



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA

**DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M.FANNO"**

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**"L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NELL'INDUSTRIA
MANIFATTURIERA: L'IMPATTO SUL PROCESSO PRODUTTIVO E
SULLA FORZA LAVORO"**

RELATORE:

CH.MO PROF. BETTIOL MARCO

LAUREANDO: ZAGGIA MARCO

MATRICOLA N. 1160659

ANNO ACCADEMICO 2019 – 2020

Il candidato, sottoponendo il presente lavoro, dichiara, sotto la propria personale responsabilità, che il lavoro è originale e che non è stato già sottoposto, in tutto o in parte, dal candidato o da altri soggetti, in altre Università italiane o straniere ai fini del conseguimento di un titolo accademico. Il candidato dichiara altresì che tutti i materiali utilizzati ai fini della predisposizione dell'elaborato sono stati opportunamente citati.

SOMMARIO

Ringraziamenti.....	4
INTRODUZIONE.....	5
CAPITOLO 1: L'intelligenza artificiale nel processo produttivo manifatturiero.....	9
1.1 – L'Intelligenza Artificiale per un supply chain management intelligente.....	9
1.2 – I nuovi modelli di previsione della domanda	11
1.3 - Il design generativo	13
1.4 - Il controllo qualità con l'intelligenza artificiale	15
1.5 - La manutenzione predittiva dei macchinari.....	16
1.6 - Robot collaborativi per efficientare la produzione e la logistica	19
CAPITOLO 2: L'impatto dell'intelligenza artificiale sulla forza lavoro.....	21
2.1 – Nuove competenze e nuove figure professionali	21
2.2 – Intelligenza collaborativa	24
CAPITOLO 3: L'intelligenza artificiale per ripartire dopo il COVID19.....	27
CONCLUSIONI.....	31
BIBLIOGRAFIA	33

Ringraziamenti

*A papà e mamma, per l'immane supporto
ad Anna e Andrea, per essere stati insostituibili riferimenti
alla zia Raffi, per i preziosi consigli e la costante presenza.*

INTRODUZIONE

Fino a qualche anno fa, la portata del cambiamento determinato dall'applicazione dell'intelligenza artificiale nell'industria manifatturiera era impensabile. Oggi, invece, sta crescendo la consapevolezza tra i dirigenti d'azienda dell'importanza di attuare una rivoluzione che per molti aspetti appare necessaria, da un lato per garantire una crescita sostenibile nel lungo periodo, dall'altro per rimanere competitivi e non essere sopraffatti da coloro che hanno già intrapreso il percorso verso l'intelligenza artificiale. Per tradurre in numeri le dimensioni di quello che l'IA offre in termini di potenziale di crescita, due dati sono piuttosto significativi: il primo è quello indicante l'aumento complessivo del PIL mondiale del 16%, circa di 13000 miliardi di dollari, entro il 2030 conseguente all'introduzione dell'IA (McKinsey Global Institute, 2018); il secondo interessa il singolo comparto manifatturiero che, insieme ai settori del healthcare, del banking e del retail, rappresenta l'industria che trarrà il maggior beneficio da questa rivoluzione, ossia un aumento dei profitti delle imprese del settore pari al 39% entro il 2035 (Accenture, 2017). Questa crescita è motivata dal fatto che l'adozione di processi produttivi intelligenti e maggiormente automatizzati può consentire vendite aggiuntive derivanti dall'offerta di prodotti e servizi personalizzati per il consumatore, una riduzione del *time-to-market* e dei tempi di consegna, nonché una più efficiente gestione della catena produttiva e un migliore risk management. L'introduzione dell'intelligenza artificiale all'interno delle fabbriche ha un forte impatto anche sui costi aziendali: un'analisi del Boston Consulting Group ha dimostrato come sia possibile ridurre del 20% i costi di conversione, cioè tutti quei costi di produzione non relativi alle materie prime, e fino al 70% i costi totali di produzione grazie alla maggiore produttività della forza lavoro impiegata (BCG, 2016). L'intelligenza artificiale, infatti, modificherà radicalmente le responsabilità e i ruoli svolti oggi all'interno della fabbrica e le macchine intelligenti sostituiranno l'uomo in alcune attività del processo produttivo, soprattutto nello svolgimento di quelle mansioni che richiedono competenze basilari e che possono essere facilmente automatizzate, consentendo ai lavoratori di dedicarsi ad attività che richiedono ragionamenti complessi, creatività, lavoro di squadra e abilità sociali.

Ciononostante, è riduttivo circoscrivere l'impatto dell'intelligenza artificiale ad una questione di ricavi e costi. Anche la natura della competizione tra le imprese e le fonti del vantaggio competitivo saranno stravolte. Infatti, l'intelligenza artificiale sta cambiando radicalmente la velocità con la quale i processi produttivi possono essere scalati, la possibilità di aumentare la varietà offerta dei prodotti e dei servizi grazie a processi estremamente flessibili e ad una maggiore

facilità di connessione con altre imprese digitalizzate per uno scambio frequente di dati e informazioni ed infine l'abilità di miglioramento e apprendimento continui. Le imprese che per molteplici ragioni rimangono ancorate ad un modello operativo tradizionale, raggiungono inevitabilmente un punto in cui un aumento dei volumi non accresce il valore offerto, con rigidi vincoli alla possibilità di diversificare l'offerta e di innovare. Si pensi, dunque, ad una situazione nella quale un'impresa che adotta modelli basati sull'intelligenza artificiale compete con un'azienda tradizionale in uno stesso mercato, con una value proposition simile, ma con processi produttivi più facilmente scalabili. Dal momento che gli effetti sulla creazione di valore per il cliente determinato dai maggiori volumi vengono amplificati dalle possibilità di costante apprendimento e dai network con altre imprese che la digitalizzazione consente di costruire facilmente, le aziende fondate su una struttura digitale sono destinate a sopraffare le aziende tradizionali (Iansiti e Lakhani, 2020). Si noti, per esempio, come Amazon o Uber siano esponenzialmente cresciute negli ultimi anni a discapito rispettivamente dei retailer fisici e dei taxi. Per di più, i colossi digitali riescono a diversificare le proprie attività, entrando anche in settori che all'apparenza sono distanti da quello in cui sono nati e non deve dunque stupire se lo stesso Amazon o Alibaba riescono a competere efficacemente anche nel settore dei servizi finanziari. Grazie alla maggiore flessibilità, anche le aziende operanti nel settore manifatturiero possono spostarsi da un modello di business orientato al prodotto ad uno orientato al servizio che, soprattutto nel contesto di transazioni business-to-business, aiuta ad accrescere il valore per il cliente attraverso l'ampliamento e il miglioramento della propria offerta con soluzioni sempre più complete.

Se fino ad oggi alcune delle fonti di vantaggio competitivo sono state il favorevole posizionamento geografico, l'accesso ad un mercato di sbocco specifico o ad un fornitore con particolari competenze, oggi la partita si gioca su fronti diversi: l'accesso ai dati circa i comportamenti dei consumatori, la posizione all'interno di un network di imprese digitali che favorisca una fluida circolazione di questi dati, e il possesso di sofisticate abilità analitiche tali da poterli tradurre in informazioni utili ne rappresentano alcuni esempi. Dalla possibilità di accedere a enormi quantità di dati deriva la possibilità di migliorare la propria value proposition, adeguandola in modo più mirato ai desideri specifici del mercato e rendendola estremamente personalizzata per il singolo consumatore.

Occorre, tuttavia, prestare molta attenzione alla fase di transizione da un modello tradizionale di fabbrica a uno digitalizzato e dominato da tecnologie, la cui gestione può risultare molto complessa, soprattutto nella fase immediatamente successiva alla loro introduzione. La diffusione in azienda dell'intelligenza artificiale richiede ai manager di attuare un radicale cambiamento dei modelli di governance e della strategia nonché l'adeguamento delle competenze

e dell'infrastruttura IT, i cosiddetti “quattro abilitatori” (BCG, 2018). Come già si è detto, l'IA sta cambiando il modo in cui le aziende competono e di conseguenza diventa fondamentale, oltre che necessario, adeguare la strategia ai nuovi strumenti e ai nuovi obiettivi e inserire nuove figure professionali dalle competenze specifiche, come ad esempio il *cybernetics expert* o l'*AI integration manager*, che siano in grado di sfruttare al massimo il potenziale offerto dall'intelligenza artificiale. Le nuove competenze richieste determinano un profondo cambiamento nelle dinamiche nel mercato del lavoro, in virtù del fatto che nel prossimo futuro i giovani d'oggi svolgeranno mansioni attualmente non esistenti. L'effetto dell'introduzione dell'intelligenza artificiale si ripercuote, dunque, anche sul mondo accademico: sempre più atenei, infatti, stanno creando corsi di laurea che hanno l'obiettivo di formare i propri studenti alle sfide che l'evoluzione tecnologica pone di fronte. In quest'ottica sono nate diverse collaborazioni tra le aziende e gli atenei stessi, tali da garantire la soddisfazione della domanda di specifiche competenze oppure, in alternativa, vengono creati programmi di formazione interna dedicati ai collaboratori.

Il primo capitolo descriverà le principali innovazioni che l'intelligenza artificiale sta introducendo nel processo produttivo delle aziende della manifattura, dalle fasi più a monte come l'approvvigionamento delle risorse, il design di prodotto e la previsione della domanda, alle fasi più a valle come la manutenzione dei macchinari, il controllo qualità, la produzione e la logistica, e i relativi benefici, soprattutto in termini di aumento della produttività e dell'efficienza operativa.

Il secondo capitolo tratterà delle competenze che l'era dell'intelligenza artificiale impone di sviluppare e delle nuove figure professionali che sono destinate a nascere. Inoltre, proverà a smentire le comuni preoccupazioni circa la possibilità che le macchine intelligenti possano sostituire gli umani in gran parte delle attività nelle fabbriche, dal momento che il rapporto uomo-macchina non deve essere visto come uno scontro nel quale le macchine sottraggono posti di lavoro ai lavoratori, ma come una collaborazione virtuosa che conduce ad un reciproco potenziamento.

Il terzo capitolo fornirà alcuni spunti sulle modalità attraverso le quali un'accelerazione negli investimenti in intelligenza artificiale può favorire la ripartenza delle aziende del settore manifatturiero che hanno dovuto forzatamente interrompere le proprie attività per la diffusione della pandemia di COVID-19.

