



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale
A.a. 2021/2022
Sessione di Laurea Luglio 2022

Tra Intelligenza Artificiale e Robotic Process Automation

La soluzione aziendale di Eos Reply nell'ambito Finance & Accounting

Relatore:
Professor Carlo Cambini

Candidati:
Elena De Maio

Indice

Introduzione	Pag.7
Cap 1: la rivoluzione digitale e i suoi drivers	Pag.9
1.1) Il contesto storico della rivoluzione digitale	Pag.9
1.2) Il driver dei big data	Pag.14
1.3) Il driver dell'intelligenza artificiale	Pag.17
1.3.1) La storia dell'IA	Pag.17
1.3.2) L'intelligenza artificiale e la ricerca di una definizione univoca	Pag.22
1.3.3) La weak Artificial Intelligence e la strong Artificial Intelligence	Pag.26
1.3.4) Il Machine Learning e il Deep Learning	Pag.27
<i>Immagine 1: le differenze tra Machine Learning e Deep Learning (2021)</i>	
1.4) Il viaggio aziendale per diventare Data-Driven	Pag.32
Cap2: Robotic Process Automation & Intelligent Process Automation	Pag.35
2.1) L'automazione, oggi	Pag.35
2.2) Robotic Process Automation: definizione e principali caratteristiche	Pag.37
<i>Immagine 2: struttura della Robotic Process Automation (2018)</i>	
2.3) I vantaggi di RPA e gli ambiti applicativi	Pag.40
2.4) RPA: il mercato in crescita e l'offerta concorrenziale	Pag.43
2.5) Una panoramica sull'Intelligent Process Automation (IPA)	Pag.47
<i>Immagine 3: The IPA Formula, Intelygenz (2020)</i>	
<i>Immagine 4: U.S Intelligent process automation market size, by service, 2015-2025, Intelygenz (2020)</i>	
Cap3: Il trade-off applicativo dell'Intelligenza Artificiale e gli impatti sul mercato del lavoro	Pag.52

3.1) L'Intelligenza artificiale tra sostituzione e valorizzazione delle risorse umane	Pag.53
3.1.1) Le nuove tecnologie ed il lavoro: il modello e la soluzione di Acemoglu e Restrepo	Pag.53
3.2) La polarizzazione del mercato del lavoro	Pag.59
<i>Immagine 5: Variazioni uniformi nell'occupazione e nelle retribuzioni orarie, dal 1980 al 2005 negli USA</i>	
3.2.1) Il modello matematico di Autor e Dorn	Pag.63
3.2.2) Le conclusioni del modello di Autor e Dorn	Pag.69
3.3) L'ascesa delle macchine nella teoria di D. Hemous e M. Olsen	Pag.70
<i>Immagine 6: i cambiamenti nel rapporto brevetti per automazione- brevetti per non automazione (1965-2010)</i>	
3.4) Le teorie della disoccupazione tecnologica	Pag.74
3.5) Il cambiamento di paradigma aziendale: la fabbrica intelligente	Pag.79
<i>Immagine 7: le cinque caratteristiche chiave di una smart factory (2021)</i>	
3.6) Le chiavi del successo artificiale nella catena di approvvigionamento	Pag.86
Cap 4: L'Intelligenza artificiale nel supporto decisionale per il superamento dei principali bias cognitivi	Pag.91
4.1) Le principali euristiche e distorsioni	Pag.91
4.2) L'Intelligenza Artificiale nelle decisioni di impresa	Pag.93
4.3) L'intelligenza Artificiale entra nel CDA	Pag.96
<i>Immagine 8: i processi e le decisioni, la piramide di Anthony (1965)</i>	
4.4) L'intelligenza artificiale e il processo decisionale in ambito medico	Pag.100
<i>Immagine 9: le variabili del processo decisionale chirurgico</i>	
<i>Tabella 1: i principali bias che affliggono il processo decisionale medico (2019)</i>	

4.5) I biases dell'intelligenza artificiale **Pag.108**

4.5.1) I biases dell'intelligenza artificiale nel processo decisionale: un modello di analisi
Pag.110

Immagine 10: Ruoli dei responsabili delle risorse umane e degli sviluppatori nella distorsione dell'I.A.

Cap5: Caso di studio: la riconciliazione automatizzata **Pag.118**

5.1) Presentazione aziendale: Eos Reply S.R.L. **Pag.118**

5.2) Il contesto applicativo: il ciclo passivo **Pag.120**

5.3) Presentazione del modello AIR (Automated Invoice Reconciliation) **Pag.121**

Immagine 11: il processo di Riconciliazione Fattura-Documento di trasporto

5.3.1) Utilizzo del Machine Learning e analisi delle logiche sottostanti **Pag.129**

Immagine 12: IRIDE, Machine Learning

5.4) Automation Program AFC **Pag.134**

5.4.1) RPA una soluzione per le discrepanze di prezzo **Pag.135**

Tabella 2: Esempio di Template per minorazioni e maggiorazioni di prezzo

Tabella 3: Esempio di Output del processo RPA per discrepanze di Prezzo

5.4.2) RPA una soluzione per le discrepanze di quantità **Pag.137**

Tabella 4: Esempio di Output del processo di rettifica DDT

5.5) Analisi di dettaglio dei volumi processati **Pag.139**

5.5.1) La metodologia di raccolta dei dati e la presentazione del modello di analisi

Pag.139

5.5.2) Le ipotesi del modello di analisi dei volumi processati **Pag.141**

5.5.3) L'analisi dei volumi processati **Pag.142**

Tabella 5: volumi pre-AIR normalizzati (2021)

Tabella 6: volumi post-AIR normalizzati (2021)

Immagine 13: confronto pre-AIR e post-AIR (2021)

5.5.4) Il focus dei volumi sugli applicativi ML e RPA **Pag.146**

Tabella 7: % Feed Manuale, % Match Deterministico, % Match Predittivo (2021)

Immagine 14: Istogramma rappresentativo dei volumi processati con Match manuale, Match Deterministico, Match Predittivo (2021)

Tabella 8: % fornitori gestiti in modalità ML (2021)

Tabella 9: % fatture transitate su ML (2021)

Immagine 15: Volumi RPA prezzo e quantità (2021)

5.6) Valutazione dell'efficienza economica dell'iniziativa AIR **Pag.150**

5.6.1) La metodologia di raccolta dei dati, la presentazione del modello di analisi e le principali ipotesi **Pag.150**

Immagine 16: Risposta inerente alla stima media per la verifica delle squadrature delle fatture (2022)

Immagine 17: Risposta inerente alla stima media del tempo di processamento della singola linea della fattura (2022)

Immagine 18: Risposta inerente alla stima media per l'inserimento a sistema del motivo della squadratura (2022)

Immagine 19: Risposta inerente alla stima media per l'analisi dell'errore inerente alla squadratura delle quantità (2022)

Immagine 20: Risposta inerente alla stima media per l'invio della proposta di rettifica al magazzino (2022)

Immagine 21: Risposta inerente alla stima media per l'invio della proposta di contenzioso al fornitore (2022)

Immagine 22: Risposta inerente alla stima media per l'aggancio dei Documenti di trasporto rettificati (2022)

5.6.2) Le ipotesi al contorno del modello di analisi economica **Pag.158**

5.6.3) Analisi dell'effort manuale pre e post-AIR **Pag.158**

Tabella 10: tempistiche e stima dell'effort nella soluzione pre-AIR

Tabella 11: tempistiche e stima dell'effort nella soluzione post-AIR

Immagine 23: Tempistiche percentuali dei tasks pre-AIR

Immagine 24: Tempistiche percentuali dei tasks post-AIR

Immagine 25: confronto pre-AIR e post-AIR sulla stima totale dell'attività annuale dell'utente

5.6.4) Valutazione dell'efficienza dell'applicativo di Machine Learning **Pag.163**

Tabella 12: EML, efficienza del ML, 2021

Immagine 26: Andamento dell'EML, 2021

5.6.5) L'analisi economica di AIR **Pag.165**

5.6.5.1) I benefici quantificabili di AIR **Pag.165**

Tabella 13: stima durata totale attività utente e FTE, pre-AIR e post-AIR (2021)

5.6.5.2) I benefici qualitativi di AIR **Pag.167**

Conclusioni **Pag.171**

Bibliografia **Pag.173**

Sitografia **Pag.178**

Introduzione

Questo elaborato di tesi si propone di analizzare e valutare i radicali cambiamenti generati dall'introduzione di nuove tecnologie quali l'Intelligenza Artificiale e la robotizzazione dei processi in ambito aziendale e in ambito lavorativo, con la finalità ultima di comprenderne le potenzialità e le minacce in un'ottica di perseguimento del benessere aziendale e societario.

Discutere meramente le potenzialità e i benefici economici collegati all'Artificial Intelligence senza considerare al contempo i rischi insiti nello sviluppo di soluzioni intelligenti e le influenze psicologiche, culturali e sociali connesse all'interazione uomo-macchina, infatti, potrebbe risultare fuorviante: un'analisi così condotta offrirebbe solamente una visione ed una comprensione limitata del fenomeno, impedendo di coglierne la reale portata economica e sociale.

La rilevanza dell'innovazione tecnologica è ormai radicata nella consapevolezza di molte realtà aziendali e di un numero sempre maggiore di persone: termini quali automazione, machine learning, intelligenza artificiale, robotizzazione e automazione stanno man mano entrando sempre di più nel gergo colloquiale e influenzando le modalità di azione, di interazione, di comunicazione e di lavoro umano.

L'industria 4.0 sembra essere l'habitat ideale per la proliferazione di soluzioni innovative, la rivoluzione digitale sembra essere il motore immobile della dialettica aristotelica applicata alla fabbrica del futuro, le nuove tecnologie stanno via via rivoluzionando gli organigrammi aziendali e le macchine stanno per gradi prendendo vigore ed espandendo i propri perimetri applicativi.

È questo il contesto applicativo nel quale si immerge il presente lavoro: un mondo rivoluzionato dove l'efficienza e l'efficacia delle iniziative intelligenti aziendali determinano la sopravvivenza o meno delle stesse nel contesto competitivo odierno.

Il lavoro di tesi si articolerà in diversi punti, partendo da un'indagine sulla nascita e sulla storia della rivoluzione digitale e dei suoi drivers, i big data e l'intelligenza artificiale, offrendo anche una valida caratterizzazione della Robotic Process Automation (RPA) e dell'Intelligent Process Automation (IPA), arrivando all'analisi delle principali teorie

applicative dell'I.A. nel mercato del lavoro e nei processi decisionali, il tutto attraverso l'uso di una bibliografia consultata criticamente.

Ulteriore focus è stato dato all'intelligenza artificiale come forma di supporto nel superamento dei principali bias cognitivi e come forma di manifestazione di quest'ultimi, attraverso la valorizzazione delle teorie economiche-comportamentali formulate da D. Kahneman e A. Tversky nel 1979.

Nell'ultima parte del lavoro si è voluto analizzare e valorizzare un concreto connubio di intelligenza artificiale e robotizzazione attraverso la costruzione di un modello quantitativo per la valutazione dell'efficienza economica della soluzione AIR (Automated Invoice Reconciliation) proposta da Eos Reply per il processo di riconciliazione fattura-documento di trasporto appartenente al ciclo passivo di un'azienda.

Questo scritto, in sintesi, verrà svolto seguendo gli obiettivi annunciati da una parte in astratto in linea con una conoscenza impregniata dall'analisi e la lettura di diversi libri e articoli scientifici, dall'altra in concreto in linea con gli obiettivi operativi di un caso aziendale come nella citata esperienza aziendale di Eos Reply.

Capitolo 1: la rivoluzione digitale e i suoi drivers

1.1 Il contesto storico della rivoluzione digitale

Con il termine rivoluzione si intende il movimento organizzato e di cambiamento repentino, più o meno radicale con il quale si instaura un nuovo ordine sociale, politico o scientifico, caratterizzato da uno sconvolgimento di costumi, abitudini, conoscenze, applicazioni e funzioni. Dalla definizione proposta quello che si evince, indipendentemente dal contesto in cui il termine è declinato, è una diretta proporzionalità della rivoluzione con il cambiamento e l'innovazione che la rivoluzione stessa apporta e comporta.

Nel corso della storia, le rivoluzioni hanno avuto luogo nei momenti in cui le tecnologie e le modalità di percezione del mondo circostante non erano più sufficienti, dando il via a profondi mutamenti nei sistemi economici e nelle strutture sociali che hanno richiesto diversi anni per il consolidamento.

Il focus del presente capitolo è proprio quello di comprendere tali mutamenti e giustificare le massicce e alquanto imprevedibili trasformazioni che stanno impattando il mondo contemporaneo nella sua interezza, considerando che gli ultimi anni sono stati gli anni-benzina che hanno permesso l'accelerazione esponenziale della rivoluzione digitale.

Come tutti i movimenti rivoluzionari, anche la rivoluzione industriale in atto presenta radici più profonde e diramate, risalenti ai primi anni del secolo: esse sono una diretta conseguenza della rivoluzione digitale dove si è assistito all'espansione e al vicendevole vigore di Internet, della globalizzazione e degli emergenti strumenti che caratterizzano il contesto odierno (come, ad esempio, computer, tablet, telefoni cellulari digitali) (Schwab, 2016).

Le tecnologie digitali basate su dispositivi hardware, software e network non rappresentano infatti una novità, essendo già state introdotte con l'avvento della precedente rivoluzione, ma nel contesto odierno quest'ultime sono contraddistinte da un più alto livello di integrazione e sofisticazione e da una maggiore propagazione, impattando e rivoluzionando sia le economie globali che le trasformazioni e le dinamiche sociali. Per tale motivo, al fine di offrire una definizione del complesso periodo

rivoluzionario, Brynjolffson e McAfee (Brynjolffson e McAfee, 2014), hanno introdotto la famosa espressione “the second age machine”, ossia la seconda era delle macchine; ad avviso degli autori, infatti, “il mondo sta vivendo un momento cruciale poiché l’impatto delle tecnologie digitali si sta manifestando con vigore attraverso l’automazione dei processi e la realizzazione di nuovi e più specifici prodotti e servizi, esattamente come era avvenuto nella prima rivoluzione industriale” (Brynjolffson e McAfee, 2014).

Si evidenzia, inoltre, che la rivoluzione in atto non riguarda esclusivamente la possibilità di disporre di sistemi e tecnologie intelligenti caratterizzate da una perpetua connessione, ma presenta un ambito applicativo particolarmente ampio. In tal senso i settori impattati da questo moto rivoluzionario sono tra i più disparati: dal sequenziamento del DNA alla nanotecnologia, dalla produzione di energie rinnovabili e green all’informatica quantistica. Sono le combinazioni delle tecnologie e le vicendevoli interazioni attraverso domini fisici, digitali e biologici che rendono la quarta rivoluzione industriale particolarmente impattante e unica se confrontato con le precedenti rivoluzioni.

Tale impatto innovativo è ben sintetizzato dal pensiero di Klaus Schwab (Schwab, 2016), fondatore del World Economic Forum (l’organizzazione internazionale per la cooperazione tra pubblico e privato), attraverso la coniazione del termine “quarta rivoluzione industriale” e attraverso la predizione degli impatti di quest’ultima nel lungo periodo: l’autore definisce infatti, i “miracoli dal lato dell’offerta”, nonché i guadagni in termini di efficienza e produttività (tra cui i minori costi di trasporto e comunicazione, l’efficientamento delle catene di logistica e delle catene di approvvigionamento) come i driver della futura crescita economica a livello sia territoriale che potenzialmente globale.

In tal senso, nel report del World Economic Forum del 2018 sono stati definiti i principali driver della IV rivoluzione, ossia la diffusione e la facilità di accesso di internet ad alta velocità, l’intelligenza artificiale e le sue implementazioni, i big data e il loro utilizzo, la robotizzazione dei processi, le dirompenti tecnologie cloud e le nuove fonti energetiche sostenibili e green.

La definizione proposta da Schwab (Schwab, 2016) è ancora oggi al centro del dibattito letterario a causa della difficoltà nell’individuazione di un modello di continuità con le precedenti rivoluzioni poiché quest’ultima “differisce per velocità, scala, complessità e potere trasformativo rispetto alle precedenti” (Min, David, Suk Hi, 2018 pag.94), anche

se una parziale giustificazione della continuità è insita, come precedentemente accennato, nelle radici poste nella terza rivoluzione industriale.

Per quel che concerne i risultati e il processo di trasformazione, la rivoluzione è ancora in una fase primordiale e potenziale: “siamo”, infatti, “solo all’inizio del processo di trasformazione che modificherà radicalmente il modo in cui viviamo, lavoriamo e comunichiamo e i cui impatti saranno visibili solo nel lungo periodo” (Schwab, 2016).

La portata della quarta rivoluzione industriale, quindi, a causa del suo stato primordiale e del suo sviluppo non lineare, non è ancora stata completamente compresa e con questa, neanche gli impatti in termini economici nei diversi settori e nei diversi paesi. Le implicazioni connesse alla transizione in atto da un’economia prettamente materiale ad una prettamente immateriale possono, inoltre, avere delle conseguenze decisive in tutti gli ambiti e su tutte le regole che governano il mondo.

