i software di gestione consente il monitoraggio costante e dettagliato delle operazioni produttive. Ad esempio, attraverso sensori avanzati è possibile raccogliere dati visivi che, una volta elaborati in tempo reale, permettono la rilevazione di variazioni nelle performance operative. In questo modo, il monitoraggio diviene il pilastro portante di un modello produttivo interconnesso dove persone, macchine e sistemi collaborano per garantire la massima efficienza, minimizzando sprechi e tempi di inattività. In conclusione, l'implementazione dell'IA nei processi di monitoraggio è un passaggio necessario per la realizzazione dello *smart manufacturing*.

1.6.3. Applicazioni nel customer care

Riguardo il *customer care*, vengono sfruttati spesso modelli *AI-based* per la creazione di interazioni personalizzate e per migliorare l'esperienza dei clienti. A tal fine, ci si avvale principalmente della *natural language generation* (NLG), che è una disciplina derivante

⁶³ Stobierski T., *The advantages of data-driven decision-making*, Harvard Business School, 26 agosto 2019.

<https://online.hbs.edu/blog/post/data-driven-decision-making>

dal *natural language processing*, utile per la *sentiment analysis*. Il *customer care* basata su analisi dati e ML consente di anticipare esigenze e problemi, proponendo soluzioni prima che vengano segnalati. Infine, questo approccio al *customer care* consente la piena realizzazione del principio di *service orientation* e facilita l'implementazione di modelli PaaS, permettendo attraverso i dati raccolti e i *feedback* l'adattamento continuo dei servizi offerti.

1.6.4. Generative design

Il *generative design* è un'innovazione cruciale dell'Industria 4.0, resa possibile dall'unione tra modelli di IA e tecnologie avanzate come la realtà virtuale e la visione artificiale. Lo scopo di questa innovazione è rendere possibile la generazione di prototipi digitali dei prodotti, velocizzando il processo di design e riducendone i tempi. Alla base della generazione dei prototipi rivestono un ruolo importante gli algoritmi di ML come, ad esempio, le *Generative Adversarial Network* (GAN) e i *Gaussian Processes* (GP). Questi ultimi sono algoritmi derivanti dalla statistica e rendono possibile la costruzione di modelli di *supervised learning* che, sfruttando l'ottimizzazione bayesiana,⁶⁴ consentono di ottimizzare i progetti con il minimo costo computazionale. Il risultato finale di questa innovazione è un processo di progettazione dinamico che permette l'adattamento continuo del prodotto alle esigenze di mercato e una valutazione *ex ante* delle prestazioni dei nuovi progetti grazie ai *digital twin*.⁶⁵

1.6.5. Efficientamento dei consumi energetici

I costi energetici nel contesto industriale rappresentano una voce di spesa particolarmente rilevante; per questo motivo l'ottimizzazione dei consumi energetici costituisce un obiettivo di rilevanza strategica. A tale scopo, l'adozione di modelli basati sul ML consente di ottenere, al netto dei maggiori consumi dei sistemi informatici, risparmi

⁶⁴ Nota: L'ottimizzazione bayesiana consiste in una tecnica che sfrutta modelli probabilistici, come i *Gaussian Processes*, per individuare il massimo o minimo di una funzione obiettivo costosa da valutare, bilanciando esplorazione e minimizzazione delle iterazioni.

⁶⁵ Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, *IEEE Internet of Things Journal*, p. 12870, 2021.

significativi in termini di ottimizzazione e riduzione degli sprechi energetici. Ad esempio, algoritmi di *supervised learning* come le *Support Vector Machines* (SVM), permettono di analizzare i grandi volumi di dati energetici inviati dai macchinari attraverso l'IIoT, consentendo la previsione dei consumi e l'identificazione delle inefficienze. Inoltre, questo approccio consente di regolare in tempo reale l'approvvigionamento energetico, garantendo un utilizzo ottimale delle risorse autoprodotte con la conseguente riduzione dei costi.

1.6.6. Applicazioni nei processi di manutenzione

Nell'ambito della manutenzione degli asset, l'applicazione di modelli *AI-based* gioca un ruolo fondamentale, rendendo possibili tecniche di manutenzione predittiva. Questa innovazione consente di attuare interventi mirati di manutenzione, anticipando i guasti sulla base di previsioni accurate ricavate dall'analisi dati. A tal scopo, il ML riveste un ruolo cruciale con algoritmi come le *Gradient Boosting Machines* (GBM), che consentono di migliorare l'accuratezza e l'efficienza delle previsioni relative ai guasti dei macchinari. La manutenzione predittiva sarà oggetto di approfondimento nel prossimo capitolo.⁶⁶

1.6.7. Applicazioni nella supply chain

La *supply chain* in Industria 4.0 viene radicalmente trasformata dall'integrazione di innovazioni *AI-based*, permettendo di passare da un modello di gestione degli approvvigionamenti rigido ad uno caratterizzato da resilienza, sostenibilità, flessibilità e agilità. Ad esempio, attraverso modelli di DL e l'analisi di ingenti quantità di dati, è possibile effettuare: previsioni sulla domanda futura di materiali, ottimizzare i trasporti e individuare strozzature nella catena di fornitura.⁶⁷

⁶⁶ Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, *IEEE Internet of Things Journal*, p. 12869, 2021.

⁶⁷ Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, *IEEE Internet of Things Journal*, p. 12871, 2021.

1.6.8. Applicazioni nei processi di controllo della qualità

Il controllo della qualità nell'ambito di Industria 4.0 beneficia enormemente dell'applicazione di sistemi *AI-based*, in quanto consentono un monitoraggio continuo e accurato dei prodotti lungo l'intero ciclo produttivo. A tale scopo, rivestono un ruolo fondamentale la CV ed il DL, attraverso, ad esempio, le *Convolutional Neural Network* (CNN) o le *Recurrent Neural Network* (RNN) per l'individuazione dei difetti. Le CNN, data la loro capacità di analizzare immagini e riconoscerne le geometrie con elevata precisione, trovano grande applicazione nel controllo qualità visivo. Le RNN, invece, sono specializzate nell'analisi di dati sequenziali e vengono utilizzate per l'individuazione di pattern che anticipano potenziali guasti o difetti di produzione. In questo modo, è possibile intervenire tempestivamente e soprattutto preventivamente evitando scarti costosi per l'impresa. I sistemi di controllo della qualità supportati da ML verranno approfonditi nel prossimo capitolo.^{68 69}

⁶⁸ Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, *IEEE Internet of Things Journal*, p. 12869, 2021.

⁶⁹ Gabsi A., *Integrating artificial intelligence in industry 4.0: insights, challenges, and future prospects—a literature review*, *Annals of Operations Research*, 2024.

CAPITOLO 2

AUTOMAZIONE AVANZATA ED EFFICIENZA PRODUTTIVA: L'IMPATTO DELLE PRINCIPALI INNOVAZIONI IN AMBITO PRODUTTIVO

Questo capitolo sarà dedicato all'analisi delle principali innovazioni introdotte da Manifattura 4.0 e al ruolo svolto dall'IA in esse. In particolare, sarà suddiviso in tre sezioni, ognuna esplorante un'innovazione specifica: la prima approfondirà la robotica industriale avanzata, la seconda la manutenzione predittiva e la terza il *Quality Management* 4.0.

2.1. Robotica industriale avanzata

In questa prima sezione, dedicata alla robotica industriale avanzata, l'analisi sarà suddivisa in sei paragrafi, in modo da esplorare a fondo questa tematica fondamentale alla base del nuovo modello industriale. Il primo paragrafo fornirà una panoramica del mercato dei robot industriali e della loro diffusione, dopodiché ne illustrerà le varie tipologie. Il secondo e il terzo saranno dedicati alla valutazione degli impatti a livello di settore e a livello di processo. Il quarto sarà incentrato sull'analisi del caso BMW e delle sue iFactory; infine, nel quinto verranno analizzate le problematiche che ne ostacolano l'implementazione.

2.1.1. Introduzione alla robotica industriale: diffusione e tipologie di robot

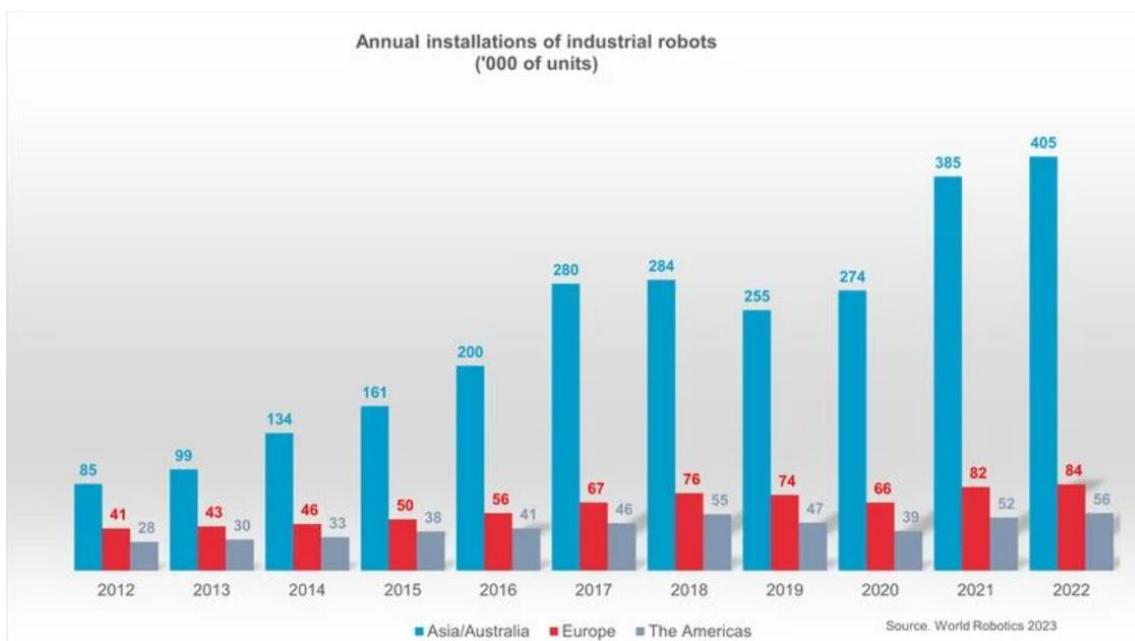
Come accennato in precedenza, la robotica industriale avanzata rappresenta il pilastro portante di Manifattura 4.0 e delle *smart factory*, in quanto è la tecnologia che esercita l'impatto più diretto e tangibile sui processi produttivi. L'integrazione delle discipline dell'IA nella robotica industriale ha rappresentato una svolta storica nel modo di intendere l'automazione. Infatti, il *machine learning* (ML) permette ai robot di simulare processi cognitivi umani complessi, rendendo possibile l'automazione di processi collocati in ambienti con condizioni operative mutevoli, in cui non è possibile programmare l'agire

della macchina attraverso algoritmi deterministici. Nell'ultimo decennio lo sviluppo della robotica industriale si è concentrato nella creazione di robot specializzati in compiti specifici e ripetitivi, operanti in ambienti protetti. Negli ultimi anni, invece, grazie allo sviluppo di sistemi sempre più avanzati e ai passi avanti fatti nel campo dell'IA, si sta assistendo al sempre più diffuso utilizzo di robot multifunzione e a una collaborazione sempre più stretta tra operatori e macchine. Un esempio di questa collaborazione uomo-macchina, lo si può individuare nei robot collaborativi (*cobot*), che si basano su diverse forme di ML, come l'apprendimento per imitazione o il *reinforcement learning*.

Prima di procedere con l'analisi è utile partire dalla definizione dell'International Organization for Standardization (ISO), secondo la quale si definisce robot industriale qualsiasi “manipolatore a controllo automatico, che sia riprogrammabile e polifunzionale, configurabile su tre o più assi, che può essere fissato in una posizione o montato su una piattaforma mobile al fine di essere utilizzato in applicazioni di automazione in un ambiente industriale”.⁷⁰ Dall'affermazione del paradigma di Industria 4.0 ad oggi, grazie all'avanzamento tecnologico, all'esigenza delle aziende di rispondere a una domanda di mercato sempre più variabile e personalizzata e alla sempre maggiore accessibilità economica della robotica industriale, si assiste ad un copioso incremento delle installazioni di robot industriali, come evidenziato dalle figure 2.1 e 2.2.

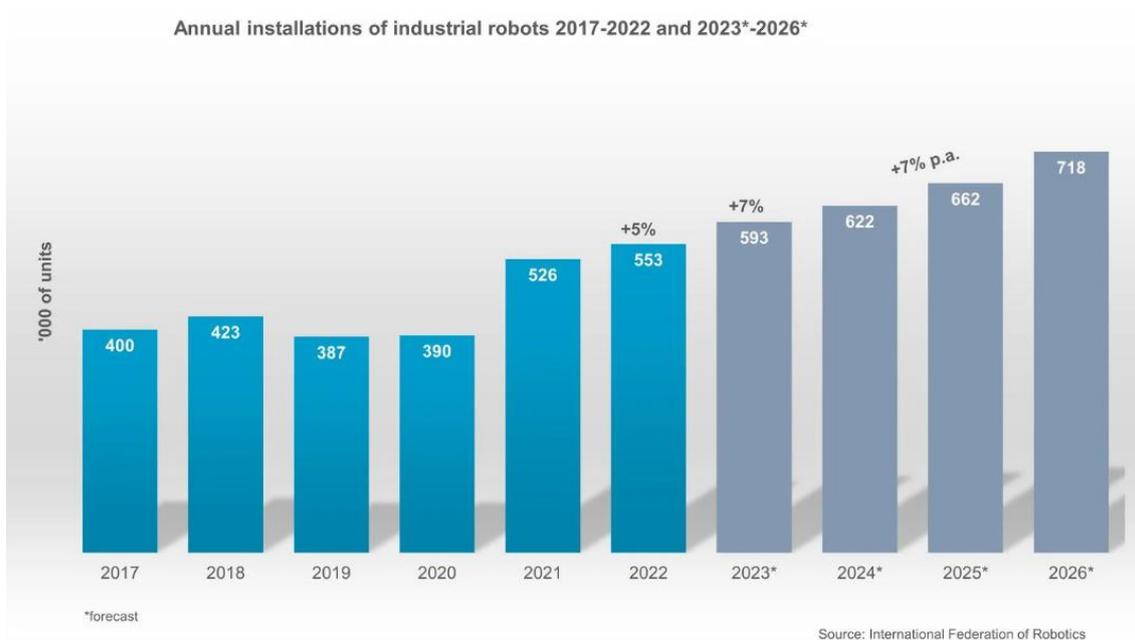
⁷⁰ International Organization for Standardization (ISO), *ISO/TC 299*, ISO 8373:2012.
<https://committee.iso.org/home/tc299>

Figura 2.1. Installazioni annuali di robot industriali in migliaia di unità per area geografica.



Fonte: IFR, World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas, 2023.

Figura 2.2. Installazioni annuali totali di robot industriali in migliaia di unità previste fino al 2026.



Fonte: IFR, World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas, 2023.

Dai grafici sopra riportati si può notare come l'investimento da parte delle aziende nell'automazione dei processi sia crescente. Infatti, nel prossimo futuro l'International Federation of Robotics (IFR) prevede un'accelerazione delle installazioni annuali, con una crescita di circa il 7% annuo, spinta dalla maggiore versatilità ed accessibilità dei nuovi

robot industriali che sfruttano sistemi *AI-based*. Un altro dato rilevante riguarda la distribuzione dei robot industriali, con la maggioranza assoluta delle nuove installazioni avviene in Asia, in particolare in Cina. Invece, in Europa e in America si assiste ad una crescita delle installazioni più moderata, a causa di costi di implementazione più elevati, economie di scala minori e una diffusione delle tecnologie di produzione avanzate al momento limitata alle grandi realtà.⁷¹

Detto ciò, i robot impiegati in ambito produttivo possono essere distinti in tre principali macrocategorie: robot industriali tradizionali, robot mobili e robot collaborativi.

I robot industriali tradizionali sostituiscono l'uomo nei processi ripetitivi e ad alta precisione. Inoltre, sono i più diffusi nelle fabbriche grazie alla loro facile implementazione e alle numerose possibilità di configurazione. L'integrazione con sistemi *AI-based* ha notevolmente migliorato la produttività di questa categoria, in quanto, attraverso modelli di ML, che consentono ai robot di apprendere e migliorare l'esecuzione delle operazioni nel tempo, è possibile aumentare l'efficienza e ridurre gli sprechi dei processi produttivi. In aggiunta, per quanto riguarda questa categoria di robot, l'IFR individua sei principali configurazioni:

- I robot cartesiani, adatti a compiti di posizionamento e, oggi, dotati di algoritmi di *reinforcement learning* che ne migliorano la precisione.
- I robot articolati, utilizzati principalmente per la saldatura e verniciatura, dove l'integrazione con l'IA consente di adattare i parametri operativi a specifiche variabili di produzione.
- I robot SCARA (*Selective Compliance Assembly Robot Arm*), impiegati nelle attività di assemblaggio, che, grazie alla combinazione con sistemi di *computer vision* (CV) e ML, sono in grado di eseguire operazioni di montaggio più complesse e personalizzate.
- I robot paralleli, impiegati in operazioni in cui è richiesta rapidità e precisione, che, grazie a sistemi di controllo avanzati e alla CV, possono monitorare in tempo reale le condizioni operative e mantenere alti standard di qualità.

⁷¹ IFR, *World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas*, 26 settembre 2023. <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/world-robotics-2023-report-asia-ahead-of-europe-and-the-americas>

- Infine, i robot cilindrici e polari, che, supportati da modelli di ML, si distinguono per la loro adattabilità e flessibilità in contesti produttivi dinamici.