CAPITOLO 1: L'intelligenza artificiale nel processo produttivo manifatturiero

Il comparto manifatturiero rappresenta uno dei settori che maggiormente è rivoluzionato dallo sviluppo delle tecnologie di intelligenza artificiale e sempre più lo sarà nel prossimo futuro quando un maggior numero di imprese deciderà di allinearsi a questi cambiamenti. Da evidenziare peraltro come esistano moltissime differenze tra i paesi industrializzati circa gli impatti futuri degli investimenti in intelligenza artificiale sulla crescita del PIL dei diversi settori. Il settore manifatturiero si colloca al primo posto considerando il valore aggiunto annuale lordo (+ \$3.8 miliardi) e al secondo considerando la crescita del singolo settore (+ 4,4%) (Accenture, 2017). Un tentativo di allineamento dei paesi ritardatari determinerà una più rapida diffusione dell'intelligenza artificiale nei prossimi anni e determinerà un'applicazione pervasiva in tutti i settori. Con questo obiettivo, nel corso dell'ultimo decennio diversi governi hanno elaborato programmi per accelerare l'introduzione dell'intelligenza artificiale nelle aziende della manifattura e per strutturare una strategia comune di sviluppo.

Data la relativa inesperienza sul tema, molte aziende non hanno adottato un piano che introducesse l'intelligenza artificiale in tutte le fasi della produzione, avviando una trasformazione profonda dell'intera impresa e hanno realizzato di conseguenza risultati inferiori rispetto alle elevate aspettative. Dal *generative design* all'ottimizzazione della supply chain, dalla manutenzione predittiva fino ai robot collaborativi, l'intelligenza artificiale offre gli strumenti per trasformare radicalmente tutte le fasi del processo produttivo manifatturiero. Quello che è necessario per avere davvero successo a seguito della rivoluzione digitale, è estendere gli investimenti in queste tecnologie trasversalmente in tutta l'azienda, con l'obiettivo di aumentare l'efficienza operativa e decisionale, ridurre i costi ed accrescere i ricavi.

1.1 – L'Intelligenza Artificiale per un supply chain management intelligente

Recentemente, la domanda di beni da parte dei consumatori è divenuta molto variegata e per soddisfarla l'offerta ha dovuto adeguarsi e diversificarsi altrettanto, determinando come conseguenza la diffusione di un approccio allo svolgimento dell'attività d'impresa molto più *customer-oriented*. L'esperienza del consumatore sta diventando, infatti, sempre più un punto focale nelle strategie di molte aziende, che creano prodotti specifici in grado di incontrare i desideri dei consumatori (Tekic et al., 2019) Alla luce di ciò, l'automazione delle fabbriche e l'intelligenza delle macchine possono risultare estremamente efficaci nel contesto del supply chain management (SCM), ossia di quella funzione che comprende la pianificazione e la

gestione di tutte le attività coinvolte nell'approvvigionamento, nella conversione e nella gestione delle attività logistiche, integrando l'azione di attori diversi lungo tutta la supply chain (CSCMP, 2013). L'obiettivo finale di uno smart SCM è garantire una flessibilità dei processi produttivi tale da riuscire a creare prodotti che sappiano accontentare le più diverse preferenze dei consumatori. Data la crescente diversificazione della domanda, il più elevato tasso di innovazione e la saturazione di molti mercati, sta diventando più difficile fare previsioni accurate della domanda, gestire efficacemente le scorte di magazzino e pianificare gli ordini e gli acquisti dai fornitori. Dal momento che tutte queste attività richiedono una pianificazione, molte organizzazioni stanno cercando di potenziare le loro fonti d'informazione e di condividere quanti più dati possibili in tempo reale con i partner della supply chain e, di conseguenza, il supply chain management sta diventando sempre più *information-intensive* (Min, 2010). Una delle modalità attraverso la quale gestire queste informazioni per migliorare il processo decisionale e per efficientare la supply chain, è rappresentato dall'intelligenza artificiale e dagli strumenti che essa offre. Questo è dovuto anche al fatto che i sistemi tradizionali di gestione della supply chain appaiono sempre più inadatti ed obsoleti alla luce dei cambiamenti in atto in svariati settori e mercati. Già considerate la saturazione di molti mercati e la diversificazione della domanda, occorre aggiungere anche la volatilità di quest'ultima in funzione degli stadi del ciclo di vita del prodotto, e i naturali limiti a ciò che i lavoratori possono svolgere.

La gestione della supply chain rappresenta insieme al marketing, la funzione aziendale che sta subendo il più forte impatto dall'introduzione dell'intelligenza artificiale (McKinsey & Company, 2019).

Una tecnologia che sfrutta strumenti di Internet of Things e intelligenza artificiale per migliorare l'attività di logistica in entrata e in uscita è già stata sviluppata (Am-suk Oh, 2019) e comprende:

1. Sistema di ordinazione automatico (AOS) che condivide in tempo reale con le aziende venditrici i dati sulle materie prime o sulle componenti necessarie, da un lato per una puntuale consegna della merce e una efficiente gestione del magazzino, dall'altro per monitorare tramite l'IA i prodotti difettosi tra quelli ordinati e per sviluppare un algoritmo di ordinazione delle scorte di sicurezza, ossia l'inventario tenuto come riserva qualora si verificassero ritardi nella fornitura o variazioni della domanda dei clienti (CSCMP, 2013).
2. Sistema di gestione automatica del magazzino sia in entrata e sia in uscita basato su un sistema di ordinazione via web: quando un cliente emette un ordine per un prodotto, tutte le componenti necessarie vengono automaticamente ordinate alle aziende

fornitrici. Le eventuali parti difettose vengono registrate per essere restituite e per effettuarne una valutazione per gli ordini futuri.

Tutte le informazioni circa la consegna, i prodotti in entrata e in uscita e il magazzino sono revisionate per efficientare l'intero processo.

3. Sistema di calcolo del livello adeguato delle scorte di magazzino: un algoritmo basato sull'intelligenza artificiale viene impiegato per rilevare le variazioni della domanda e dei tempi di consegna che influenzano i livelli di scorte di magazzino necessari. I dati ottenuti dalle diverse postazioni di lavoro sono utilizzati per pianificare le tempistiche per i nuovi ordini, con l'obiettivo di minimizzare i costi di magazzino.

Solo implementando sistemi logistici intelligenti per la gestione del magazzino può essere risparmiato fino al 10% dei costi di trasporto e di inventario (McKinsey & Company, 2017). A ciò occorre aggiungere anche un incremento dei profitti derivanti da una consegna puntuale della merce e dall'eliminazione di molte delle inefficienze che implicano rilevanti cali di performance dei processi produttivi e logistici.

1.2 – I nuovi modelli di previsione della domanda

A differenza del settore dei servizi, dove la produzione e il consumo sono inscindibili e avvengono contemporaneamente, nell'industria manifatturiera l'output ottenuto è il risultato di un processo di trasformazione di diverse materie prime in prodotti finiti, il cui consumo avviene in un momento successivo alla produzione. Per le aziende è dunque quasi obbligatorio creare uno stock di materie prime e di prodotti finiti. Dal momento che avere scorte di magazzino da cui attingere per far fronte alla variabilità della domanda è un ingente costo per l'azienda a causa dello spazio occupato, degli addetti coinvolti e di tutti gli aspetti di gestione logistica, l'accurata previsione della domanda rappresenta una determinante critica. Infatti, tanto più le ipotesi formulate sono precise e vicine ai risultati reali, quanto meglio possono essere programmate le scelte di approvvigionamento, di produzione, di assunzione del personale o dei canali di vendita da utilizzare per arrivare al consumatore finale. Quindi, risulta evidente il peso che la previsione della domanda ricopre all'interno dell'organizzazione, dal momento che da un lato episodi di merce out-of-stock possono implicare la perdita di un potenziale cliente, che non trova quello che desidera quando lo desidera; dall'altro eccessi di produzione impongono costi aggiuntivi all'azienda. Gli strumenti di previsione tradizionali che spesso si fondano su dati derivanti dalle vendite degli anni precedenti, rivelano, infatti, la loro inadeguatezza di fronte a una domanda variabile e volatile, ossia quando le ipotesi alla base della previsione cambiano, e di fronte a prodotti nuovi. L'errore nella previsione può variare in questi casi dal 25% al 71%, mentre gli strumenti di previsione basati sull'IA riescono a considerare molti più

fattori incidenti sulla domanda, abbassando drasticamente il margine d'errore (Feizabadi et al., 2018). Per far fronte a queste problematiche uno dei leader mondiali nella fornitura di servizi IT, l'azienda giapponese Fujitsu, ha sviluppato la "tecnologia di previsione dinamica dell'ensemble" (Watanabe et al., 2019) che, combinando tradizionali metodi di analisi delle serie storiche con strumenti di *machine learning*, migliora l'accuratezza della previsione della domanda e implementa un'ottimizzazione automatica del processo previsionale stesso. Sfruttando uno strumento di *machine learning* chiamato ensemble learning, vengono realizzate stime della domanda molto precise combinando automaticamente i risultati ottenuti da diversi modelli di previsione. Per il calcolo dell'errore incluso nella previsione, viene successivamente creato un modello di regressione dinamico, nel quale le cinque variabili esplicative (condizioni di previsione, caratteristiche statiche e dinamiche del prodotto, caratteristiche del ciclo di vita del prodotto, errore per incorporare nel modello fattori esterni) vengono continuamente aggiustate in funzione del cambiamento delle caratteristiche del prodotto per il quale si effettua la previsione. Dal momento che, mancando informazioni sulle vendite passate, il modello sopracitato non può essere applicato a prodotti nuovi e non presenti sul mercato, Fujitsu ha elaborato un ulteriore modello per stimarne la domanda iniziale, combinando strumenti di *text mining* e di *machine learning*.

La scelta dell'intelligenza artificiale come strumento per l'ottimizzazione del processo di previsione della domanda ha impatti che ricadono su diverse funzioni aziendali. Finance, marketing, sales, supply chain, operations ed infine HR rappresentano funzioni che sono direttamente influenzate da un processo decisionale che si fonda su stime molto più precise circa la domanda futura. Si pensi al momento nel quale devono essere programmati i budget per la produzione o la comunicazione o deve essere stabiliti l'ammontare dell'approvvigionamento di materie prime dai fornitori e l'assunzione di personale. Accurate previsioni della domanda si traducono in un'agevolazione nel reclutamento del personale da parte del dipartimento HR, ma anche in un incremento della soddisfazione dei clienti. Infatti, essere disponibili a soddisfare la domanda dei clienti in qualsiasi momento, ne accresce la fedeltà e migliora la loro percezione del brand (AI Multiple, 2020). Infine, ridurre il numero di prodotti invenduti a causa di una domanda inferiore alle aspettative consente di abbassare i costi di magazzino e di evitare che queste rimanenze diventino obsolete, considerato soprattutto che la spinta all'innovazione data dall'applicazione dell'intelligenza artificiale nella manifattura aumenterà il tasso di obsolescenza medio dei prodotti. Gli strumenti di *machine learning* applicati alla previsione della domanda consentono di risolvere anche il problema opposto: secondo McKinsey Digital sarà possibile ridurre fino ad un massimo del 65% le vendite mancate a cause dell'esaurimento delle scorte in magazzino (McKinsey & Company, 2017).