La quarta rivoluzione industriale si configura dunque, come “una rivoluzione metafisica per il mondo occidentale, che non plasma solo la modalità con cui è costituito materialmente il mondo, ma anche il modo in cui è organizzato concettualmente, nonché la rappresentazione umana della realtà e della propria autorappresentazione” (Floridi, 2019).

E’ necessario compiere in tal senso, i prossimi passi del processo conoscitivo al fine di poter sfruttare e ampliare le opportunità di crescita economica ed industriale e limitare i potenziali e catastrofici rischi connessi all’errata gestione della IV rivoluzione industriale. A tal riguardo, i principali rischi individuati da Schwab (Schwab, 2016) sono l’incapacità di adattamento delle organizzazioni, le difficoltà politiche-istituzionali ad adottare e regolamentare le nuove tecnologie, le criticità in termini di sicurezza e privacy dei consumatori, l’aumento delle disuguaglianze economiche e sociali della forza lavoro e la conseguente frammentazione della società.

Per quel che concerne l’incapacità di adattamento organizzativo, l’imminenza e la rilevanza del suddetto rischio trova già una prima rispondenza nelle soluzioni della *smart factory* e della *smart organization*, elementi indicativi di un impatto non limitato solo al processo produttivo ma che porta con sé cambiamenti negli spazi organizzativi e strategici e, come conseguenza, anche negli stessi modelli di business.

La “fabbrica intelligente” è infatti un sistema flessibile che può auto-ottimizzare le prestazioni in una rete più ampia, che riesce ad auto-adattarsi e ad imparare da nuove condizioni reali e funzionare autonomamente all’interno dei diversi processi produttivi (Deloitte, 2017). Un’”organizzazione intelligente”, invece, è un’organizzazione basata sul knowledge management, con forti principi e valori nell’ambito del rispetto ambientale e della sicurezza pubblica, i cui obiettivi economico-strategici sono allineati con tutti i componenti dell’organigramma aziendale.

Favorendo la creazione delle fabbriche intelligenti, la IV rivoluzione industriale crea un ambiente di lavoro in cui i sistemi di produzione fisici e virtuali interagiscono in modo flessibile, consentendo la customizzazione dei prodotti e la realizzazione di nuovi modelli operativi dirompenti e volti al perseguimento degli obiettivi di efficienza e di efficacia. Nel presente contesto industriale, è stato coniato in Germania alla Fiera di Hannover del 2011 il termine “Industry 4.0” per descrivere l’introduzione di nuove tecnologie e di nuovi modelli di business e per delineare come la quarta rivoluzione industriale impatterà la catena del valore, ossia tutte le attività aziendali strategicamente rilevanti.

Le criticità politiche-istituzionali comportate dalla rivoluzione in atto e gli impatti incerti di politiche aziendali nuove e in continua trasformazione hanno portato Helbing (Helbing, 2018) a definire l’attuale periodo storico e gli anni a seguire come “potenzialmente caotici”: ad avviso dell’autore, infatti, le numerose sfide globali costituiranno una reale minaccia che, se non efficientemente valutata dalle autorità competenti, minerà l’equilibrio economico, sociale e politico sia a livello nazionale che globale. Ed è proprio sulla portata di tale minaccia che l’autore, nel suo lavoro “Towards Digital Enlightenment Essays, on the Dark and Light Sides of Digital Revolution”, definisce una meta-condizione per la descrizione dell’attuale rivoluzione: l’iperconnessione del mondo.

L’iperconnessione è “la tendenza e il bisogno di rimanere costantemente connessi a Internet e ad utilizzare i mezzi tecnologici percependo faticosamente il distacco da essi” (Rota, 2020). Tale fenomeno è in rapida crescita e desta forti preoccupazioni per i disagi socio-relazionali connessi. “Viviamo in una società iperconnessa dove la vita stessa ormai è online, il lavoro, lo svago e le interazioni sociali sono quasi-esclusivamente online e questo di per sé rende difficile capire quando ciò che inizia come routine può sfociare in vera e propria malattia” (de Rose, 2021).

Altro apporto conoscitivo, in merito alla rivoluzione digitale e ai suoi impatti globali, è dato da Haff (Haff, 2014) e Floridi (Floridi, 2019) con i concetti di tecnosfera e infosfera.

La tecnosfera è il nome attribuito ad un nuovo strato artificiale della superficie terrestre che cresce costantemente ed è stato originato dall'azione esclusiva dell'essere umano, uno spazio in cui si generano cultura e vita e si manifestano le interrelazioni sociali e comunicative che si stabiliscono quotidianamente con la tecnologia.

La tecnosfera quindi, comprende l'insieme di media e degli applicativi tecnologici che interagiscono con la biosfera, esercitando un'azione sull'ambiente finalizzata alla costruzione di nuovi paesaggi industriali, agrari e urbani ed è, in sostanza, il risultato del continuo sforzo per la risoluzione del trade-off tra creazione artistico-tecnica e i bisogni consumistici umani. "È un sistema che consuma energia di natura tecno-sociale formata da esseri umani, artefatti e sistemi tecnologici che, insieme ai protocolli e alle informazioni create, costruisce una vera e propria combinazione di umanità e tecnologia" (Haff, 2014).

Diverso pensiero è quello di Dmitry Orlov (Orlov, 2013) che, nel suo studio della tecnosfera, definisce i principali problemi odierni (quali la contaminazione dell'ambiente con tossine chimiche a lunga durata, lo spreco di risorse economiche in armi di distruzione e le condizioni geo-politiche non unificate e favorevoli allo sviluppo di una estrema iniquità sociale) come il concreto sostegno della tecnosfera: le suddette criticità la aiutano a crescere, a diventare più complessa e a dominare completamente la biosfera. "Senza una biosfera da distruggere, infatti, la tecnosfera diventa un robot cieco e sordo, che non può aspirare ad essere cattiva, ma solo banale" (Orlov, 2013).

L'infosfera, invece, è un termine coniato da Floridi (Floridi, 2019) che identifica "quello strato concentrico e avvolgente di smog elettronico e tipografico composto da cliché tratti dal giornalismo, dalla pubblicità, dalle informazioni governative e dal mondo dell'intrattenimento".

Nata dal connubio tra informazione e sfera, essa è il mare di dati in cui ogni persona naviga giornalmente e da cui riceve informazioni; in essa si abbattano le barriere distintive tra il mondo reale e il mondo virtuale e vi è una concreta fusione tra analogico e digitale.

Nell'infosfera operano sia organismi biologici, nonché gli esseri umani, che artefatti ingegnerizzati e il confine processore-processato tende a dissolversi a favore del maggior apporto informativo. Facendo un parallelismo con la dialettica hegeliana servo/padrone, l'infosfera può essere considerata come la contemporanea versione dell'alienazione in cui l'uomo entra in una nuova era e in un nuovo paradigma.

Il mondo è, in conclusione, entrato in uno scenario VUCA (Volatility, Uncertainty, Complexity, Ambiguity) dove “gli elementi tecnologici dominanti e sintomatici dei tempi correnti, non si possono né ignorare, né negare o provare a combattere, ma solo imparare a trasformare in vantaggio competitivo” (Complexity, Education Project, 2019).

Ed è compito delle aziende, attraverso la formazione continua e il knowledge management ed è compito delle autorità attraverso la ridefinizione di un nuovo modello di pensiero politico e organizzativo, trasformare l'attuale scenario in un nuovo paradigma VUCA: Vision, Understanding, Clarity, Agility (Visione, Comprensione, Chiarezza, Flessibilità) (Forbes, 2019).

La determinazione di un modello sostenibile in tutti gli ambiti (economici, politici e sociali) dovrebbe delineare le nuove linee guida istituzionali “per sviluppare un quadro coerente, etico e olistico” (Floridi, 2020) e tradurre le nuove scoperte scientifiche in valore aggiunto per il perseguimento del benessere di tutta la società.

1.2 Il driver dei Big Data

L'evoluzione e la rivoluzione tecnologica avvenuta negli ultimi anni hanno portato al notevole incremento di dispositivi in grado di automatizzare le operazioni sia a livello produttivo che a livello amministrativo, impattando la maggior parte delle attività svolte nel quotidiano. Tali dispositivi generano un'enorme mole di dati da gestire e analizzare, la cui crescita, nel prossimo futuro, divergerà esponenzialmente (A. Rezzani, 2021, pag 9). Ed è proprio in questo contesto che si delinea il concetto dei “big data”.

“Big data are data whose scale, diversity and complexity require new architectures, techniques, algorithms and analytics to manage it and extract value and hidden knowledge from it” (T. Cerquitelli, 2022).

“I big data sono grandi quantità di dati prodotti molto rapidamente da un numero elevato di diverse fonti” (Commissione Europea, 2018), essendo, quindi, dei “dati in grado di superare i limiti degli strumenti di database tradizionali, disponibili con estrema velocità in enormi volumi, spesso con formati destrutturati e caratteristiche eterogenee” (A. Rezzani, 2021, pag 20).

Le definizioni precedentemente proposte evidenziano chiaramente tre fattori core dei big data: il volume, la varietà e la velocità, anche noti come le “3V”.

Il volume equivale al quantitativo generato di data, indipendentemente che essi siano stati prodotti in maniera automatica, da macchine o sensori, o in maniera manuale, dagli utenti stessi. Ogni persona, infatti, collegata a qualsiasi dispositivo elettronico, durante la fase di navigazione in Internet e la condivisione delle proprie informazioni personali ad esempio sui social network, produce dei dati digitali. Rifacendosi al contesto aziendale, focus del presente lavoro, l'ordine di grandezza dei dati generati e gestiti quotidianamente da un'organizzazione di medie dimensioni è sui terabyte/petabyte (Data Skill, 2018).

La varietà è, invece, una caratteristica prettamente inerente all'eterogeneità dei formati e all'assenza di una struttura rappresentabile attraverso una semplice tabella in un database relazionale. Quest'ultimo è una tipologia di database di archiviazione che fornisce accesso a data points correlati tra loro, basati su modelli relazionali, intuitivi e direttamente rappresentabili con il mero strumento della tabella. La variety è, infatti, strettamente connessa con la non-strutturazione dei dati stessi: si pensi, ad esempio, ai diversi formati in cui è possibile trovare un documento (txt, PDF, csv, Word) o alle diverse fonti con cui è possibile generare un file (siti web, sensori, applicazioni desktop).

La velocità, infine, è connessa alle ridotte, se non minime tempistiche con cui i nuovi dati si rendono disponibili e alla conseguente scelta degli adeguati strumenti di immagazzinamento e di futura gestione dei dati stessi.

A queste tre dimensioni, ad avviso di un cospicuo numero di Data Scientist, se ne aggiungono altre due: la variabilità e la veridicità. Per quel che concerne la prima dimensione, è importante sottolineare che i flussi di dati sono spesso imprevedibili, per cui tendono a cambiare e variare frequentemente. La variabilità, infatti, è la vera sfida per

le aziende che, ad esempio, necessitano di prevedere e anticipare le tendenze sui social media e gestire i picchi di dati giornalieri o stagionali.

La veridicità, invece, è una caratteristica inerente alla qualità dei dati: quest'ultimi provengono quasi sempre da fonti diverse ed eterogenee e devono pertanto essere collegati, trasformati e puliti da eventuali rumori al fine di poter effettuare la corretta estrazione della conoscenza in maniera efficace ed efficiente.

Il processo di trasformazione di un determinato fenomeno in dati e, successivamente, in informazioni con valore economico prende il nome di “datificazione” (Susskind, 2018, pag 62). La datificazione è un processo core della rivoluzione digitale in quanto consente di trasformare tutti quei fenomeni di dati, non identificabili con modelli puramente matematici, in fenomeni oggettivi e qualificabili e, in quanto tali, modellabili e gestibili.

I processi di datificazione prevedono diversi step tra cui la raccolta dei dati, la digitalizzazione dei dati analogici (qualora presenti), il processamento e l'implementazione degli stessi e la trasformazione di questi in informazioni dotate di valore economico. Le implicazioni a livello aziendale della datificazione sono innumerevoli e fortemente impattanti la redditività economica: il predominio economico dei grandi gruppi di industrie hi-tech (Facebook, Amazon, Google, Apple, Twitter, Alibaba, Huawei) è infatti basato sulla corretta gestione dei database e dei processi di datificazione ad essi connessi.

I big data non racchiudono in sé soltanto aspetti positivi e grandi opportunità di crescita economica: essi presentano infatti elevate criticità che, se non ben gestite e valorizzate sia a livello aziendale che governativo, potrebbero vanificare i benefici percepiti. Le criticità principali sono inerenti alla qualità e all'affidabilità dei dati, alla privacy e alla proprietà di chi genera quei dati. Al fine di ovviare ai problemi legati alla gestione della privacy e al fine di fornire omogeneità legislativa in un sistema così dinamico e in evoluzione, nel 2018 l'Unione Europea ha approvato il regolamento generale sulla protezione dei dati (RGPD, 2018).

L'implementazione aziendale dei big data necessita, in ogni caso, di un sistema di intelligenza artificiale adeguato al fine di determinare dei modelli capaci di valorizzare l'enorme volume di dati con cui un'azienda si interfaccia quotidianamente (Gianotti,

Pedreschi, Helbing, et al, 2013). I big data forniscono, infatti, all'intelligenza artificiale le informazioni necessarie per le fasi di training e per la strutturazione di nuovi modelli e di analisi predittive fondamentali per sviluppare consapevolezza e confidenza nei processi decisionali.

1.3 Il driver dell'intelligenza artificiale

Ogni azienda ha quotidianamente accesso ad una mole di dati inimmaginabile provenienti da centinaia di fonti quali, ad esempio, l'attività core dell'impresa, il web, i social media, i sensori posizionati sui macchinari produttivi che devono essere processati e analizzati in modalità real-time.

Al fine di poter trasformare i big data in dati parlanti in grado di predire e guidare l'attività di impresa è necessario pertanto connettere sapientemente la tecnologia dell'intelligenza artificiale (I.A.) con l'analisi dei dati.

I due concetti, infatti, sono fortemente interconnessi: usando una metafora organicistica, l'I.A. è la rete neurale che fornisce al cervello la capacità concreta di sviluppare pensieri complessi mentre i dati sono le materie prime, in termini di informazioni e di stimoli, che alimentano tale meccanismo.

1.3.1 Storia dell'intelligenza artificiale

Si potrebbe considerare l'I.A. moderna come il frutto di un secolare percorso di ricerca dell'uomo volto alla comprensione e riproduzione della propria mente e dei processi cognitivi da essa effettuati e svolti. Ad avviso di McCorduck (McCorduck, 1979) la nascita dell'I.A. è, infatti, dovuta ad una "tradizione di ricerca per la comprensione formale della mente umana".

L'I.A. moderna risale più precisamente al secondo dopoguerra, in un periodo di grande fermento scientifico grazie alla scoperta del calcolatore e della sua implementazione diffusa per sistemi intelligenti. Quest'ultimo, infatti, fu sin dal suo avvento considerato

un perfetto strumento implementabile nell'ambito della riproduzione della mente umana e delle sue potenzialità.

Si assistette in tal senso, a partire dagli anni '40 dello scorso secolo alla coniazione e diffusione del termine cibernetica: quest'ultima altro non è che lo studio sistematico dei processi inerenti alla comunicazione e al controllo dei meccanismi di autoregolazione e comando, presenti sia negli esseri viventi che nei diversi prodotti artificiali.

Fra i primi lavori in questo ambito di ricerca, vi è il modello di rete neurale proposto da Warren McCulloch e Walter Pitts nel 1943, in cui ogni neurone della rete, interconnesso agli altri neuroni tramite sinapsi, viene rappresentato da uno stato binario, nello specifico lo stato "acceso" o "spento" e la cui accensione si verifica in risposta allo stimolo fornito da un numero sufficiente di neuroni adiacenti. All'interno del modello proposto, i due ricercatori dimostrarono che è possibile implementare tutti i blocchi e le regole della logica booleana (not, and, or) e che ogni funzione computabile può essere più o meno agevolmente calcolata dalla rete stessa.

I due autori formularono inoltre l'ipotesi di apprendimento autonomo del modello che rimase solamente una mera supposizione, fino al 1949 quando Donald Hebb dimostrò, attraverso una modifica dei pesi delle sinapsi, che la rete precedentemente proposta era effettivamente "intelligente". Combinando i dati provenienti dalla fisiologia del sistema nervoso con quelli provenienti dall'analisi del comportamento umano, lo psicologo canadese Hebb dimostrò che una modifica delle forze di connessione fra i neuroni artificiali poteva dar luogo a una qualche forma di apprendimento.

Il contributo importante è successivamente offerto dai matematici Marvin Minsky e Dean Edmonds nel 1951 attraverso lo sviluppo del primo computer basato su reti neurali, denominato SNARC ("Stochastic Neural Analog Reinforcement Computer). Lo SNARC, composto da oltre 3000 tubi a vuoto e un sistema di pilotaggio automatico, simulava una rete composta da ben 40 neuroni.

Questi, come numerosi altri successivi, sono gli esempi di applicazioni e modelli che caratterizzano lo scorso secolo e che possono essere considerati come una primordiale forma di Intelligenza Artificiale anche se una visione coesa, completa e chiara di questa è stata offerta da Alan Turing solo nel 1950 all'interno dell'articolo "Computing

Machinery and Intelligence”. L’articolo presentava diversi contenuti pratici e teorici tra cui il test di Turing, l’apprendimento automatico, gli algoritmi genetici e l’apprendimento di rinforzo.