I robot mobili, invece, sono diffusi prevalentemente nelle operazioni logistiche e di magazzino, essendo progettati per muoversi e interagire autonomamente all'interno di ambienti chiusi. La navigazione e l'interazione nell'ambiente operativo sono rese possibili dall'impiego di sistemi basati su reti neurali convoluzionali (CNN) e CV, che consentono il riconoscimento di oggetti e ostacoli e l'ottimizzando delle rotte in tempo reale.⁷²

I robot collaborativi (*cobot*), infine, rappresentano l'innovazione più significativa nell'ambito della robotica industriale, in quanto, a differenza dei robot tradizionali, che operano da soli in ambienti protetti e controllati, sono progettati per affiancare gli operatori, essendo dotati di sensori avanzati e sistemi di CV in grado di garantire la sicurezza delle interazioni. Inoltre, i *cobot*, attraverso gli algoritmi di *reinforcement learning*, possono: adattarsi dinamicamente a modifiche nei processi, ottimizzare le interazioni con gli operatori umani e garantire la sicurezza delle operazioni condivise.⁷³

In sintesi, l'integrazione delle discipline dell'IA con i robot industriali consente a quest'ultimi di essere più flessibili a variazioni nelle condizioni operative, rendendo più resiliente la catena produttiva.

2.1.2. Impatti a livello di settore

Una diffusa implementazione della robotica industriale avanzata nei processi produttivi apporterebbe notevoli vantaggi al settore manifatturiero in termini di produttività del lavoro, precisione, riduzione dei costi di produzione, flessibilità operativa e sicurezza sul lavoro.

Per quanto riguarda la produttività del lavoro, considerando che larga parte dei prodotti industriali prevede cicli produttivi caratterizzati da operazioni ripetitive che richiedono

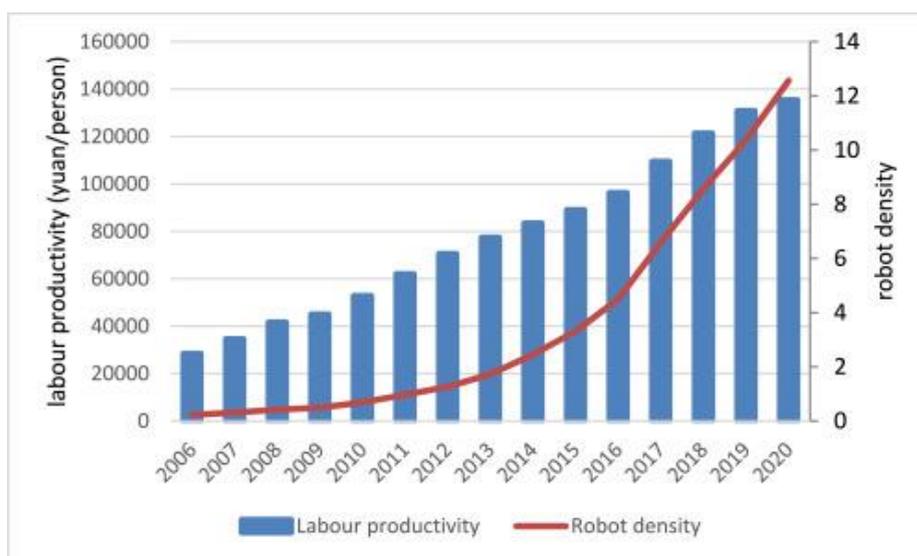
⁷² IFR, *Industrial Robots*.

<https://ifr.org/industrial-robots>

⁷³ Lu Y., *The Current Status and Developing Trends of Industry 4.0: a Review*, Information Systems Frontiers, p. 13, 2021.

competenze di basso livello, l'automazione robotica si configura come principale *driver* di incremento. Infatti, secondo recenti studi, i robot industriali possono raggiungere un tasso di disponibilità operativa pari al 99%, mentre i robot collaborativi si attestano attorno al 70%.⁷⁴ Questo elevato tasso di operatività permette di ridurre considerevolmente i tempi di inattività rispetto alla manodopera umana, che differentemente richiede pause prolungate per mantenere un'elevata efficienza operativa. Inoltre, l'automazione dei processi più monotoni permette di concentrare la forza lavoro umana su attività più complesse come la pianificazione, il controllo e la supervisione. A supporto dell'esistenza di un forte legame tra produttività del lavoro e livello di automazione robotica si riscontra quanto riportato dalla figura 2.3, che esamina il caso cinese, essendo la Cina leader globale nell'adozione di robot industriali e modello di riferimento in questo ambito.

Figura 2.3. Produttività del lavoro e densità robotica ogni 10.000 lavoratori.



Fonte: Zhao Y., *Impact of industrial robot on labour productivity: Empirical study based on industry panel data*, p. 2, 2024.

Il grafico riportato illustra la produttività del lavoro in relazione al numero di robot ogni 10.000 lavoratori, riportando una crescita media annua della densità robotica del 33%, che aumenta da 0,26 nel 2006 a 12,57 nel 2020. Nello stesso periodo viene osservata una produttività del lavoro, espressa in prodotto interno lordo per lavoratore, che aumenta da

⁷⁴ Djalab Z., et al, *The Impact of Robotic Automation on Industrial and Productive Enterprises in Achieving Entrepreneurship*, International Journal on Engineering, Science and Technology, pp. 193-194, 2024.

28.131 yuan/persona nel 2006 a 135.349 yuan/persona nel 2020, con un incremento medio annuo del 12%. Questa analisi sottolinea l'esistenza di una forte correlazione positiva tra produttività del lavoro e numero di robot industriali, evidenziando il ruolo cruciale rivestito dall'automazione robotica nel miglioramento delle performance e della competitività delle imprese adottanti il paradigma 4.0.⁷⁵

Ulteriori benefici derivanti dall'adozione della robotica avanzata, supportata da ML, in ambito produttivo riguardano la riduzione degli errori di produzione, la minimizzazione degli errori di calibrazione e l'aumento della precisione operativa delle macchine. Ad esempio, l'impiego di procedure di calibrazione ibride, combinanti algoritmi di ottimizzazione numerica e reti neurali, consente di individuare con la massima accuratezza i parametri cinematici con cui dovrà operare la macchina e permette di correggere gli errori residuali di calibrazione dovuti a fattori come il calibro o la configurazione del robot. Uno studio effettuato su un campione di 840 misurazioni, basato su macchine calibrate con il metodo della calibrazione ibrida, ha riportato un miglioramento dell'88,1% nell'errore medio di posizionamento e dell'80,1% in quello massimo. In valore assoluto, l'errore medio si è ridotto da 2,613 mm a 0,310 mm, mentre l'errore massimo è passato da 6,294 mm a 1,255 mm.⁷⁶ Questi risultati dimostrano l'importanza dei sistemi basati su ML nei processi produttivi che richiedono un'estrema precisione, in cui gli errori di produzione si traducono in ingenti perdite economiche.

Relativamente alla riduzione dei costi di produzione, l'implementazione di robot *AI-based* nei processi produttivi consente di ottenere risparmi rilevanti in termini di costi del personale e di efficienza energetica. Il risparmio associato alla riduzione dei costi relativi al personale deriva dal minore costo marginale per unità prodotta dei robot rispetto agli operatori umani. Inoltre, l'automazione dei processi produttivi permette di azzerare i costi legati alla ricerca del personale e di ridurre considerevolmente le spese di formazione. Riguardo l'efficienza energetica, l'integrazione di modelli basati su ML all'interno dei software che gestiscono le macchine, consente una gestione intelligente delle operazioni, ottimizzando i consumi energetici. Ad esempio, uno studio effettuato su robot industriali che integravano nel software di controllo algoritmi di apprendimento automatico, ha

⁷⁵ Zhao Y., et al, *Impact of industrial robot on labour productivity: Empirical study based on industry panel data*, Innovation and Green Development, pp. 100-101, 2024.

⁷⁶ Hsiao J., et al, *Positioning Accuracy Improvement of Industrial Robots Considering Configuration and Payload Effects Via a Hybrid Calibration Approach*, IEEE Access, p. 228992, 2020.

dimostrato come questi consentano una riduzione del consumo energetico di circa il 20%. Tale riduzione dei consumi è dovuta alla capacità dei sistemi di controllo, basati su ML, di consentire l'ottimizzazione dinamica delle configurazioni e di parametri, come la velocità e l'accelerazione.⁷⁷ In sintesi, la robotica avanzata oltre a ridurre i costi di produzione marginali, migliora la sostenibilità ambientale del processo di produzione, minimizzando gli sprechi energetici.

Le recenti innovazioni nell'ambito della robotica industriale *AI-based* hanno permesso lo sviluppo di macchine dotate di una notevole flessibilità operativa, che consente loro di eseguire numerosi compiti senza la necessità di essere riprogrammate ogni volta. Questa caratteristica rappresenta il pilastro portante di strategie produttive come i *Reconfigurable Manufacturing Systems* (RMS) e i *Flexible Manufacturing Systems* (FMS) e, inoltre, permette lo sviluppo di modelli di business innovativi come l'*Industrial Robotics as a Service* (IRaaS). I robot integrati con modelli di ML consentono di essere configurati e riconfigurati con maggiore rapidità, anche grazie a processi di messa in opera standardizzati, che accelerano le fasi di installazione e di adattamento. Inoltre, tutto ciò contribuisce alla riduzione dei tempi e dei costi associati al *ramp-up* produttivo,⁷⁸ permettendo un maggior adattamento alle variazioni della domanda.⁷⁹

L'ultimo dei benefici apportati dall'implementazione della robotica avanzata nell'ambito manifatturiero consiste in una maggiore sicurezza sul lavoro. Secondo un report stilato dalla European Agency for Safety and Health at Work, l'implementazione di sistemi *AI-based* assieme alla robotica avanzata, consente di sostituire i lavoratori nei compiti più gravosi. Ciò permette di minimizzare l'esposizione a lesioni muscoloscheletriche e altri incidenti legati a sforzi intensi, in modo da tutelare la salute degli operatori nel lungo termine.⁸⁰

⁷⁷ Yin S., et al, *A machine learning based energy efficient trajectory planning approach for industrial robots*, Procedia CIRP, p. 430, 2019.

⁷⁸ Nota: Il *ramp-up* produttivo consiste nel processo di avviamento e di incremento graduale della produzione fino a raggiungere il livello di piena capacità produttiva.

⁷⁹ Buerkle A., et al, *Towards industrial robots as a service (IRaaS): Flexibility, usability, safety and business models*, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, pp. 4-5, 2023.

⁸⁰ Heinold E., et al, *Advanced robotic automation: comparative case study report summary*, European Agency for Safety and Health at Work, pp. 8-10, 2023.

2.1.3. Impatti sui processi

Passando invece alle applicazioni della robotica nei processi industriali, si può osservare come gran parte dei robot siano dedicati alle funzioni di assemblaggio, essendo questo il processo più ripetitivo e semplice da automatizzare. A supporto di ciò, il “*World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas*” dell’IFR riporta come, negli Stati Uniti, gran parte delle installazioni di robot industriali siano avvenute nei settori automotive, metallurgico ed elettronico, con l’automotive che detiene il 37% del totale dei robot installati.⁸¹ L’implementazione della robotica avanzata, integrata con modelli di ML, consente alle *smart factory* di automatizzare al massimo il processo di assemblaggio dei prodotti. Tale innovazione, si basa su *Cyber-Physical System* (CPS) interconnessi, costituiti da numerosi robot che, attraverso l’*Internet of Things* (IoT), la sensoristica avanzata e il ML, monitorano le operazioni e agiscono come una mente collettiva, con l’obiettivo di garantire la massima efficienza produttiva.⁸² Inoltre, la robotica avanzata integrata nelle linee di assemblaggio può prendere in carico la gestione di operazioni come la saldatura, la verniciatura ed il montaggio, velocizzando i processi e riducendo significativamente i rischi per la sicurezza dei lavoratori. Un caso emblematico di automazione avanzata della linea di assemblaggio è rappresentato da Tesla, che ne ha rivoluzionato la configurazione introducendo un approccio denominato “*unboxed*”. Tale metodo di produzione, diversamente dalla tradizionale linea di assemblaggio lineare, prevede l’assemblaggio simultaneo di più componenti in aree dedicate. Questa rivoluzione del modo di intendere la produzione nel settore automotive è resa possibile dall’interconnessione e dall’integrazione di robot avanzati, posti sotto il controllo di sistemi di gestione intelligenti che coordinano e ottimizzano le operazioni. Grazie a questo nuovo approccio, per Tesla è stato possibile raggiungere l’obiettivo, annunciato da Elon Musk, di automatizzare il 75% del processo di produzione. Inoltre, questa strategia ha consentito di ridurre l’ingombro degli impianti del 40% e del 33% i costi di produzione, conferendo a Tesla un notevole vantaggio competitivo.⁸³

⁸¹ IFR, *World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas*, 26 settembre 2023. <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/world-robotics-2023-report-asia-ahead-of-europe-and-the-americas>

⁸² Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, *IEEE Internet of Things Journal*, p. 12870, 2021.

⁸³ Hull D., *Tesla's (TSLA) New Unboxed Manufacturing Process Aims to cut cost by 50%*, Bloomberg, 28 marzo 2024.

Il secondo ambito in cui si fa maggior uso di robot è la fase di *packaging*, poiché questi garantiscono la massima accuratezza e rapidità a un costo minimo. Inoltre, grazie all'integrazione con sistemi *AI-based*, è possibile verificare la qualità dei prodotti durante il confezionamento e rendere i robot in grado di adattarsi a diversi formati e tipologie di imballaggio.⁸⁴ In aggiunta a ciò, l'utilizzo di algoritmi di *reinforcement learning* consente di ottimizzare le traiettorie dei robot, minimizzando il consumo di energia e il tempo di esecuzione, garantendo così una maggiore efficienza del processo ed elevati standard di precisione. Uno studio effettuato dal Namangan Institute of Engineering Technology ha dimostrato che l'implementazione di modelli come YOLOv5 (*You Only Look Once*), basati sulla CV, consenta la rilevazione in tempo reale delle geometrie dell'oggetto da imballare, con un'accuratezza del 96,7%. Questa capacità di identificazione e classificazione dell'oggetto da confezionare o imballare viene poi supportata da sistemi di controllo della qualità che ne riducono al minimo gli errori. Infine, il medesimo studio ha rilevato che l'implementazione di questo sistema ha comportato un risparmio energetico del 25%, un aumento della precisione del 10% e una riduzione dei tempi di esecuzione del 37%.⁸⁵

Un ulteriore processo rivoluzionato dalla robotica avanzata è il trasporto dei materiali. Infatti, l'introduzione nelle fabbriche di robot mobili autonomi (AMR) assegnati alla logistica interna aumenta notevolmente la velocità di spostamento dei materiali e l'efficienza operativa. Gli AMR si avvalgono di modelli di ML per analizzare ed interpretare i dati provenienti dall'ambiente esterno, recepiti da sensori avanzati come i LIDAR (*Light Detection and Ranging*), telecamere e scanner laser. Tali dati consentono ai robot, una volta elaborati da algoritmi come gli *Rapidly-exploring Random Trees* (RRT), di costruire mappe dettagliate dell'ambiente in cui operano, ottimizzare i percorsi e adattarsi in tempo reale a cambiamenti nei flussi di lavoro. Inoltre, l'implementazione di reti neurali convoluzionali per il riconoscimento visivo permette agli AMR di individuare eventuali ostacoli sui percorsi, in modo da riadattarli prontamente e garantire la continuità dei flussi di materiali. In aggiunta, questi robot sono in grado di elaborare i dati operativi per ottimizzare decisioni strategiche, come il momento ideale per

⁸⁴ Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, *IEEE Internet of Things Journal*, pp. 12870, 2021.

⁸⁵ Djurayev S., Abdumajidova M., *Practical applications of artificial intelligence algorithms for packaging robot manipulators*, *Web of Technology: Multidimensional Research Journal*, pp. 70-75, 2024.

ricaricarsi. A livello pratico, un vantaggio fondamentale degli AMR è rappresentato dalla loro capacità di gestire *layout* complessi, come il *tandem loop* o il *single-loop* con divisioni multiple, che consente loro di individuare i percorsi più brevi assicurando il flusso continuo di materiali. In conclusione, l'adozione di AMR per la logistica interna non solo riduce i tempi di consegna delle parti all'interno della fabbrica, ma minimizza anche i costi e gli errori di trasporto.⁸⁶

2.1.4. Case study: BMW e le iFactory

Un caso di successo di realizzazione di una *smart factory* e del modello rappresentato da Manifattura 4.0 è rappresentato da BMW, che, attraverso le sue iFactory, è stata in grado di integrare tutte le principali innovazioni introdotte dal nuovo paradigma. Ciò è stato possibile, integrando sistemi di gestione basati su ML, automazione avanzata, *additive* e *lean manufacturing*, ponendo tutto ciò in connessione attraverso l'*Internet of Things* e sfruttando il *cloud computing* per ridurre i costi dell'infrastruttura IT. Questo modello produttivo non solo ha portato BMW Group a resistere alla crisi dell'auto europea, ma ha anche permesso di aumentare la produzione a 2.661.922 veicoli nel 2023⁸⁷ rispetto al 1.963.798 prodotti nel 2013,⁸⁸ ottenendo un incremento del 35%. Un esempio di iFactory è il BMW Group Plant di Regensburg, dove la linea di assemblaggio è completamente automatizzata, con ogni componente che viene posizionato e montato attraverso file parallele di robot a sei assi, che realizzano ogni veicolo in maniera unica seguendo le preferenze del cliente. Grazie a questo grado di automazione lo stabilimento di Regensburg è in grado di far uscire dalla linea di assemblaggio un veicolo ogni 57 secondi, nello specifico, ogni giorno è in grado di spedire più di 1.400 BMW X1 e BMW X2, caratterizzate da diversi tipi di alimentazione. Un altro asset strategico di questo impianto produttivo è rappresentato dai 50 rimorchiatori automatici e 140 robot trasportatori intelligenti, che ogni giorno compiono più di 10.000 viaggi, garantendo l'approvvigionamento continuo ad ogni macchinario. Tutto ciò è reso possibile attraverso

⁸⁶ Melo A., Corneal L., *Case study: evaluation of the automation of material handling with mobile robots*, International Journal of Quality Innovation, 2020.