1.3 - Il design generativo

Il design di prodotto ha sempre seguito un approccio orientato alle persone, da un lato perché è l'espressione della genialità e della creatività del designer e dall'altro perché ha sempre messo al centro l'esperienza e le esigenze dell'utilizzatore attraverso la continua innovazione delle funzioni, dei materiali e della qualità.

Nel processo di design del prodotto, l'impatto dell'IA è ben visibile sin dallo *sketch stage*, fase nella quale il designer inserisce diverse bozze nella piattaforma di progettazione. Analizzando ciascuno sketch e accumulando i dati ricavati da bozze cartacee o *rendering* bidimensionali, l'intelligenza artificiale migliora notevolmente l'efficienza del design di prodotto, apportando significative migliorie ai progetti (Wang et al., 2019). Inoltre, dal momento che in molte fasi della progettazione il designer viene sostituito da un software di progettazione intelligente, i disegnatori potranno concentrarsi molto di più in tutte quelle fasi del processo che necessitano della loro creatività, lasciando ai software la parte del processo più pratica e operativa. Il rapporto tra gli uomini e i software di intelligenza artificiale deve essere visto in un'ottica di collaborazione e non di sostituzione.

Un altro significativo cambiamento nell'industria manifatturiera determinato dall'intelligenza artificiale inerente alla progettazione e al design dei prodotti è quello che viene definito *generative design*. Questo nuovo approccio viene impiegato nel corso dell'intero processo che porta il prodotto dalla sua concezione fino al consumatore al quale è venduto. Nel momento in cui viene formulata l'idea iniziale vengono testate geometrie e forme innovative, e successivamente si iniziano a progettare i dettagli e le modalità di funzionamento specifiche con l'obiettivo di migliorare le performance del prodotto stesso. Le applicazioni del *generative design* si individuano anche nel momento della produzione, perché il software è in grado di giudicare e scegliere la migliore tra le diverse geometrie alternative, e nelle fasi successive alla vendita quando assume un ruolo fondamentale il miglioramento del prodotto in termini prestazionali in funzione dei feedback degli utilizzatori. Il suo utilizzo più comune riguarda l'ottimizzazione delle strutture in tutti quei casi nei quali il peso rappresenta la variabile principale, dal momento che con il minimo quantitativo di materiale il *generative design* consente di creare prodotti che hanno sufficienti forza, rigidità e resistenza per svolgere le loro funzioni (McKinsey & Company, 2020). Una volta che il designer ha inserito il disegno approssimativo all'interno del software insieme ad alcuni parametri di progettazione (dimensioni, limiti ai costi o metodi di costruzione disponibili), questo propone una serie di alternative, tra le quali il progettista sceglie quella che più si addice al suo gusto e alle sue finalità. Sulla base della scelta effettuata, gli strumenti di IA formulano una proposta riguardo

il materiale da utilizzare sulla base delle funzioni che il prodotto deve svolgere e dei costi stimati. Dopo una revisione da parte del designer delle diverse proposte, il sistema di *generative design* avanza una proposta finale (Hyunjin, 2020).

Una delle aziende pioniere nell'attuazione e nella creazione di un sistema di design generativo è Autodesk attraverso il software chiamato Dreamcatcher. Il processo di progettazione inizia con la determinazione dei limiti che si vogliono porre al prodotto, per esempio i carichi massimi e i punti di fissaggio, e le preferenze, quali possono essere il peso, i fattori di sicurezza e le tecniche di fabbricazione disponibili negli impianti. Il design generativo utilizza dati presenti all'interno di un cloud per ricercare ogni opzione geometrica possibile, fornendo soluzioni diverse in funzione dei materiali o dei requisiti di prestazione (Reese, 2019). Un design generativo di questo tipo offre diversi vantaggi: il primo riguarda il fatto che vengono considerate in un tempo molto minore soluzioni che difficilmente sarebbero state concepite da un progettista; il secondo consente di evitare che vengano esclusi a priori progetti perché ritenuti impossibili da realizzare dati i limiti di fabbricazione. A ciò occorre aggiungere i risparmi di costi poiché si evitano modifiche una volta che il prodotto è in corso di produzione o addirittura completato e perché si riducono le componenti utilizzate. Riuscendo a realizzare soluzioni impensabili senza l'ausilio dell'intelligenza artificiale, le imprese manifatturiere sono in grado di ottenere prodotti dal 10% al 50% più leggeri ma al tempo stesso più resistenti, più sicuri, più innovativi e dal 6% al 20% più economici, dato il ridotto numero di componenti rispetto ai prodotti progettati tradizionalmente. Al tempo stesso aumenta la velocità con la quale il processo di *generative design* crea il suo output, poiché i tempi di sviluppo di un progetto diminuiscono del 30%-50% (McKinsey, 2020). Tuttavia, a fronte di questi vantaggi occorre considerare l'impatto negativo che la superiorità tecnica degli algoritmi ha nei confronti dei designer che, come gran parte dei lavoratori, devono accettare di collaborare con nuovi strumenti. In secondo luogo, la riduzione del tempo che trascorre dalla progettazione di un prodotto alla sua realizzazione, può potenzialmente ridurre le barriere all'entrata nei diversi settori favorendo di conseguenza l'aumento della concorrenza. Infine, il rapido e pervasivo sviluppo delle tecnologie di design generativo obbliga le imprese ad aumentare la propria flessibilità e agilità nell'adattarsi a contesti molto più dinamici.

In ambito industriale, alcuni esempi di prodotti realizzati attraverso un software di design generativo sono la staffa per la cintura di sicurezza delle automobili di General Motors, le pareti divisorie per le cabine dei velivoli di Airbus oppure il forcellone delle moto elettriche di Lightning Motorcycle (Reese, 2019).

Un'altra modalità attraverso la quale è possibile disegnare soluzioni nuove ed innovative è rappresentata dalla collaborazione tra un designer e un gemello digitale con l'obiettivo di

apportare miglioramenti da un punto di vista strutturale e funzionale ad un prodotto già facente parte dell'offerta aziendale. Un modello di processo di design collaborativo (DTPD) tra i designers e i gemelli digitali è stato proposto (Tao et al, 2018) e prevede che i progettisti partecipino attivamente alla progettazione traducendo le richieste e i bisogni dei consumatori da loro analizzati nella struttura e nelle funzionalità del prodotto necessari a soddisfarli. Il gemello digitale, invece, ha il compito di simulare possibili incompatibilità tra le caratteristiche strutturali e funzionali del prodotto e i limiti imposti dai diversi stakeholders, come ad esempio peso, dimensioni, budget, standard di sicurezza e di sostenibilità e varie regolamentazioni governative. A questo punto, il gemello digitale propone diverse alternative e valuta quelle fattibili per proporre un progetto iniziale.

1.4 - Il controllo qualità con l'intelligenza artificiale

Tra gli aspetti della gestione logistica, una menzione particolare va fatta in merito al controllo qualità dei prodotti finiti. Questa rappresenta, infatti, una variabile critica per il successo nel lungo periodo, in primo luogo perché da un prodotto di qualità dipende buona parte della soddisfazione dei clienti ed inoltre evita l'insorgenza di una serie di problemi logistici che causano costi aggiuntivi ed inefficienze. Le metodologie di controllo qualità fondate sulla *computer vision* e sul *machine learning* consentono di migliorare l'accuratezza nell'individuazione di difetti, perché rendono il controllo oggettivo e indipendente dall'operatore ed evitano la segnalazione di falsi positivi. Nei sistemi di controllo della qualità abilitati dall'intelligenza artificiale, vengono creati esempi di prodotti difettosi che consentono l'implementazione di algoritmi di apprendimento supervisionato, ossia algoritmi costruiti utilizzando come input dati a cui è già associato un output desiderato (*labeled data*), che in questo caso è l'errore che si vuole evitare. Il confronto automatico e in tempo reale di questi esempi con le immagini catturate dalle migliaia di fotocamere presenti lungo la linea di produzione consente un'individuazione di difetti di produzione fino al 90% più accurata rispetto al controllo effettuato dall'occhio umano e dell'ordine di grandezza del nanometro. Tuttavia, possono sorgere difetti sconosciuti al database e per questi intervengono invece algoritmi di apprendimento semi-supervisionato, in cui gran parte dei dati di input non sono associati ad output desiderati (*unlabeled data*), proprio perché gli errori sono sconosciuti all'algoritmo. A migliorare ulteriormente la precisione nel controllo della qualità intervengono strumenti di *machine learning* in grado di isolare il prodotto analizzato dalle mutevoli condizioni dell'ambiente circostante, come l'illuminazione o dall'orientamento della superficie (McKinsey & Company, 2017). Tra i miglioramenti apportati dall'intelligenza artificiale al

controllo qualità occorre aggiungere anche il fatto che il difetto è individuato in fasi a monte del processo produttivo, risparmiando inutili costi derivanti dalla consegna di prodotti difettosi.

Un'alternativa possibile è impiegare soluzioni più economiche e flessibili come smartphone e tablet, al pari di quelli adottati da IBM per utilizzare il Visual Inspector. Utilizzando tecnologie di computer vision e tramite i comandi di un operatore, IBM Visual Inspector identifica velocemente i difetti lungo la linea di produzione ed elabora istantaneamente notifiche per gli addetti affinché vengano prese le decisioni correttive necessarie (IBM, 2020a). Inoltre, dal momento che questo strumento viene impiegato al fianco del IBM Visual Insight, ossia uno strumento di training per i modelli di deep learning, migliora con il tempo la sua precisione (IBM, 2020b). Gli strumenti di questo tipo si prestano particolarmente ad essere impiegati in quelle aziende che per diverse ragioni non possono dedicare intere funzioni aziendali alla gestione dei dati, che non possono creare una infrastruttura IT complessa e capace di collegare i molteplici hardware e software necessari per l'elaborazione delle informazioni o che non hanno la disponibilità finanziaria per costituire interi team dedicati.

1.5 - La manutenzione predittiva dei macchinari

L'IA si presta molto bene a migliorare la performance di quelle attività che sono prevedibili o che possono essere ridotte a una previsione: la manutenzione dei macchinari, che nel contesto della fabbrica intelligente è chiamata *predictive maintenance*, rientra tra gli esempi meglio esplicativi.