Il test di Turing è stato concepito per fornire una soddisfacente definizione operativa del concetto di intelligenza e prende spunto da un gioco denominato “Imitation Game” a tre partecipanti: un uomo X, una donna Y e una terza persona Z.

La persona Z è tenuta separata dagli altri due partecipanti e tramite la postulazione di alcuni quesiti ha il compito di stabilire chi sia X e che sia Y, ossia chi sia l’uomo e chi sia la donna. Dal canto loro anche X e Y hanno due obiettivi ben definiti: X deve riuscire ad ingannare Z e portarlo a formulare una proposta sbagliata, mentre Y deve aiutare Z nel suo processo decisionale. L’ipotesi del test di Turing è quella di sostituire una macchina alla persona X e di analizzare i risultati del gioco che viene per l’appunto tradotto in forma dattiloscritta al fine di poter eguagliare le risposte della macchina e dell’uomo. Se Z riesce ad indovinare il sesso dei giocatori con lo stesso numero di successi, prima e dopo la sostituzione della macchina, allora quest’ultima deve essere considerata intelligente.

L’intelligenza si viene quindi a configurare come la capacità di pensare e di concatenare idee e modalità espressive e una sua definizione applicativa si ha dal confronto tra macchina e uomo: se quest’ultimi sono indistinguibili allora la macchina può essere definita intelligente.

Se nel primo dopoguerra, quindi, si assistette a una crescita di interesse in ambito I.A., è nell’anno 1956 che essa ottiene il concreto riconoscimento di disciplina scientifica e, più precisamente, a seguito del workshop denominato “Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence” della durata di due mesi presso il Dartmouth College al quale presero parte dieci ricercatori interessati alla teoria degli atomi, delle reti neurali e allo studio delle nuove tecnologie di intelligenza artificiale.

La scena, nonostante le idee e i diversi modelli configurati, fu conquistata da Newell e Simon con il Logic Theorist (LT): “abbiamo inventato un programma per computer in grado di pensare in modo non numerico e, in tal senso, abbiamo risolto l’antichissimo problema mente-corpo” (Simon, 1956).

Il workshop non portò particolari innovazioni ma permise di definire la disciplina dell'I.A. e sviluppare alcuni progetti e prototipi in tale ambito: qui l'I.A. ha infatti sin da subito accolto l'idea di riprodurre facoltà umane come l'uso del linguaggio naturale, l'auto-rappresentazione e la creatività, in ambienti complessi e mutevoli, aspetti non contemplati in una branca tradizionale della teoria del controllo o della teoria delle decisioni.

Il periodo successivo al workshop fu definito da McCarthy come l'era del "Guarda mamma, senza mani!" in cui i ricercatori dimostrarono una potenzialità dietro l'altra delle macchine, lasciando gli scettici intellettuali tradizionalisti costantemente increduli. Nel 1958, ad esempio, lo psicologo Frank Rosenblatt propose il concetto di Percettrone, una forma semplice di reti neurali rappresentata da un dispositivo elettronico dotato di due stati, uno di ingresso e uno di uscita, e di una regola di apprendimento formalizzata sulla minimizzazione dell'errore. Tale regola denominata retro-propagazione dell'errore (error back-propagation) altera i pesi delle sinapsi della rete neurale sulla base di valutazioni sull'output ottenuto a fronte di quanto fornito in input al sistema.

Nello stesso periodo storico emersero anche i primi tentativi di sviluppare un dialogo tra uomo e macchina in grado di imitare il dialogo inter-uomo. Tra i vari risultati ottenuti si cita ELIZA, un Chatterbot ideato da Joseph Weizenbaum nel 1966, che attraverso l'analisi e la sostituzione di semplici parole chiave in frasi preconfezionate, fornisce l'illusione di poter comunicare con un vero e proprio interlocutore umano.

È proprio in questo ambito o meglio in quello delle traduzioni automatiche che l'I.A. compie i suoi primi fallimenti e subisce le prime disillusioni. Si riteneva infatti che fosse possibile automatizzare attraverso una mera manipolazione sintattica la traduzione di un documento da una lingua all'altra: i risultati grotteschi, poco strutturati e facilmente plagiabili dall'interlocutore costarono al settore dell'I.A. numerosi tagli in termini di fondi e risorse di ricerca, causando un rallentamento nelle scoperte e un forte disinteresse pubblico.

Il periodo di stagnazione e di disillusione si concluse nel 1980, quando Carnegie Mellon sviluppò XCON, un sistema che permise alla Digital Equipment Corporation di ottenere importanti vantaggi economici in termini di efficientamento dei processi aziendali e dei budget allocativi. Sull'onda di questo successo, l'industria dell'I.A. conobbe un vero e

proprio boom di investimenti e finanziamenti che però si rivelarono una bolla economica e speculativa, costituendo un periodo che fu definito “l’inverno dell’I.A.”.

Sebbene alla fine degli anni '70 l'informatica non era più focalizzata e concentrata sulle costruzioni e comprensioni delle reti neurali applicate, la ricerca era comunque continuata in seno ad altre discipline: ad esempio, la fisica che usava delle tecniche di meccanica statica per analizzare le proprietà di memorizzazione e l'ottimizzazione delle reti e la psicologia che continuava a studiare i modelli e i processi mnemonici basati su reti neurali.

Il ritorno del focus informatico ai temi di reti neurali è da datarsi intorno alla metà degli anni '80, quando diversi ricercatori reinventarono l'algoritmo di apprendimento con retro-propagazione (Rumelhart e McClelland, 1986), precedentemente proposto da Rosenblatt. Questo modello di sistema intelligente, chiamato connessionista, fu considerato come il massimo apice di opposizione ai modelli simbolici di Newell e Simon: la manipolazione simbolica veniva infatti considerata incapace di spiegare le capacità cognitive e i modelli ad esse associati.

Il focus sulle reti neurali ha avuto il suo massimo apice nella scoperta dei “chip neuromorfici”, unità di calcolo ispirate all'efficienza computazionale del cervello umano, utilizzati per costruire sistemi di calcolo capaci di supportare le applicazioni intelligenti. Essi permettono dunque di emulare dal punto di vista informatico, il comportamento del cervello umano con particolare riferimento alla sua rete di neuroni e alle connessioni che la caratterizzano.

Gli anni '90 sono stati invece caratterizzati dalla nascita del World Wide Web (WWW) e dall'ingresso sul mercato dei processori grafici, le ‘Graphics Processing Unit’ (GPU), chip di elaborazione di dati, estremamente veloci e provenienti dal mondo del gaming, in grado di supportare processi complessi, operando a frequenze basse e con consumi energetici particolarmente ridotti. Quanto detto è stato impattato ed ha impattato l'ampia e rapida diffusione di Internet, consentendo l'accesso a grandi quantità di informazioni e know-how e lo sviluppo di algoritmi e di applicazioni, facilitati dalla disponibilità di enormi quantità di dati (big data) non strutturati e real-time e da una sempre maggiore disponibilità di potenza di calcolo ad un costo particolarmente ridotto.

Nel corso della storia e della ricerca quindi, i focus e gli obiettivi di analisi cambiano espandendosi verso nuovi confini e nuovi riscontri, adattandosi alle differenti esigenze e necessità economiche-sociali e, seguendo questo iter, il periodo che va dal 1995 ad oggi è stato fortemente focalizzato sulla costruzione degli agenti intelligenti.

Il lavoro di Allen Newell, John Laird e Paul Rosenbloom su SOAR (1990, 1987) è sicuramente uno degli esempi più esplicativi di architettura completa per un agente intelligente, ossia un agente in grado di eseguire un'ampia gamma di compiti e codificare, utilizzare e apprendere tutti i tipi di conoscenza al fine di replicare le capacità cognitive umane, come il processo decisionale, il problem-solving, la regolamentazione e la comprensione del linguaggio naturale. Il progetto SOAR si pone dunque l'obiettivo di valorizzare e sviluppare dei blocchi di costruzione minimi e fissi necessari per il corretto funzionamento degli agenti intelligenti e dei loro processi cognitivi.

Il focus sulla costruzione di agenti intelligenti ha portato importanti conseguenze all'emergente disciplina dell'IA, come, ad esempio, la necessità di riorganizzare i diversi settori che compongono la disciplina stessa, ottenendo l'integrazione e la fusione dei diversi micro e macro-risultati raggiunti a livello inter-disciplinare.

Un esempio di integrazione è stato analizzato nel caso di studio (capitolo 5) dove sia la disciplina dell'intelligenza artificiale, che la teoria del controllo e le conseguenti implicazioni economiche, sono state coniugate al fine di ovviare a importanti criticità operative e qualitative che affliggevano i processi di ciclo passivo.

In conclusione, l'I.A. è oggi in grado di offrire supporto alle nuove tecnologie in rapida evoluzione, sia per quel che concerne la progettazione degli strumenti più idonei, sia per quel che concerne l'apporto di nuove metodologie di lavoro. Le tecniche di I.A., infatti, consentono una gamma di applicazioni sempre più ampie e impattanti la quotidianità quali i sistemi integrati per la sorveglianza, il monitoraggio e la diagnosi di patologie, i sistemi di teleassistenza e di pianificazione dei trasporti logistici e i veicoli a guida autonoma, che stanno man mano entrando e impattando la vita e il benessere umano.

1.3.2 L'intelligenza artificiale e la ricerca di una definizione univoca

Fornire una definizione specifica e completa di intelligenza artificiale è un processo complesso e articolato a causa della mancanza di una definizione univoca, approvata dalla comunità scientifica, del concetto stesso di intelligenza (Kaplan, 2017). In tal senso, il presente paragrafo è incentrato sulla ricerca antologica di una definizione che sarà poi sostenuta per tutto l'*iter* del presente lavoro di tesi.

L'essere umano ha sviluppato l'intelligenza per avere la capacità di adattarsi all'ambiente circostante, per sopravvivere e permettere la riproduzione della specie, seguendo le logiche evolutive ben esplicate dalle teorie darwiniane. Nel corso della storia, l'intelligenza e le sue diverse forme sono state il focus di ricerche e studi che hanno portato a innumerevoli definizioni e approcci, spesso complementari ma anche contrastanti tra loro.

Una prima definizione interessante è riportata sul dizionario Zingarelli: "l'intelligenza è il complesso delle facoltà mentali e pratiche che consentono all'uomo di ragionare, comprendere la realtà e fronteggiare situazioni nuove". Molto diffusa all'interno della comunità scientifica è anche la definizione che identifica l'intelligenza come la capacità di produrre un comportamento adattivo e funzionale al raggiungimento di uno scopo, un comportamento che affronti con successo le sfide dell'ambiente e che permetta di raggiungere gli scopi prefissati nelle tempistiche più opportune.

Ad avviso dello psicologo francese Alfred Binet (Binet, 1894) le tre caratteristiche che contraddistinguono l'intelligenza sono:

- La tendenza a mantenere la direzione presa senza lasciarsi distrarre o fuorviare dal contesto esterno e da variabili esterne;
- La capacità di autocritica e l'insoddisfazione per le soluzioni parziali che non definiscono chiaramente una soluzione ad un problema;
- La capacità di adattare i giusti mezzi ai giusti scopi.

In tal senso il pensiero di Binet (Binet, 1894) è riassumibile in quattro parole-chiave: comprensione, invenzione, direzione e critica.

Per Howard Gardner (Gardner, 1983), l'intelligenza è la capacità di risolvere problemi o di creare dei prodotti o servizi che siano apprezzati all'interno di uno o più contesti culturali. Il pensiero dell'autore si è poi ampliato all'interno del libro "Cinque chiavi per il futuro" dove esso riassume le abilità necessarie nell'età contemporanea per definire il concetto di intelligenza umana e non. L'autore in tal senso presenta cinque diverse intelligenze tutte strettamente connesse tra loro che interagiscono in modo molto complesso:

- L'intelligenza creativa: essa si basa su conoscenze pregresse e capacità di interpretazione finalizzate alla formulazione di nuove domande e nuove risposte/soluzioni;
- L'intelligenza disciplinare: essa consiste nel saper padroneggiare sapientemente una specifica disciplina;
- L'intelligenza etica: essa si basa sulle abilità riflessive inerenti alle caratteristiche del proprio ruolo sociale all'interno della comunità di appartenenza;
- L'intelligenza rispettosa: essa consiste nel saper reagire e gestire le diversità ed eterogeneità tra individui e gruppi in modo empatico e costruttivo;
- L'intelligenza sintetica: essa consiste nel saper cogliere le informazioni da diverse fonti, saperle analizzare ed elaborarle correttamente, sinteticamente e in maniera logica.

Ad avviso di Gardner (Gardner, 1983), ogni persona è dotata di almeno sette forme di intelligenza che possono essere sviluppate solo se presenti condizioni appropriate al contorno in termini di incoraggiamento, arricchimento e istruzione; lo sviluppo e la crescita di questa abilità dipendono moltissimo dal tipo di educazione che si è ricevuta e dagli stimoli offerti dall'ambiente in cui si vive e con cui si interagisce.

A livello operativo, una valida e soddisfacente definizione di intelligenza è offerta dal test di Turing, formulato da Alan Turing nel 1950. Il matematico inglese al posto di dedicarsi a formalismi e contenutismi propose un test basato sull'impossibilità di distinguere una macchina dagli esseri umani: una macchina può essere considerata intelligente se un esaminatore umano, dopo la postulazione di alcune domande, non è in grado di riconoscere se le risposte provengano da una macchina o da una persona.

Una definizione tuttavia per essere definita tale deve rispettare i requisiti minimi che comprendono un sistema di misurazione valido ed universale e di un'unità di misura standardizzata e un modello operativo. Applicando i criteri proposti al concetto di intelligenza, il quoziente intellettivo (QI) può essere, in parte, considerato come una valutazione quantitativa del concetto di intelligenza. Il QI è un sistema che valuta lo sviluppo cognitivo dell'individuo in base alle risposte fornite ad una serie di test standardizzati.

Stabilito ed analizzato il concetto di intelligenza, è importante declinare quest'ultimo nell'ambito dell'intelligenza artificiale. Il concetto di intelligenza artificiale è ancora in fase primordiale e in rapida evoluzione caratterizzato da una consolidata letteratura e da un'intensa ricerca scientifica volta alla determinazione di una definizione univoca.

Il pensiero di Marvin Minsky, uno dei fondatori dell'A.I., è particolarmente rilevante, di cui si riportano le seguenti parole: “premesse che non credo alle definizioni, direi che l'intelligenza artificiale è rappresentata da una grande quantità di persone che cercano di realizzare macchine più intelligenti e di formulare teorie sul funzionamento della mente umana. Quest'ultima si avvicina molto alla branca della psicologia, solo che impiega i computer per la sperimentazione” e può essere considerata come “la scienza di far fare alle macchine delle cose che richiederebbero intelligenza se fossero fatte dall'uomo” (M. Minsky, 2020).

La definizione proposta da un gruppo di esperti di alto livello dell'Unione Europea nel 2018 è anche molto interessante: “i sistemi di intelligenza artificiale sono sistemi software (e, ove possibile, anche hardware) progettati dagli esseri umani che, dato un obiettivo complesso, agiscono nella dimensione fisica o digitale, percependo l'ambiente circostante attraverso l'acquisizione di dati, interpretando la raccolta strutturata o non strutturata dei dati stessi, ragionando sulla conoscenza ed elaborando le informazioni al fine di raggiungere l'obiettivo prefissato”.

E' possibile, quindi, affermare che l'IA è una tecnologia (software, algoritmica o robotica) in grado di analizzare vasti dati digitali grezzi per automatizzare i processi decisionali (EPSC, 2018), una tecnologia General Purpose (Dafoe, 2018), ossia “una tecnologia caratterizzata da applicabilità generale, la cui forma generale garantisce il corretto funzionamento di un gran numero di applicativi”, caratterizzata da un grande

dinamismo tecnologico in cui gli sforzi si traducono in efficienza e nel miglioramento di tecnologie complementari (Rosenberg e Trajtenberg, 2004, pag 5).

L'I.A studia i fondamenti teorici, le metodologie e le tecniche per la progettazione di sistemi hardware e programmi software in grado di fornire ad un elaboratore prestazione che sembrerebbero essere di pertinenza esclusiva dell'intelligenza umana (Marmo, 2020).

Le interpretazioni proposte ed analizzate spesso confrontano l'I.A. con il concetto di intelligenza umana a cui l'IA deve aspirare in termini di efficienza dei processi cognitivi e razionalità applicata all'output del processo stesso. Al fine di rendere il suddetto paragone veritiero, quest'ultima dovrebbe essere in grado di compiere in modo razionale le seguenti attività:

- agire umanamente: attuare modalità comportamentali indistinguibili dall'agire umano;
- pensare umanamente e razionalmente nella risoluzione di problemi attraverso l'applicazione di logiche razionali e cognitive-intuitive;
- agire razionalmente, attraverso un processo che ottimizzi il risultato atteso sulla base del set informativo fornito in input.