⁸⁷ BMW, *BMW iFactory: Tomorrow's Production*, BMW Group.
<https://www.bmwgroup.com/en/innovation/production.html>

⁸⁸ BMW, *annual report 2015*, BMW Group.
<https://www.bmwgroup.com/content/dam/grpw/websites/bmwgroup.com/ir/downloads/en/2016/hv/2015-BMW-Group-Annual-Report.pdf>

un sistema di controllo del traffico basato su *cloud*, che garantisce una gestione ottimale dei percorsi e un approvvigionamento puntuale delle parti alla linea di assemblaggio, in base alla priorità di consegna. Riguardo le componenti, molte di queste soprattutto le meno complesse vengono stampate in loco attraverso stampanti 3D di ultima generazione, riducendo in questo modo i costi e i tempi di attesa. Inoltre, per le fasi in cui è necessaria la supervisione o l'intervento di operatori umani, questi vengono affiancati da *cobot* che prendono in carico le operazioni in cui è richiesto maggiore sforzo fisico e ne garantiscono la sicurezza.⁸⁹ Per concludere, si riporta la recente collaborazione intrapresa da BMW con l'azienda californiana Figure avente lo scopo di testare l'implementazione di robot umanoidi avanzati, denominati Figure 02, nel suo stabilimento di Spartanburg in South Carolina. Questi robot, dotati di una capacità di carico di 20 kg un'altezza di 170 cm, trovano con successo applicazione in operazioni come, ad esempio, l'inserimento di parti in lamiera in appositi supporti durante l'assemblaggio dei telai. Il fine dell'esperimento è valutare quanto sia incisivo l'impatto di questi robot sull'efficienza e la sicurezza dei processi produttivi all'interno degli impianti BMW.⁹⁰

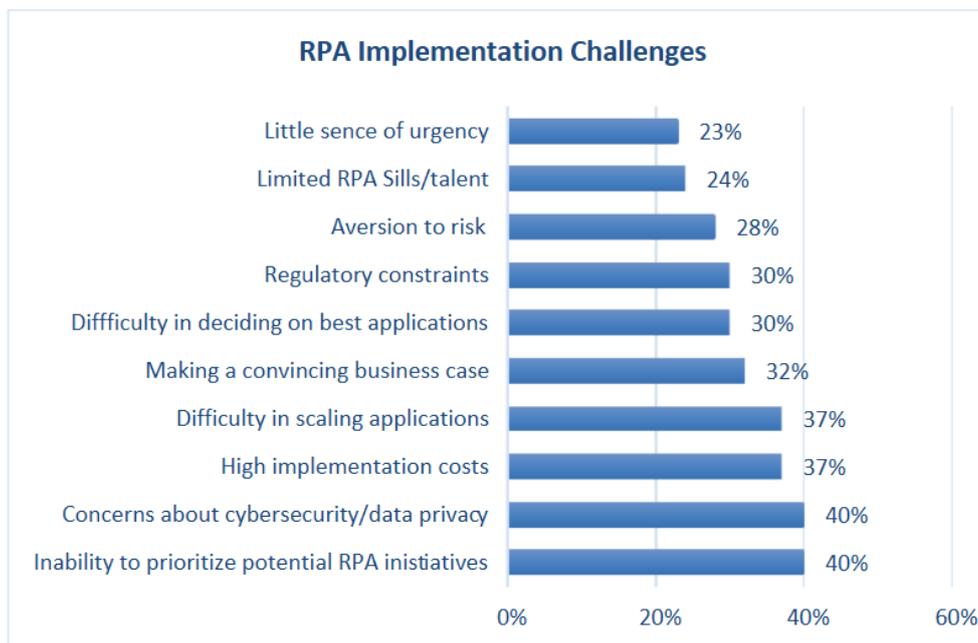
2.1.5. Sfide e problematiche relative all'implementazione

Conclusa l'analisi sugli impatti e benefici apportati dall'adozione della robotica industriale supportata da IA, è utile esplorare anche le sfide che l'implementazione di tali tecnologie porta con sé. Un'analisi approfondita sugli ostacoli incontrati dalle imprese nell'implementazione della *Robotic process automation* (RPA) viene svolta nell'articolo "*Robotic Process Automation Implementation Challenges*", che a sua volta sintetizza quanto riportato dal "*Global RPA survey 2019*". I risultati dell'articolo sopra menzionato vengono riassunti nella figura 2.4 di seguito riportata.

⁸⁹ Graser S., *Intelligently connected factory: BMW Group Plant Regensburg drives digitalization and automation of logistics with cloud-based traffic control system*, BMW Group press, 29 ottobre 2024. <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0445860EN/intelligently-connected-factory:-bmw-group-plant-regensburg-drives-digitalisation-and-automation-of-logistics-with-cloud-based-traffic-control-system?language=en>

⁹⁰ BMW, *Humanoid Robots for BMW Group Plant Spartanburg*, BMW Group, 11 settembre 2024. <https://www.bmwgroup.com/en/news/general/2024/humanoid-robots.html>

Figura 2.4. Sfide dell'implementazione della RPA.



Fonte: Choi D., et al, *Robotic Process Automation Implementation Challenges*, p. 5, 2021.

Le problematiche di implementazione espone nel grafico possono essere raggruppate in tre macro ambiti:

- **Organizzativo:** comprende la difficoltà nel prioritizzare le iniziative RPA (40%), l'avversione al rischio (28%), mancanza di personale specializzato in ambito RPA (24%) e una scarsa percezione dell'urgenza (23%).
- **Tecnico:** racchiude preoccupazioni riguardanti la Cybersicurezza e la privacy dei dati (40%), difficoltà nello scalare le applicazioni (37%) e difficoltà nell'individuazione dell'applicazione migliore (30%).
- **Finanziario e normativo:** include costi elevati di implementazione (37%), creare un vantaggio economico consistente per l'azienda (32%) e vincoli normativi restrittivi (30%).

Le sfide di implementazione più rilevanti risultano: la difficoltà nel prioritizzare le iniziative RPA, timori nei confronti della Cybersicurezza e privacy dei dati, costi elevati d'implementazione e difficoltà nello scalare le applicazioni. La prima problematica è causata dal fatto che generalmente il management, salvo non sia accertato un ritorno economico positivo, difficilmente intraprende progetti di automazione costosi, preferendo

investimenti in altri ambiti aziendali. Riguardo i timori nei confronti della Cybersicurezza e della privacy dei dati, i venditori di servizi di *cloud computing* e *data storage* stanno adottando protocolli di sicurezza sempre più sofisticati riducendo notevolmente i rischi informatici per gli usufruttori. Nei confronti dell'ostacolo rappresentato dai costi d'implementazione elevati, gli unici fattori che possono ridurli sono un aumento delle economie di scala delle imprese che fabbricano i vari robot industriali oppure sussidi statali che riducano i costi. Infine, per affrontare le difficoltà nello scalare i processi oggetto di RPA, un ruolo fondamentale verrà svolto in futuro dalle tecnologie semantiche e dalla standardizzazione delle macchine, che limiteranno il problema.⁹¹

2.2. Manutenzione predittiva e sistemi di gestione degli asset

In questa sezione si analizzerà la manutenzione predittiva, una delle innovazioni più significative introdotte dal paradigma di Industria 4.0 nella gestione degli asset aziendali. Come anticipato nel primo capitolo, questa strategia manutentiva si distingue dalle altre per la sua capacità di anticipare e prevenire i guasti, attraverso un approccio basato su *machine learning* (ML) e analisi dati. Tuttavia, prima di procedere con l'analisi in dettaglio della manutenzione predittiva, evidenziandone i benefici e le differenze rispetto alle metodologie passate, è necessario introdurre il macroambito dell'Enterprise Asset Management (EAM) in cui essa si colloca. Di conseguenza nel prossimo paragrafo verrà data una definizione di questo campo della gestione aziendale e se ne esploreranno le caratteristiche principali, evidenziando il ruolo strategico che riveste e l'evoluzione che ha subito grazie all'integrazione con le tecnologie caratterizzanti la quarta rivoluzione industriale.

2.2.1. Introduzione all'Enterprise Asset Management (EAM)

Il primo passo per comprendere il ruolo e il funzionamento di un EAM è partire dalla sua definizione. Secondo IBM, per EAM si fa riferimento ad “una combinazione di software,

⁹¹ Choi D., et al, *Robotic Process Automation Implementation Challenges*, Proceedings of International Conference on Smart Computing and Cyber Security, pp. 297-304, 2021.

sistemi e servizi utilizzati per mantenere e controllare le attrezzature e gli asset operativi. L'obiettivo è quello di ottimizzare la qualità e l'utilizzo degli asset durante tutto il loro ciclo di vita, aumentare il tempo di attività produttiva e ridurre i costi operativi".⁹² L'integrazione delle tecnologie e dei principi caratteristici di Industria 4.0 nell'EAM, come l'*Industrial Internet of Things* (IIoT), l'analisi dei *big data*, la virtualizzazione e l'IIA, ha permesso di migliorare notevolmente la capacità diagnostica, di monitoraggio e di ottimizzazione di questi sistemi. Ciò ha permesso a questo sistema integrato di gestione degli asset fisici, di assolvere numerose funzioni strategiche per l'impresa come: la gestione del lavoro, della *supply chain*, della manutenzione, la pianificazione e la programmazione degli asset. Fra tutte queste funzioni quella che ci interessa approfondire è la manutenzione, in cui giocano un ruolo fondamentale i *Computerized Maintenance Management Systems* (CMMS) che sono sottosistemi integrati nell'EAM. I CMMS sono software che centralizzano in un database tutte le informazioni di manutenzione riguardanti un asset, allo scopo di facilitare le operazioni di manutenzione e migliorare l'affidabilità operativa. Inoltre, i dati contenuti nel database di un CMMS sono essenziali per implementare un sistema di manutenzione predittiva.⁹³ Tornando agli EAM, i principali benefici della loro implementazione nei confronti dei processi manutentivi consistono:

- Nella centralizzazione delle informazioni riguardanti gli asset attraverso i CMMS, semplificandone il monitoraggio.
- Nella possibilità di attuare una manutenzione preventiva per garantire la continuità produttiva.
- Nella massimizzazione della vita utile e dell'affidabilità dei macchinari grazie a strumenti analitici e diagnostici.
- Nell'opportunità di effettuare analisi sull'efficienza e sullo stato degli asset attraverso i dati raccolti con l'IIoT.
- Infine, permette di creare un unico sistema tecnologico per la gestione virtuale di tutti i tipi di asset.⁹⁴

⁹² IBM, *Cos'è EAM (Enterprise Asset Management)?*.

<https://www.ibm.com/it-it/topics/enterprise-asset-management>

⁹³ IBM, *Cos'è un CMMS? Definizione, come funziona e vantaggi*.

<https://www.ibm.com/it-it/topics/what-is-a-cmms>

⁹⁴ IBM, *Cos'è EAM (Enterprise Asset Management)?*.

<https://www.ibm.com/it-it/topics/enterprise-asset-management>

L'innovazione appartenente a Industria 4.0 che più di tutte sta rivoluzionando l'*Asset Management* e che facilita l'implementazione della manutenzione predittiva è rappresentata dai *digital twin*. Questi ultimi, integrati negli EAM consentono di creare una rappresentazione altamente dettagliata degli asset fisici, sincronizzandola costantemente con i dati raccolti attraverso l'IIoT e i CPS, in modo che la simulazione risultante sia pienamente sovrapponibile al mondo reale. Tale sincronizzazione bidirezionale consente di monitorare in tempo reale le condizioni degli asset e dei processi, prevedere guasti e ottimizzare le operazioni in modo proattivo. Inoltre, come accennato nel primo capitolo, i *digital twin* rendono possibile effettuare simulazioni di scenari futuri, riducendo gli errori di pianificazione e massimizzando l'efficienza del processo simulato.⁹⁵

2.2.2. La manutenzione predittiva e il ruolo dell'IA

Il fermo macchina rappresenta uno dei problemi più gravi per l'industria manifatturiera, in quanto provoca l'interruzione della produzione fino al completamento delle operazioni di riparazione. Si stima, infatti, che quasi ogni impresa sperimenti una riduzione della produttività compresa tra il 5% e il 20% a causa del periodo di inattività delle macchine, comportando perdite economiche notevoli che si sommano ai costi di manutenzione. A causa di ciò e delle conseguenze negative di un'interruzione inaspettata della produzione, si sono sviluppate strategie manutentive proattive. La prima di queste consisteva nella manutenzione preventiva, che si basava sull'ispezione e sulla sostituzione delle componenti, da parte del personale tecnico dopo un determinato numero di cicli produttivi indicato dal produttore. Tuttavia non massimizzava la vita utile degli asset, in quanto poteva portare alla sostituzione di componenti ancora in buone condizioni, aumentando inutilmente i costi di manutenzione. Un'altra problematica è invece rappresentata dal problema opposto, ovvero la sostituzione tardiva di componenti usurate, rappresentando un grosso rischio per la continuità produttiva e gli operatori. A causa della necessità di risolvere questi problemi e grazie allo sviluppo degli EAM e dei CMMS, portato avanti dal progredire delle tecnologie caratteristiche di Industria 4.0, è stata sviluppata la strategia della manutenzione predittiva. Questa si propone l'obiettivo di ridurre i costi

⁹⁵ Kong L. C. W., et al, *Interactive Digital Twins Framework for Asset Management Through Internet*, IEEE Global Conference on Artificial Intelligence and Internet of Things, 2020.

relativi al fermo macchina e di migliorare la competitività delle imprese, attraverso l'anticipazione dei guasti mediante un approccio basato sui dati. Le informazioni sullo stato degli asset facenti parte di un CPS vengono raccolte tramite l'IIoT e immagazzinate nei CMMS, dopodiché attraverso l'analisi dati vengono individuati *pattern* e correlazioni utili a prevenire i guasti e calcolare la vita utile residua, in modo da programmare di conseguenza l'intervento di manutenzione.⁹⁶ La possibilità di effettuare queste analisi circa lo stato di usura delle componenti è resa possibile dall'implementazione di modelli di ML, grazie ai quali dati storici e in tempo reale vengono esaminati. Questo approccio manutentivo basato su *insight* predittivi ricavati attraverso ML, garantisce la minimizzazione dei costi di manutenzione assicurando allo stesso tempo la continuità produttiva e un utilizzo ottimale delle risorse. L'implementazione di un sistema di manutenzione predittiva passa per vari *step*. In primis è necessario un sistema che raccolga i dati operativi del macchinario e li immagazzini nel database del CMMS, dopodiché è necessaria l'adozione di algoritmi che puliscano i dati e ne estraggano informazioni rilevanti sullo stato di usura del macchinario. Una volta fatto ciò, tali dati vengono usati per allenare i modelli di ML, al fine di predire i valori dei parametri indicativi di rischio nel breve e medio termine. Questi modelli si basano su algoritmi di classificazione, regressione e di *deep learning*, come ad esempio il *Long Short-Term Memory* (LSTM).⁹⁷ Quest'ultimo non è altro che una *Recurrent Neural Network* (RNN), specializzata nell'analisi di dati sequenziali e progettata per mantenere informazioni rilevanti per periodi prolungati, attraverso l'uso di una "memory cell" che viene aggiornata e trasferita tra gli intervalli temporali.⁹⁸ Per concludere, un caso di applicazione reale di successo della manutenzione predittiva è rappresentato da General Electric, che attraverso questa è stata in grado di ridurre del 20% i tempi di fermo macchina, risparmiando annualmente circa 1 miliardo di dollari di perdite, aumentando la produttività e migliorando così la sua posizione competitiva sul mercato.⁹⁹

⁹⁶ Nunes P., Santos J., & Rocha E., *Challenges in predictive maintenance – A review*, CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, p. 54, 2023.

⁹⁷ Kane A., et al, *Predictive Maintenance using Machine Learning*, Computer Engineering Department Pune Institute of Computer Technology, 2022.

⁹⁸ Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th edition, Pearson, pp. 760-762, 2021.

⁹⁹ Pingax, *Implementing Predictive Maintenance in Factories*.

<https://pingax.com/projects/manufacturing/predictive-maintenance/implementing-predictive-maintenance-in-factories/>

2.2.3. Impatti e benefici dell'implementazione

Dal momento che l'implementazione di un sistema di manutenzione predittiva è molto costosa e lunga, è necessario per le imprese valutare se la messa in opera genererà un impatto positivo sul ROI e quindi sia sostenibile per l'impresa. Per compiere tale valutazione, è necessario confrontare i costi di implementazione delle nuove tecnologie con i risparmi potenziali e l'impatto sulla produttività degli asset. Gli aspetti da considerare nel confronto sono: i costi diretti, come materiali, manodopera e componenti; i costi indiretti, come tempi di inattività, perdite sulle vendite, diminuzione della qualità del prodotto e consumo energetico. Bisogna inoltre considerare le conseguenze a cascata della scelta di rimanere su un sistema di manutenzione preventiva, come ad esempio la gestione inadeguata dei ricambi e maggiori costi manutentivi. Riguardo ai risparmi potenziali dell'implementazione di un sistema di manutenzione predittiva, questi sono sintetizzati nella tabella 2.1 riportata di seguito.