Quando si parla di *predictive maintenance* si fa riferimento al processo attraverso il quale lo stato di un impianto viene monitorato continuamente per osservarne le condizioni e programmare interventi di manutenzione futuri (Vlasov et al., 2019). Di conseguenza, la comparsa di guasti che potenzialmente potrebbero interrompere la linea di produzione viene evitata. Questo è un aspetto particolarmente importante nell'industria manifatturiera perché è un settore molto *asset-intensive* e nel quale la manutenzione rappresenta il 20% del totale dei costi operativi a bilancio (Ruggeri e Corfini, 2018). Se prima dell'avvento dell'intelligenza artificiale la soluzione ottimale era reagire quanto più velocemente possibile all'insorgenza di un problema, con l'intelligenza predittiva si è in grado di migliorare la performance delle attrezzature, poiché lavorano sempre in condizioni ottimali, di rafforzare il business model perché sono evitati guasti imprevisti e di abbassare i costi, dal momento che vengono massimizzate la vita utile e l'utilizzazione degli impianti e dei singoli componenti. A ciò occorre aggiungere un notevole incremento dell'efficienza operativa legata a migliori decisioni circa gli interventi di manutenzione e un miglioramento della qualità finale del prodotto

(Nikolic et al., 2017). Gli interventi tempestivi, inoltre, migliorano la sicurezza del posto di lavoro, diminuendo drasticamente la possibilità che si verifichino episodi che nei casi più gravi possono essere fatali (Sarmiento et al., 2020). In alcuni approcci *data-driven* tradizionali venivano impiegati sistemi SCADA che si basavano su parametri standard e rigidi: una volta superate determinate soglie, l'anomalia era segnalata e veniva effettuato l'intervento manutentivo ma i fenomeni di falsi positivi erano piuttosto frequenti (NetworkDigital360, 2019). Con l'applicazione dell'intelligenza artificiale nei processi produttivi diventa possibile prevenire queste problematiche garantendo una migliore continuità dei processi stessi. Inoltre, si evitano interruzioni nel funzionamento delle macchine che compromettono la produttività e il rispetto delle tempistiche e che favoriscono l'insorgere di ingenti costi di manutenzione. Per attuare un sistema preventivo di manutenzione, l'impiego di sensori intelligenti rappresenta un presupposto fondamentale per monitorare parametri fisici relativi alle condizioni dei macchinari in tempo reale. Grazie a un forte calo del loro prezzo nell'arco degli ultimi quindici anni (Statista, 2016), sempre più aziende hanno la possibilità di connettere le proprie macchine e raccogliere grandi quantità di dati lungo tutte le diverse fasi del processo produttivo. I sensori consentono un monitoraggio continuo dello svolgimento delle attività, mantenendo gli standard qualitativi del controllo costanti, che non sempre possono essere garantiti da un operatore che per molteplici ragioni può commettere errori. I dati sulle condizioni dei macchinari raccolti dai sensori vengono successivamente immagazzinati in un cloud, il quale viene alimentato in tempo reale nel corso dell'avanzamento delle operazioni. Successivamente, i dati vengono elaborati e categorizzati in funzione della frequenza con la quale sono emersi, cosicché sia possibile determinare lo standard di performance al quale opera un macchinario e monitorare lo scostamento rispetto a questi standard. A questo store di dati circa la performance dei macchinari si affianca un database di difetti che individua una serie di errori e il momento nel quale questi sono emersi nel passato (Vlasov et al., 2019). I dati vengono analizzati da strumenti statistici e di *machine learning* per trasformare il dato ottenuto in un'informazione che abbia valore per i decisori e da cui dedurre lo stato di deterioramento e il futuro comportamento del macchinario in oggetto. Gli operatori, infine, osservano queste analisi e programmano gli interventi di manutenzione. Questo processo viene impiegato, tra le altre, dall'azienda Fero Labs nel settore della siderurgia. Questa utilizza una piattaforma che sfrutta alcune tecnologie di intelligenza artificiale di Intel con l'obiettivo di prevenire l'indesiderata ossidazione dell'acciaio che, se ridotta anche solo del 15%, può voler dire risparmiare almeno 3.6 milioni di dollari (The Future of AI in Manufacturing - Intel, 2020).

Il cambiamento portato da questi nuovi approcci alla manutenzione basati sull'intelligenza artificiale determina almeno due vantaggi: il primo riguarda il fatto che tanti

più dati vengono raccolti nel tempo, tanto migliore ed efficace sarà l'analisi dello stato delle macchine o di alcune loro componenti, dal momento che si tratta di tecnologie la cui performance migliora nel tempo tramite auto-apprendimento; il secondo vantaggio riguarda il superamento degli approcci di *corrective maintenance*, che consistono nella riparazione di un macchinario ogni qualvolta necessita di interventi, e di *preventive maintenance*, che programmano gli interventi di manutenzione tenendo in considerazione la vita utile degli asset. Queste due tipologie di approccio statico alla manutenzione finiscono con il determinare la sostituzione di componenti ancora in buone condizioni e il pagamento di interventi non necessari, causando al contempo inutili periodi di fermo (Sarmiento et al., 2020).

L'intelligenza artificiale non consente soltanto una manutenzione preventiva dei macchinari impiegati, ma anche un monitoraggio costante di fattori cruciali per il processo decisionale e per l'ottimizzazione dell'intera catena di produzione. Nel contesto di una fabbrica intelligente, un gemello digitale rappresenta uno strumento estremamente utile per raggiungere questo obiettivo. Esso è la rappresentazione digitale delle dinamiche operative della sua controparte fisica, che può essere una singola componente, un asset, un prodotto o un intero processo, e offre la possibilità di effettuare la simulazione virtuale di cosa potrebbe loro accadere in uno scenario "*what-if*", il monitoraggio, il controllo, la diagnostica e la previsione del loro comportamento durante lo svolgimento delle attività con l'obiettivo di ottimizzare i processi produttivi (Yuqian Lu et. al, 2019). Della piattaforma Predix di General Electric fa parte la Predix Asset Performance Monitoring (APM), che sfrutta un approccio basato sui gemelli digitali con l'obiettivo di ottimizzare la performance di un macchinario e creare diversi modelli di simulazione degli interventi di manutenzione. Utilizzando i dati raccolti dall'asset fisico, possono essere simulati, per esempio, i costi di manutenzione o l'indisponibilità della macchina al verificarsi di scenari diversi o sotto variabili condizioni di utilizzo. I vantaggi offerti da una soluzione di questo tipo sono molteplici. In primo luogo, monitorando le possibili minacce che possono emergere, si riducono impreviste interruzioni che possono causare perdite di produzione e si accresce la disponibilità e l'affidabilità del macchinario. In secondo luogo, si ottimizzano le decisioni di intervento degli addetti alla manutenzione che possono dare priorità ad azioni che l'analisi individua come maggiormente critiche e rilevanti. Infine, l'insorgenza di incidenti relativi ad ambiente, salute e sicurezza (EH&S) e legati a malfunzionamenti di una macchina può essere ridotta del 40%, rendendo l'ambiente di lavoro più sicuro e possono essere ridotti gli interventi manutentivi del 20%. Tramite Predix APM, i clienti di General Electric hanno risparmiato milioni di dollari di perdite di produzione nel settore dei fertilizzanti o hanno raggiunto un ROI del 100% in nove mesi in quello della realizzazione di macchinari per l'industria mineraria (GE.COM, 2020).

1.6 - Robot collaborativi per efficientare la produzione e la logistica

Dati i pesanti carichi che molte aziende del settore manifatturiero devono muovere tra zone diverse della fabbrica per ottenere il prodotto finito, la collaborazione tra uomini e robot meccanici rappresenta un elemento fondamentale per la buona riuscita del processo produttivo. In questo contesto, ciascuno dei due soggetti coinvolti ha compiti diversi che concorrono al raggiungimento del risultato: se gli uomini apportano prevalentemente le loro capacità di problem solving per il monitoraggio e il controllo della produzione, i robot sfruttano la loro forza per movimentare fisicamente i materiali. Per esempio, si pensi a tutte le catene di assemblaggio delle automobili, lungo le quali uomini e bracci meccanici lavorano in spazi condivisi, oppure ai robot che si muovono per spostare la merce in punti diversi del magazzino. In queste situazioni emerge un elevato rischio di incidenti. Per ovviare a queste problematiche, una soluzione adottata è quella di rendere i robot intelligenti, cosicché diventino sensibili al contesto nel quale operano e sia possibile rispettare uno dei principali criteri nell'organizzazione degli spazi di lavoro, ossia la sicurezza dei lavoratori. L'intelligenza dei robot determina la loro capacità di riconoscere non solo la presenza dell'uomo ma anche di qualsiasi altro oggetto in movimento attorno a loro. La possibilità di muoversi in armonia con l'ambiente circostante è esattamente ciò che manca ai robot tradizionali e, dunque, occorre costruire robot intelligenti per i quali sono necessari quattro moduli essenziali e tra loro comunicanti (Liu et al., 2018):

- 1) Interfaccia di collaborazione umano-robot in tempo reale, fondamentale per collegare tra loro i sensori di cui è dotato il robot e i controller che lo dirigono e considerano i feedback provenienti dagli altri moduli.
- 2) Modulo di rilevamento delle collisioni che analizza la posizione del robot e del lavoratore e la loro traiettoria di movimento per inviare informazioni per la pianificazione del movimento nell'apposito modulo. Nel momento in cui viene individuata una potenziale collisione, la pianificazione o l'esecuzione del movimento da parte del robot viene interrotta e comincia una nuova programmazione.
- 3) Modulo di pianificazione dei percorsi che in meno di 100 millisecondi pianifica la traiettoria che il robot deve seguire per muoversi da un punto di partenza a un punto d'arrivo senza il verificarsi di collisioni e tenendo conto del contesto dinamico.
- 4) Modulo di riconoscimento della posa del lavoratore che consente di riconoscerne la postura per predirne il futuro movimento e di inviare feedback al modulo di pianificazione dei percorsi. Affinché il riconoscimento sia efficace, è cruciale

sviluppare un database di posture e un sistema di deep learning per il costante aggiornamento del database stesso.

L'interesse verso soluzioni in grado di far convivere umani e robot in totale sicurezza nello stesso ambiente di lavoro è aumentato esponenzialmente negli ultimi anni. Questo è dovuto in primo luogo al fatto che molte aziende del settore manifatturiero, e in particolare quello dell'automotive, sono alla ricerca di strumenti innovativi in grado di efficientare e razionalizzare i processi produttivi. In secondo luogo molti manager industriali non vogliono eliminare le persone dalle fabbriche, ma anzi cercano di incentivare una fruttuosa collaborazione tra uomo e macchina che possa migliorare da un lato la redditività del business e dall'altro la qualità del lavoro svolto dagli operatori. Su questi concetti si fonda il robot Aura di Comau, azienda multinazionale italiana facente parte del gruppo FCA e leader nella realizzazione di soluzioni per l'automazione industriale. Lo sviluppo di macchine intelligenti va nella direzione di adeguare anche il comparto industriale alle tecnologie da tempo presenti in altri settori, nei quali le connessioni al mondo digitale avvengono 24 ore su 24 (Salerno, 2016).