Al fine di poter fare ciò il sistema di intelligenza artificiale deve essere dotato di:

- comprensione: l'emulazione delle capacità cognitive in termini di correlazioni di dati e informazioni fornite in input;
- ragionamento: lo sfruttamento della logica finalizzata a considerare simultaneamente e continuativamente diverse informazioni attraverso approcci multi-algoritmici;
- apprendimento: l'implementazione di sistemi di machine learning che definiscono come trattare i dati in input, come attuare i processi predittivi e migliorare le prestazioni attraverso le sessioni di training e l'apprendimento continuo;
- interazione uomo-macchina: l'interazione con l'uomo volta all'apprendimento delle modalità percettive umane.

Se quanto detto si realizza a pieno, vista la possibilità applicativa e le potenzialità insite nella definizione della tecnologia nascente, l'IA si configura come la chiave di volta della

prossima imminente rivoluzione, impattando tutti i settori economici-sociali e ponendo sfide economiche, politiche, psicologiche e culturali critiche.

1.3.3 La weak Artificial Intelligence e la strong Artificial Intelligence

Nel 1980 il filosofo statunitense John Sarke ha dato una nuova definizione di intelligenza artificiale che prevede una partizione del concetto in due macro-insiemi: l'intelligenza artificiale debole e l'intelligenza artificiale forte.

La prima categoria proposta, la Weak A.I., definisce l'agire delle macchine come il prodotto di entità intelligenti dotate di una mente e riguarda dunque i sistemi in grado di simulare alcune funzioni cognitive umane senza tuttavia raggiungere le capacità intellettuali e intellettive tipiche dell'uomo e che, è l'unica forma di intelligenza esistente, e include tutti i sistemi informatici in grado di analizzare grandi quantitativi di dati, formulare dei modelli e delle relazioni e produrre un "output intelligente". Esempi pratici di tali strumenti sono le tecnologie di riconoscimento vocale come Siri e Keyless Visual Authenticator e AlphaGo.

La weak AI, tuttavia, nonostante sia in grado di attuare scelte e compiere decisioni razionali in uno specifico campo, presenta diversi limiti: essa infatti non è in grado di trasferire le proprie conoscenze ad altri domini applicativi, non possiede le capacità di auto-rappresentazione e i concetti di moralità ed eticità, ma prevede la possibilità di eseguire programmi in grado di replicare alcuni ragionamenti logici umani in termini di problem-solving e processi decisionali, tipici di alcune attività quali, ad esempio, il gioco degli scacchi.

La seconda categoria di intelligenza artificiale proposta da Sarke, la Strong A.I., riguarda invece sistemi caratterizzati da coscienza e intenzionalità propri di una mente umana, definiti da Bostrom (Bostrom, 2014) come sistemi "superintelligenti" che non emulano passivamente i comportamenti umani ma li ampliano. L'I.A. forte riguarda i sistemi in grado di diventare sapienti ed è a supporto della prospettiva che un giorno le macchine

saranno dotate di un'intelligenza propria, autonoma e probabilmente superiore a quella degli esseri umani.

All'interno della comunità scientifica molti ricercatori come anche i principali imprenditori high-tech sono fortemente scettici riguardo al futuro della strong A.I.: una tale superintelligenza, infatti, non necessariamente sarà allineata con gli interessi dell'uomo e in base a ciò non necessariamente ricercherà cooperazione, configurandosi come una possibile minaccia esistenziale per il benessere sociale e per l'umanità stessa (Bostrom, 2014).

1.3.4 Il Machine Learning e il Deep Learning

L'I.A., come precedentemente esplicitato, si occupa di un'ampia varietà di problemi tra cui la rappresentazione della conoscenza, il ragionamento, la comunicazione e la pianificazione delle attività e fa riferimento a un'altrettanta varietà di strumenti e metodi che cresce oggigiorno con velocità esponenziale (Chen et al. 2008). L'intelligenza artificiale comprende ogni tecnica e tecnologia che consenta ad una macchina di imitare ed emulare il comportamento umano e di riprodurre il processo decisionale al fine di risolvere compiti complessi in maniera autonoma o semi-autonoma, ossia con l'ausilio dell'intervento umano (R. Norvig, 2021).

Il paradigma tuttavia dell'I.A. deve affrontare diversi limiti causati dalle conoscenze tacite e latenti tipiche del comportamento umano e da processi articolati e non ben delineati necessari per eseguire correttamente dei compiti complessi e ingegnosi (Brynjolfsson e McAfee, 2017).

Il machine learning (ML o apprendimento automatico) si propone di superare tali limiti, presentando prestazioni crescenti grazie ad attività di training mirate in termini di attività e misure di prestazione e grazie al consolidamento del know-how attuato nel tempo (Jordan e Mitchell, 2015).

Il machine learning descrive le capacità di apprendimento di un sistema a cui viene fornito un training set in input con l'obiettivo di automatizzare il processo di creazione dei modelli analitici e svolgere le attività associate ai diversi compiti cognitivi.

Ciò detto è attuabile grazie alle alte potenzialità degli algoritmi presenti negli applicativi di ML che apprendono iterativamente dai dati di training, scovando le intuizioni nascoste e gli schemi complessi senza essere esplicitamente programmati per farlo (Bishop, 2015).

Soprattutto nell'ambito della classificazione, della regressione e del raggruppamento il ML mostra ottime potenzialità: imparando dai calcoli precedentemente effettuati ed estraendo le regolarità dai database in input, l'apprendimento automatico riesce a produrre decisioni strutturate, affidabili, ripercorribili a ritroso e ripetibili nel tempo. Per questo motivo gli algoritmi ML sono applicati con successo in molte aree economico-finanziarie come il rilevamento delle frodi, l'analisi delle opzioni di credito, l'analisi della migliore offerta, il riconoscimento vocale e delle immagini e l'elaborazione del linguaggio naturale (NLP).

Sulla base del problema in analisi e sulla base delle informazioni disponibili è possibile individuare tre categorie di ML:

1. L'apprendimento supervisionato,
2. L'apprendimento non supervisionato,
3. L'apprendimento per rinforzo.

L'apprendimento supervisionato richiede un set di dati di addestramento che copra sia esempi di input che esempi di output, ossia le etichette o i valori target di output. Un esempio di tale categoria è la previsione per un arco temporale di un mese degli utenti attivi iscritti su una piattaforma (output) date le diverse caratteristiche di input come il numero di prodotti venduti o le recensioni positive degli utenti.

L'apprendimento non supervisionato, invece, si verifica quando il sistema di apprendimento si interfaccia con modelli senza alcuna etichetta preesistente o specifica ed i dati di "addestramento" sono costituiti solo da variabili di input al fine di trovare informazioni strutturali di interesse, come gruppi di elementi che condividono proprietà comuni, note come clustering, o rappresentazioni di dati che sono proiettate da uno spazio con alta dimensione ad uno caratterizzato da dimensioni minori, nota come riduzione della dimensionalità, (Bishop, 2006). Un importante esempio di apprendimento non supervisionato nei mercati elettronici è l'applicazione di tecniche di raggruppamento per

partizionare i clienti e segmentare il mercato al fine di attuare campagne pubblicitarie mirate e customizzate sul segmento target.

Infine, in un sistema di apprendimento per rinforzo non è necessario fornire coppie di input e output al sistema ma solo una descrizione dello stato attuale del sistema stesso, specificando un obiettivo, fornendo un elenco di azioni ammissibili e i relativi vincoli ambientali e lasciando libertà al modello di ML di sperimentare autonomamente il processo attraverso i principi di learning by doing caratterizzati da tentativi ed errori con sistemi di ricompense per massimizzare l'effort.

I modelli di apprendimento per rinforzo sono stati applicati con grande successo in ambienti chiusi (Silver et al. 2018), ma anche in sistemi multi-agente come i mercati elettronici (Peters et al. 2018).

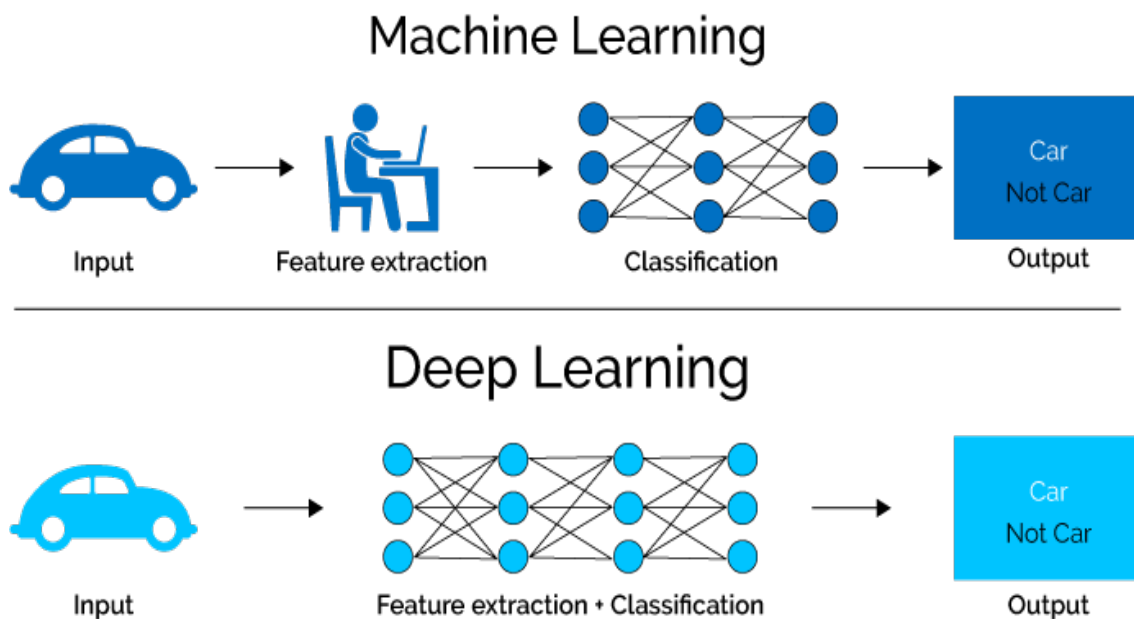


Immagine 1: Le differenze tra Machine Learning e Deep Learning (2021)

Il deep learning (o apprendimento profondo) invece è una sotto-area del machine learning basata sulle reti neurali artificiali profonde (Deep Neural Network), ossia reti dotate di strati e algoritmi per il processamento dei dati finalizzato alla determinazione di un modello e per molte applicazioni i modelli di deep learning superano i modelli di machine learning superficiale e gli approcci tradizionali di analisi dei dati.

Di particolare interesse, in tal senso, è la famiglia delle reti neurali artificiali (RNA) poiché, grazie alla struttura flessibile, possono essere modificate ed adattate ad un'ampia varietà di contesti applicativi e per tutte le categorie di ML.

Ispirandosi al principio dell'elaborazione delle informazioni dei sistemi biologici, le RNA sono delle rappresentazioni matematiche di unità di elaborazione connesse tra loro e denominate neuroni artificiali. Come le sinapsi in un cervello, ogni connessione tra neuroni trasmette dei segnali che possono essere amplificati o attenuati attraverso la definizione di un peso, continuamente regolato durante tutto l'iter del processo di apprendimento. Questi segnali sono elaborati dai neuroni successivi, coinvolti nella catena o nell'intorno, solo se viene superata una certa soglia di intensità determinata da una funzione di attivazione.

I neuroni delle RNA sono così tipicamente organizzati con una struttura a livelli, dove vi è sempre un livello di input caratterizzato dalla ricezione dei dati, come ad esempio le immagini dei prodotti di un negozio o le immagini di un GPS, e un livello di output caratterizzato dalla produzione di un risultato finale, come ad esempio la categorizzazione dei prodotti e dei luoghi.

Tra i livelli di input e di output, ve ne possono essere altri, “in numero da zero a più livelli nascosti, che sono responsabili della mappatura non lineare tra dati di input e dati di output” (Bishop, 2016; Goodfellow et al. 2016). Il numero di strati e neuroni, come anche il tasso di apprendimento o la funzione di attivazione, non può essere appreso dall'algoritmo di deep learning: questi infatti sono dei parametri del modello che devono essere impostati manualmente da un data scientist di comune accordo con l'esperto di dominio o determinati da un algoritmo di ottimizzazione.

In tal senso, al fine di attuare l'addestramento necessario per un modello di Deep Learning è indispensabile avere un training set particolarmente cospicuo e completo, privo di missing values, rumori ed errori.

Importante è osservare che il Deep Learning non è esente dalle numerose criticità connesse ai bias stessi: nel processo di assegnazione di un'etichetta, se queste sono create in maniera errata, il modello apprenderà dai dati errati senza alcuna capacità di valutazione e auto-critica, reiterando gli stessi nei propri output.

Le reti neurali profonde sono tipicamente costituite da più strati nascosti, organizzati in architetture di rete altamente nidificate e la complessità di tali reti permette la possibilità di effettuare operazioni avanzate (come, ad esempio, le convoluzioni) e, piuttosto che applicare una semplice funzione di attivazione, effettuano attivazioni multiple di più neuroni contemporaneamente.

Queste caratteristiche consentono alle reti neurali profonde di essere alimentate con dati di input grezzi e di scoprire autonomamente una rappresentazione, un modello e le funzioni più opportune per il corrispondente compito di apprendimento.

In conclusione, il machine learning e il deep learning alimentano i modelli analitici alla base dei sistemi intelligenti contemporanei e futuri e si configurano come validi strumenti di efficientamento prestazionale e operativo di diversi processi cognitivi e aziendali.

1.4 Il viaggio aziendale per diventare Data-Driven

La pandemia di COVID-19 sembra aver posto pochi ostacoli sostanziali all'implementazione, all'utilizzo e allo sviluppo aziendale di tecnologie basate sui Big Data e sull'Intelligenza artificiale, soprattutto nei settori relativamente resistenti e resilienti come quello bancario o sanitario. Una recente ricerca effettuata da Thomas H. Davenport e Randy Bean (Thomas H. Davenport e Randy Bean, 2021) ha, infatti, evidenziato che poco meno del 10% dei dipendenti intervistati ritiene che la propria azienda spenderebbe meno per la gestione dei dati e per iniziative di intelligenza artificiale a causa dell'avanzamento della pandemia e che oltre il 31% prevede un'ingente crescita dei fondi per tali iniziative nel prossimo decennio.

Il presente paragrafo si pone l'obiettivo di analizzare gli investimenti e le soluzioni implementate dalle principali aziende leader nel mercato finanziario, assicurativo, sanitario e governativo, rifacendosi ad un'ampia letteratura e ad una ricerca consolidata. Nello specifico i valori numerici riportati nel paragrafo sono stati forniti dalla società di consulenza New Vantage Partners (NVP) e da un sondaggio effettuato nel 2021 dalla società stessa. Nel suddetto sondaggio sono state analizzate ottantacinque aziende blue-

chip, ossia aziende affidabili, finanziariamente stabili e patrimonialmente consolidate, tra cui si citano: American Express, JP Morgan Chase, MasterCard, Pfizer e Sanofi.

La crescita di iniziative inerenti ai dati e ai programmi di intelligenza artificiale ha fortemente beneficiato dell'aumento della spesa pubblica e del sostegno governativo verso iniziative di migrazione digitale, avvenute nel periodo pandemico e post-pandemico.

Ciononostante, il cambiamento culturale sembra essere l'ostacolo più significativo e maggiormente impattante il successo a lungo termine di iniziative volte allo sviluppo di aziende maggiormente Data-Driven. Sicuramente la trasformazione verso una logica Data-Driven non può essere definita né facile e né veloce: le aziende leader in questo ambito, infatti, hanno implementato notevoli sforzi economici e organizzativi per realizzare risultati positivamente impattanti dai propri investimenti, considerato che la creazione di una cultura basata sui data è un processo articolato e complesso che porta con sé non poche criticità e ostilità. Ciò che viene meno apprezzato del percorso di trasformazione culturale è il tempo impiegato dagli sforzi per tradursi in risultati economicamente e strategicamente rilevanti. Tali iniziative sono infatti spesso gravate da sistemi legacy, culture legacy e set di competenze legacy.

In tal senso, la strada che le aziende leader devono affrontare è ancora molto lunga e ciò è bene evidenziato dal fatto che solo il 39% delle aziende intervistate da NPV gestisce i dati come una risorsa, solo il 24% ha forgiato una cultura dei dati ben radicata all'interno del contesto aziendale e solo il 24% ammette di aver costruito un'organizzazione basata sui dati.

Riferendosi ad una espressione parlante, ancora oggi “la cultura mangia la strategia a colazione” (Peter Drucker) poiché le aziende leader continuano a identificare la cultura, le persone, i processi organizzativi e la gestione del cambiamento come il più alto ostacolo per diventare organizzazioni Data-Driven e solo il 30% delle aziende in analisi ha sviluppato una strategia basata sui dati che “la cultura potrebbe mangiare a colazione”.

Le sfide legate al cambiamento culturale a lungo termine non sembrano però impattare l'ottimismo dei leader e di tutti i dipendenti appartenenti all'organigramma aziendale: il 96% delle aziende intervistate afferma che la propria organizzazione ha ottenuto risultati

positivi ed economicamente impattanti grazie all'implementazione di soluzioni Big Data e I.A. e l'81% è ottimista nei confronti di una strategia Data-Driven a lungo termine.