Tabella 2.1. Risparmi potenziali dell'implementazione di un programma di manutenzione predittiva.

Increase asset availability	5-15%		9%	V	30%	
Reduce Maintenance Cost	18-25%	25-30%	12%	10-40%	50%	25%
Reduction in breakdowns		70-75%			55%	70%
Reduction in downtime		35-45%		50%		50%
Increase in production		20-25%		V		
Reduce H&S and quality risks			14%	10-20%		
Extend lifetime of aging assets			20%	3-5%		
Increase employee morale				V		
Repair and overhaul time					60%	12%
Spare parts inventory					30%	
Return of investment		10				
Cut unplanned outage						50%
Reduction capital investment						3-5%
References	(Morgan Cox et al., 2017)	(Gutenberg-technology, 2019), (U.S Department of Energy's Federal Energy Management Program, 2004)	(Kupervas Amir, 2019) (AI Multiple, 2020)	(AI Multiple, 2020)	(SPD group, 2020)	(IBM, 2017)

Fonte: Damant L., et al, *Exploring the Transition from Preventive Maintenance to Predictive Maintenance Within ERP Systems by Utilising Digital Twins*, p. 172, 2021.

La tabella riporta i risparmi stimati dai vari studi citati in essa, in modo da facilitare la comparazione dei benefici. I benefici più rilevanti riguardano:

- L'aumento della disponibilità operativa delle macchine che, a seconda dello studio, si attesta tra il 9% e il 30%.

- La riduzione dei costi di manutenzione, con risparmi che variano dal 12% al 50% nel caso più ottimistico.
- La riduzione dal 55% al 75% dei guasti.
- La diminuzione dei fermi macchina dal 35% al 50%.
- L'incremento della vita residua degli asset di circa il 3-20%
- Infine, il taglio di circa il 50% degli interventi manutentivi fuori programma.

Gli altri benefici riportati, come ad esempio l'aumento della produttività di circa il 20-25%, il risparmio di componenti sostituiti del 30% e la riduzione del tempo di riparazione dal 12% al 60%, si configurano invece come effetti secondari derivanti dai sei benefici citati precedentemente.¹⁰⁰

2.3. Quality Management 4.0 e il ruolo dell'IA

Quest'ultima sezione sarà dedicata all'analisi dei cambiamenti e delle novità apportate da Manifattura 4.0 e dall'integrazione delle discipline dell'IA al *quality management* (o gestione della qualità). L'analisi sarà suddivisa in tre sottoparagrafi: nel primo verrà introdotto il *quality management* e le sue declinazioni; nel secondo verranno messe a fuoco le innovazioni e i cambiamenti introdotti dal paradigma 4.0; infine, nel terzo verranno riportate le due principali filosofie di *quality management*, come sono state innovate e rese più efficienti dalla diffusione delle tecnologie digitali e IA.

2.3.1. Introduzione al quality management

Il *quality management* (QM) è una disciplina che consiste in un approccio sistematico, comprendente politiche, strategie e metodologie, finalizzato a garantire e migliorare la qualità delle operazioni aziendali, nonché ad assicurare la conformità alle normative vigenti e le aspettative dei clienti. La declinazione pratica del QM è rappresentata dai

¹⁰⁰ Damant L., et al, *Exploring the Transition from Preventive Maintenance to Predictive Maintenance Within ERP Systems by Utilising Digital Twins*, Transdisciplinary Engineering for Resilience: Responding to System Disruptions, p. 172, 2021.

quality management systems (QMS), i quali consistono in un insieme organizzato di processi e procedure standardizzate, che permettono una gestione sistematica della qualità di ogni attività collegata alla produzione. Un QMS ben strutturato ed efficace apporta numerosi benefici all'impresa che lo implementa, come: una maggiore soddisfazione dei clienti, l'ottimizzazione dei costi, il miglioramento continuo delle operazioni, la riduzione degli sprechi e degli errori di fabbricazione.¹⁰¹ È consuetudine per le imprese sviluppare e implementare i QMS seguendo standard internazionalmente riconosciuti, come, ad esempio, la norma ISO 9001. Quest'ultima rappresenta uno standard internazionale certificabile e si occupa di tracciare le linee guida e i principi attorno ai quali un QMS deve svilupparsi per essere efficace, garantendo la sostenibilità del vantaggio competitivo dell'impresa nel lungo termine. Secondo la norma ISO 9001, i QMS devono svilupparsi attorno ai seguenti principi: attenzione al cliente e ai suoi *feedback*, *leadership* efficace, coinvolgimento del personale, approccio basato sul processo, miglioramento continuo e *decision-making* basato sui dati e gestione delle relazioni aziendali.¹⁰²

I QMS si compongono di quattro domini fondamentali, ciascuno caratterizzato da compiti specifici:

- *Quality planning* (QP): racchiude tutte le decisioni sulla pianificazione del sistema di controllo, la frequenza delle verifiche, la suddivisione dei ruoli e la definizione degli standard di qualità che devono essere assicurati. Il QP rappresenta il primo insieme di processi che viene posto in essere una volta definito un QMS.
- *Quality assurance* (QA): consiste nell'insieme delle attività preordinate e sistematiche, volte ad assicurare il rispetto delle procedure e degli standard di qualità stabiliti nella fase di QP lungo tutta la catena del valore. La QA svolge un ruolo preventivo e si concentra sul monitoraggio di ciascun processo produttivo, evidenziandone le criticità e migliorandone l'efficienza, in modo tale da minimizzare gli sprechi e i difetti di fabbricazione prima che si verifichino.
- *Quality control* (QC): comprende tutte le attività fisiche di ispezione e verifica finalizzate all'identificazione e alla correzione dei difetti di produzione. Il QC, a

¹⁰¹ International Organization for Standardization (ISO), *Quality Management*.

<https://www.iso.org/quality-management>

¹⁰² International Organization for Standardization (ISO), *Quality Management Principles*.

<https://www.iso.org/quality-management/principles>

differenza della QA, adotta un approccio reattivo, intervenendo una volta che il difetto si è già manifestato ed elaborando statistiche su ogni processo.

- *Quality improvement (QI)*: rappresenta l'ultimo insieme di processi messi in atto da un QMS, si occupa della raccolta e dell'elaborazione dei dati provenienti dalle operazioni di QA e QC, al fine di effettuare una continua ottimizzazione delle operazioni e migliorare la qualità di processi e prodotti.¹⁰³

2.3.2. Impatti delle tecnologie di Industria 4.0 e delle discipline dell'IA sul quality management

La progressiva affermazione di Industria 4.0, la necessità di stare al passo con la continua evoluzione del mercato globale e la crescente domanda di trasparenza nei processi produttivi hanno dato origine ad una profonda trasformazione dei processi di QM, portando alla formalizzazione del paradigma di *Quality 4.0* (o *Quality Management 4.0*). Con questa espressione si fa riferimento ad un approccio al QM basato sulle tecnologie digitali e su un'impostazione *data-driven*, con il fine di migliorare e potenziare i processi contenuti in un QMS. Il QM 4.0 è parte integrante del modello *smart factory*, in quanto per il raggiungimento dello standard produttivo da esso offerto è necessario un controllo capillare e continuo dei processi produttivi. Questo nuovo approccio al QM si avvale di gran parte delle tecnologie e discipline dell'IA esposte precedentemente nei paragrafi 1.3 e 1.5. In particolare, la tabella 2.2 riportata di seguito illustra le principali tecnologie sfruttate nell'ambito del QM 4.0 e il loro impatto sui principali processi e pratiche concernenti il QM.

¹⁰³ DocXellent, *The 4 Main Components of a Quality Management System (QMS)*, 19 settembre 2022. <https://info.docxellent.com/blog/main-components-quality-management>

Tabella 2.2. Tecnologie di Industria 4.0 impiegate nei processi di *quality management*.

14.0 Tools and Technologies	Quality Management Practices							
	Management Commitment	Customer Involvement	Supplier Involvement	Employee involvement	Benchmarking techniques	Process Management	Information and Analysis	Formal strategic planning
Data science and statistics	X					X	X	X
Enabling technologies (IoT, IIoT, Integrated systems, VR, AR, cloud computing)	X	X	X	X	X	X	X	X
Big Data	X	X	X			X	X	
Blockchain	X			X		X		X
AI	X			X			X	
ML	X						X	X
Neural Networks and Deep Learning	X					X	X	

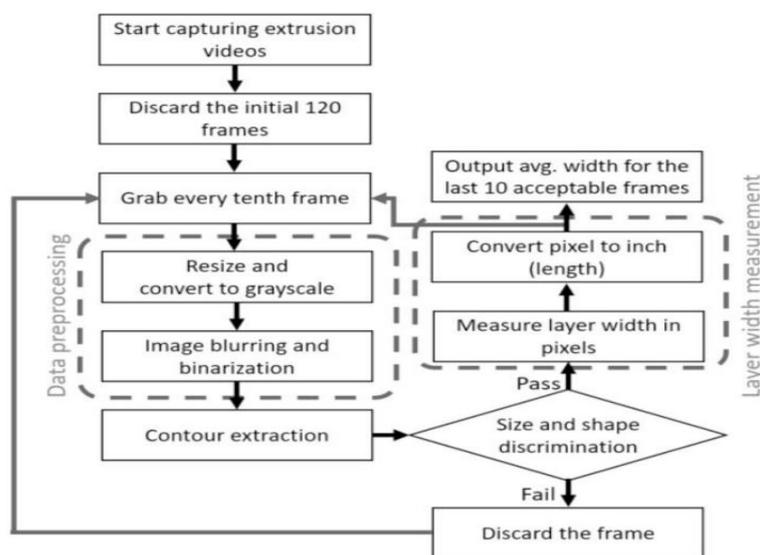
Fonte: *Carvalho A. V., et al, Quality 4.0: An Overview, p. 345, 2021.*

Dalla tabella si evince come le tecnologie abilitanti di Industria 4.0 abbiano trasformato ogni processo afferente al QM. Inoltre, evidenzia il ruolo fondamentale che rivestono i *big data* e la *blockchain* in questo ambito, dove quest'ultima viene utilizzata per garantire la tracciabilità, la trasparenza e l'immutabilità dei dati relativi alla qualità dei prodotti e alla catena di fornitura.¹⁰⁴ Oltre all'impatto sui processi generali di QM appena mostrato, l'implementazione del paradigma QM 4.0 comporta trasformazioni significative in ogni dominio appartenente ai QMS. Ad esempio, il QP viene completamente rivoluzionato dall'approccio *data-driven* e dalla possibilità di simulare i processi offerta dai *digital twins*. Un altro ambito rivoluzionato è quello della QA, che vede enormemente potenziate le sue capacità di prevenire i difetti, grazie alla possibilità offerta dagli algoritmi di *machine learning* (ML) di individuare in tempo reale *insight* predittivi di guasti o errori dai dati raccolti durante i processi di monitoraggio. Inoltre, la possibilità di individuare difetti o errori nelle procedure prima che si verifichino consente di agire immediatamente sulla causa, minimizzando gli sprechi di risorse e limitando le perdite economiche ad essi imputabili. La sezione dei QMS che è stata maggiormente impattata dall'introduzione del paradigma 4.0 e dalle tecnologie IA è il QC. Infatti, grazie alle innovazioni nel campo della *computer vision* (CV) e allo sfruttamento del *deep learning* è stato reso possibile

¹⁰⁴ Carvalho A. V., et al, *Quality 4.0: An Overview*, Procedia Computer Science, pp. 341–346, 2021.

automatizzare l'intero processo di individuazione dei difetti di produzione. In particolare, l'implementazione di modelli sfruttanti reti neurali convoluzionali per l'analisi in tempo reale, consente l'estrazione delle geometrie del prodotto e la verifica di eventuali deviazioni dai limiti di riferimento, segnalando i difetti e procedendo allo scarto senza la necessità di dover interrompere o rallentare la produzione. Un esempio concreto dell'applicazione delle tecnologie proprie del QM 4.0 nel settore manifatturiero ci è fornito da Nihat Bayiz, *Chief Production and Technology Officer* di Beko. Egli ha riportato in occasione del World Economic Forum 2024 come l'implementazione di un QMS basato su ML abbia ridotto in maniera consistente il numero di lamiere deformate prodotte, portando ad un risparmio del 12,5% sui costi dei materiali. Nello specifico, l'implementazione di un modello di prevenzione dei guasti basato su alberi decisionali ha permesso di ridurre del 66% il tasso di difetti.¹⁰⁵ Per approfondire il reale contributo della CV in questo approccio al QC, è stata riportata nella figura 2.5 una sintesi del funzionamento di un algoritmo di CV integrato in un sistema per il controllo della qualità di un processo di estrusione.¹⁰⁶

Figura 2.5. Diagramma di flusso di un algoritmo di *computer vision* per il *quality control*.



Fonte: Kazemian A., et al, *Computer vision for real-time extrusion quality monitoring and control in robotic construction*, p. 94, 2019.

¹⁰⁵ Schönfuß B., *How AI Is Transforming the Factory Floor*, World Economic Forum, 25 ottobre 2024. <https://www.weforum.org/stories/2024/10/ai-transforming-factory-floor-artificial-intelligence>

¹⁰⁶ Nota: Il processo di estrusione è una tecnica di produzione che consente la creazione di oggetti con profili trasversali fissi spingendo un materiale, generalmente metalli o polimeri, attraverso una matrice che possiede la sezione trasversale desiderata.

L'algoritmo illustrato nella figura 2.5 consente, attraverso l'elaborazione delle immagini in input, di ottenere la larghezza dello strato di materiale estruso. Il processo di elaborazione inizia con lo scartamento dei primi 120 *frame* del video dell'estrusione e con la sezione di un *frame* ogni dieci in modo da ottimizzare il carico computazionale. Dopodiché si procede con la fase di pre-elaborazione delle immagini che ha lo scopo di semplificare l'estrazione dei contorni del prodotto estruso. Tale estrazione avviene attraverso l'impiego di reti neurali convoluzionali e consente di procedere con la verifica della conformità delle geometrie con i parametri di riferimento, in modo da procedere con lo scarto o la conservazione del *frame*. In quest'ultimo caso l'algoritmo procede con la misurazione dello spessore del materiale e lo converte da pixel a unità di lunghezza. Infine, viene restituito in output il valore medio dello spessore del materiale basato sugli ultimi dieci *frame* accettabili. L'algoritmo appena illustrato integrato in un QMS intelligente consente, non solo di effettuare un controllo della qualità continuo ed in tempo reale, ma di regolare automaticamente i parametri di estrusione senza la necessità di un supervisore umano.¹⁰⁷ In conclusione, per quanto riguarda il QI la possibilità di ricevere ed elaborare dati in tempo reale consente, come accennato nel sistema discusso pocanzi, di identificare le inefficienze e gli errori, permettendo l'immediata ottimizzazione dei processi e dei parametri delle macchine.

2.3.3. Impatti del paradigma 4.0 sulle filosofie di quality management

L'affermazione delle tecnologie digitali e delle tecnologie correlate all'IA ha impattato significativamente anche le varie filosofie e metodi di QM. Il settore manifatturiero moderno, si appropria alla gestione della qualità della produzione principalmente attraverso due principali che sono: Six Sigma e *lean manufacturing*. Entrambe queste filosofie di QM sono state impattate dall'affermazione del paradigma Quality 4.0, che ne ha migliorato notevolmente l'efficienza e reso più conveniente l'implementazione.

Per quanto riguarda Six Sigma, questa consiste in un approccio *data-driven* che mira a identificare ed eliminare difetti o variazioni dagli standard, con lo scopo di arrivare a garantire un tasso di errori di produzione inferiore a 3,4 difetti per milione di pezzi

¹⁰⁷ Ettalibi A., Elouadi A., & Mansour A., *AI and Computer Vision-based Real-time Quality Control: A Review of Industrial Applications*, *Procedia Computer Science*, pp. 212–220, 2024.

prodotti. Per raggiungere questo obiettivo si avvale della metodologia DMAIC (Definisci, Misura, Analizza, Migliora e Controlla), che tradizionalmente si basa sull'analisi dei dati storici per l'identificazione dei difetti e il monitoraggio dei processi. L'introduzione del paradigma Quality 4.0, grazie all'enorme mole di dati in tempo reale fornita dall'*Industrial Internet of Things* (IIoT), dai *Cyber-Physical System* (CPS) e dalle tecnologie proprie delle *smart factory*, ha introdotto nella metodologia Six Sigma le analisi predittive, con le quali è possibile identificare eventuali problemi nei prodotti prima che si verifichino. Inoltre, la possibilità offerta dal *machine learning* di poter processare e analizzare cospicue quantità di dati ha trasformato l'approccio DMAIC e, di conseguenza, la filosofia Six Sigma trasformandola da reattiva a proattiva.

A differenza di Six Sigma, la filosofia *lean manufacturing*, creata da Toyota negli anni '50, è incentrata sull'identificazione ed eliminazione degli sprechi produttivi e sull'ottimizzazione dei processi. Nello specifico, essa ruota attorno a cinque principi:

- *Value*: ovvero ripensare al valore dal punto di vista del cliente.
- *Map*: cioè mappare il flusso del valore e individuare gli sprechi produttivi.
- *Flow*: che significa far fluire le attività senza punti di stagnazione non necessari.
- *Pull*: ovvero fare in modo che il cliente spinga la domanda di produzione e quindi adottare il modello di produzione *just-in-time*.
- *Perfection*: per cui si deve puntare al massimo livello di qualità del prodotto.