Se inseriti all'interno della funzione logistica, i robot intelligenti e collaborativi possono offrire enormi opportunità di efficientamento del lavoro svolto all'interno dei magazzini o in fase di carico delle merci. Per esempio, si pensi ai robot di Amazon Robotics che hanno quasi totalmente automatizzato le attività dei magazzini o alle gru dei porti mercantili che, se collegate al gemello digitale di una nave da carico, sono in grado movimentare un container e collocarlo in un determinato punto all'interno della nave tale da ottimizzare e bilanciare il carico della stessa, determinando un risparmio di mille dollari al giorno di carburante (Lorenz, 2015).

CAPITOLO 2: L'impatto dell'intelligenza artificiale sulla forza lavoro

2.1 – Nuove competenze e nuove figure professionali

Con la nuova tipologia di fabbrica che ha iniziato a diffondersi e che trasformerà il panorama industriale nel prossimo futuro, il ruolo della governance e dei decisori non si limiterà alla gestione delle nuove modalità di competizione e di un contesto operativo radicalmente cambiato, ma dovrà fronteggiare nuove forme di rischi che queste nuove tipologie di business legate all'IA portano con sé: la riservatezza dei dati, la distorsione degli algoritmi, la sicurezza informatica e la nuova regolamentazione delle autorità. Da questi aspetti emerge la necessità per la governance di dotarsi di competenze sempre più sofisticate e multidisciplinari che richiedono una conoscenza approfondita della psicologia e dell'etica: infatti, gli stravolgimenti causati dall'IA in azienda pongono non solo problemi di sicurezza e privacy dei dati ma anche problemi sociali legati alla rivoluzione del mercato del lavoro e all'aumento delle disuguaglianze tra le diverse classi sociali. A questo occorre aggiungere anche la difficoltà che molte aziende stanno incontrando nell'individuare le giuste competenze tecniche. La scarsità di competenze digitali rappresenta la principale sfida per l'industria manifatturiera mondiale, nonostante vi sia una diffusa consapevolezza sia da parte delle aziende sia da parte dei lavoratori che nel mercato del lavoro sono necessarie competenze completamente diverse rispetto al passato (Robert D. Atkinson e Stephen Ezell, 2019). Facendo riferimento al solo settore manifatturiero americano, tra il 2018 e il 2028, 2.4 milioni di posti di lavoro saranno vacanti a causa di uno skills gap che potrebbe avere un impatto negativo sull'economia americana per \$2,5 trilioni di dollari (Deloitte, 2018). L'offerta di competenze legate all'intelligenza artificiale è ancora di molto inferiore rispetto alla domanda, al punto che la principale barriera all'introduzione in azienda dell'intelligenza artificiale viene individuata dai manager nella difficoltà di reperire i talenti e la conoscenza necessari per avviare progetti di digitalizzazione e automazione, seguita dalla maturità delle tecnologie di IA, dall'incertezza del top management circa il potenziale valore offerto, dall'avversione al rischio, dall'integrazione con i sistemi IT già presenti e dall'accesso ai dati (Rizzi et al., 2019). Il problema è ulteriormente accentuato se si considera il fatto che l'industria manifatturiera è la quinta per *AI-skills-intensity* (Perisic, 2018) e la prima per l'impatto di questo skill gap (Curtarelli, 2018) e, di conseguenza, ha una domanda di lavoratori specializzati in intelligenza artificiale molto alta.

Alla luce di ciò, se le aziende devono ripensare alle modalità di reclutamento, perché oltre ad attrarre i talenti devono saperli trattenere in azienda attraverso i giusti incentivi, i lavoratori

devono predisporre all'apprendimento di nuove competenze, indipendentemente dal fatto che siano già occupati o che siano alla ricerca di un'occupazione. Il problema della carenza di competenze digitali, infatti, non è tanto quantitativo, quanto qualitativo a causa della diversità tra le esigenze dell'azienda e quanto attualmente a disposizione nel mercato del lavoro. Le aziende devono avviare programmi di *reskilling* e *upskilling* per i propri lavoratori, attraverso piani di training interno e mettendo a disposizione dei dipendenti piattaforme per la formazione (BCG, 2019). Le competenze richieste dall'automazione e dalla digitalizzazione non si limitano alle sole “*digital skills*” di natura prettamente tecnica, perché alcune attività rimangono prerogativa dell'uomo e non potranno essere di conseguenza automatizzate. Infatti, le “*human skills*” come creatività, spirito critico, problem solving e intelligenza emotiva da un lato e le “*meta skills*” come leadership, intraprendenza, flessibilità e adattabilità dall'altro, rientrano tra quelle competenze che l'uomo deve dimostrare di padroneggiare (Ashoka e McKinsey, 2018). L'importanza di queste ultime è dovuta al fatto che nell'industria manifatturiera i cambiamenti legati all'intelligenza artificiale sono molto più rapidi rispetto ad altri settori e alla luce di questi, una formazione di base sull'IA è insufficiente se non accompagnata da un costante apprendimento e dall'abilità di risolvere i problemi in modi sempre più innovativi, adattandosi a dinamiche e contesti in costante mutamento. Ciononostante, dall'indagine condotta da Jerman et al. emerge come le competenze e le conoscenze tecniche siano considerate ancora le più importanti affinché possa essere introdotta l'IA in azienda ed influenzano anche la natura dei profili professionali ricercati. I programmatori rappresentano la figura professionale individuata come la più importante, ma gli addetti alla mecatronica, alla robotica, alla manutenzione dei sistemi IT ed i data analyst vengono classificati come profili altrettanto rilevanti (Jerman et al., 2020). A queste professioni che già esistono, ma che subiranno una profonda trasformazione e richiederanno un aggiornamento delle competenze quotidianamente utilizzate, se ne aggiungono alcune completamente nuove, che devono la loro comparsa esclusivamente all'intelligenza artificiale. Il World Manufacturing Forum ne individua alcune: l'*industrial big data scientist*, colui che deve occuparsi dell'analisi e della manipolazione dei dati raccolti affinché assumano una valenza per l'azienda; l'esperto di robot collaborativi che deve assicurare il massimo beneficio dalla collaborazione tra l'uomo e i robot; l'ingegnere lean 4.0 che identifica come l'interazione tra le tecnologie 4.0 e i vari metodi lean possono migliorare l'operatività; l'*IT/OT integration manager* facilita l'interazione tra i diversi sistemi IT per un processo decisionale in tempo reale; il *digital mentor* deve fare in modo che i soggetti all'interno dell'organizzazione non siano riluttanti nei confronti di tecnologie per alcuni completamente sconosciute; infine, il *digital ethics officer* supervisiona lo sviluppo e l'implementazione di programmi di etica e conformità alle leggi (World Manufacturing Forum,

2019). Il tema etico assume una rilevanza centrale, poiché il successo aziendale dei progetti di introduzione e sviluppo dell'intelligenza artificiale e l'accettazione da parte dei clienti e degli utilizzatori dipendono in larga misura dalla governance e dalla sicurezza dei dati. Ciononostante, alcune aziende non vedono la cybersecurity come la priorità, non sviluppano approfondite policy aziendali per la sicurezza dei dati o hanno a disposizione dispositivi con gravi limiti tecnici tali da impedirne la protezione (Mentsiev et al., 2020). Avere un'infrastruttura per la sicurezza dei dati debole può comportare la perdita di almeno tre requisiti di sicurezza che hanno il potenziale per peggiorare i risultati aziendali: la confidenzialità, ossia la protezione delle informazioni aziendali da possibili divulgazioni non autorizzate di segreti industriali e della proprietà intellettuale; l'integrità delle informazioni, ossia la protezione dei dati da modifiche che possono sabotare l'infrastruttura tecnologica; infine, la disponibilità dei dati, che ne garantisce l'accessibilità su richiesta e la funzionalità e l'operatività dei sistemi di IA (Corallo et al., 2020). Alla luce dei potenziali impatti sull'azienda, della centralità nel dibattito pubblico e della sensibilità al tema da parte degli utenti, la cybersecurity rappresenta una delle aree in grado di offrire enormi opportunità di occupazione nonché un elemento da non trascurare nella transizione all'intelligenza artificiale.

Nel corso degli ultimi anni diverse iniziative di *open innovation* sono state avviate con la volontà di accrescere la collaborazione tra aziende, università, centri di ricerca, startup e istituzioni finanziarie, investitori istituzionali e governi. Queste forme di collaborazione, se governate in maniera efficiente, possono determinare conseguenze positive sull'occupazione, favorendo la transizione da mansioni che a breve termine spariranno ad attività completamente nuove, per le quali la richiesta è già molto alta e sempre più lo sarà negli anni a venire.

Le aziende devono iniziare a creare il proprio programma di sviluppo delle competenze digitali il prima possibile, spesso creando specifici team interni esclusivamente dedicati all'intelligenza artificiale, ma, affinché la digitalizzazione e l'automazione rappresentino una transizione di successo, tutti gli stakeholders coinvolti, dai lavoratori agli imprenditori, dalle università ai sindacati, fino alla politica, devono dare il proprio contributo. Nel corso degli ultimi anni sono nati corsi di laurea interamente dedicati all'intelligenza artificiale e sono di molto aumentati gli investimenti pubblici e privati per la formazione di cui necessitano i lavoratori. Recentemente, i singoli governi nazionali hanno iniziato a creare programmi strutturali per accelerare la transizione digitale. La stessa Unione Europea, cercando di sottolineare l'assoluta necessità di velocizzare il passaggio all'intelligenza artificiale, ha posto alcune precise condizionalità all'erogazione dei fondi per superare la crisi conseguente alla pandemia di Covid19, tra le quali rientrano gli investimenti nazionali nella digitalizzazione (Il Sole 24 Ore, 2020). Non mancano le iniziative avviate da aziende private, come Microsoft, che

ha presentato un piano quinquennale per l'Italia tra i cui principali obiettivi c'è quello di creare programmi di formazione digitale e di *reskilling* per 1,5 milioni di persone tra studenti, professionisti e disoccupati. Con la creazione in Italia del "AI Hub", Microsoft mira, inoltre, a stimolare la trasformazione digitale in cinque settori centrali nell'economia italiana, tra i quali quello manifatturiero (Microsoft annuncia un piano di investimenti da \$1,5Mld per accelerare la trasformazione digitale in Italia, 2020).