Anche le aziende più tradizionaliste iniziano a comprendere la necessità di avere nel proprio Workflow iniziative volte alla gestione dei Big Data: il 99% delle aziende intervistate investe in iniziative sui dati, il 65% nomina un Chief Data Officer (CDO) e il 96% ritiene di avere ottenuto risultati aziendali misurabili in termini di maggiori ricavi e minori costi.

Le aziende tradizionali hanno, infatti adottato fermamente e criticamente il ruolo di CDO all'interno del proprio organigramma, aumentando la percentuale di occupazione di questa figura del 53% in meno di 10 anni. Tuttavia, la chiarezza in termini di focus, di responsabilità, di competenze e di redazione di rendicontazione rimane dubbia e in evoluzione, e, in tal senso, solo il 49% dei Chief Data Officer ha la responsabilità primaria dei dati all'interno della propria azienda.

E sono proprio la responsabilità finale e la proprietà dei dati ad essere un punto ambiguo per la maggior parte delle aziende in analisi, con meno della metà dei Chief Data/Analytics Officer a cui è stata attribuita tale responsabilità.

Per quel concerne le soluzioni di intelligenza artificiale, le aziende stanno progredendo costantemente nell'adozione massiccia di queste: il 77,8% delle aziende intervistate dichiara che le competenze e le soluzioni di intelligenza artificiale sono in produzione diffusa e il 14,1% in qualche forma di iniziativa pilota e solo il 4,1% dichiara di non aver implementato alcuna soluzione in tale ambito.

Negli ultimi anni, è diventato evidente che gli investimenti in iniziative di BD e AI sono un must-have e che nessuna azienda può sottrarsi a questi se vuole sopravvivere alla forte competizione che caratterizza la maggior parte dei mercati e dei settori industriali. Poiché i dati continuano a proliferare, le aziende stanno cercando di restare al passo con la domanda investendo nella governance dei dati, nella gestione dei dati, nell'alfabetizzazione degli stessi, in soluzioni di intelligenza artificiale e in iniziative mirate al miglioramento degli impatti economici delle iniziative stesse.

Cap 2. Robotic Process Automation & Intelligent Process Automation

2.1 L'Automazione, oggi

L'enciclopedia Treccani afferma che “l'automazione industriale fa riferimento all'impiego coordinato di soluzioni tecnologiche allo scopo di sostituire gran parte del lavoro umano con dispositivi diversi. Nell'accezione attuale e, prevedibilmente, futura, l'automazione include e supera la semplice meccanizzazione, e cioè la sostituzione, iniziata con la rivoluzione industriale, del lavoro fisico dell'uomo con le macchine: infatti nei primi anni del nuovo secolo in molti impianti sono state automatizzate o automatizzabili la pianificazione e la supervisione del processo produttivo, a partire dagli ordini, dalla catena degli approvvigionamenti e dalla gestione dei magazzini, fino alla diagnostica dei guasti e alla riconfigurazione di segmenti della produzione” (Treccani, 2020).

Il termine automazione deriva dal greco *autos-motos* che significa letteralmente movimento di sé ed è stato coniato per la prima volta negli anni '40 all'interno del contesto aziendale della Ford Motor per identificare i diversi dispositivi di automazione implementati all'interno delle linee di produzione aziendali.

Al giorno d'oggi non vi è alcun aspetto della vita quotidiana che non sia influenzato o impattato dall'automazione: le modalità di pilota automatico per autoveicoli ed aeroplani, i droni per la consegna di prodotti Walmart ed Amazon e l'uso del riconoscimento ottico dei caratteri (OCR/ICR) per lo smistamento di assegni bancari e movimento bancomat sono solo alcuni degli esempi dell'automazione con cui quotidianamente una persona si interfaccia.

L'automazione è quindi la tecnologia che si occupa di convertire le macchine e i computer alla produzione di beni e servizi con ridotta o nessuna assistenza umana attraverso lo sviluppo di diversi software per svolgere task inizialmente gestiti in modalità manuale o non gestiti affatto a causa della mancanza dei corretti strumenti.

Non tutti i task e non tutti i processi però sono dei validi candidati per essere automatizzati; in tal senso, A. Mani Tipathi (A. Mani Tipathi, 2018) individua, come

possibili criteri per la definizione di un valido candidato, “un processo composto da steps ripetitivi, altamente time-consuming, caratterizzato da una resa di bassa qualità e che coinvolge diverse persone e diverse funzioni dell’organigramma aziendale. Inoltre, questo deve essere logico, composto da steps ben definiti e basati su regole chiare, attivato da un input decifrabile, il cui output è accessibile” (A. Mani Tipathi, 2018).

Le tecniche di automazione, che nel tempo sono state sviluppate e consolidate, volte al miglioramento degli indicatori di performances, sono:

- Custom software: lo sviluppo di nuovi software per eseguire attività statiche e ripetitive nel tempo;
- Runbook: solitamente utilizzati per operazioni IT-based, sono software costituiti da una compilation di comandi o task customizzati su alcune attività aziendali, come, ad esempio, la manutenzione. Disponibili anche in modalità offline, i runbooks vengono spesso identificati come comandi di esecuzione per lo svolgimento di sets di tasks;
- Wrapper: questa soluzione avvolge il software esistente ed ospita le applicazioni client con l’obiettivo di monitorare in tali applicazioni le attività ed eseguire le azioni sulla base di regole prestabilite;
- Browser automation: utilizzata per leggere un sito web e salvare quanto letto all’interno di un database, questa soluzione presenta anche la funzionalità di scrittura dei campi sulla base di regole predefinite. Tale funzionalità consente di modificare un sito web, aggiungendo e rimuovendo dei componenti dallo stesso: le cosiddette soluzioni di web scripting e web injection;
- Desktop automation: solitamente utilizzata per gestire il multiple-screen su un unico desktop e il trasferimento automatico dei dati da uno schermo all’altro;
- Integrazione database/servizio Web: consente la lettura/scrittura direttamente su un database client. Nell’integrazione del servizio web, si comunica con il sistema client usando un servizio web

2.2 Robotic Process Automation: definizione e principali caratteristiche

Oggi giorno l'automazione ha raggiunto una fase di maturità da cui si sono diramate e sviluppate numerose altre tecnologie ausiliarie e complementarie: l'automazione dei processi robotici (RPA) è una di queste, caratterizzata da una rapida evoluzione e da una diffusione capillare nei diversi contesti aziendali. I robot in questo ambito applicativo sono programmi software che imitano le azioni umane, ripetendole iterativamente secondo scheduling e regole pre-impostate.

RPA si configura, quindi, come una tecnologia basata su applicativi software che emulano le azioni umane interagendo con le applicazioni desktop e, più in generale, laptop e seguendo dei path basati su regole prestabilite. Lo svolgimento di processi aziendali, una volta eseguiti in modalità manuale, richiede spesso la lettura e la digitazione o il semplice click su applicazioni esistenti utilizzate per eseguire attività specifiche e mirate. I robot RPA sono capaci di eseguire calcoli complessi e processi decisionali basati sui dati forniti in input e su regole predefinite.

Grazie al rapido progresso tecnologico e rinnovati gli sforzi nel campo dell'intelligenza artificiale, è diventato possibile utilizzare RPA nelle State activity, ossia transizioni costituite da tre elementi: un trigger iniziale, le condizioni/azioni che consentono di attivare tale trigger e una condizione per l'esecuzione dell'attività stessa.

Grazie all'avvento di RPA, quindi, per le realtà aziendali è diventato molto più facile automatizzare le attività statiche e ripetitive a favore di processi autonomi o semi-autonomi, nonostante tale trasformazione non sia priva di criticità.

Nello specifico una condizione spesso non facilmente verificabile è la conoscenza del processo compiuto da un operatore umano e della logica cognitivo-applicativa degli steps da lui eseguiti. In tal senso, lo sviluppo di una soluzione RPA deve essere eseguito "a quattro mani" con l'esperto di dominio, inteso come colui che realmente conosce e realizza gli stessi processi che devono essere automatizzati.

Altro elemento importante di rivoluzione apportato dalle tecnologie RPA rispetto all'automazione tradizionale è l'allenamento del software Robot attraverso illustrazioni

ed esecuzioni monitorate degli steps da eseguire rispetto al puro coding tipico delle tecnologie tradizionali. In questo modo, anche una persona con un'esperienza limitata nella programmazione può essere istruita all'uso di queste piattaforme e all'automazione di processi sia semplici che complessi.

In più il software RPA presenta la capacità adattiva in contesti dinamici, ad esempio: vi è la mancanza di un codice pin all'interno di un determinato modulo. Nell'automazione tradizionale il software indica il campo "codice pin" vuoto come un errore e blocca l'esecuzione del run, richiedendo l'intervento umano per la ricerca e l'inserimento del codice mancante, nella soluzione RPA, invece, il software è in grado di eseguire tutte le attività menzionate in precedenza senza alcuna assistenza umana. Nello specifico è compito del robot ricercare il codice, accedendo a database, e inserirlo nel modulo più opportuno.

Da attività noiose, ripetitive e ad alto volume, a sistemi diversi e complessi che lavorano simultaneamente su piattaforme ed interfacce web diverse, RPA gestisce tutto questo, offrendo coerenza in termini di qualità, precisione, produttività ed efficienza, fornitura più rapida di servizi e costi operativi nettamente inferiori. Grazie all'implementazione di tale soluzione, le risorse umane inizialmente coinvolte in attività semplici e alienanti possono impegnarsi in qualcosa di maggior valore e con maggiore impatto qualitativo, lasciando i compiti più noiosi al software Robots.

Con il tempo le tecniche e le potenzialità di RPA sono destinate a maturare e ad aumentare e, grazie alla natura trasformativa della tecnologia in analisi, oltre all'esecuzione di banali compiti ripetitivi, RPA ingloba e collabora con la maggior parte dei processi aziendali, contribuendo all'efficientamento dei risultati aziendali e alla generazione del valore appropriabile lungo tutto la supply-chain, riducendo se non eliminando l'errore umano dai processi.

Un'ulteriore caratteristica rilevante di RPA è la capacità di interazione con le diverse applicazioni e interfacce, indipendentemente dalle tecnologie su cui essi sono costruite, infatti, è in grado di collaborare con le applicazioni ERP più diffuse come SAP, Oracle e Microsoft Dynamics e con le applicazioni BPM (Business Process Management) come Pega e Appian.

Le piattaforme RPA infatti consentono al programma software chiamato Robots o bot di interagire con qualsiasi applicazione nella stessa modalità di un essere umano, consentendo, quindi, l'automazione del lavoro basato su regole e steps e una resa qualitativa uguale nel tempo e nelle iterazioni.

Le piattaforme di Robotic Process Automation sono costituite da uno scheletro comune composto, come si evince dalla figura sottostante, da cinque componenti base a cui si possono aggiungere diversi componenti specifici per rendere la soluzione customizzata e più performante.

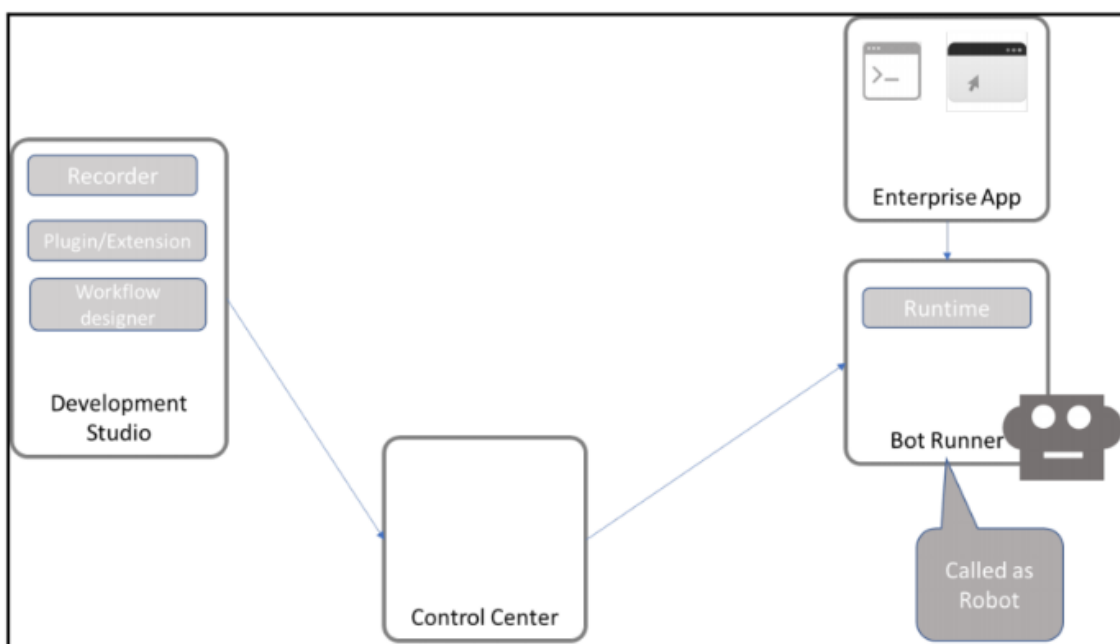


Immagine 2: struttura della Robotic Process Automation (2018)

I componenti base dell'RPA sono:

- Il registratore

Il registratore è la parte del Development Studio che gli sviluppatori usano per configurare i robot. Simile al macro registratore in Excel, il registratore di bot, indipendentemente dalla piattaforma in cui è applicato, registra gli steps del processo, i movimenti mouse e della tastiera, rendendo possibile la riproduzione degli stessi passaggi nel tempo. Quanto detto consente un'automazione rapida e intuitiva e giustifica la crescente popolarità delle soluzioni RPA.

- Development Studio

Il Development Studio viene utilizzato dagli sviluppatori per configurare i robot e addestrarli alle mansioni prestabilite. Grazie a quest'ultimo, infatti, è possibile codificare una serie di istruzioni e impostare una logica decisionale che i robot devono eseguire. In questo ambito, alcune piattaforme forniscono funzionalità aggiuntive di creazione del diagramma di flusso Workflow grazie alle quali tracciare i passaggi del processo diventa molto più intuitivo e semplice. Aspetto critico del Development Studio è la conoscenza degli sviluppatori in termini di programmazione di loop e assegnazione di variabili.

- **Plugin/Estensione**

La maggior parte delle piattaforme offre molti plugin od estensioni volte a facilitare lo sviluppo e l'esecuzione del processo da parte del bot. In molte applicazioni, come ad esempio Java SAP, non è facile identificare singolarmente i contenuti dell'interfaccia utente attraverso le tecniche tradizionali: in tal senso, i fornitori di RPA hanno sviluppato plugin ed estensioni per aiutare gli sviluppatori ad ovviare a tali criticità.

- **Bot runner**

Generalmente chiamato Robot, è il reale esecutore del robot e dei suoi run.

- **Centro di controllo**

L'obiettivo della sala di controllo è fornire funzionalità di gestione dei Robot. Grazie a questo componente è possibile monitorare e controllare il funzionamento di un robot all'interno della rete. Inoltre, la sala di controllo può essere utilizzata per avviare o arrestare il robot, schedularne i runs, conservare e condividere parte del codice, ridistribuire le attività durante l'esecuzione dei runs e gestire licenze e credenziali di accesso.

Questi componenti, lavorando progressivamente e congiuntamente, consentono i progressi di efficientamento sopra delineati, marcando gli obiettivi e migliorando qualità e quantità del lavoro umano.

2.3 I vantaggi di RPA e gli ambiti applicativi

Il Robotic Process Automation (RPA) è ampiamente accettato e implementato nella maggior parte se non in tutti i settori e in tutte le diverse realtà aziendali del mondo. Nello specifico, rilevanti sono i seguenti settori applicativi che possono trarre un elevato vantaggio dalle soluzioni RPA: il Business Process Outsourcing (BPO), il settore assicurativo, il settore finanziario e le società di servizi pubblici e di assistenza sanitaria.

Il primo settore in analisi, BPO, attraverso l'ausilio di RPA e dei suoi vantaggi in termini di riduzione dei costi operativi riesce a ridurre la propria dipendenza dall'apporto umano e dall'esternalizzazione delle risorse umane tipica del settore.

In ambito assicurativo, l'elevata complessità e il notevole numero di attività che devono essere gestite nel settore, dalla gestione delle polizze alla presentazione e all'elaborazione dei reclami su più piattaforme, costruiscono un ambiente ideale per l'uso della tecnologia RPA.

La tecnologia in analisi è fortemente impattante anche il settore finanziario grazie alla gestione automatizzata delle attività quotidiane e la gestione di un'enorme quantità di dati dovuti all'esecuzione dei flussi di lavoro complessi e articolati.

Le società che erogano servizi pubblici ossia le società di distribuzione del gas, dell'elettricità e dell'acqua che gestiscono un volume elevato di transazioni monetarie ben si prestano all'implementazione di soluzioni RPA soprattutto per le attività di lettura dei contatori, di fatturazione e di elaborazione dei pagamenti dei diversi clienti.