Prima dell'avvento di Industria 4.0, la filosofia *lean* faceva affidamento sulla raccolta manuale dei dati e sui *feedback* da parte dei clienti e degli operatori. Invece, al giorno d'oggi le tecnologie digitali e l'afflusso continuo di dati hanno semplificato enormemente l'implementazione di questo approccio, facilitando la fase di mappatura del flusso di valore e l'identificazione precisa del livello della domanda, nonché dei trend in voga tra i consumatori. Questi miglioramenti sono stati resi possibili dallo sviluppo di algoritmi di analisi dati sempre più avanzati e dalla facilità, offerta dal modello *smart factory*, con cui è possibile controllare ogni aspetto inerente alla produzione.

Infine, in tempi recenti si sta affermando sempre di più l'impiego del modello Lean Six Sigma. Quest'ultimo combina i principi della *lean manufacturing*, ovvero la riduzione degli sprechi e l'ottimizzazione dei processi, con quelli della filosofia Six Sigma, cioè la minimizzazione dei difetti e il miglioramento continuo della qualità, con lo scopo di

aumentare l'efficienza operativa e garantire prodotti di alta qualità, sfruttando l'approccio *data-driven* reso possibile dalle tecnologie digitali.¹⁰⁸

¹⁰⁸ Wolniak R., Grebski W., *The methods of quality management in Quality 4.0*, Scientific Papers of Silesian University of Technology Organization and Management Series, 2023.

CAPITOLO 3

TRASFORMAZIONE DEL LAVORO NEL SETTORE MANIFATTURIERO E IMPATTI DELL'IA SULL'OCCUPAZIONE

L'obiettivo di questo capitolo è analizzare gli impatti sui lavoratori e sull'occupazione scaturiti dalla diffusione dell'automazione avanzata e dei sistemi intelligenti, derivante dall'affermazione del paradigma di Manifattura 4.0 e dell'IA. Le prime due sezioni si concentreranno sull'analisi degli impatti, con un approfondimento sull'effetto sostituzione e sull'effetto creazione. L'ultima sezione, invece, sarà dedicata alle sfide e alle problematiche derivanti dalla diffusione dell'IA nel mondo del lavoro, assieme alle possibili politiche pubbliche e aziendali utili a risolverle, favorendo la transizione verso un nuovo panorama lavorativo.

3.1. Impatti dell'IA e trasformazione dei ruoli lavorativi

3.1.1. Impatti sull'occupazione a livello aggregato e nuove figure professionali

Gli impatti a livello aggregato sull'occupazione e sul lavoro in ambito manifatturiero, derivanti dall'introduzione di tecnologie e innovazioni *AI-based*, sono complessi e ambivalenti, generando principalmente tre effetti: l'effetto sostituzione nei confronti dei lavori a basso valore aggiunto, la *job augmentation* (ossia l'amplificazione delle capacità umane attraverso la tecnologia) e la creazione di nuovi ruoli tecnici.¹⁰⁹ Per quanto concerne l'effetto sostituzione, la sua intensità è strettamente legata alla progressiva automazione dei processi che caratterizza il modello *smart factory*, discusso nei precedenti capitoli. La portata di questo fenomeno e la conseguente disoccupazione

¹⁰⁹ Gilbert A., *Reframing Automation - a new model for anticipating risks and impacts*, Institute for the Future of Work, 2023.

tecnologica, assieme ai fattori di compensazione che possono attenuarne l'impatto saranno approfonditi nel paragrafo 3.2. Riguardo l'argomento *job augmentation*, uno studio del Fraunhofer Institute for Industrial Engineering (IAO) del 2018, ha concluso che il principale risvolto dell'implementazione dell'IA in ambito produttivo consisterà in una sempre più stretta collaborazione tra lavoratori e macchine. Secondo l'istituto, le tecnologie digitali, tra cui l'IA, devono essere considerate non tanto come sostitute del lavoro umano, piuttosto come strumenti di supporto in grado di rendere il lavoro più flessibile, interessante e incentrato sulla persona.¹¹⁰ Un esempio concreto di *job augmentation* è rappresentato dai *cobot* che, come discusso in precedenza, mirano a supportare gli operatori nelle mansioni più gravose e ripetitive piuttosto che a sostituirli integralmente. Tuttavia questa visione ottimistica, offerta dal Fraunhofer IAO, enfatizza il potenziale dell'IA nell'arricchire il mondo del lavoro favorendo la collaborazione e l'innovazione, ma trascura l'entità dell'effetto sostituzione e la capacità della società di adattarsi in maniera efficace a questa trasformazione nel modo di lavorare. Motivo per cui, studiosi come Ittermann e Niehaus,¹¹¹ mettono in discussione la positività complessiva degli effetti dell'IA sulla società. Infine, in merito alla creazione di nuovi ruoli lavorativi, una ricerca del World Economic Forum¹¹² prevede che la diffusione dell'IA assieme alla piena affermazione del paradigma Industria 4.0, renderà necessaria la creazione di nuove figure tecniche specializzate nella progettazione, gestione e ottimizzazione dei sistemi intelligenti. Inoltre, secondo lo stesso report, il 50% degli imprenditori intervistati ritiene che l'IA avrà un impatto positivo sulla crescita dell'occupazione generale. Tra le professioni emergenti nel prossimo futuro vi sono:

- *Prompt Engineers*: ingegneri specializzati nella progettazione e ottimizzazione di input (*prompt*) per migliorare e semplificare l'interazione tra macchine, utenti e sistemi intelligenti. Il loro principale obiettivo è formulare *prompt* che massimizzino l'efficacia dei modelli di *machine learning* (ML).
- *AI Model Engineers*: responsabili dello sviluppo e dell'ottimizzazione dei modelli di ML *alla base* dei sistemi intelligenti.

¹¹⁰ Peissner M., et al., *Zukunftsarbeit. Zukunftsbilder und Handlungsfelder*, Fraunhofer IAO, 2018.

¹¹¹ Ittermann P., Niehaus J., *Industrie 4.0 und Wandel von Industriearbeit – revisited*, Baden-Baden, pp. 33-60, 2018.

¹¹² WEF, *Future of jobs report 2023*, maggio 2023.

https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2023.pdf

- *Interface and Interaction Designers*: professionisti specializzati nella creazione di interfacce e modalità di interazione che rendono accessibili, comprensibili e utilizzabili i sistemi intelligenti.
- *Data Curators and Trainers*: specialisti il cui scopo è preparare, pulire e ottimizzare i *dataset* necessari per lo sviluppo, l'addestramento e il perfezionamento dei modelli di ML. Il loro lavoro è cruciale, in quanto consente di individuare *bias* e *outliers* nei dati che ridurrebbero l'accuratezza delle previsioni dei sistemi *AI-based*.
- *Ethics and Governance Specialists*: figure professionali il cui obiettivo è garantire che le nuove tecnologie vengano progettate, implementate e utilizzate nel rispetto delle norme in materia ambientale e lavorativa. Inoltre, tra i ruoli di questi specialisti rientra la valutazione degli impatti ambientali e sociali dell'introduzione di nuove tecnologie.
- *Advanced Robotics Designers*: ingegneri dedicati alla progettazione e allo sviluppo di robot industriali avanzati necessari alla sempre più spinta automazione dei processi.
- *Business Intelligence Analysts*: responsabili dell'analisi e dell'interpretazione dei dati provenienti dai processi per supportare le decisioni strategiche, ottimizzare i processi e migliorare le performance aziendali.

Queste professioni, che richiedono un elevato grado di specializzazione, sono la dimostrazione di come l'IA e la Manifattura 4.0 trasformeranno il mercato del lavoro, spostando la domanda verso ruoli caratterizzati da un elevato grado di competenze.¹¹³

3.1.2. Le competenze richieste dal mercato del lavoro di domani

La piena affermazione del paradigma di Manifattura 4.0, assieme alla diffusione dell'IA per l'automazione dei processi, sta determinando e determinerà un marcato aumento della domanda di competenze avanzate, in modo particolare in ambito digitale, tecnico e analitico. Questa prospettiva è supportata dal “*Future of Jobs Survey, 2023*” del World Economic Forum, secondo il quale entro il 2027 il 74,9% delle imprese a livello globale

¹¹³ WEF, *Jobs of Tomorrow: Large Language Models and Jobs*, settembre 2023.
https://www3.weforum.org/docs/WEF_Jobs_of_Tomorrow_Generative_AI_2023.pdf

avrà adottato l'IA, con il 59% di esse che prevede di integrare l'IA e i *big data* come elementi focali delle proprie strategie aziendali.¹¹⁴ Inoltre, uno studio condotto sul mercato del lavoro statunitense e brasiliano ha riportato come tra il 2022 e il 2023 le offerte di lavoro richiedenti competenze correlate all'IA, come ingegneri software e analisti di dati, siano aumentate rispettivamente del 19% e del 15%.¹¹⁵ Tuttavia, essendo i sistemi *AI-based* fondati sul ML, che opera prevalentemente attraverso l'inferenza, essi risultano inefficaci nella comprensione di contesti estesi, poiché sono privi sia di senso comune sia di conoscenza contestuale. Pertanto, tali sistemi non saranno mai in grado di replicare efficacemente capacità umane come il *decision-making* complesso, il pensiero creativo, l'intelligenza emotiva, la capacità di pensiero strategico a lungo termine e la capacità di adattamento a situazioni nuove e impreviste. La tabella 3.1 di seguito, illustra com'è cambiata la classifica delle prime 10 competenze richieste dal mondo del lavoro dal 2010 al 2015 e come cambierà dal 2025.

Tabella 3.1. Report delle dieci competenze più ricercate dal mercato del lavoro.

25/20/15*	in 2025	20/15*	in 2020	in 2015
1	Analytical thinking and innovation	1, 1	Complex problem solving	Complex problem solving
2	Active learning and learning strategies	2, 4	Critical thinking	Coordinating with others
3, 1, 1	Complex problem-solving	3, 10	Creativity	People management
4, 2, 4	Critical thinking and analysis	4, 3	People management	Critical thinking
5, 3, 10	Creativity, originality, and initiative	5, 2	Coordinating with others	Negotiation
6	Leadership and social influence	6	Emotional intelligence	Quality control
7	Technology use, monitoring, and control	7, 8	Judgment and decision making	Service orientation
8	Technology design and programming	8, 7	Service orientation	Judgment and decision making
9	Resilience, stress tolerance, and flexibility	9, 5	Negotiation	Active listening
10	Reasoning, problem-solving	10	Cognitive flexibility	Creativity

Fonte: *Reskilling and Upskilling the Future-ready Workforce for Industry 4.0 and Beyond*, p. 1699, 2022.

È possibile quindi affermare che il futuro panorama lavorativo trasformato dall'IA, oltre alle competenze tecnico-specifiche precedentemente menzionate, continuerà a richiedere abilità socio-emotive, di *decision-making*, comunicative e di pensiero non lineare.

¹¹⁴ WEF, *Future of jobs report 2023*, maggio 2023.

https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2023.pdf

¹¹⁵ LinkedIn, *Future of work report. AI at work*, novembre 2023.

<https://economicgraph.linkedin.com/research/future-of-work-report-ai>

3.1.3. Effetti sulla qualità del lavoro

L'implementazione dell'IA nelle *smart factory* ha un impatto ambivalente sulla qualità del lavoro e dell'ambiente lavorativo, con implicazioni potenzialmente sia positive che negative. Da un lato, l'automazione di attività monotone e gravose consente di migliorare notevolmente il benessere dei lavoratori, offrendo loro la possibilità di dedicarsi a ruoli più stimolanti ed a più alto valore aggiunto, favorendo, in questo modo, il coinvolgimento, il senso di autonomia e l'equilibrio vita-lavoro. Per quanto riguarda le imprese, per queste sarà possibile avvalersi di *trainer* virtuali *AI-based* in grado di offrire a ogni nuovo dipendente un percorso formativo personalizzato, migliorando e accelerando l'apprendimento delle competenze necessarie per svolgere al meglio il proprio ruolo.¹¹⁶ Inoltre, in Cina nel settore delle costruzioni, ad esempio, sono presenti imprese che sfruttano sistemi basati su *machine learning* (ML) e *computer vision* (CV) per prevenire gli incidenti sul lavoro, analizzando i dati provenienti dai macchinari e monitorando il corretto utilizzo dei DPI.¹¹⁷ D'altra parte, l'impiego di sistemi di “*algorithmic management*”, ovvero sistemi *AI-based* dedicati al monitoraggio, alla gestione e al coordinamento dei lavoratori, può destare preoccupazioni significative. Infatti, come verrà approfondito nel paragrafo 3.3.3, questi sistemi possono generare rischi legati alla privacy, alla protezione dei dati e alla sorveglianza sul posto di lavoro, soprattutto in contesti in cui essa è finalizzata al monitoraggio e alla valutazione delle performance in modo invasivo.¹¹⁸ Infine, per quanto riguarda la percezione dei lavoratori, uno studio condotto in Germania mostra come gran parte di essi sia favorevole all'implementazione dell'IA e delle tecnologie avanzate. L'83% degli intervistati ritiene che la robotica avanzata e gli agenti IA prenderanno in carico i lavori più usuranti e monotoni, migliorando e semplificando la vita lavorativa, mentre il 61% prevede che l'IA porterà vantaggi diretti e generali al loro lavoro.¹¹⁹

¹¹⁶ Chen Z., *Artificial Intelligence-Virtual Trainer: Innovative Didactics Aimed at Personalized Training Needs*, Journal of the Knowledge Economy, pp. 2007–2025, 2023.

¹¹⁷ Luo X., et al., *Application of machine learning technology for occupational accident severity prediction in the case of construction collapse accidents*, Safety Science, 2023.

¹¹⁸ OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, 11 luglio 2023.

https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/07/oecd-employment-outlook-2023_904bcef3/08785bba-en.pdf

¹¹⁹ Adesso group, *Künstliche Intelligenz verändert den Blickwinkel*, 30 agosto 2019.

<https://www.adesso-group.de/adesso-group-de/investor-relations/veroeffentlichungen/finanzberichte/2019/adesso-halbjahresbericht-2019.pdf>

3.1.4. Impatti sulla produttività del lavoro

Nei confronti della produttività del lavoro, un report di McKinsey & Company¹²⁰ prevede che la diffusione dell'IA e delle innovazioni ad essa collegate porteranno ad un incremento della produttività compreso tra lo 0,2% e il 3,3% annuo, a seconda del tasso di adozione. Motivo per cui, si prevedono tassi di crescita della produttività più elevati per le economie avanzate favorite da un'adozione più diffusa dell'IA, spinta dalla presenza di maggiori risorse economiche e personale specializzato. Ad esempio, nei prossimi 10 anni si stima per il Giappone una crescita annua della produttività del lavoro dell'1,5%, contro lo 0,7% dell'India.^{121 122}

3.2. Disoccupazione tecnologica e nuova occupazione: dinamica dei fenomeni di sostituzione e creazione di posti di lavoro

Come intuibile da quanto detto in precedenza, la portata dell'impatto dell'automazione avanzata sull'occupazione nel settore manifatturiero è determinata dall'interazione tra l'effetto sostituzione e l'effetto creazione. Di conseguenza, al centro del dibattito sulla trasformazione del lavoro si pone proprio l'equilibrio tra questi due fenomeni. In particolare, la letteratura, sulla base delle evidenze storiche, concorda nel ritenere che, nel prossimo futuro, il numero di occupati a seconda del livello di adozione e diffusione dell'IA seguirà una relazione positiva strutturata a U. In particolare, il breve termine sarà caratterizzato dal predominio dell'effetto sostituzione, con una conseguente riduzione dei posti di lavoro, mentre nel lungo termine prevarrà l'effetto creazione, grazie allo sviluppo

¹²⁰ McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*, p.44, 14 giugno 2023.

<https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier>

¹²¹ Hatzius J., et al., *The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth*, Goldman Sachs, 26 marzo 2023.

<https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html>

¹²² Franken S., Wattenberg M., *The Impact of AI on Employment and Organisation in the Industrial Working Environment of the Future*, 1st European Conference on the Impact of Artificial Intelligence and Robotics, 2019.

di nuovi ruoli lavorativi e nuove realtà produttive innovative. Di seguito verranno approfondite queste due dinamiche e l'attendibilità di tale relazione parabolica positiva.

3.2.1. Il dominio dell'effetto sostituzione nel breve termine

L'automazione avanzata dei processi produttivi supportata dall'IA rappresenta il fattore scatenante dell'effetto sostituzione che sta trasformando radicalmente il panorama occupazionale nel settore manifatturiero, manifestandosi sia in modo diretto che indiretto. L'effetto sostituzione diretto consiste nella sostituzione del lavoro umano con robot o sistemi automatizzati e la sua intensità è direttamente proporzionale ai vantaggi in termini di costi ed efficienza che essi offrono. Invece, l'effetto sostituzione indiretto consiste in una riduzione della domanda aggregata di lavoro, causata dall'aumento della produttività di ciascuna linea di produzione, dovuto all'introduzione di macchinari intelligenti.¹²³ Riguardo alla portata dell'effetto diretto, uno studio¹²⁴ ha calcolato che il numero di lavoratori nell'industria si riduce tra lo 0,16% e lo 0,20% per ogni robot aggiunto ogni 1.000 lavoratori. Un altro gruppo di ricercatori ha osservato una riduzione del 4,6% dei ruoli lavorativi nel settore manifatturiero per ogni aumento dell'1% nell'utilizzo di robot in tali mansioni.¹²⁵ Riguardo all'impatto sulle diverse categorie di lavoratori, è maggiormente esposta all'effetto sostituzione la manodopera a bassa qualificazione, in quanto dedica ad attività facilmente automatizzabili come il trasporto materiali, l'assemblaggio e la saldatura. Per questa categoria è essenziale investire nella riqualificazione e nell'aggiornamento delle competenze, così da poterla reintegrare nel tessuto produttivo e non perderne il *know-how*. Diversamente, per i lavoratori mediamente qualificati, l'introduzione della robotica avanzata può comportare l'eliminazione di alcune mansioni semplici; tuttavia, il costo relativamente contenuto della loro riqualificazione rende conveniente per le imprese trasformarli in forza lavoro

¹²³ Wang L. H., Hu S. M., & Dong Z. Q., *Will AI technology induce labor income inequality: model deduction and classification evaluation*, China Ind. Econ., 2020.