Le competenze tradizionalmente insegnate attraverso un'educazione regolare non sono più sufficienti né applicabili al nuovo contesto creatosi con lo sviluppo dell'Industria 4.0 (Jerman et al., 2020) e, anzi, le abilità informatiche di base sono date per assodate e non rappresentano una caratteristica differenziante. Di conseguenza, la rifondazione strutturale del sistema educativo rappresenta una prerogativa essenziale per il successo della transizione da un modello di fabbrica tradizionale ad uno intelligente. Per supportare la transizione all'intelligenza artificiale e per favorire l'istituzione di corsi di studi del tutto nuovi, diventa necessario creare percorsi formativi non convenzionali che possono riguardare partnership tra aziende private e istituti di formazione o università. Per esempio, alla luce della necessità della compresenza di competenze tecniche e cognitive nello stesso soggetto, occorre arricchire i corsi di studio di carattere matematico/statistico con insegnamenti di natura umanistica come psicologia e comunicazione (Cerutti, 2019)

2.2 – Intelligenza collaborativa

Il motivo per il quale nel corso di due secoli di automazione l'occupazione non è crollata è riconducibile a due principi economici. Il primo è quello che Michael Kremer chiama "*O-Ring Principle*" e ha a che fare con il genio e la creatività umana. In virtù di questo principio, se un'operazione viene automatizzata tutte le altre attività ad essa collegate non perdono importanza, ma al contrario assumono una rilevanza maggiore perché l'operazione automatizzata ora dipende dalle attività svolte dagli uomini (Autor, 2015). Il secondo è il cosiddetto "*Never get enough principle*" e riguarda l'insaziabilità umana: l'automazione ha ampliato lo spettro di quanto è possibile creare, spingendo l'uomo a desiderare e realizzare prodotti e servizi sempre migliori (Autor, 2016). Tuttavia, una preoccupazione che affligge molti lavoratori riguarda la possibilità che le macchine autonome ed intelligenti possano sostituirli nello svolgimento di molte mansioni all'interno della fabbrica che fino a poco tempo fa erano considerate assoluta prerogativa degli uomini. Questo timore è indubbiamente fondato se si fa riferimento ad attività ripetitive o che richiedono sforzi fisici impegnativi, come il sollevamento o lo spostamento dei carichi, o ad alcuni settori specifici, come quello

dell'agricoltura. Facendo riferimento al settore agricolo americano, la forza lavoro qui impiegata era il 41% del totale nel 1900, mentre nel 2010 questa quota è scesa al 2% (Autor, 2014). Un'inquietudine di questo genere si fonda sul fatto che è molto più facile individuare gli impieghi che l'intelligenza artificiale elimina rispetto a quelli che è in grado di creare (Alex Cole, si veda Brown, 2016). Ciononostante, le analisi di Cedefop con Eurofound e del World Economic Forum (si veda Gonzalez Vazquez et al., 2019 p. 25) evidenziano come l'introduzione dell'intelligenza artificiale abbia il potenziale per creare, a livello aggregato, più posti di lavoro rispetto a quanti ne elimini, in virtù del fatto che queste tecnologie non esprimono tutto il loro potenziale senza l'ausilio dell'uomo né tantomeno possono funzionare senza qualcuno che le programmi. Infatti, la mancata riduzione dell'occupazione a seguito dell'introduzione delle macchine per la produzione è spiegata dal fatto che le attività che non possono essere sostituite dall'automazione, vengono da essa integrate (Autor, 2015). Dunque, l'uomo con le sue competenze, conoscenze e abilità determina la nascita e la sopravvivenza dei progetti di Smart Manufacturing e Industria 4.0 (Agolla, 2018). Questo è vero per due ragioni differenti, che rafforzano l'idea della necessità di una collaborazione uomo-macchina. La prima è che gli uomini mantengono una superiorità nei confronti delle macchine in termini di leadership, empatia, creatività e giudizio, viceversa le macchine sono migliori nella previsione, nel calcolo, nella negoziazione e nell'adattamento (Daugherty e Wilson, 2018). La seconda è che il vero valore aggiunto dato dall'IA in azienda deriva dall'area di intersezione tra uomo e macchina, il cosiddetto "Missing Middle", che da un lato dà all'uomo la possibilità di completare le attività e le capacità delle macchine, dall'altro consente a quest'ultime di potenziare le abilità dell'uomo (Arcangeli, 2018). Alla luce di questo, gli esseri umani devono compiere tre principali attività in supporto alle macchine intelligenti. Innanzitutto, devono addestrarle all'esecuzione del compito per il quale sono state create e all'interazione con l'uomo. In secondo luogo, gli esperti di IA devono spiegare come vengono raggiunti determinati risultati in modo da aumentare la trasparenza e l'affidabilità del processo decisionale. Infine, alcuni addetti devono costantemente dedicarsi ad assicurare che le macchine lavorino in modo sicuro ed eticamente corretto. Viceversa, le capacità dell'uomo possono essere potenziate in tre modi distinti. L'intelligenza artificiale applicata alle macchine amplifica le abilità analitiche e decisionali e la creatività dell'uomo, come nel caso del *generative design*, migliora l'interazione e la comunicazione tra dipendenti e clienti ed estende le capacità fisiche del lavoratore, permettendogli al tempo stesso una sicura convivenza con un robot nell'ambiente di lavoro. In aggiunta, l'uomo viene liberato dallo svolgimento di molte attività ripetitive e non particolarmente appaganti. Dal momento che, in virtù del naturale progresso tecnologico, nel prossimo futuro sempre più macchine saranno in grado di lavorare in simbiosi

con gli umani, è necessario sin da subito porre maggiore enfasi sui profili professionali in grado di fiancheggiarle. Infatti, la complementarietà tra uomini e robot intelligenti porta in alcune circostanze a riferirsi all'intelligenza artificiale con il termine "intelligenza collaborativa" (Daugherty e Wilson, 2018).

CAPITOLO 3: L'intelligenza artificiale per ripartire dopo il COVID19

L'emergenza Covid-19 ha stravolto in soli tre mesi la vita delle persone, sia da un punto di vista personale sia da uno professionale. L'industria manifatturiera europea ha sofferto cali di produzione pari ad un -10,4% considerando i 27 paesi membri, con picchi che in Italia arrivano al -28,4% (Eurostat). Le cause di questo calo vanno individuate nel fatto che molte aziende hanno dovuto bloccare la loro produzione da un lato per il duro colpo subito dalle forniture (Dietrich et al., 2020) e dall'altro per consumi che in diversi mercati si sono completamente azzerati o drasticamente ridotti a causa del forzato lockdown. In molti casi, il fatto che sempre più aziende del settore manifatturiero abbiano supply chain globali, unito al fatto che il virus ha colpito i diversi paesi in maniera simmetrica causando il totale isolamento dei singoli stati, ha reso impossibile il prosieguo delle attività di produzione, di fornitura, di importazione e di esportazione.

Alle aziende si pone di fronte il problema relativo alla ripartenza e agli strumenti necessari per tornare a competere come prima dello scoppio della pandemia. Tenendo in considerazione il fatto che l'intelligenza artificiale nel contesto manifatturiero stava da tempo imponendo alle aziende di rivedere le proprie strategie competitive, il verificarsi del cigno nero Covid-19 causerà con ogni probabilità un'accelerazione dei processi già in atto. A confermarlo è un sondaggio effettuato in alcune aziende del Nord Italia, tra le aree maggiormente colpite dalla pandemia a livello europeo (Rapaccini et al., 2020). Circa il 57% degli intervistati afferma che le iniziative di digitalizzazione e innovazione subiranno una forte accelerazione nella fase di ripartenza post-Covid. La necessità di ripartire spingerà i manager delle aziende ritardatarie ad accelerare gli investimenti in automazione e digitalizzazione, mentre le aziende che prima dello scoppio dell'emergenza avevano già inserito l'intelligenza artificiale nei loro processi, saranno indubbiamente facilitate nel cogliere i nuovi trend emersi con il Covid19. Tra questi nuovi trend, va sicuramente menzionato un naturale spostamento verso l'acquisto online, data la forzata chiusura dei retailer fisici. L'intelligenza artificiale accresce di molto la flessibilità dei processi produttivi e logistici necessari per servire un mercato online e per essere in grado di offrire prodotti iper-personalizzati per i clienti e soluzioni rivolte ad accrescere il loro *engagement* (BCG, 2020). Attraverso strumenti di *machine learning* e *data analytics* possono essere raccolte e analizzate in tempo reale informazioni utili per orientare l'offerta ai nuovi bisogni e preferenze del consumatore, nonché costruire modelli di propensione in grado di

identificare i segmenti di mercato che hanno una maggior probabilità di effettuare l'acquisto (Raconteur, 2020).

L'intelligenza artificiale e il *machine learning* possono essere sapientemente sfruttate per orientare le imprese della manifattura verso la *servitization*, ossia il passaggio da un modello di business incentrato sul prodotto ad un approccio orientato ai servizi (Kowalkowski et al., 2017), in cui quest'ultimi ricoprono un ruolo centrale nell'offerta e non rappresentano elementi supplementari al prodotto. Tradizionalmente, la *servitization* ha aiutato le aziende del comparto manifatturiero a superare momenti turbolenti, ma ha avuto anche impatti positivi diretti sulla performance aziendale in termini di profittabilità (+5.3%), occupazione (fino a un +30%) e vendite totali (+3.7%) (Crozet e Milet, 2017).

Va considerato, inoltre, il fatto che il virus Covid-19 ha modificato la domanda almeno da due punti di vista. Innanzitutto, l'ha resa molto più incerta e variabile e le aziende devono ancora comprendere in che modo i consumatori reagiranno quando l'emergenza sarà rientrata. Alla luce dei cambiamenti che il virus ha determinato, i già citati strumenti di intelligenza artificiale possono risultare estremamente utili per rendere la previsione della domanda quanto più possibile precisa. L'incertezza e la variabilità della domanda futura hanno fatto emergere la necessità per le aziende di ottimizzare i processi di approvvigionamento di materie prime e di gestione delle scorte e gli strumenti di intelligenza artificiale possono rappresentare una grande opportunità per creare una supply chain più resiliente. Occorrerà inoltre riconsiderare la configurazione della supply chain dell'industria manifatturiera che storicamente, per ricercare fornitori di eccellenza ed accrescere la profittabilità dei business, ha creato una rete di fornitura globale che al tempo stesso ne ha accresciuto la vulnerabilità a fenomeni imprevedibili. La costruzione di un business resiliente si fonda però su quattro elementi chiave (Rapaccini et al., 2020): prontezza nello sfruttare la crisi per cercare nuove opportunità di crescita, agilità nel rispondere rapidamente al cambiamento, elasticità delle relazioni all'interno dell'organizzazione ed infine ridondanza, ossia la capacità di creare una rete di forniture parallele necessarie per ridurre il potenziale impatto di fenomeni futuri. Nell'ottica di una più cauta gestione del rischio, le politiche di risk management possono essere riviste passando da un approccio orientato alla globalizzazione ad uno orientato alla regionalizzazione (Rapaccini et al., 2020) e sostituendo le fabbriche di grandi dimensioni collocate in paesi a basso costo, con impianti più piccoli ma più vicini al cliente, impiegando al loro interno tecnologie avanzate per la produzione come stampanti 3D o robot autonomi (BCG, 2020) .