L'assistenza sanitaria e i processi di inserimento dei dati, la programmazione degli appuntamenti dei pazienti, la fatturazione dei pagamenti e l'elaborazione dei reclami, infine, sono aree particolarmente impattanti i risultati economici e non, di un'azienda in cui è possibile implementare la tecnologia RPA. Questa consente di ottimizzare gli appuntamenti dei pazienti, inviando loro promemoria automatici ed eliminando l'errore umano nella gestione delle cartelle. Quanto detto permette, inoltre, ai lavoratori di concentrarsi maggiormente sulle esigenze dei pazienti comportando anche una miglioria nella customer experience.

È evidente che i vantaggi di RPA, indipendentemente dal contesto in cui tali soluzioni sono declinate, sono notevoli e diversificati e possono positivamente impattare l'offerta

dei prodotti e servizi grazie a una riduzione delle tempistiche e dei costi connessi alla produzione degli stessi e ad una conseguente generazione di valore e soddisfazione.

Sempre nell'ottica di miglioramento qualitativo, le attività di monitoraggio degli errori, grazie all'elevata tracciabilità dei processi e dei task eseguiti dal robot, sono semplificate e, grazie alla maggiore accuratezza dei dati, è possibile ridurre e rimuovere gli errori significativi che impattano negativamente il perseguimento della customer satisfaction.

La tracciabilità dei task effettuati e la registrazione delle operazioni effettuate con l'ausilio di tag e metadati consentono, inoltre, di effettuare approfondimenti aziendali cross-funzionali ed effettuare previsioni in termini di volumi in ingresso e capacità di completare le attività in tempo.

Nonostante la rilevanza dei benefici finora presentati, la riduzione dei costi è sicuramente uno dei benefici primari dell'implementazione di RPA a livello aziendale. All'interno del contesto aziendale è ormai costume parlare dell'equivalenza di un robot a un numero di operatori umani a tempo pieno (FTE), grazie alle capacità in termini orarie di un robot, 24 ore su 24 senza pause o vacanze, rispetto a un FTE che opera per un massimo di otto ore al giorno, con una rilevante riduzione dei costi.

La riduzione dei costi è impattata dall'elevata velocità di esecuzione di un robot. Questa spesso deve essere depotenziata per motivi di compatibilità con la velocità e la latenza degli applicativi su cui questi operano. In tal senso, una maggiore velocità si traduce in tempi di risposta migliori e una crescita dei volumi di output processati.

Un ulteriore pro a favore della Robotic Process Automation è la maggiore conformità delle operazioni eseguite: un robot nell'esecuzione di una determinata attività non si discosta mai dall'insieme predefinito di regole imposte. A tutto ciò, si deve aggiungere una versatilità tecnologica che risulta essere applicabile a tutti i settori, a tutti i contesti aziendali e processi, indipendentemente dalla complessità degli stessi.

Alla complessità delle operazioni svolte si contrappone la semplicità in termini di programmazione dell'RPA: come precedentemente accennato, infatti, non si necessitano elevate competenze di programmazione per impostare la daily routine di un robot. Grazie, inoltre, alla strutturazione del robot "in loco" a stretto contatto con il personale operativo,

nessun requisito viene perso nella traduzione tra l'unità aziendale di riferimento, gli esperti del dominio, e il team di sviluppo.

RPA, in aggiunta a ciò, si configura essere come una soluzione altamente scalabile: i robot infatti possono essere facilmente implementati o dismessi rapidamente senza costi aggiuntivi e senza impatti nell'output qualitativo del lavoro a seconda delle necessità aziendali.

Per quel che concerne l'impatto della tecnologia RPA, i bot, emulando il comportamento umano, operano sull'interfaccia utente esattamente come quest'ultimo, non rendendo necessario alcun cambiamento dei sistemi informatici esistenti, riducendo così sia i rischi che la complessità e le criticità connesse a tali cambiamenti.

In conclusione, evidente è il risparmio di tempo apportato da una forza lavoro virtuale che opera in un arco temporale minore e richiede un processo di apprendimento, in circostanze di cambiamento o aggiornamento tecnologico, più immediato rispetto a quello di un operatore umano.

Per quel che concerne l'output offerto, gli operatori umani, liberati dagli onerosi compiti, possono così concentrarsi sul servizio clienti e sulla soddisfazione del cliente stesso che verrà servito con tempistiche minori.

La crescente soddisfazione non impatta solo la sfera dei clienti ma anche quella dei dipendenti: questi sollevati dal carico di lavoro possono impegnarsi su attività di maggior valore che richiedono l'uso di capacità quali l'intelligenza emotiva, il ragionamento e l'intuito. In tal senso RPA non riduce le opportunità lavorative, ma le libera da lavori che intorpidiscono la mente verso orizzonti più soddisfacenti.

2.4 RPA: il mercato in crescita e l'offerta concorrenziale

La Robotic Process Automation è prepotentemente entrata nell'idea di business delle aziende di tutto il mondo che hanno sposato la IV rivoluzione industriale e l'idea di industria 4.0 con implementazioni e potenzialità applicative crescenti, dove le soluzioni RPA si sono espanse ed aperte a nuovi processi grazie anche alla crescita di fonti e di sistemi utilizzabili per la raccolta di dati.

Il mercato dell'RPA ad oggi sta vivendo un periodo di rapida crescita soprattutto nel mercato americano che si configura come l'azionista dominante in termini di introiti per il mercato IT globale legato all'automazione. Nonostante il mercato americano stia mantenendo il primato, i paesi tecnologicamente avanzati come il Giappone e la Cina hanno mostrato un notevole interesse per l'adozione dell'automazione. Per quel che concerne il mercato europeo la domanda di soluzioni automatizzate sta via via crescendo grazie alla "digital trasformation" del tessuto produttivo.

Quanto detto impatta anche l'Italia che a livello governativo sta tenendo in considerazione le nuove esigenze imprenditoriali, elemento che si evince dalla Legge di bilancio del 2017, dove sono previsti ammortamenti e super ammortamenti dedicati alle aziende che investono nelle soluzioni RPA, modificata nella legge di bilancio 2021 con sgravi fiscali sugli investimenti in ambito 4.0 che raggiungono il 40% del valore d'acquisto.

La ricerca "ADP 5.0: come la digitalizzazione e l'automazione cambiano il modo di lavorare", condotta da The European House – Ambrosetti, per conto di ADP Italia10 evidenzia come negli ultimi anni e, in particolar modo, nell'ultimo decennio si sia assistito a radicali cambiamenti nello scenario competitivo internazionale e nazionale dovuti per lo più alla maggiore disponibilità a prezzi minori e più competitivi delle nuove tecnologie digitali e meccaniche.

Ma qual è la prospettiva futura per il mercato dell'RPA?

Secondo quanto previsto dall'International Federation of Robotics (IFR), entro il 2023 oltre un milione e settecentomila robot saranno impiegati nelle fabbriche e nelle aziende di tutto il mondo. In particolare, in una prospettiva di medio-lungo periodo l'Asia sarà il continente maggiormente interessato dalla crescita nell'implementazione dei robot industriali e la Cina sarà il principale mercato mondiale di soluzioni di Robotic Process Automation.

La previsione dell'IFR può essere rintracciata all'interno del report sull'andamento del settore della robotica (Executive Summary World Robotics), in cui si pone particolare attenzione alla fase di introduzione e di implementazione dei robot nelle aziende.

Lo studio proposto si sofferma sull'andamento del settore della robotica nel 2022, stimando che i robot presenti nelle aziende aumenteranno, rispetto all'anno precedente,

del 21% in Asia e in Australia, del 16% in America e dell'8% in Europa, registrando un aumento complessivo del 18% rispetto all'anno 2018.

Al fine di garantire il tasso di crescita i robot dovranno essere dotati di alcune caratteristiche minime, necessarie per il corretto ed efficiente funzionamento dei macchinari e delle capacità produttive richieste. I possibili elementi determinanti l'idoneità e la sopravvivenza delle soluzioni RPA rispetto al futuro sono l'abilità dei robot di rispondere in maniera adeguata a cicli produttivi sempre più veloci e la loro capacità adattiva a una sempre maggiore richiesta di flessibilità, giustificata dai nuovi trend di customizzazione dei prodotti e dei servizi finali.

In conclusione, si può affermare che i software RPA richiamino l'interesse attuale e futuro sia governativo che di tutte le organizzazioni del mondo, con prospettive di crescita nel breve e nel lungo periodo particolarmente floride.

Data la curva di domanda in rapida crescita, il mercato ha risposto con un'ampia offerta di soluzioni che si diversificano per costo di implementazione, difficoltà di programmazione, tempo di sviluppo e possibilità di customizzazione più o meno elevata. Nel presente paragrafo sono analizzati i principali tools di RPA che coprono circa metà del mercato globale:

- Automation Anywhere

Automation Anywhere è un applicativo che aiuta l'automatizzazione dei processi aziendali, concentrandosi su tecnologie RPA, cognitive-data (apprendimento automatico ed elaborazione del linguaggio naturale) e analisi aziendale. Caratterizzato da una lunga fase di programmazione e da una difficoltà in termini di sviluppo, Automation Anywhere è capace di gestire sia dati strutturati che non e si compone di tre macro-elementi:

- 1) Un client di sviluppo per la creazione di un bot;
- 2) Un ambiente di run-time per l'implementazione di un bot;
- 3) Un sistema di comando centralizzato per la gestione di più bot.

Le aziende che utilizzano tale soluzione sono innumerevoli e diversificate, tra cui si citano Deloitte, Accenture, AT&T, GM, JP Morgan Chase ed i segmenti di mercato chiave sono quello bancario, finanziario e assicurativo, soprattutto negli USA.

- UiPath

UiPath è un fornitore di tecnologia RPA che progetta e fornisce software che aiutano i clienti ad attuare l'automatizzazione dei processi aziendali. Caratterizzata da una difficoltà di programmazione bassa e una community estesa dove trovare feedback e consigli tecnici, la presente piattaforma RPA è composta da tre parti:

- 1) UiPath Studio per il design del processo;
- 2) UiPath Robot per l'automazione delle attività progettuali eseguite in UiPath Studio;
- 3) UiPath Orchestrator per l'esecuzione e la gestione dei processi.

Le aziende che utilizzano tale soluzione operano nel mercato BFSI, sanitario, delle telecomunicazioni e della vendita al dettaglio tra cui si citano Atos, AXA, BBC, Capgemini e CenturyLink.

- Blue Prism

Blue Prism mira a fornire un'automazione flessibile che le aziende possono utilizzare in base alle proprie esigenze. Caratterizzato da una semplicità di programmazione e da un diagramma di flusso ben strutturato, questa soluzione mira a diversificare la propria offerta attraverso un'automazione scalabile, configurabile e gestita a livello centrale. Il software è acquistato principalmente da Accenture, Capgemini, Deloitte, Digital Workforce Nordic, IBM e ben si adatta ai contesti BFSI (bancario, servizi finanziari e assicurazioni), di salute e farmaceutici dove è principalmente applicato.

- WorkFusion

WorkFusion offre automazione basata su RPA e machine learning, con software in grado di gestire grandi volumi di dati. Inoltre, questa soluzione consente all'uomo e alla macchina di interagire e lavorare in tandem durante la fase di gestione, ottimizzazione o automazione delle attività. Circa il 90% dei clienti appartengono al settore BFSI e i clienti chiave sono: Thomson Reuters, Infogroup e Citi.

- Thoughtonomy

Thoughtonomy offre software che aiutano i clienti nei processi di automatizzazione, appoggiandosi su Blue Prism e altri software e customizzandoli in base alle soluzioni. Un'importante percentuale dei suoi introiti proviene da clienti di terze parti, seguiti da BFSI tra cui si citano Atos, Fujitsu, CGI e Unite BT.

- KOFAX

La piattaforma Kapow RPA di Kofax è in grado di automatizzare processi ripetitivi basati su regole prestabilite. Questa soluzione utilizza i robot per estrarre e consolidare le informazioni e la piattaforma è costituita da una console di gestione per distribuire e gestire i diversi robot, schedularne i run e monitorarne le prestazioni. Questo software prevede, inoltre, la funzionalità di rendere prioritarie le attività più rilevanti che dovrebbero essere completate per prime durante i periodi di carico di lavoro elevato. Il software di Kofax, pur non prevedendo un'integrazione machine learning, ben si dirama nei settori di BFSI, di vendita al dettaglio, di viaggi e trasporti. I principali clienti sono Arrow Electronics, Delta Dental, Audi e Reply.

Nonostante la già variegata offerta, gli attuali leader del mercato dovranno affrontare una crescente competizione dovuta all'entrata di nuove aziende attratte dalle ampie possibilità di crescita e di guadagno in un settore innovativo e altamente impattante le prestazioni organizzative-aziendali come quello di RPA.

2.5 Una panoramica sull'Intelligent Process Automation (IPA)

Una priorità fondamentale per molte aziende è ottimizzare con successo i propri processi, riducendo i costi connessi e diventando più efficienti ed efficaci. Negli ultimi anni, le modalità con cui le aziende cercano di raggiungere i suddetti obiettivi sono radicalmente cambiate, comprendendo un nuovo approccio in termini di automazione delle attività-chiave.

La tecnologia di automazione, in tal senso, promette di cambiare le regole, il know-how e i fondamenti del mondo in cui operano le aziende liberando personale e risorse da attività a basso valore aggiunto per concentrarsi su aree più creative e produttive e aumentare la motivazione e l'efficienza complessiva del flusso di lavoro.

Per anni, quindi, l'automazione dei processi ha aiutato le aziende a perseguire gli obiettivi di efficientamento, ma, oggi attraverso l'Intelligent Process Automation (IPA) le organizzazioni sono in grado non solo di automatizzare le attività a basso valore aggiunto ma anche i complessi processi decisionali che in precedenza erano attuabili solo attraverso la cognizione e l'intelligenza umana.

L'IPA è quindi l'evoluzione di una serie di tecniche di automazione, caratterizzata da due elementi chiave che individuano una serie di strumenti e tecniche applicative specializzate: l'automazione dei processi (sia Process Automation che Robotic Process Automation) e l'intelligenza artificiale (IA).

THE IPA FORMULA

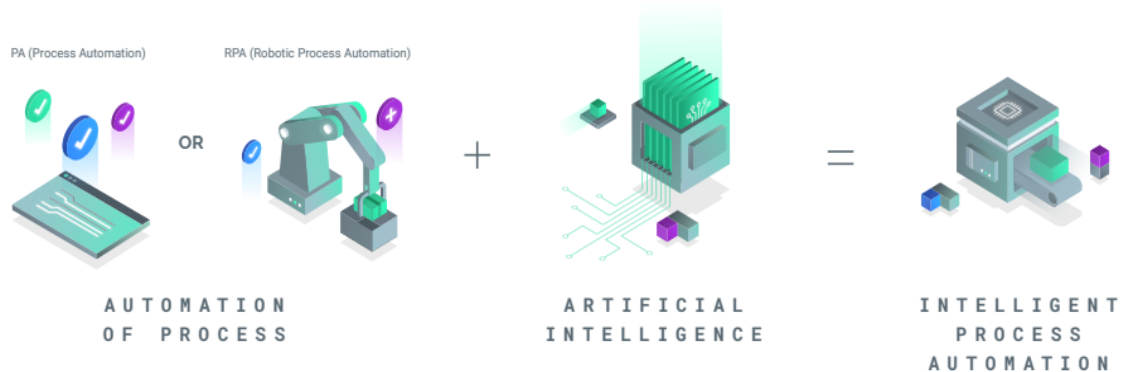


Immagine 3: The IPA Formula, Intelygenz (2020)

La Process Automation (PA) è un concetto ormai maturo e incentrato sull'automazione di qualsiasi tipo di attività ripetitiva all'interno di un processo grazie a tecniche di programmazione e all'integrazione applicazione-database. In questo ambito applicativo, frequentemente implementata a livello aziendale è l'automazione parziale dei processi, una tecnologia che assiste i task lavorativi eseguiti dagli esseri umani per facilitare i loro processi, non automatizzandoli completamente.

La Robotic Process Automation (RPA), come precedentemente anticipato, è una tecnologia che emula le azioni umane per acquisire dati, eseguire applicazioni, attivare risposte e comunicare con altri sistemi in un flusso di semplici attività.

L'Intelligenza Artificiale (I.A.) è infine una gamma di tecnologie che consente l'esecuzione di azioni complesse come i processi decisionali, il riconoscimento delle immagini e il rilevamento di anomalie all'interno del flusso di lavoro.

L'automazione dei processi intelligenti così strutturata è in grado non solo di imitare le attività umane ma anche di imitare il processo decisionale in tutte le sue fasi chiave.

Attraverso l'IPA, l'intelligenza artificiale imita la cognizione e comprensione umana, attuando decisioni complesse molto più velocemente e con meno errori.

Il miglioramento qualitativo dell'output è dovuto alla capacità di imparare dalle decisioni prese e attuare migliorie nel tempo, riducendo al minimo la necessità di ausilio esterno e dell'intervento umano, pur consentendo agli esseri umani stessi di assumere il controllo operativo e strutturale quando necessario.

I metodi standard di automazione (PA e RPA) sono stati un'area di forte interesse aziendale grazie ai numerosi vantaggi presentati e alle chiare dimostrazioni di valore. Ma nonostante siano soluzioni efficaci in alcuni casi, vi è un forte limite in termini di tipologie di processi che possono essere automatizzate attraverso l'implementazione esclusiva di tali metodi. L'automazione standard, infatti, non è in grado di incidere sui flussi di lavoro che coinvolgono contenuti non strutturati che costituiscono il processo.