¹²⁴ Chiacchio F., Petropoulos G., & Pichler D., *The impact of industrial robots on EU employment and wages: a local labor market approach*, Bruegel, 2018.

¹²⁵ Yan X. L., Zhu B. K., & Ma C., *Industrial robot use and manufacturing employment : evidence*, China. Stat. Res., pp. 74–87, 2020.

ad alta qualificazione piuttosto che licenziarli.¹²⁶ La Banca Mondiale, in una sua pubblicazione,¹²⁷ stima che circa il 57% dei posti di lavoro nei paesi OCSE sarà a rischio sostituzione nei prossimi 20 anni, prevedendo un impatto ancora più significativo sui paesi in via di sviluppo. Poiché in questi, l'abbondanza di manodopera poco qualificata, che ha reso la manifattura *labour-intensive* l'asse portante dello sviluppo economico e della sicurezza occupazionale, amplificherà l'impatto dell'effetto sostituzione sul mercato del lavoro locale. Inoltre, in aggiunta all'impatto diretto delle tecnologie di automazione, i paesi in via di sviluppo rischiano di subire il ritiro delle esternalizzazioni manifatturiere da parte dei paesi sviluppati, aggravando ulteriormente le ripercussioni sull'occupazione e sul tessuto sociale. Questo fenomeno, noto come *reshoring* (o rilocalizzazione), è alimentato dalla necessità del nuovo paradigma produttivo di accedere a un bacino sempre più ampio di personale qualificato e dal desiderio dei paesi sviluppati di mitigare l'impatto dell'automazione, riportando sul territorio le realtà delocalizzate. Un esempio di questo nuovo fenomeno politico è rappresentato dall'obiettivo della nuova amministrazione statunitense di riportare la produzione industriale sul territorio nazionale, attraverso l'introduzione di tariffe doganali e incentivi fiscali. Tuttavia, come si vedrà nel prossimo paragrafo, le evidenze storiche derivanti dalle precedenti rivoluzioni industriali dimostrano che l'effetto sostituzione e di conseguenza la disoccupazione tecnologica, sono fenomeni temporanei che conducono ad un aggiustamento strutturale del mercato del lavoro, piuttosto che ad una disoccupazione di massa di lungo periodo.

3.2.2. Il dominio dell'effetto creazione nel lungo termine

La storia dell'industrializzazione dimostra che ogni innovazione produttiva comporta un aumento del tasso di disoccupazione nel breve periodo. Tanto che le prime preoccupazioni riguardo la perdita di posti di lavoro causata dall'innovazione risalgono all'inizio del XIX secolo, quando i lavoratori delle fabbriche tessili britanniche

¹²⁶ Huo Q., Ruan J., & Cui Y., "Machine replacement" or "job creation": How does artificial intelligence impact employment patterns in China's manufacturing industry?, *Frontiers in Artificial Intelligence*, pp. 4, 2024.

¹²⁷ Hallward-Driemeier M, Nayyar G., *Trouble in the Making? The Future of Manufacturing-led Development*, *World Bank Publications*, 20 settembre 2017.
<https://www.worldbank.org/en/topic/competitiveness/publication/trouble-in-the-making-the-future-of-manufacturing-led-development>

distrussero le macchine per la filatura appena diffuse per timore di essere sostituiti.¹²⁸ Tuttavia, nel lungo periodo ogni innovazione produttiva ha reso necessaria la creazione di nuovi ruoli lavorativi con un livello di competenza superiore e di nuove catene del valore, al fine di sostenere tali innovazioni, annullando di fatto l'impatto negativo dell'effetto sostituzione e aumentando l'occupazione generale. Per dare una spiegazione a questo fenomeno è utile rifarsi al pensiero espresso da Jacques Ellul nel suo libro "The Technological Society",¹²⁹ sulla base del quale è possibile affermare che nella società moderna dominata dall'efficienza, l'uomo possiede la capacità di creare le macchine per liberarsi dal lavoro, ma finisce per diventare schiavo del nuovo sistema tecnico necessario a mantenerle. In sostanza, l'uomo non si libererà mai completamente del lavoro, in quanto dovrà creare costantemente nuovi ruoli lavorativi in risposta all'evoluzione tecnologica. Un esempio recente di questo fenomeno può essere osservato nei confronti dell'impatto che ha avuto l'informatizzazione sull'occupazione, su cui ha indagato il Centro Europeo per la Ricerca Economica (ZEW).¹³⁰ Lo studio condotto ha calcolato che, tra il 1999 e il 2010, la diffusione dell'informatizzazione e le conseguenti innovazioni in ambito produttivo hanno portato alla perdita di 1,6 milioni di posti di lavoro, tuttavia nello stesso periodo ne sono stati generati 3,4 milioni. Sempre sull'impatto dell'informatizzazione un altro studio,¹³¹ stavolta effettuato negli Stati Uniti, ha calcolato che lo sviluppo dell'informatica e dei personal computer ha generato dal 1980 oltre 15,8 milioni di posti di lavoro. Tornando ad oggi, recenti ricerche¹³² stimano, sulla base dell'impatto di innovazioni passate, che nel 2030 grazie alla diffusione dell'IA nella vita quotidiana e dei sistemi intelligenti nelle realtà produttive, si saranno venuti a creare dal 2010 più di 734 milioni di posti di lavoro a livello globale. In ambito manifatturiero, si vedrà un incremento esponenziale della domanda di manodopera altamente qualificata come, ad esempio, i ruoli menzionati nel paragrafo 3.1.1. Inoltre, si assisterà ad un incremento notevole della scala produttiva e alla creazione di nuove catene del valore, grazie

¹²⁸ Allen R., *Technical change, capital accumulation, and inequality in the British industrial revolution*, Explorations in Economic History, 2009.

¹²⁹ Ellul J., *The Technological Society*, Blackstone Publishing, 2021.

¹³⁰ Süddeutsche Zeitung, *Automatisierung könnte 560.000 Jobs schaffen*, 28 giugno 2019.

<https://www.sueddeutsche.de/wirtschaft/digitalisierung-automatisierung-arbeitsplaetze-zew-studie-1.4501771>

¹³¹ Manyika J., et al, *Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation*, McKinsey Global Institute, 1 dicembre 2017.

<https://www.mckinsey.com/~media/BAB489A30B724BECB5DEDC41E9BB9FAC.ashx>

¹³² Bloom D., McKenna M., & Prettnner K., *Demography, Unemployment, Automation, and digitalization. Implications for the Creation of (Decent) Jobs*, NBER Working Paper, luglio 2018.

all'effetto *spillover*, portando così alla piena compensazione dell'effetto sostituzione. Sull'intensità dell'effetto creazione dell'automazione avanzata, si stima che sia necessario un ingegnere specializzato ogni dieci grandi robot intelligenti e nei confronti di robot di dimensioni minori si stima un rapporto anche inferiore.¹³³ In conclusione, l'impatto dell'automazione dei processi produttivi sull'occupazione si configura come una combinazione tra gli effetti di sostituzione e di creazione, accompagnata da una trasformazione strutturale del mercato del lavoro verso ruoli ad alta specializzazione. Nel prossimo paragrafo viene riportato uno studio che, attraverso un'analisi econometrica, dimostra l'esistenza di queste dinamiche di sostituzione e creazione.

3.2.3. Analisi econometrica dell'impatto dell'automazione avanzata sull'occupazione

Per verificare la reale esistenza di un effetto creazione che compensi almeno in parte l'effetto sostituzione generato dall'automazione, sono stati riportati i risultati di uno studio condotto dall'università di Shanghai, intitolato "*How automated machines influence employment in manufacturing enterprises?*". Lo studio in questione analizza l'impatto che l'automazione manifatturiera ha avuto sull'occupazione cinese attraverso analisi econometriche, aggregando i dati provenienti dalle imprese manifatturiere cinesi tra il 2012 e il 2019. La scelta della Cina quale oggetto dell'analisi è dettata dal fatto che, come riportato nel capitolo 2, è il paese in cui si è più diffuso l'utilizzo di robot industriali avanzati. L'ipotesi che l'articolo intende verificare è se l'automazione dei processi produttivi nelle imprese cinesi abbia prodotto, nel breve termine, un effetto sostituzione a scapito dei lavori a bassa qualificazione e, nel lungo termine, se tale effetto sia stato mitigato dalla creazione di lavori ad alta qualificazione.

Per procedere con l'analisi del fenomeno e la creazione di un modello di regressione utile a stimare l'impatto dell'automazione sull'occupazione, sono state create le seguenti variabili:

- *Lnit*: misura il livello complessivo dell'occupazione attraverso il logaritmo naturale del numero totale di lavoratori impiegati nelle imprese esaminate. Inoltre,

¹³³ Deng Z., Huang Y., *A study on the employment impact of artificial intelligence development*, Learning and Exploration, 2019.

per studiare l'impatto sulla struttura dell'occupazione, tale variabile è stata scomposta in Z_{it} e L_{it} , dove la prima rappresenta i lavoratori ad alta qualificazione e la seconda i lavoratori a bassa.

- $Autom_{it}$: rappresenta il grado di automazione nelle operazioni produttive.
- X : consiste in un vettore contenente tutte le variabili di controllo, vale a dire i fattori che potrebbero influenzare l'occupazione, indipendentemente dal grado di automazione. All'interno di X sono contenute le seguenti variabili: $Lnasset_{it}$, cioè il logaritmo naturale del valore totale degli asset di ciascuna impresa, in quanto risorse produttive maggiori aumentano la domanda di lavoro. Lnr_{dit} , ovvero il logaritmo naturale del valore degli investimenti in ricerca e sviluppo, poiché maggiori investimenti corrispondono a maggiori assunzioni di personale qualificato. $Lnex_{it}$, che rappresenta il logaritmo naturale del volume delle esportazioni di ogni impresa, dato che un incremento nelle vendite comporta un aumento della scala produttiva, quindi un aumento della forza lavoro. Lnw_{it} , ovvero il logaritmo naturale del salario medio dei dipendenti, in quanto un aumento del costo del lavoro potrebbe comportare una riduzione della manodopera.

Delle precedenti variabili vengono poi individuate le seguenti statistiche descrittive riportate nella tabella 3.2.

Tabella 3.2. Statistiche descrittive delle variabili individuate.

Variable	Mean	SD	Min	Max
$\ln l$	7.5125	1.1735	5.1180	10.6705
$autom$	0.1698	0.1935	0.0547	1.5574
$\ln L$	7.4531	1.1820	4.9488	10.5725
$\ln Z$	5.7247	1.1927	3.0910	8.9882
$\ln asset$	21.4999	1.3550	15.3539	27.3493
$\ln rd$	13.9736	1.7590	1.0276	22.4736
$\ln ex$	18.9047	2.2391	6.0768	25.4970
$\ln w$	11.4639	0.4470	5.0024	14.6230

Fonte: Jiang H., et al, *How automated machines influence employment in manufacturing enterprises?*, p. 8, 2024.

Dai valori medi delle variabili $\ln Z$ e $\ln L$ si può constatare come il numero di lavoratori a bassa qualificazione sia di gran lunga maggiore a quello dei lavoratori qualificati; ciò dimostra che la transizione verso il paradigma produttivo rappresentato da Manifattura 4.0 è ancora in corso e c'è, quindi, ancora molto margine di riqualificazione del personale. Inoltre, il valore medio di 0.16 della variabile $autom$ dimostra che l'automazione avanzata

si è diffusa in molte realtà produttive e che il grado di automazione delle imprese è in crescita.

Al fine di rinvenire l'impatto che l'automazione ha avuto sull'occupazione attraverso i parametri precedentemente individuati, viene costruito il modello di regressione di seguito riportato:

$$\ln l_{it} = \alpha + \beta \text{autom}_{it} + \theta X + v_i + \varphi_t + \varepsilon_{it}$$

Tale modello presenta inoltre i seguenti parametri:

- α : rappresenta il valore di $\ln l_{it}$ quando le variabili Autom_{it} e X sono pari a zero, ovvero il livello dell'occupazione indipendentemente dall'automazione e dalle altre variabili.
- β : la variazione attesa di $\ln l_{it}$ per ogni variazione unitaria di Autom_{it} tenendo costanti gli altri fattori, quindi rappresenta l'effetto diretto dell'automazione sull'occupazione.
- θ : la variazione attesa di $\ln l_{it}$ per ogni variazione unitaria del vettore X tenendo costanti gli altri fattori, quindi rappresenta l'effetto delle variabili indipendenti sull'occupazione.
- V_i : serve a controllare gli effetti fissi individuali, ovvero le caratteristiche specifiche di ogni impresa che non variano nel tempo, come la struttura organizzativa e le politiche interne.
- Φ_t : necessaria a controllare gli effetti temporali, come le condizioni macroeconomiche, le politiche governative o le crisi economiche globali.
- ε_{it} : rappresenta l'errore statistico, cioè la frazione della variazione dell'occupazione che non è spiegata dal modello.

A seguire, nella tabella 3.3 sono riportate le stime dei parametri del modello di regressione lineare.

Tabella 3.3. Parametri stimati attraverso la regressione lineare.

Variables	(1)	(2)	(3)
	lnI	lnL	lnZ
<i>autom</i>	-0.1690*** (-2.6203)	-0.2950*** (-4.7015)	0.1592*** (2.7720)
<i>lnasset</i>	0.4962*** (11.0706)	0.4831*** (10.1837)	0.4969*** (10.4232)
<i>lnrd</i>	0.1882*** (5.8163)	0.1764*** (5.2078)	0.2445*** (6.8662)
<i>lnex</i>	0.0616*** (5.0739)	0.0681*** (5.3203)	0.0496*** (4.0314)
<i>lnw</i>	-0.3395*** (-4.8236)	-0.3787*** (-5.4963)	-0.1924** (-2.0119)
N	2677	2677	2677
adj. R ²	0.9636	0.9590	0.9346
Firm FE	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES

Notes: *t* statistics in parentheses

* $p < 0.1$,

** $p < 0.05$,

*** $p < 0.01$

Fonte: Jiang H., et al, *How automated machines influence employment in manufacturing enterprises?*, p. 9, 2024.

I risultati della regressione lineare mostrano che il coefficiente di *autom* nella colonna (1) è negativo a un livello di significatività statistica dell'1%, ciò significa che l'automazione dei processi produttivi ha un impatto negativo sull'occupazione. In particolare, la colonna (2) dimostra, sempre con un livello di significatività dell'1%, come l'impiego di macchine automatizzate comporti una riduzione significativa della forza lavoro a bassa qualificazione. Tuttavia la colonna (3) dimostra, con un livello di significatività dell'1%, l'esistenza di un effetto creazione che genera un effetto positivo nei confronti della forza lavoro specializzata, il quale attenua l'impatto dell'effetto sostituzione di quasi il 50%.¹³⁴In definitiva, tali risultati confermano pienamente l'ipotesi posta in apertura al paragrafo, rendendo necessario, soprattutto nel breve termine, un intervento governativo mirato a facilitare la riformazione e il ricollocamento dei lavoratori oggetto della sostituzione.

¹³⁴ Jiang H., et al, *How automated machines influence employment in manufacturing enterprises?*, PLOS ONE, 2024.

3.3. Sfide e problematiche causate dalla diffusione dell'IA nel mondo del lavoro

In aggiunta alle criticità legate ai processi di perdita e creazione di posti di lavoro, come lo stress psicologico derivante dalla paura della sostituzione e le difficoltà riguardanti la riqualificazione, l'affermazione di un ambiente produttivo permeato dalle innovazioni *AI-based* comporta l'emergere di una serie di sfide e problematiche coinvolgenti lavoratori, imprese e *policy maker*.