Il secondo cambiamento dal lato della domanda causato dal Covid riguarda la modifica dei comportamenti e delle priorità di consumo. Grazie alle sofisticate capacità di analisi di dati provenienti da fonti diverse, le soluzioni di intelligenza artificiale possono cogliere i trend del

futuro e garantire la flessibilità necessaria per adattare i processi produttivi e personalizzare l'offerta oppure per realizzare prodotti nuovi in tempi piuttosto brevi e in linea con le nuove preferenze o priorità dei consumatori.

Il lockdown sancito da quasi tutti i governi mondiali ha imposto alle aziende di rivedere il modo di lavorare e comunicare dei diversi collaboratori, e ai lavoratori di svolgere le proprie mansioni tramite lo smart-working. Nel processo di ripartenza, gli obblighi di distanziamento sociale imposti per il breve periodo e la necessità di ripensare le strategie competitive di medio-lungo termine per ripartire dopo lo stop forzato, possono accelerare il processo di automazione delle mansioni operative che prima erano svolte dall'uomo o da macchine il cui funzionamento dipendeva dal coordinamento o dal controllo di un operatore.

CONCLUSIONI

Descrivendo lo stato attuale dell'intelligenza artificiale e delle tecnologie ad essa connesse, nonché i benefici presenti e futuri per le aziende del settore manifatturiero, questo elaborato ha cercato di diffondere la consapevolezza circa l'importanza di intraprendere una transizione che, in alcuni casi, oltre che conveniente e necessaria, appare fondamentale per mantenere la produttività e la competitività ad un livello tale da garantire la crescita prospettata per la manifattura nell'arco del prossimo decennio.

I manager che avranno l'onere di guidare il passaggio all'intelligenza artificiale devono però considerare le difficoltà che questo naturalmente porta con sé, tra le quali emergono la necessità di adeguare la strategia competitiva, la struttura della governance e della gerarchia tra i diversi team e i soggetti coinvolti. Il più grande tra questi ostacoli riguarda il reperimento dei profili professionali e dei talenti dotati delle giuste competenze, che sappiano rispondere ad una domanda ancora ampiamente insoddisfatta. L'elaborato ha cercato di evidenziare l'importanza per le aziende di ripensare alle modalità di reclutamento e di formazione, e per i lavoratori, occupati e non, di orientarsi verso l'apprendimento di competenze e abilità nuove. Infatti, il cambiamento nelle dinamiche competitive all'interno del mercato del lavoro è destinato a subire una rapida accelerazione nel prossimo futuro, a causa della scomparsa di alcune professioni che verranno automatizzate a favore di nuovi profili. Le aziende che sapranno accelerare gli investimenti nell'intelligenza artificiale e nei migliori talenti saranno in grado di proporre nuove modalità di creazione di valore e nuove opportunità di sviluppo e crescita e di riprendere slancio dopo una pandemia che stravolto i tradizionali equilibri socio-economici.

BIBLIOGRAFIA

ACCENTURE, 2017, Report, How AI boots industry profits and innovation [online]
Disponibile su: <https://www.accenture.com/us-en/insight-ai-industry-growth> [Data di accesso:
[14/04/2020](#)]

AGOLLA, JOSEPH. (2018). Human Capital in the Smart Manufacturing and Industry 4.0 Revolution. Digital Transformation in Smart Manufacturing, [10.5772/intechopen.73575](#).

AI MULTIPLE, 15 giugno 2020. Demand forecasting in the age of AI & machine learning [2020] [online] Disponibile su: <https://research.aimultiple.com/demand-forecasting/> [Data di accesso: 15/06/2020]

ANGELO CORALLO, MARIANGELA LAZOI, MARIANNA LEZZI, Cybersecurity in the context of industry 4.0: A structured classification of critical assets and business impacts, Computers in Industry, Volume 114, 2020, 103165, ISSN 0166-3615, <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.103165>

ARCANGELI G., 2018, Le opportunità di sviluppo della forza lavoro nella collaborazione uomo-macchina. Accenture Strategy (Supplemento allegato al n. 7/8.2018 di Harvard Business Review Italia), Sezione 5, pp. 70-75.

ASHOKA GERMANY E MCKINSEY & COMPANY, 2018, Report, The skilling challenge [online], Disponibile su:
<https://www.ashoka.org/en/files/2018theskillingchallengeashokamckinseypdf> [Data di accesso: 9/06/2020]

AUTOR, DAVID. (2014). Skills, education, and the rise of earnings inequality among the "other 99 percent". Science (New York, N.Y.). 344. 843-51. [10.1126/science.1251868](#).

AUTOR, DAVID. (2015). "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation," Journal of Economic Perspectives, American Economic Association, vol. 29(3), pages 3-30, [10.1257/jep.29.3.3](#)

AUTOR, DAVID, 2016. Will Automation Take Away All Our Jobs? [online] Ted.com.

Disponibile su:

https://www.ted.com/talks/david_autor_will_automation_take_away_all_our_jobs [Data di accesso: 19 Giugno 2020].

BOSTON CONSULTING GROUP, 6 Dicembre 2016, BCG Focus, The factory of the future [online], <https://www.bcg.com/publications/2016/leaning-manufacturing-operations-factory-of-future.aspx> [Data di accesso: 20/04/2020]

BOSTON CONSULTING GROUP, 8 Aprile 2018, BCG Focus, AI in the factory of the future | The Ghost in the machine [online], <https://www.bcg.com/publications/2018/artificial-intelligence-factory-future.aspx> [Data di accesso: 20/04/2020]

BOSTON CONSULTING GROUP, 5 Novembre 2019, Report, Decoding global trends in upskilling and reskilling, <https://www.bcg.com/it-it/publications/2019/decoding-global-trends-upskilling-reskilling.aspx> [Data di accesso: 9/06/2020]

BOSTON CONSULTING GROUP, 2 Aprile 2020, Article, The Rise of the AI-Powered Company in the Postcrisis World [online] <https://www.bcg.com/it-it/publications/2020/business-applications-artificial-intelligence-post-covid.aspx> [Data di accesso: 23/05/2020]

BROWN, ALAN S. 2016. “Robots at Work Where Do We Fit?” Mechanical Engineering 138 (4): 32–37, [10.1115/1.2016-Apr-1](https://doi.org/10.1115/1.2016-Apr-1)

CERUTTI MIRELLA, 2019. Interazioni intelligenti, Harvard Business Review Italia, Speciale “Nell’era dell’intelligenza artificiale”, p.33

CROZET, MATTHIEU & MILET, EMMANUEL. (2017). Should everybody be in services? The effect of servitization on manufacturing firm performance: JOURNAL OF ECONOMICS & MANAGEMENT STRATEGY. Journal of Economics & Management Strategy. 26. [10.1111/jems.12211](https://doi.org/10.1111/jems.12211).

CSCMP (Council of Supply Chain Management Professionals), Supply Chain Management Definitions and Glossary [online], Aggiornato 2013 <https://cscmp.org> [Data di accesso: 29/05/2020]

CURTARELLI, M., GUALTERI, V., SHATER JANNATI, M. AND DONLEVY, V., *ICT for work: Digital skills in the workplace*. Luxembourg, Publications Office of the European Union, 2017. <https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/ict-work-digital-skills-workplace>

DELOITTE AND THE MANUFACTURING INSTITUTE, 2018, Report, Skills Gap and Future of Work Study [online]. Disponibile su: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/manufacturing/articles/future-of-manufacturing-skills-gap-study.html?id=us:2el:3pr:skillgap18:awa:er:111418> [Data di accesso: 5/06/2020]

DIETRICH, ALEXANDER M., KEITH KUESTER, GERNOT J. MÜLLER, AND RAPHAEL S. SCHOENLE. 2020. “News and Uncertainty about COVID-19: Survey Evidence and Short-Run Economic Impact.” Federal Reserve Bank of Cleveland, Working Paper No. 20-12. <https://doi.org/10.26509/frbc-wp-202012>.

EUROSTAT, 2020, Article, Impact of Covid-19 crisis on industrial production [online], Disponibile su: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Impact_of_Covid-19_crisis_on_industrial_production [Data di accesso: 3/06/2020]

FEI TAO, FANGYUAN SUI, ANG LIU, QINGLIN QI, MENG ZHANG, BOYANG SONG, ZIRONG GUO, STEPHEN C.-Y. LU & A. Y. C. NEE (2019) Digital twin-driven product design framework, International Journal of Production Research, 57:12, 3935-3953, DOI: [10.1080/00207543.2018.1443229](https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1443229)

FEIZABADI, J. AND SHRIVASTAVA, A. (2018) ‘Does AI-enabled demand forecasting improve supply chain efficiency?’, *Supply Chain Management Review*, 22(6), pp. 8–10.

Disponibile su:

<https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=bsu&AN=132996247&site=ehost-live>

GE.COM. 2020. Predix Asset Performance Management | GE Digital [online] Disponibile su: <https://www.ge.com/digital/applications/asset-performance-management> [Data di accesso: 31 Maggio 2020].

GONZALEZ VAZQUEZ, I., MILASI, S., CARRETERO GOMEZ, S., NAPIERALA, J., ROBLEDO BOTTCHEER, N., JONKERS, K., GOENAGA, X. (EDS.), ARREGUI PABOLLET, E., BACIGALUPO, M., BIAGI, F., CABRERA GIRALDEZ, M., CAENA, F., CASTANO MUNOZ, J., CENTENO MEDIIVILLA, C., EDWARDS, J., FERNANDEZ MACIAS, E., GOMEZ GUTIERREZ, E., GOMEZ HERRERA, E., INAMORATO DOS SANTOS, A., KAMPYLIS, P., KLENERT, D., LÓPEZ COBO, M., MARSCHINSKI, R., PESOLE, A., PUNIE, Y., TOLAN, S., TORREJON PEREZ, S., URZI BRANCATI, C., VUORIKARI, R. The changing nature of work and skills in the digital age, EUR 29823 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2019, ISBN 978-92-76-09206-3, doi: <http://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC117505>

HONGYI LIU, YUQUAN WANG, WEI JI, LIHUI WANG, A Context-Aware Safety System for Human-Robot Collaboration, Procedia Manufacturing, Volume 17, 2018, Pages 238-245, ISSN 2351-9789, <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.10.042>.