Le tecnologie IPA, invece, grazie alla forte autonomia e alla semplicità realizzativa, riescono ad automatizzare un'ampia gamma di processi incredibilmente complessi e diversificati con il risultato ultimo di ottenere miglioramenti processuali e qualitativi, oltre che risparmi in termini economici e di tempo.

L'IPA consente così alle aziende di raggiungere nuovi livelli di efficienza e sbloccare ulteriore valore in termini di:

- Riduzione dei costi: aumentando l'efficienza, ottimizzando le operazioni di back-office e diminuendo i tempi di elaborazione, l'intelligent process automation può ridurre drasticamente i costi operativi e salariali;
- Aumento della capacità: quando anche il più complesso processo e le attività maggiormente time consuming sono automatizzate, le aziende possono aumentare la propria produzione complessiva in termini di output prodotto senza impattare le dimensioni aziendali e dei singoli team;
- Miglioramento della qualità: l'intelligent process automation può migliorare notevolmente la qualità degli output prodotti, eliminando la portata dell'errore umano e garantendo la coerenza processuale delle attività svolte.

Tutto ciò premesso, le organizzazioni più lungimiranti hanno e stanno implementando l'IPA per sviluppare nuove piattaforme e nuovi processi, per accedere a nuovi mercati e acquisire nuovi investitori e nuovi clienti a un costo notevolmente inferiore.

Un report di Brookings del 2020 evidenzia come le aziende che sono state in grado di sfruttare sin da subito le potenzialità dell'IPA siano le prime a lanciare ulteriormente la propria attività in termini di ritorno economico. Inoltre, la realizzazione dei vantaggi dell'automazione dei processi aziendali metterà nel breve-medio periodo le aziende al limite di una vera e propria rivoluzione tecnica. Sebbene queste organizzazioni “promoter” accelerino la concorrenza del mercato, ancora oggi molte aziende sono in disparte, riluttanti ad adattarsi alle nuove tecnologie. Le aziende che sottovalutano l'impatto dell'IA in una prospettiva di medio-lungo periodo saranno impattate negativamente e rischieranno di essere tagliate fuori dal mercato.

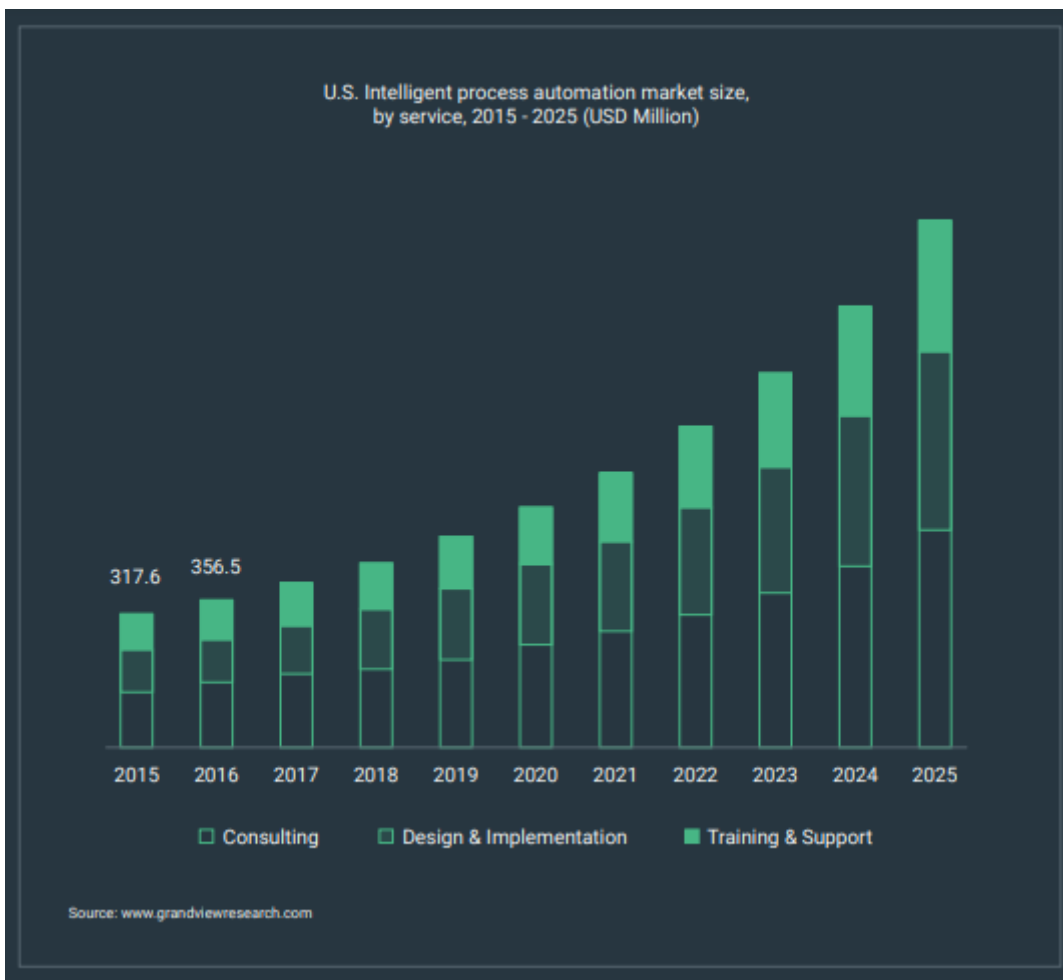


Immagine 4, U.S Intelligent process automation market size, by service, 2015-2025, Intelygenz (2020)

Nei prossimi anni quindi l'impatto dell'IPA è destinato a crescere in modo significativo, diventando meno una strategia di differenziazione e più una necessità strategica, ossia un

elemento essenziale per la sopravvivenza di un'azienda in un determinato mercato. Ma in che modo l'uso diffuso dell'automazione dei processi intelligenti può cambiare il mondo?

L'implementazione diffusa dell'IPA trasforma i luoghi di lavoro e le nuove opportunità offerte dalla tecnologia consentono alle aziende di tutto il mondo di avere più tempo e risorse da dedicare a progetti di ampio respiro, caratterizzati da un input più creativo da parte delle risorse umane. Quanto detto si traduce in vite lavorative più appaganti, capacità produttiva molto più rapida e ampie e diversificate modalità competitive.

In conclusione, grazie alle modalità applicative quasi illimitate delle tecnologie IPA è possibile accedere ai vantaggi connessi a queste in quasi tutti i settori o mercati, rendendo la prospettiva di un futuro in cui tutte le aziende implementano una qualche forma di automazione dei processi intelligente facilmente concepibile.

Cap 3. Il trade-off applicativo dell'Intelligenza Artificiale e gli impatti sul mercato del lavoro

Le principali preoccupazioni connesse all'introduzione di nuove tecnologie nei contesti aziendali riguardano gli impatti negativi che queste possono avere sul mercato del lavoro, come, ad esempio, quanti e quali posti di lavoro verranno esacerbati e sostituiti da forza lavoro “robotica”.

Acemoglu e Restrepo (Acemoglu e Restrepo, 2017) individuano nell'adozione di tecnologie robotiche una possibile causa della diminuzione della domanda di lavoro, in particolar modo nel settore della produzione di beni: essendo l'offerta di lavoro invariata e meno competitiva delle soluzioni robotiche, vi è uno spostamento del mix produttivo capitale/lavoro e un mutamento nelle variabili che compongono la domanda di lavoro (L. Abrardi, C. Cambini e L. Rondi, 2019).

Difatti, i lavori che comportano attività ripetitive, routinarie e manuali sono maggiormente impattati dalle innovative soluzioni intelligenti e possono potenzialmente alimentare il fenomeno della disoccupazione tecnologica.

Al contrario, però, i lavori con maggiore contenuto creativo o strategico, che richiedono l'implementazione di un'intelligenza sociale sono meno sensibili all'automazione, anche se vi sono ampi spazi in termini di supporto e ausilio ai processi decisionali e non strutturati.

Il presente capitolo si pone l'obiettivo di analizzare gli effetti delle nuove tecnologie sul mercato del lavoro, non soltanto in termini distruttivi ma anche in termini costruttivi, al fine di valorizzare nella sua completezza la IV rivoluzione industriale, verificando con la dovuta attenzione l'altra faccia della medaglia che vede nelle macchine un valido strumento di valorizzazione del giudizio umano e di miglioramento dei processi e delle competenze offerte sul mercato. In tal senso, l'intelligenza artificiale non solo potrà aumentare il valore dei posti di lavoro con un elevato contenuto di competenze umane,

ma potrà portare anche alla determinazione di nuovi ingressi e di nuove attività basate sull'ottimizzazione e gestione delle tecnologie emergenti.

3.1 L'intelligenza artificiale tra sostituzione e valorizzazione delle risorse umane

L'avanzamento rapido e incerto delle tecnologie, quali la robotizzazione, l'automazione dei processi e l'intelligenza artificiale ha certamente intensificato le preoccupazioni pubbliche e private riguardanti la possibilità che queste ultime rendano superfluo l'operato umano.

Nel presente paragrafo saranno esaminate alcune soluzioni alle principali preoccupazioni inerenti al possibile impatto, a seguito dell'introduzione di soluzioni intelligenti, sul mercato del lavoro.

L'obiettivo è quello di fornire un quadro completo in cui le forze economiche possano essere interpretate, analizzate e contrastate al fine di perseguire l'obiettivo ultimo di benessere sociale ed in questa ottica si esamineranno le teorie di D. Acemoglu e P. Restrepo (Acemoglu e Restrepo, 2018) e la formulazione di un modello che tenga conto di tutte le variabili socio-economiche che descrivono la IV rivoluzione industriale.

3.1.1 Le nuove tecnologie e il lavoro: il modello e la soluzione di Acemoglu e Restrepo

L'automazione accelerata dei task e dei processi aziendali (come precedentemente accennato) solleva notevoli preoccupazioni sul fatto che “le nuove tecnologie possano rendere il lavoro e l'operato umano superfluo e facilmente sostituibile” (Brynjolfsson e McAfee, 2014).

I recenti cali nei tassi di occupazione e nel rapporto occupazione/popolazione degli Stati Uniti sono spesso interpretati come prove a supporto delle affermazioni secondo cui le nuove tecnologie penetreranno nell'economia e renderanno la competizione tra lavoratori e macchine sempre più complessa e articolata, comportando, come conseguenza, un declino in termini di livelli di retribuzione relativa e assoluta.

E' importante formulare in questo contesto un quadro completo che incorpori sia quanto precedentemente menzionato che le potenziali forze di compensazione al fine di comprendere l'entità e la portata degli effetti della IV rivoluzioni industriale e delle trasformazioni che questa potrebbe avere sul mercato del lavoro in toto.

L'economista britannico Keynes (Keynes, 1930) previse per il ventunesimo secolo il costante aumento del reddito pro capite grazie all'introduzione di nuove tecnologie ma affermò erroneamente che ciò avrebbe causato "una diffusa disoccupazione visto che le macchine si sarebbero affermate come valide proposizioni di sostituzione del lavoro umano".

Sulla stessa scia, nel 1965, Heilbroner (Heilbroner, 1965), noto economista americano, affermò che mentre le macchine continuano a invadere la società, duplicando un numero sempre maggiore di compiti sociali e non, lo stesso lavoro umano viene reso man mano superfluo. Anche Leontief (Leontief, 1966), importante economista russo, tracciando un'analogia con le tecnologie del primo Novecento che avevano reso superflui i cavalli, aveva formulato il pensiero che il lavoro stesse perdendo di importanza e che sempre più lavoratori sarebbero stati sostituiti dalle macchine e dalle nuove tecnologie.

Emerge, in questo contesto, il pensiero rivoluzionario di Acemoglu e Restrepo (Acemoglu e Restrepo, 2018) che propongono un quadro in cui da una parte i compiti precedentemente svolti dall'uomo vengono automatizzati grazie all'ausilio delle macchine e delle nuove tecnologie ma dall'altra vi è un'integrazione della domanda di lavoro da parte delle nuove tecnologie stesse in termini di nuovi compiti e mansioni in cui l'uomo ha un vantaggio comparativo.

Il vantaggio comparativo è la capacità di un'entità di produrre un bene o un servizio con qualità simile ma ad un prezzo unitario inferiore rispetto alle altre entità concorrenti.

La differenza tra il lavoro umano e i cavalli, riprendendo il pensiero di Leontief, è che gli esseri umani hanno un vantaggio comparativo in compiti nuovi e più complessi, mentre i cavalli no. Se tale vantaggio comparato è significativo e la creazione di nuovi compiti è continuativa nel tempo, l'occupazione e la quota di manodopera possono rimanere stabili nel lungo periodo anche a fronte di una rapida automazione.

Il vantaggio comparativo è bene evidente anche negli effetti della seconda rivoluzione industriale che non comportò solo la sostituzione delle barche a vela con i piroscafi, dei cavalli con la ferrovia e dei lavoratori portuali con le gru ma anche “la creazione di nuovi compiti ad alta intensità di lavoro che hanno prodotto nuovi posti di lavoro per ingegneri, macchinisti, riparatori e manager coinvolti nell’introduzione e nella corretta gestione delle nuove tecnologie” (Landes, 1969)

Oggi mentre i robot industriali, le tecnologie digitali, le macchine a guida autonoma e gli applicativi di I.A. sostituiscono il lavoro, si assiste ancora e nuovamente all’emergere di nuovi compiti che comprendono nuove funzioni ingegneristiche e di programmazione, specialisti audiovisivi, assistenti esecutivi, amministratori di dati e analisti che negli ultimi trentacinque anni hanno rappresentato una grande fetta della crescita occupazionale degli Stati Uniti e globale.

E’ importante, come rilevato da Acemoglu e Restrepo (Acemoglu e Restrepo, 2018), costruire un modello dinamico e completo in grado di comprendere l’accantonamento di capitale a favore della ricerca in automazione e la costruzione di nuovi compiti e figure, dove la tecnologia è una variabile esogena e si prevede che l’automazione riduca l’occupazione e la richiesta di manodopera portando anche ad una stagnazione o riduzione dei livelli salariali.

Nel processo di costruzione del modello dinamico, si parte dunque da una funzione di produzione statica nella quale vengono introdotte due tipologie di cambiamenti tecnologici: l’automazione, che consente alle imprese di sostituire il fattore lavoro con il lavoro professionale ed il fattore capitale e la creazione di nuovi compiti, che consente di sostituire i vecchi compiti con nuove varianti in cui il fattore lavoro presenta una produttività maggiorata o un vantaggio produttivo.

Importante osservare che “la funzione di produzione è la relazione tra le quantità di produzione di un bene economico (prodotto o output) e la quantità dei singoli fattori di produzione (input, solitamente lavoro e capitale). La funzione di produzione è uno strumento utilizzato in microeconomia per studiare le scelte di produzione e presenta una diretta correlazione tra il flusso di un bene prodotto Y (output) e il flusso degli n fattori produttivi utilizzati nel processo produttivo stesso in un determinato periodo di tempo” (F.Spigarelli, 2014):

$$Y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Il modello statico allargato dei due cambiamenti menzionati fornisce un quadro ricco ma al contempo trattabile che chiarisce come l'automazione e la creazione di nuovi compiti modellino le possibilità produttive dell'economia e determinino i prezzi dei fattori produttivi, le quote dei fattori stessi nel reddito nazionale e i livelli occupazionali.

L'automazione, nonché il primo cambiamento tecnologico in analisi, riduce sempre la quantità di lavoro domandata dalle aziende e i livelli di occupazione, inducendo anche una contemporanea riduzione dei livelli salariali; al contrario, la creazione di nuovi task aumenta i livelli salariali, i livelli occupazionali e la quota di lavoro.

Quanto detto trova risponda nelle relazioni economiche che guidano i prezzi dei fattori produttivi: poiché questi sono determinati dalla gamma di compiti svolti e dalle competenze richieste e poiché i cambiamenti tecnologici alterano tale gamma, quest'ultimi impattano i prezzi di ciascun fattore produttivo e, in particolar modo, i livelli salariali.

E' bene incorporare il tutto in un'economia dinamica, in cui l'aumento del fattore capitale è endogeno e impostare le corrette restrizioni del modello volte alla determinazione di una crescita equilibrata tra automazione e nuove opportunità lavorative, il modello proposto può essere considerato anche come una buona approssimazione dell'indicatore della crescita economica di un paese.

Le restrizioni principali imposte nel modello in analisi sono due:

- I due tipi di cambiamenti tecnologici, nonché l'automazione e la creazione di nuovi compiti, avanzano a ritmi uguali;
- Vi è una crescita esponenziale della produttività del fattore lavoro a seguito della creazione di nuovi compiti.

Il modello così definito si configura come un modello dinamico, che a differenza dello statico, prevede una crescita del fattore capitale strettamente connessa a cambiamenti permanenti nella tecnologia per mantenere costanti i tassi di interesse connessi al fattore capitale.

Di conseguenza, gli effetti dinamici della tecnologia sui prezzi dei fattori dipendono anche dalla risposta economica all'aumento del fattore capitale.