3.3.1. Polarizzazione del mercato del lavoro e nuove disuguaglianze

La prima problematica da esaminare riguarda il rischio di polarizzazione del mercato del lavoro, sul quale è stata svolta un'analisi approfondita nell'articolo "*Where Have the Middle-Wage Workers Gone? A Study of Polarization Using Panel Data*", pubblicato nel 2016 dal *Journal of Labor Economics*. Nello studio si dichiara che l'affermazione delle *smart factory* e l'automazione dei processi condurranno alla scomparsa dei lavori a salario medio, generando la polarizzazione del tessuto occupazionale. Infatti, la diffusione delle innovazioni *AI-based* implica, come discusso in precedenza, una riduzione considerevole delle attività ripetitive e standardizzate ed incentiva il *reskilling* o *upskilling* dei lavoratori a media qualificazione. Ciò comporterà nel lungo termine la polarizzazione del mercato del lavoro attorno a due estremi: da un lato, la presenza di un numero sempre maggiore di lavoratori ad alta qualificazione, caratterizzati da retribuzioni e prospettive di crescita sempre più elevate; dall'altro, la riduzione dei salari e la precarizzazione del lavoro non qualificato, generate dall'aumento dell'offerta di lavoratori a sua volta causato dall'impossibilità di riqualificare ogni lavoratore. Questo fenomeno, se non contrastato, rischia di accentuare le disuguaglianze economiche e sociali, impattando in modo particolare sui gruppi di lavoratori più vulnerabili, che avrebbero difficoltà a sostenere un programma di riqualificazione. Per evitare questa polarizzazione della società, sarà assolutamente necessaria l'implementazione di politiche di supporto e di riforma sia da parte dei governi, con programmi di alfabetizzazione digitale coinvolgenti tutte le

classi d'età, sia da parte delle imprese, aumentando gli investimenti nella formazione del personale.¹³⁵

3.3.2. Mancanza di figure professionali specializzate sufficienti

Nel breve termine la rapida diffusione dell'automazione e dei sistemi intelligenti potrebbe mettere sotto pressione l'offerta di personale qualificato, in quanto i tempi di formazione di questi sono elevati e le capacità dei vari sistemi d'istruzione sono limitate. A conferma di ciò, un articolo di Forbes riporta un'indagine effettuata su oltre 12.000 lavoratori da Randstad, una società che si occupa di consulenza in ambito HR, da cui è emerso che solo il 35% di essi, negli ultimi 3 anni, aveva ricevuto una formazione riguardante il *machine learning* o la gestione dei sistemi intelligenti, nonostante il 75% delle imprese del campione avesse implementato tali sistemi.¹³⁶ Inoltre, un'indagine di Deloitte sull'argomento, effettuata nei confronti di diversi dirigenti d'impresa, ha rivelato che il 68% di questi percepisce nei lavoratori un gap di competenze in ambito IA da moderato ad estremo.¹³⁷ Per evitare che nel breve termine l'adozione dei sistemi intelligenti venga ostacolata dallo *skill-gap* e dalla mancanza di personale sufficiente, è necessario che i governi incrementino gli investimenti in istruzione e avvicinino un maggior numero di cittadini all'istruzione terziaria. Per quanto riguarda le imprese, queste dovrebbero redigere dei piani strategici di lungo periodo che facciano andare di pari passo la diffusione dei sistemi intelligenti con l'aggiornamento professionale della forza lavoro.

¹³⁵ Cortes G., *Where have the middle-wage workers gone? A study of polarization using panel data*, Journal of Labor Economics, 2015.

¹³⁶ Cox J., *AI Skills Gaps Threaten to Exacerbate Labor Shortages, Study Shows*, Forbes, 12 novembre 2024.

<https://www.forbes.com/sites/josiecox/2024/11/12/ai-skills-gaps-threaten-to-exacerbate-labor-shortages-study-shows/>

¹³⁷ Early C., *Sustainability profession scrambles to fill 'extreme gap' in digital skills to harness power of AI*, Reuters, 28 novembre 2024.

<https://www.reuters.com/sustainability/society-equity/sustainability-profession-scrambles-fill-extreme-gap-digital-skills-harness-2024-11-28/>

3.3.3. Rischi dell'algorithmic management e come limitarli

L'*algorithmic management*, come accennato in precedenza, consiste nello sfruttamento di sistemi intelligenti per gestire e monitorare il personale, con lo scopo di migliorare la distribuzione dei carichi di lavoro, la sicurezza dei lavoratori e l'efficienza delle decisioni. Si fa largo uso di questi sistemi nella *gig economy*, in particolare da parte di Uber e Deliveroo, dove vengono utilizzati per l'assegnazione delle corse e la pianificazione della domanda. Inoltre, negli ultimi anni i vantaggi derivanti dal *data-driven decision-making* hanno portato circa il 40% dei dipartimenti HR delle grandi imprese internazionali ad adottare sistemi *AI-based* per lo svolgimento dei loro compiti. Tuttavia l'*algorithmic management*, in particolare quando finalizzato al monitoraggio, può facilmente dar luogo ad abusi da parte dei datori di lavoro e presenta una serie di rischi che, se non affrontati e mitigati, possono compromettere gravemente i diritti dei lavoratori e la qualità dell'ambiente lavorativo. I rischi che possono presentarsi sono:

- Discriminazioni ed errori decisionali: come discusso nel paragrafo 1.3.1, la presenza di *bias* nel *dataset* di addestramento o nel sistema di pesi del modello può comportare l'assunzione di decisioni errate o discriminatorie nel contesto in cui opera.
- Aumento dello stress e peggioramento dell'equilibrio vita-lavoro: essendo l'*algorithmic management* finalizzato all'aumento dell'efficienza e della produttività dei lavoratori, questi, temendo di subire penalizzazioni da parte del sistema, sono spinti a operare a ritmi serrati e a spingersi oltre l'orario previsto, aumentando il rischio di burnout. Inoltre, la gestione imprevedibile dei turni e del carico di lavoro comporta un sensibile peggioramento dell'equilibrio vita-lavoro causando affaticamento e insoddisfazione. Per giunta, il persistere di queste dinamiche si riflette negativamente anche sulla performance aziendale a lungo termine, in quanto causa la perdita di motivazione nei lavoratori.
- Violazioni della privacy: il monitoraggio continuo delle attività del personale, oltre a esporre ad un maggior rischio di abusi da parte dell'impresa, comporta la raccolta di dati sensibili senza che vi sia un consenso adeguato e l'assenza di trasparenza sulle modalità di utilizzo.

- Rischi di cybersicurezza: i sistemi di *algorithmic management* accumulano una quantità imponente di dati su lavoratori e processi aziendali rendendo, come anticipato nel paragrafo 1.2.1.14, le imprese vulnerabili ad attacchi informatici e fuoriuscite di dati. Ciò rende assolutamente necessario per queste adottare protocolli di rete sicuri e dotarsi di un'infrastruttura IT adeguata, esplorando soluzioni innovative come il *cloud computing*.
- Incomprensibilità delle decisioni: nonostante i progressi fatti nel campo dell'*Explainable Artificial Intelligence* (XAI), introdotta nel paragrafo 1.3.1, le logiche alla base delle decisioni prese dai sistemi di *algorithmic management* appaiono spesso incomprensibili da parte dei lavoratori, generando frustrazione.¹³⁸

Per eliminare o quantomeno limitare questi rischi è necessario, in primo luogo, che il legislatore adotti misure normative atte a tutelare la privacy e i diritti dei lavoratori. A tale scopo l'Unione Europea ha fatto da apripista a livello mondiale attraverso l'*AI Act*, che seppur criticato dal settore tech per alcune limitazioni che rallentano lo sviluppo, rappresenta il primo quadro normativo finalizzato a regolamentare lo sviluppo, l'uso e la diffusione dell'IA. Il testo prevede obblighi specifici attorno a quattro classificazioni di rischio che vanno da inaccettabile, ad alto rischio, a rischio limitato e a rischio minimo.¹³⁹ I sistemi di *algorithmic management* rientrano nella categoria ad alto rischio e di conseguenza chi li implementa deve rispettare i seguenti obblighi: stabilire un sistema di gestione del rischio; garantire che i *dataset* di addestramento siano *unbiased* e rappresentativi, redigere una documentazione tecnica che attesti la conformità del modello alle norme in vigore, provvedere a informare coloro che interagiscono con il modello dell'utilizzo che viene fatto dei dati, garantire che il sistema rispetti un livello sufficiente di accuratezza, robustezza e sicurezza informatica e infine, stabilire un sistema di gestione della qualità che assicuri la continua conformità con le normative.¹⁴⁰ In conclusione, questi obblighi, assieme alle prescrizioni contenute nel Regolamento

¹³⁸ Bunzel C., Boon C., *Algorithmic Management in Organizations: Benefits, Challenges, and Best Practices*, AIHR, 20 gennaio 2020.

<https://www.aihr.com/blog/algorithmic-management/>

¹³⁹ EU, *EU Artificial Intelligence Act*.

<https://artificialintelligenceact.eu/ai-act-explorer/>

¹⁴⁰ EU, *EU Artificial Intelligence Act*.

<https://artificialintelligenceact.eu/high-level-summary/>

Generale per la Protezione dei Dati (GDPR), permettono di ovviare efficacemente ai rischi precedentemente menzionati. Tuttavia, sarebbe utile che le imprese adottino a livello di settore delle linee guida tecniche e organizzative per limitare gli abusi e tutelare la qualità dell'ambiente di lavoro.¹⁴¹

¹⁴¹ International Organisation of Employers (IOE), *The Impact of AI on Work and Employment*, 2024. <https://www.ioe-emp.org/index.php?eID=dumpFile&t=f&f=160463&token=8a7078c15874881a559cd18ae85a0b9283afd5db>

CONCLUSIONI

Le analisi condotte in questo elaborato hanno evidenziato come la diffusione del paradigma di Manifattura 4.0 e dell'IA abbia completamente rivoluzionato il mondo dell'industria, ridefinendo interamente le logiche produttive e organizzative delle imprese, portando alla creazione di un ecosistema produttivo intelligente e interconnesso in grado di adattarsi e anticipare le esigenze future del mercato.

Il lavoro svolto evidenzia il ruolo cruciale rivestito dall'IA, che si configura come elemento strategico e trasversale in questa rivoluzione, impattando non solo sui processi produttivi, ma anche a livello di management, supportando il *decision making* e incidendo sull'indirizzo strategico delle imprese. Inoltre, è stato dimostrato come l'IA rappresenti una leva fondamentale per l'innovazione industriale, generando benefici notevoli in termini di produttività, ottimizzazione dei processi e miglioramento dell'ambiente lavorativo.

L'asse portante di questa nuova rivoluzione industriale, come detto a più riprese, è rappresentato dall'automazione e in particolare dalla robotica industriale avanzata che, grazie all'integrazione con le discipline dell'IA, ha permesso di superare la tradizionale staticità della robotica industriale, introducendo l'automazione in processi posti in ambienti con condizioni operative mutevoli. Inoltre, degna di ulteriori futuri approfondimenti è la tematica dei robot collaborativi, la cui adozione su larga scala ha il potere di rivoluzionare il lavoro nella manifattura, migliorando notevolmente la sicurezza e la qualità della vita degli operatori, senza esporli al rischio sostituzione. In sintesi, dall'analisi svolta sulla robotica industriale avanzata, in particolare guardando ai casi di Tesla e BMW, si evince come questa rappresenterà sempre più un *game changer* per la competizione nel settore, rendendo assolutamente necessario per le imprese investire in questo campo se vogliono rimanere competitive nel lungo termine.

Per quanto riguarda, invece, la manutenzione predittiva e i *quality management system* (QMS) intelligenti, questi stanno diventando lo standard nelle grandi aziende e si prospetta che, grazie alla sempre maggiore accessibilità economica a queste innovazioni, nei prossimi anni la loro adozione si estenderà anche alle PMI.

Nell'elaborato, inoltre, sono state messe in luce anche le sfide che questa transizione comporta per il settore manifatturiero, a partire dai notevoli costi di implementazione di queste tecnologie, dai maggiori rischi informatici a cui sono esposte le *smart factory*, dalle difficoltà nel reperire specialisti qualificati e dalle sfide legate alla trasformazione del mercato del lavoro.

Infine, oltre agli aspetti tecnologici si è avuto modo di vedere brevemente anche le importanti implicazioni etiche e sociali che questa nuova rivoluzione industriale porta con sé. In particolare si è fatta luce su una tematica, quella della sostituzione della forza lavoro, molto polarizzante nell'attuale dibattito sul futuro dell'IA e dell'automazione, dimostrando la prevalenza dell'effetto creazione nel lungo termine. Tuttavia si è anche dimostrata la necessità che imprese e istituzioni adottino, nel breve termine, un approccio proattivo incentrato sulla formazione continua e la riqualificazione della forza lavoro, condizione essenziale per il successo a medio-lungo termine dell'adozione di questo modello produttivo.

In conclusione, la Manifattura 4.0 e l'IA rappresentano due fenomeni in crescita che hanno il potere di cambiare completamente il mondo della manifattura e quello del lavoro, tuttavia come ogni fenomeno complesso è necessario individuarne i punti di forza e i limiti, potenziando gli uni e affrontando gli altri con un approccio oggettivo e non ideologico.

BIBLIOGRAFIA

- [59] Ahmed I., et al, *From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Survey on What, How, and Where*, IEEE transactions on industrial informatics, Vol. 18, No. 8, p. 5031-5042, agosto 2022.
<https://doi.org/10.1109/tii.2022.3146552>
- [7] Al-Fuqaha A., et al, *Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications*, IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 17, No. 4, pp. 2347-2376, 2015.
<https://doi.org/10.1109/comst.2015.2444095>
- [128] Allen R., *Technical change, capital accumulation, and inequality in the British industrial revolution*, *Explorations in Economic History*, Vol. 46, No. 4, pp.418-435, ottobre 2009.
<https://doi.org/10.1016/j.eeh.2009.04.004>
- [12] Anderl R., *Industrie 4.0 - Advanced Engineering of Smart Products and Smart Production*, paper presented at the 19th International Seminar on High Technology, Technological Innovations in the Product Development, 2014.
- [53] Baotong C. et al, *Smart Factory of Industry 4.0: Key Technologies, Application Case, and Challenges*, IEEE, Vol. 6, pp. 6505-6519, 2017.
<https://doi.org/10.1109/access.2017.2783682>
- [132] Bloom D, McKenna M, & Prettnner K., *Demography, Unemployment, Automation, and digitalization. Implications for the Creation of (Decent) Jobs*, NBER Working Paper, luglio 2018.
- [79] Buerkle A., et al, *Towards industrial robots as a service (IRaaS): Flexibility, usability, safety and business models*, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, Vol. 81, pp. 4-5, giugno 2023.
<https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102484>
- [10] Buxmann P., Hess T., & Ruggaber R., *Internet of Services*, Business & Information Systems Engineering, Vol. 1, No. 5, pp. 341-342, 2009.
<https://doi.org/10.1007/s12599-009-0066-z>
- [104] Carvalho, A. V., et al, *Quality 4.0: An Overview*, Procedia Computer Science, Vol. 181, pp. 341–346, 2021.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.176>
- [116] Chen Z., *Artificial Intelligence-Virtual Trainer: Innovative Didactics Aimed at Personalized Training Needs*, Journal of the Knowledge Economy, Vol. 14, pp. 2007–2025, 2023.
<https://doi.org/10.1007/s13132-022-00985-0>

[124] Chiacchio F., Petropoulos G., & Pichler D., *The impact of industrial robots on EU employment and wages: a local labor market approach*, Bruegel, aprile 2018.

[91] Choi D., et al, *Robotic Process Automation Implementation Challenges*, Proceedings of International Conference on Smart Computing and Cyber Security, pp. 297-304, gennaio 2021.

https://doi.org/10.1007/978-981-15-7990-5_29

[11] Conti M., Passarella A., & Das S., *The Internet of People (IoP): A new wave in pervasive mobile computing*, Pervasive and Mobile Computing, Vol. 41, pp. 1-27, ottobre 2017.

<https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2017.07.009>

[135] Cortes G., *Where have the middle-wage workers gone? A study of polarization using panel data*, Journal of Labor Economics, Vol. 34, No. 1, pp. 63-105, dicembre 2015.

<https://doi.org/10.1086/682289>

[100] Damant L., et al, *Exploring the Transition from Preventive Maintenance to Predictive Maintenance Within ERP Systems by Utilising Digital Twins*, Transdisciplinary Engineering for Resilience: Responding to System Disruptions, pp. 171-180, ottobre 2021.

<http://dx.doi.org/10.3233/ATDE210095>

[133] Deng Z., Huang Y., *A study on the employment impact of artificial intelligence development*, Learning and Exploration, 2019.

[74] Djalab Z., et al, *The Impact of Robotic Automation on Industrial and Productive Enterprises in Achieving Entrepreneurship*, International Journal on Engineering, Science and Technology, Vol. 6, No. 2, pp. 189-203, giugno 2024.

<https://doi.org/10.46328/ijonest.205>

[85] Djurayev S., Abdumajidova M., *Practical applications of artificial intelligence algorithms for packaging robot manipulators*, Web of Technology: Multidimensional Research Journal, Vol. 2, No. 12, pp. 70-79, dicembre 2024.

<https://webofjournals.com/index.php/4/article/view/2466>

[129] Ellul J., *The Technological Society*, Blackstone Publishing, 2021.

[24] Esmacilian B., Behdad S., & Wang B., *The evolution and future of manufacturing: A review*, Journal of Manufacturing Systems, Vol.39, pp. 79-100, aprile 2016.

<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2016.03.001>

[107] Ettalibi, A., Elouadi, A., & Mansour, A., *AI and Computer Vision-based Real-time Quality Control: A Review of Industrial Applications*, Procedia Computer Science, Vol. 231, pp. 212–220, 2024.

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.195>

[122] Franken S., Wattenberg M., *The Impact of AI on Employment and Organisation in the Industrial Working Environment of the Future*, 1st European Conference on the Impact of Artificial Intelligence and Robotics, ottobre 2019.

[32] Furstenau L. et al, *Link Between Sustainability and Industry 4.0: Trends, Challenges and New Perspectives*, IEEE, Vol. 8, pp. 140079-140096, 2020.
<https://doi.org/10.1109/access.2020.3012812>

[54] [69] Gabsi A., *Integrating artificial intelligence in industry 4.0: insights, challenges, and future prospects—a literature review*, Annals of Operations Research, maggio 2024.
<https://doi.org/10.1007/s10479-024-06012-6>

[4] [39] [44] Ghobakhloo M., *The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0*, Journal of Manufacturing Technology Management, Vol. 29, No. 6, pp. 910-936, 2018.
<https://doi.org/10.1108/jmtm-02-2018-0057>

[109] Gilbert, A., *Reframing Automation - a new model for anticipating risks and impacts*, Institute for the Future of Work, luglio 2023.