HYUNJIN, CHUN. (2020). A Study on Application of Generative Design System in Manufacturing Process. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 727. [10.1088/1757-899X/727/1/012011](https://doi.org/10.1088/1757-899X/727/1/012011)

I. WATANABE ET AL.: AI-Based Demand Forecasting for both reliable forecasting and efficient operation: Dynamic Ensemble Forecasting, FUJITSU Sci. Tech. J., Vol. 55, No. 2 (2019), AI Zinrai Supporting Digital Innovation <https://www.fujitsu.com/global/documents/about/resources/publications/fstj/archives/vol55-2/paper05.pdf>

IBM.COM. 2020a. IBM Visual Inspector - Overview. [online] Disponibile su: <https://www.ibm.com/products/ibm-visual-inspector> [Data di accesso: 21 Maggio 2020].

IBM.COM. 2020b. IBM Visual Insights (Previously Powerai Vision) - Panoramica - Italia. [online] Disponibile su: <https://www.ibm.com/it-it/marketplace/ibm-visual-insights> [Data di accesso: 21 Maggio 2020].

IGOR PERISIC, LinkedIn, Article, How artificial intelligence is already impacting today's jobs [online], 17 Settembre 2018. <https://economicgraph.linkedin.com/blog/how-artificial-intelligence-is-already-impacting-todays-jobs> [Data di accesso: 8/06/2020]

IL SOLE 24 ORE. 28 Maggio 2020. [online] Disponibile su: <https://www.ilsole24ore.com/art/gentiloni-il-recovery-fund-e-senza-condizionalita-AD5F9pT> [Data di accesso: 7 Giugno 2020].

INTEL. 2020. The Future Of AI In Manufacturing - Intel. [online] Disponibile su: <https://www.intel.com/content/www/us/en/manufacturing/article/factories-improve-uptime.html> [Data di accesso: 15 Maggio 2020].

JERMAN, A, PEJIĆ BACH, M, ALEKSIĆ, A. Transformation towards smart factory system: Examining new job profiles and competencies. *Syst Res Behav Sci.* 2020; 37: 388– 402. <https://doi.org/10.1002/sres.2657>

KOWALKOWSKI, CHRISTIAN & GEBAUER, HEIKO & KAMP, BART & PARRY, GLENN. (2017). Servitization and Deservitization: Overview, Concepts, and Definitions. *Industrial Marketing Management.* 60. [10.1016/j.indmarman.2016.12.007](https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.12.007).

LORENZ, M., 2015. Industry 4.0: How Intelligent Machines Will Transform Everything We Know. [online] Ted.com. Disponibile su: https://www.ted.com/talks/markus_lorenz_industry_4_0_how_intelligent_machines_will_transform_everything_we_know [Data di accesso: 21 Maggio 2020].

LU, YUQIAN & LIU, CHAO & WANG, KEVIN & HUANG, HUIYUE & XU, XUN. (2019). Digital Twin-driven smart manufacturing: Connotation, reference model, applications and research issues. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing.* 61. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101837>.

MARCO IANSITI E KARIM R. LAKHANI, 2020, Competere nell'era dell'IA: come le macchine intelligenti cambiano le regole del business, *Harvard Business Review Italia* (Gennaio/Febbraio 2020), pp. 49-58

MCKINSEY & COMPANY, 2017, Report, Smartening up with Artificial Intelligence [online], Disponibile su: <https://www.mckinsey.com/industries/semiconductors/our-insights/smartening-up-with-artificial-intelligence> [Data di accesso: 20/05/2020]

MCKINSEY & COMPANY, 2019, Article, Most of AI's business uses will be in two areas [online], <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/most-of-ais-business-uses-will-be-in-two-areas> [Data di accesso: 20/05/2020]

MCKINSEY & COMPANY, 2020, Article, How generative design could reshape the future of product development [online], <https://www.mckinsey.com/business-functions/operations/our-insights/how-generative-design-could-reshape-the-future-of-product-development> [Data di accesso: 18/05/2020]

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE, 2018, Report, Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy [online], <https://www.mckinsey.it/idee/notes-from-the-ai-frontier-modeling-the-impact-of-ai-on-the-world-economy> [Data di accesso: 8/06/2020]

MENTSIEV, A. U., GUZUEVA, E. R., & MAGOMAEV, T. R. (2020). "Security challenges of the industry 4.0". *Journal of Physics: Conference Series*, 1515(3) doi: [10.1088/1742-6596/1515/3/032074](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1515/3/032074)

MICROSOFT NEWS CENTER ITALY. 2020. Microsoft Annuncia Un Piano Di Investimenti Da \$1,5Mld Per Accelerare La Trasformazione Digitale In Italia. [online] Disponibile su: <https://news.microsoft.com/it-it/2020/05/08/ambizione-italia-digital-restart/> [Data di accesso 12 Giugno 2020].

MIN, HOKEY. (2010). Artificial intelligence in supply chain management: Theory and applications. *International Journal of Logistics-research and Applications - INT J LOGIST-RES APPL*. 13. 13-39. [10.1080/13675560902736537](https://doi.org/10.1080/13675560902736537).

NETWORKDIGITAL360, 30 ottobre 2019. Manutenzione predittiva e machine learning: i vantaggi di un approccio data-driven [online], Disponibile su: <https://www.digital4.biz/supply-chain/operations-e-plm/manutenzione-predittiva-machine-learning-vantaggi/> [Data di accesso: 15/05/2020]

OH, A.-S. (2019) “Development of a Smart Supply-Chain Management Solution Based on Logistics Standards Utilizing Artificial Intelligence and the Internet of Things,” Journal of Information and Communication Convergence Engineering, 17(3), pp. 198–204
<https://doi.org/10.6109/jicce.2019.17.3.198>

PAUL R. DAUGHERTY E H. JAMES WILSON, 2018, Intelligenza collaborativa: umani e robot stanno unendo le forze, Harvard Business Review Italia, Settembre 2018, pp. 40-50

RACONTEUR. 2020. 7 Ways AI Can Help Businesses During COVID-19 [online]
Disponibile su: <https://www.raconteur.net/technology/covid-19-ai-solutions> [Data di accesso: 3 Giugno 2020].

RAPACCINI MARIO & SACCANI NICOLA & KOWALKOWSKI CHRISTIAN & PAIOLA MARCO & ADRODEGARI FEDERICO. (2020). Navigating disruptive crises through service-led growth: The impact of COVID-19 on Italian manufacturing firms. Industrial Marketing Management. 88. [10.1016/j.indmarman.2020.05.017](https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.05.017)

REESE SCOTT, 29 Gennaio 2019, Article, Pensate che il design generativo sia un po’ troppo acclamato? Questi esempi potrebbero farvi cambiare idea [online], Redshift by Autodesk, Disponibile su: <https://www.autodesk.it/redshift/design-generativo/> [Data di accesso: 4/05/2020]

RIZZI WALTER, ALESSIO BOTTA E D’AVERSA LEORIZIO, 2019, Dall’Artificial Intelligence una spinta poderosa all’economia, Harvard Business Review Italia (Aprile 2019), pp.16-21

ROBERT D. ATKINSON E STEPHEN EZELL, 6 Agosto 2019, The Manufacturing Evolution: How AI will transform manufacturing & the workforce of the future [online], Information Technology and Innovation Foundation, Mapi Foundation. Disponibile su: <https://mapifoundation.org/manufacturing-evolution> [Data di accesso: 27/05/2020]

RUGGERI JACOPO E CORFINI CAMILLA, 2018, Il catalizzatore che genera le opportunità di evoluzione del settore industriale, Accenture Strategy (supplemento allegato al n. 7/8.2018 di Harvard Business Review Italia), pp. 27-30

RUIZ-SARMIENTO, J.R.; MONROY, J.; MORENO, F.A.; GALINDO, C.; BONELO, J.M.; GONZALEZ-JIMENEZ, J. a predictive model for the maintenance of industrial machinery in the context of industry 4.0. Eng. Appl. Artif. Intell. 2020, 87, 103289
<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.103289>

SALERNO ANTONELLO, 2 Dicembre 2016, Industria 4.0, tra uomini e robot è tempo di collaborazione [online]. Corriere Comunicazioni. Disponibile su:
<https://www.corrierecomunicazioni.it/industria-4-0/industria-40-tra-uomini-e-robot-e-tempo-di-collaborazione/> [Data di accesso: 21/05/2020]

STATISTA, 7 Settembre 2016, Industrial IoT average sensor costs 2004-2020 [online], Disponibile su: <https://www.statista.com/statistics/682846/vr-tethered-hmd-average-selling-price/> [Data di accesso: 30/05/2020]

TEKIC, Z[ELJKO]; COSIC, I[LIJA] & KATALINIC, B[RANKO] (2019). Manufacturing and the Rise of Artificial Intelligence: Innovation Challenges, Proceedings of the 30th DAAAM International Symposium, pp.0192-0196, B. Katalinic (Ed.), Published by DAAAM International, ISBN 978-3-902734-22-8, ISSN 1726-9679, Vienna, Austria DOI: [10.2507/30th.daaam.proceedings.02](https://doi.org/10.2507/30th.daaam.proceedings.02)

VLASOV, A.I.; GRIGORIEV, P.V.; KRIVOSHEIN, A.I.; SHAKHNOV, V.A.; SERGEY S. FILIN, S.S.; MIGALIN, V.S. 2019. Smart management of technologies: predictive maintenance of industrial equipment using wireless sensor networks, Entrepreneurship and Sustainability Issues 6(2): 489-502. [http://doi.org/10.9770/jesi.2018.6.2\(2\)](http://doi.org/10.9770/jesi.2018.6.2(2))

WANG, LI & ZHANG, HAI-CHAO & WANG, QIANG. (2019). On the Concepts of Artificial Intelligence and Innovative Design in Product Design. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 573. 012095. [10.1088/1757-899X/573/1/012095](https://doi.org/10.1088/1757-899X/573/1/012095)

WORLD MANUFACTURING FORUM, 2019, Report, Skills for the Future of Manufacturing [online] Disponibile su:
<https://www.worldmanufacturingforum.org/report2019#:~:text=The%202019%20World%20Manufacturing%20Forum,skills%20assessments%20and%20development%2C%20and> [Data di accesso: 16/06/2020]