[9] [20] [22] [23] [25] [38] [40] [42] [48] [52] Gilchrist A., *Industry 4.0: The Industrial Internet of Things*, Apress Berkeley, 2016.

[15] Grigoriou N., Fink A., *Cloud Computing: Key to Enabling Smart Production and Industry 4.0*, The Future of Smart Production for SMEs, Springer International Publishing, pp.315-322, 2022.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-15428-7_26

[80] Heinold E., et al, *Advanced robotic automation: comparative case study report summary*, European Agency for Safety and Health at Work, pp. 8-10, giugno 2023.

[76] Hsiao J., et al, *Positioning Accuracy Improvement of Industrial Robots Considering Configuration and Payload Effects Via a Hybrid Calibration Approach*, IEEE Access, Vol. 8, pp. 228992-229005, dicembre 2020.
<https://doi.org/10.1109/access.2020.3045598>

[126] Huo Q., Ruan J., & Cui Y., “*Machine replacement” or “job creation”*: How does artificial intelligence impact employment patterns in China's manufacturing industry?, Frontiers in Artificial Intelligence, Vol. 7, marzo 2024.
<https://doi.org/10.3389/frai.2024.1337264>

[111] Ittermann P., Niehaus J., *Industrie 4.0 und Wandel von Industriearbeit – revisited*, Baden-Baden, pp 33-60, gennaio 2018.

[65] [66] [67] [68] [82] [84] Jagatheesaperumal S., et al, *The Duo of Artificial Intelligence and Big Data for Industry 4.0: Applications, Techniques, Challenges, and Future Research Directions*, IEEE Internet of Things Journal, Vol. 9, No. 15, pp. 12861-12885, 2021.
<https://doi.org/10.1109/jiot.2021.3139827>

- [18] Jain S., Murugesan S., *Smart Connected World*, Springer International Publishing, 2021.
<https://doi.org/10.1007/978-3-030-76387-9>
- [17] Janev V., Vraneš S., *Applicability assessment of semantic web technologies*, Information Processing & Management, Vol. 47, No. 4, pp. 507-517, 2011.
<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2010.11.002>
- [134] Jiang H., et al, *How automated machines influence employment in manufacturing enterprises?*, PLOS ONE, 2024.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0299194>
- [2] Kagermann H., Wahlster W., & Helbig J., *Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. industriellen Revolution*, VDI nachrichten, 2011.
- [97] Kane A., et al, *Predictive Maintenance using Machine Learning*, Computer Engineering Department Pune Institute of Computer Technology, maggio 2022.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.09402>
- [95] Kong L. C. W., et al, *Interactive Digital Twins Framework for Asset Management Through Internet*, IEEE Global Conference on Artificial Intelligence and Internet of Things, febbraio 2020.
<https://doi.org/10.1109/GCAIoT51063.2020.9345890>
- [41] Lasi H., et al, *Industry 4.0*, Business & Information Systems Engineering, Vol. 6, pp. 239-242, 2014.
<https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- [19] Lee E., Seshia S., *Introduction to Embedded Systems: A Cyber-Physical Systems Approach 2^a ed*, MIT Press, 2016.
- [37] [73] Lu Y., *The Current Status and Developing Trends of Industry 4.0: a Review*, Information Systems Frontiers, novembre 2021.
<https://doi.org/10.1007/s10796-021-10221-w>
- [117] Luo X., et al., *Application of machine learning technology for occupational accident severity prediction in the case of construction collapse accidents*, Safety Science, Vol. 163, 2023.
<https://doi.org/10.1016/j.ssci.2023.106138>
- [33] Marek J., Soos L., *Machine Tools: Design, Research, Application*, Intechopen, 2020.
<https://doi.org/10.5772/intechopen.83266>
- [86] Melo A., Corneal L., *Case study: evaluation of the automation of material handling with mobile robots*, International Journal of Quality Innovation, Vol. 6, No. 3, giugno 2020.
<https://doi.org/10.1186/s40887-020-00037-y>
- [26] Nee A., Ong K., *Virtual Reality and Augmented Reality Applications in Manufacturing*, IFAC Proceedings Volumes, Vol. 26, No. 9, pp. 15-26, 2013.

<https://doi.org/10.3182/20130619-3-ru-3018.00637>

[96] Nunes P., Santos J., & Rocha E., *Challenges in predictive maintenance – A review*, CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, Vol. 40, pp. 53-67, febbraio 2023.

<https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2022.11.004>

[36] Ortiz J., *Industry 4.0 - Current Status and Future Trends*, IntechOpen, 2020.

<https://doi.org/10.5772/intechopen.86000>

[110] Peissner M., et al., *Zukunftsarbeit. Zukunftsbilder und Handlungsfelder*, Fraunhofer IAO, dicembre 2018.

[31] Pinzone M. et al, *Jobs and Skills in Industry 4.0: An Exploratory Research*, Politecnico di Milano Department of Management Engineering, 2017.

https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_33

[35] Posada J., et al, *Visual Computing as a Key Enabling Technology for Industrie 4.0 and Industrial Internet*, IEEE Computer Graphics and Applications, Vol. 30, No. 2, pp. 26-40, 2015.

<https://doi.org/10.1109/mcg.2015.45>

[30] Radanliev P., et al, *Cyber risk at the edge: current and future trends on cyber risk analytics and artificial intelligence in the industrial internet of things and industry 4.0 supply chains*, Cybersecurity, Vol. 3, No. 13, pp. 1-21, giugno 2020.

<https://doi.org/10.1186/s42400-020-00052-8>

[47] Raff S., Wentzel D., & Obwegeser N., *Smart Products: Conceptual Review, Synthesis, and Research Directions*, Journal of Product Innovation Management, Vol. 37, No. 5, pp. 379-404, 2020.

<https://doi.org/10.1111/jpim.12544>

[55] [57] [58] [60] [61] [98] Russell S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th edition, Pearson, 2021.

[1] [3] Schwab K., *The Fourth Industrial Revolution*, World Economic Forum, 2016.

[28] Tapscott D., Tapscott A., *Blockchain revolution: How the technology behind bitcoin is changing money, business, and the world*, Portfolio, 2016.

[123] Wang L. H., Hu S. M., % Dong Z. Q., *Will AI technology induce labor income inequality: model deduction and classification evaluation*, China Ind. Econ., 2020.

[8] [51] Wang S., et al., *Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination*, Computer Networks, Vol. 101, pp. 158-168, giugno 2016.

<https://doi.org/10.1016/j.comnet.2015.12.017>

- [29] Wang Z., Yu L., Zhou L., *Navigating the Blockchain-Driven Transformation in Industry 4.0: Opportunities and Challenges for Economic and Management Innovations*, Journal of the Knowledge Economy, giugno 2024.
<https://doi.org/10.1007/s13132-024-02007-7>
- [108] Wolniak, R., & Grebski, W., *The methods of quality management in Quality 4.0*, Scientific Papers of Silesian University of Technology Organization and Management Series, No. 182, 2023.
<https://doi.org/10.29119/1641-3466.2023.182.37>
- [125] Yan X. L., Zhu B. K., & Ma C., *Industrial robot use and manufacturing employment: evidence*, China. Stat. Res., pp. 74–87, 2020.
- [34] Yang C., et al, *Towards product customization and personalization in IoT-enabled cloud manufacturing*, Cluster Computing, Vol. 20, No. 2, pp. 1717-1730, 2017.
<https://doi.org/10.1007/s10586-017-0767-x>
- [43] Yang L., *Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues*, Journal of Industrial Information Integration, Vol. 6, pp. 1-10, giugno 2017.
<https://doi.org/10.1016/j.jii.2017.04.005>
- [77] Yin S., et al, *A machine learning based energy efficient trajectory planning approach for industrial robots*, Procedia CIRP, Vol. 81, pp. 429-434, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.074>
- [75] Zhao Y., et al, *Impact of industrial robot on labour productivity: Empirical study based on industry panel data*, Innovation and Green Development, Vol. 3, No. 2, giugno 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.igd.2024.100148>
- [27] Ziaee O., Hamed M., *Augmented reality applications in manufacturing and its future scope in Industry 4.0*, ArXiv Cornell University, dicembre 2021.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.11190>
- [49] Zuboff S., *Il capitalismo della sorveglianza*, LUISS University Press, 2023.

SITOGRAFIA

[119] Adesso Group, *Künstliche Intelligenz verändert den Blickwinkel*, 30 agosto 2019.
(Consultato il 14 gennaio 2025)

<https://www.adesso-group.de/adesso-group-de/investor-relations/veroeffentlichungen/finanzberichte/2019/adesso-halbjahresbericht-2019.pdf>

[88] BMW, *Annual report 2015*, BMW Group.
(Consultato il 22 dicembre 2024)

<https://www.bmwgroup.com/content/dam/grpw/websites/bmwgroup.com/ir/downloads/en/2016/hv/2015-BMW-Group-Annual-Report.pdf>

[87] BMW, *BMW iFactory: Tomorrow's Production*, BMW Group.
(Consultato il 22 dicembre 2024)

<https://www.bmwgroup.com/en/innovation/production.html>

[90] BMW, *Humanoid Robots for BMW Group Plant Spartanburg*, BMW Group, 11 settembre 2024.

(Consultato il 23 dicembre 2024)

<https://www.bmwgroup.com/en/news/general/2024/humanoid-robots.html>

[138] Bunzel C., Boon C., *Algorithmic Management in Organizations: Benefits, Challenges, and Best Practices*, AIHR, 20 gennaio 2020.

(Consultato il 27 gennaio 2025)

<https://www.aihr.com/blog/algorithmic-management/>

[45] Cawsey M., *What is Manufacturing-as-a-Service (MaaS)?*, Comprehensive Master Data Management by Stibo Systems, 7 gennaio 2022.

(Consultato il 16 novembre 2024)

<https://www.stibosystems.com/blog/manufacturing-as-a-service>

[136] Cox J., *AI Skills Gaps Threaten to Exacerbate Labor Shortages, Study Shows*, Forbes, 12 novembre 2024.

(Consultato il 26 gennaio 2025)

<https://www.forbes.com/sites/josiecox/2024/11/12/ai-skills-gaps-threaten-to-exacerbate-labor-shortages-study-shows/>

[50] Diederik V. et al, *Smart factories*, European Commission, 2014.

(Consultato il 17 novembre 2024)

<https://ec.europa.eu/docsroom/documents/13395/attachments/2/translations/en/renditions/native>

[103] DocXellent, *The 4 Main Components of a Quality Management System (QMS)*, 19 settembre 2022.

(Consultato il 3 febbraio 2025)

<https://info.docxellent.com/blog/main-components-quality-management>

[137] Early C., *Sustainability profession scrambles to fill 'extreme gap' in digital skills to harness power of AI*, Reuters, 28 novembre 2024.

(Consultato il 26 gennaio 2025)

<https://www.reuters.com/sustainability/society-equity/sustainability-profession-scrambles-fill-extreme-gap-digital-skills-harness-2024-11-28/>

[139] EU, *EU Artificial Intelligence Act*.

(Consultato il 28 gennaio 2025)

<https://artificialintelligenceact.eu/ai-act-explorer/>

[140] EU, *EU Artificial Intelligence Act*.

(Consultato il 28 gennaio 2025)

<https://artificialintelligenceact.eu/high-level-summary/>

[13] Goldberg S., *What is the Internet of Data?*, Experfy Insights, 29 maggio 2018.

(Consultato il 5 novembre 2024)

<https://resources.experfy.com/iot/what-is-the-internet-of-data/>

[89] Graser S., *Intelligently connected factory: BMW Group Plant Regensburg drives digitalization and automation of logistics with cloud-based traffic control system*, BMW Group press, 29 ottobre 2024.

(Consultato il 23 dicembre 2024)

<https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0445860EN/intelligently-connected-factory:-bmw-group-plant-regensburg-drives-digitalisation-and-automation-of-logistics-with-cloud-based-traffic-control-system?language=en>

[62] Grennan L., et al, *Why businesses need explainable AI—and how to deliver it*, McKinsey, 29 settembre 2022.

(Consultato il 21 novembre 2024)

<https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/why-businesses-need-explainable-ai-and-how-to-deliver-it>

[127] Hallward-Driemeier M, Nayyar G., *Trouble in the Making? The Future of Manufacturing-led Development*, World Bank Publications, 20 settembre 2017.

(Consultato il 23 gennaio 2025)

<https://www.worldbank.org/en/topic/competitiveness/publication/trouble-in-the-making-the-future-of-manufacturing-led-development>

[121] Hatzius J., et al., *The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth*, Goldman Sachs, 26 marzo 2023.

(Consultato il 15 gennaio 2025)

<https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html>

[83] Hull D., *Tesla's (TSLA) New Unboxed Manufacturing Process Aims to cut cost by 50%*, Bloomberg, 28 marzo 2024.

(Consultato il 19 dicembre 2024)

<https://www.bloomberg.com/news/articles/2024-03-28/tesla-s-tsla-new-unboxed-manufacturing-process-aims-to-cut-costs-50>

- [93] IBM, *Cos'è un CMMS? Definizione, come funziona e vantaggi*.
(Consultato il 27 dicembre 2024)
<https://www.ibm.com/it-it/topics/what-is-a-cmms>
- [92] [94] IBM, *Cos'è EAM (Enterprise Asset Management)?*.
(Consultato il 27 dicembre 2024)
<https://www.ibm.com/it-it/topics/enterprise-asset-management>
- [72] IFR, *Industrial Robots*.
(Consultato il 7 dicembre 2024)
<https://ifr.org/industrial-robots>
- [71] [81] IFR, *World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas*, 26 settembre 2023.
(Consultato il 7 e 13 dicembre 2024)
<https://ifr.org/ifr-press-releases/news/world-robotics-2023-report-asia-ahead-of-europe-and-the-americas>
- [141] International Organisation of Employers (IOE), *The Impact of AI on Work and Employment*, giugno 2024.
(Consultato il 28 gennaio 2025)
<https://www.ioe-emp.org/index.php?eID=dumpFile&t=f&f=160463&token=8a7078c15874881a559cd18ae85a0b9283afd5db>
- [70] International Organization for Standardization (ISO), *ISO/TC 299*, ISO 8373:2012.
(Consultato il 6 dicembre 2024)
<https://committee.iso.org/home/tc299>
- [101] International Organization for Standardization (ISO), *Quality Management*.
(Consultato il 2 febbraio 2025)
<https://www.iso.org/quality-management>
- [102] International Organization for Standardization (ISO), *Quality Management Principles*.
(Consultato il 2 febbraio 2025)
<https://www.iso.org/quality-management/principles>
- [115] LinkedIn, *Future of work report. AI at work*, novembre 2023.
(Consultato il 12 gennaio 2025)
<https://economicgraph.linkedin.com/research/future-of-work-report-ai>
- [131] Manyika J., et al, *Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation*, McKinsey Global Institute, 1 dicembre 2017.
(Consultato il 24 gennaio 2025)
<https://www.mckinsey.com/~media/BAB489A30B724BECB5DEDC41E9BB9FAC.ashx>
- [120] McKinsey & Company, *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*, p.44, 14 giugno 2023.
(Consultato il 14 gennaio 2025)

<https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier>

[16] Mucci T., Stryker C., *Che cos'è la big data analytics?*, IBM, 5 aprile 2024.
(Consultato il 12 novembre 2024)
<https://www.ibm.com/it-it/topics/big-data-analytics>

[118] OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, 11 luglio 2023.
(Consultato il 13 gennaio 2025)
https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/07/oecd-employment-outlook-2023_904bcef3/08785bba-en.pdf

[99] Pingax, *Implementing Predictive Maintenance in Factories*.
(Consultato il 29 dicembre 2024)
<https://pingax.com/projects/manufacturing/predictive-maintenance/implementing-predictive-maintenance-in-factories/>

[6] [21] Rüßmann M., et al, *Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*, Boston Consulting Group, aprile 2015.
(Consultato il 7 e 13 novembre 2024)
https://web-assets.bcg.com/img-src/Industry_40_Future_of_Productivity_April_2015_tcm9-61694.pdf

[105] Schönfuß B., *How AI Is Transforming the Factory Floor*, World Economic Forum, 25 ottobre 2024.
(Consultato il 6 febbraio 2025)
<https://www.weforum.org/stories/2024/10/ai-transforming-factory-floor-artificial-intelligence>

[63] Stobierski T., *The advantages of data-driven decision-making*, Harvard Business School, 26 agosto 2019.
(Consultato il 23 novembre 2024)
<https://online.hbs.edu/blog/post/data-driven-decision-making>

[130] Süddeutsche Zeitung, *Automatisierung könnte 560.000 Jobs schaffen*, 28 giugno 2019.
(Consultato il 24 gennaio 2025)
<https://www.sueddeutsche.de/wirtschaft/digitalisierung-automatisierung-arbeitsplaetze-zew-studie-1.4501771>

[14] Susnjara S., Smalley I., *Cos'è il cloud computing?*, IBM, 14 febbraio 2024.
(Consultato l'11 novembre 2024)
<https://www.ibm.com/it-it/topics/cloud-computing>

[46] Tasker O., *Get Ready For The Product-As-A-Service Revolution*, Forbes, 15 ottobre 2020.
(Consultato il 16 novembre 2024)
<https://www.forbes.com/sites/servicenow/2020/10/15/get-ready-for-the-product-as-a-service-revolution/>

[112] [114] WEF, *Future of jobs report 2023*, maggio 2023.

(Consultato il 9 gennaio 2025)

https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2023.pdf

[113] WEF, *Jobs of Tomorrow: Large Language Models and Jobs*, settembre 2023.

(Consultato il 9 gennaio 2025)

https://www3.weforum.org/docs/WEF_Jobs_of_Tomorrow_Generative_AI_2023.pdf