La risposta del capitale, in particolare, assicura che i guadagni di produttività dovuti sia all'automazione dei processi che all'introduzione di nuovi compiti siano completamente destinati ad essere assorbiti dal fattore lavoro.

Se il tasso di interesse connesso al fattore capitale a lungo termine è molto basso rispetto al salario, non vi sono incentivi sufficienti per creare nuovi compiti e l'equilibrio di lungo periodo comporta la piena automazione, similmente alla teoria del cavallo proposta da Leontief.

Se così non fosse, l'equilibrio di lungo periodo implicherebbe una crescita equilibrata basata su un uguale incremento dei due fattori produttivi e questo avviene quando l'automazione genera la creazione di nuovi compiti, le forze del mercato inducono un rallentamento nell'automazione stessa e un avanzamento più rapido nella creazione di nuovi compiti.

L'instabilità evidenzia, quindi, lo sviluppo di una nuova forza economica cruciale che, a seguito di una crescita nei livelli di automazione aziendali spinge verso il basso il costo effettivo della produzione manuale, scoraggiando ulteriori sforzi per automatizzare compiti aggiuntivi e incoraggiando, invece, la creazione di nuovi compiti.

La stabilità dunque implica che nei periodi in cui vi è un incremento di automazione si innescherà una nuova forza di auto-correzione con conseguente ritorno della quota di lavoro e dell'occupazione a livelli simili a quelli iniziali.

Il pieno rientro dei livelli occupazionali dipende in primo luogo dai motivi per cui l'automazione si è sviluppata; se ciò è causato dall'arrivo randomico sul mercato di una serie di tecnologie di automazione l'equilibrio di lungo periodo riporta l'occupazione e la quota lavoro a livelli iniziali. Se invece l'automazione dovesse impennarsi a causa di un cambiamento nella frontiera delle possibilità di innovazione, rendendo le opportunità di automazione più facili ed economiche rispetto allo sviluppo di nuovi compiti e mansioni, l'economia subirà una nuova crescita equilibrata i cui livelli di occupazione e quote di lavoro finali saranno però inferiori.

La rapida automazione non comporta, in nessuno dei due casi, necessariamente l'elusione del fattore lavoro dalla funzione di produzione e la fine del lavoro umano stesso.

Il modello proposto da Acemoglu e Restrepo (Acemoglu e Restrepo, 2018) considera anche tre possibili estensioni: l'eterogeneità delle competenze, la distruzione creativa dei profitti e il benessere sociale.

Per quel che concerne la prima estensione, si assume che il lavoro qualificato abbia un vantaggio comparativo nello svolgimento dei nuovi task rispetto a quello non qualificato, comportando in una prima analisi l'aumento delle disuguaglianze sociali a causa della riduzione, apportata dall'automazione, dei posti di lavoro non qualificati a favore di quelli più istruiti e formati. In un'ottica di lungo periodo la naturale standardizzazione delle nuove mansioni aiuterà anche i lavoratori meno qualificati, contribuendo alla riduzione delle disuguaglianze e al riequilibrio sociale.

Questa estensione, in conclusione, formalizza l'idea che sia l'automazione che la creazione di nuovi compiti aumentino le disuguaglianze sociali nel breve periodo ma la standardizzazione delle mansioni in un'ottica di lungo periodo limita l'aumento di quest'ultime, riportandole a soglie simili a quelle iniziali.

La seconda estensione, ossia la distruzione creativa dei profitti, è connessa alla modifica della struttura brevettuale precedentemente in essere apportata dallo sviluppo e dall'implementazione di una nuova soluzione tecnologica. In tal senso, gli autori dimostrano che gli effetti della distruzione creativa dei profitti dei precedenti innovatori sono attenuati in un'ottica di lungo periodo ma più impegnative sono le condizioni e le funzioni per spiegare l'unicità e la stabilità del percorso di crescita equilibrato.

L'ultima estensione, ossia quella connessa al benessere sociale, evidenzia infine una fonte di inefficienza del mercato che porta a un'automazione aziendale eccessiva: quando il salario è al di sopra del costo opportunità del lavoro, a causa degli attriti presenti sul mercato del lavoro stesso, le aziende sceglieranno l'automazione per risparmiare sul costo del lavoro mentre un pianificatore sociale, tenendo conto del minor costo opportunità presente sul mercato del lavoro, avrebbe scelto un minor livello di automazione e un conseguente benessere sociale maggiore.

Il modello dinamico e completo proposto da Acemoglu e Restrepo (Acemoglu e Restrepo, 2018) evidenzia come l'automazione possa impattare positivamente il mercato del lavoro quando presenti opportune condizioni economiche al contorno e che non vi deve essere alcun timore per una possibile elusione del fattore lavoro dalla funzione di produzione.

3.2 La polarizzazione del mercato del lavoro

Il presente paragrafo si pone l'obiettivo di analizzare la crescita occupazionale delle aziende che offrono servizi a bassa qualificazione e la contemporanea polarizzazione dell'occupazione e dei livelli salariali, ipotizzando una correlazione tra il cambiamento delle preferenze dei consumatori verso la varietà e la maggiore customizzazione e il calo dei costi dell'automazione relativo alle attività lavorative di routine e codificabili.

Una vasta letteratura documenta un progressivo aumento delle disuguaglianze salariali a partire dagli anni '80 e propone come principale causa il cambiamento tecnologico orientato verso maggiori competenze e know-how della forza lavoro.

Il fondamento principale di tale letteratura è il modello canonico proposto da Acemoglu e Autor (Acemoglu e Autor, 2011) che sottolinea una netta distinzione delle risorse umane in due macro-gruppi imperfettamente sostituibili:

- i lavoratori con istruzione universitaria, denominati unskilled;
- i lavoratori con istruzione scolastica, denominati skilled.

Nel modello canonico inoltre, la tecnologia si configura come un fattore in grado di integrare i due diversi livelli di competenze e di formazione, inducendo una riduzione monotona della disuguaglianza salariale tra i gruppi.

Questo modello, oltre ad essere trattabile e concettualmente attraente, è sufficientemente efficace a livello empirico nel cogliere l'evoluzione dei premi salariali per i diversi livelli di competenze della forza lavoro e nel descrivere le differenze nei premi per le competenze dei lavoratori tra i diversi paesi.

Ciononostante, il modello canonico non riesce a fornire un quadro sufficientemente soddisfacente per quel che concerne l'evoluzione delle disuguaglianze nel mercato del

lavoro, tra cui la crescita non monotona dei livelli occupazionali suddivisa per livelli di competenze (Immagine 5 A).



Immagine 5: Variazioni uniformi nell'occupazione e nelle retribuzioni orarie, dal 1980 al 2005 negli USA

La crescita differenziale dell'occupazione, coerentemente con la visione convenzionale del cambiamento tecnologico orientato alle competenze, è particolarmente rapida nelle occupazioni che richiedono abilità maggiori (coda superiore destra della curva), mentre sorprendenti sono i cambiamenti occupazionali visti al di sotto del livello di competenza mediano: infatti, come emerge dal grafico soprariportato, mentre le quote occupazionali

nel secondo quartile di abilità sono diminuite, quelle nel quartile di know-how minore (unskilled) sono notevolmente aumentate (coda superiore sinistra della curva).

L'effetto finale dei cambiamenti dell'occupazione presenta quindi una forma ad "U" rispetto al livello di competenze, con cali occupazionali al centro della distribuzione e crescite occupazionali alle rispettive estremità.

La seconda caratteristica chiave, inspiegabile dal modello canonico, è la non monotonia delle variazioni salariali per percentile di abilità: come la crescita dell'occupazione, la crescita salariale presenta una forma ad U rispetto alla variabile delle competenze, con maggiori guadagni nella coda superiore della curva, guadagni modesti nella coda inferiore e guadagni sostanzialmente inferiori verso la mediana (Figura 5 B).

Il modello proposto da Autor e Dorn (Autor e Dorn, 2013) è uno strumento valido per comprendere e spiegare i fenomeni che hanno caratterizzato ed ancora oggi impattano il mercato del lavoro delle principali economie industrializzate.

Secondo gli Autori un primo contributo valido a spiegare i fenomeni di torsione della coda è l'aumento dell'occupazione e dei salari di un'ampia categoria occupazionale: i servizi, ossia l'insieme dei lavori assistenziali o di cura del prossimo, come i servizi di ristorazione, l'assistenza sanitaria e le occupazioni ricreative.

L'aumento e la crescita dell'offerta di servizi sempre più differenziati e customizzati si è tradotta, nell'arco temporale che va dal 1980 al 2005, in una crescita del 30% del numero di ore lavorate dalle categorie di lavoro meno istruite e meno pagate degli Stati Uniti, anche se tale percentuale, più o meno intensa, è visibile anche nelle principali economie sviluppate.

I livelli occupazionali connessi al settore dei servizi hanno, nell'arco temporale in analisi, causato la torsione verso l'alto della coda sinistra della curva di distribuzione salariale basata sulla variabile delle abilità professionali.

Per quel che concerne la polarizzazione del mercato del lavoro l'ipotesi principale del modello proposto da Autor e Dorn (Autor e Dorn, 2013) è che essa sia guidata sostanzialmente dall'interazione di due forze: le preferenze del consumatore e il progresso tecnologico; se da un lato le preferenze dei consumatori non ammettono prodotti sostituiti all'offerta differenziata di servizi, il progresso tecnologico, elemento

non neutrale soprattutto nella produzione di beni, ha il potenziale per accrescere la domanda aggregata di prodotti e di servizi e come conseguenza aumentare l'occupazione e i salari nel mercato dei servizi.

Il progresso tecnologico nel modello in analisi assume quindi la forma di un continuo calo del costo dell'automazione delle attività di routine tipiche soprattutto nella produzione dei beni. Tali attività possono essere svolte con lo stesso output qualitativo sia dal capitale informatico che dai lavoratori poco qualificati (unskilled). L'adozione di soluzioni di automazione sostituisce i lavoratori poco qualificati che svolgono attività a basso valore aggiunto come la contabilità, il lavoro di ufficio e le attività ripetitive di produzione e monitoraggio dei tasks.

Il prezzo in calo dell'automazione congiuntamente con i miglioramenti organizzativi e operativi eseguiti da lavoratori altamente qualificati (quali professionisti e manager) è il reale fondamento in grado di giustificare una crescita così spiccata nell'adozione di soluzioni automatizzate. L'automazione se da un lato velocizza e migliora i processi produttivi, dall'altro essa non è in grado di sostituire né integrare direttamente le attività lavorative principali inerenti alla sfera dei servizi che dipendono fortemente da capacità manuali come la destrezza fisica e le capacità comunicazionali interpersonali.

I lavoratori poco qualificati, come diretta conseguenza dell'erosione dei salari per i compiti di routine automatizzati dalla robotizzazione, riallocano la propria offerta di lavoro alle occupazioni di servizi, attratti dal maggior salario e dalle maggiori opportunità lavorative. Questa trasposizione di offerta è il focus del fenomeno della polarizzazione del mercato del lavoro e del modello proposto da Autor e Dorn (Autor e Dorn, 2013).

L'elemento chiave per la corretta comprensione del modello in analisi è il confronto dell'elasticità incrociata capitale informatico-lavoro di routine e dell'elasticità incrociata del consumo tra beni e servizi: se la prima dovesse essere maggiore della seconda, congiuntamente con il calo dei prezzi delle tecnologie, allora la riduzione dei salari dei lavoratori unskilled per attività routinarie sarebbe maggiore della riduzione per la manodopera sempre unskilled nel settore dei servizi.

La manodopera a bassa qualificazione pertanto, spinta dai salari maggiori, tende a fluire verso il settore dei servizi mentre quella altamente qualificata resta nella produzione dei beni, causando il fenomeno della polarizzazione dell'occupazione.

Il fenomeno della polarizzazione salariale quindi si verifica quando l'elasticità nel consumo tra beni e servizi non supera l'unità, ossia se i beni e i servizi sono almeno debolmente complementari e dove i salari pagati nel settore dei servizi convergono a un tasso di crescita pari o maggiore del tasso di crescita dei salari con alte competenze, giustificando la torsione a forma di "U" della curva in Figura 5.B.

Si ritiene opportuno alla fine di quanto affermato procedere all'analisi matematica del modello e delle sue variabili al fine di comprendere a fondo i fenomeni della polarizzazione occupazionale e salariale e offrirne valide e strutturate spiegazioni.

3.2.1 Il modello matematico di Autor e Dorn

Il modello matematico proposto da Autor e Dorn (Autor e Dorn, 2013) considera un'economia caratterizzata da due soli settori ($J=g, s$) che producono rispettivamente beni e servizi attraverso l'implementazione di quattro fattori diversi di produzione. Tre fattori di produzione sono inerenti al lavoro e corrispondono rispettivamente al lavoro manuale, al lavoro di routine e al lavoro astratto (L_m, L_r, L_a), forniti da due tipologie di lavoratori differenziate sulla base dei livelli di skills, $i=H, U$, che corrispondono a lavori high e low-skilled. Il quarto fattore di produzione è il capitale informatico K , un bene intermedio (non di consumo) che può essere utile non solo nella produzione di beni ma anche nella produzione di servizi.

La produzione di beni Y_g combina il lavoro di routine L_r , il lavoro astratto L_a e il capitale informatico K e si misura in unità di efficienza attraverso la seguente formula:

$$Y_g = L_a^{1-\beta} [(\alpha_r L_r)^\mu + (\alpha_k K)^\mu]^{\frac{\beta}{\mu}}$$

Dove β e μ appartengono al range 0-1. All'interno della funzione di produzione presentata, l'elasticità di sostituzione tra il lavoro astratto L_a e l'input del task routinario è pari a 1 mentre l'elasticità di sostituzione tra la lavoro di routine L_r e capitale

informatico K è pari a $\sigma_r = \frac{1}{1-\mu}$ che per costruzione è maggiore di 1 (visto che $\mu \in [0, 1]$).

Da quanto detto si può dedurre che K sia un complemento del lavoro astratto L_a e un sostituto relativo per il lavoro di routine L_r .

Il secondo settore, ossia quello inerente all'offerta di servizi, invece, presenta una funzione di produzione che dipende solo dal lavoro manuale ed è, anch'essa, misurata in unità di efficienza attraverso la seguente formula:

$$Y_s = \alpha_s L_m$$

Dove $\alpha_s > 0$ è un parametro di efficienza.

Il capitale informatico K , infine, viene prodotto e fornito sul mercato in modo competitivo attraverso la seguente formula:

$$K = Y_k(t) e^{\delta t} / \theta$$

Dove $Y_k(t)$ è la quantità di bene di consumo finale allocata alla produzione K , $\delta > 0$ è una costante positiva e $\theta = e^\delta$ è un parametro positivo che valuta l'efficienza. Dalla formula di K proposta si evince che il capitale si svaluta completamente con lo scorrere dei periodi temporali e che la produttività del capitale investito aumenta con un tasso δ che riflette il progresso tecnologico del mercato.

Al tempo $t=1$, un'unità del bene di consumo Y può essere utilizzata per produrre un'unità di efficienza in più del capitale informatico K attraverso la seguente equazione:

$$1 = e^\delta / \theta$$

L'ipotesi di concorrenza del mercato garantisce che il prezzo reale del capitale informatico K (per unità di efficienza) sia pari al costo marginale e al costo medio di produzione di questo. Quanto detto, implica che al tempo $t=1$ $p_k(t=1)$ sia pari a 1. Con l'avanzare del tempo, il prezzo di K diminuisce esponenzialmente con il seguente andamento:

$$p_k(t) = \frac{Y_k}{K} = e^{-\delta t} \theta$$

In conclusione, il modello proposto si estende a tutti gli attori economici, comprendendo anche i consumatori e i lavoratori aventi funzione di utilità definita sul consumo di beni e servizi secondo la seguente formula:

$$u = (c_s^\rho + c_g^\rho)^{\frac{1}{\rho}}$$

Dove $\rho < 1$ e l'elasticità incrociata nel consumo di beni e servizi è $\sigma_c = \frac{1}{1-\rho}$.

Dalla presente formula di utilità si evince che i consumatori prendono i prezzi dei beni e servizi e i salari pagati come Input dati e massimizzano la propria funzione di utilità subordinandola al vincolo di bilancio, comportando dunque l'uguaglianza tra il consumo totale (comprensivo anche dei savings) e i salari.

Le imprese invece massimizzano i profitti prendendo come dato il prezzo dei beni di consumo e i salari e sia il mercato delle tecnologie che la concorrenza del mercato garantiscono che i profitti di equilibrio delle imprese siano pari a 0 (condizione di equilibrio).

L'obiettivo ultimo del modello è determinare l'equilibrio dell'allocazione a lungo termine del lavoro low-skilled rispetto alla produzione di beni e servizi e l'evoluzione della disuguaglianza misurata in termini di rapporti salariali tra il lavoro manuale e quello astratto e tra il lavoro manuale e quello di routine.

L'allocazione di equilibrio può essere caratterizzata dalla risoluzione del problema del pianificatore sociale, che in modo centralizzato massimizza l'utilità aggregata, decidendo la corretta allocazione del livello di capitale $K(t)$ e l'allocazione del lavoro $L_m(t)$ alle attività manuali nel settore dei servizi, purché non sia presente alcuna distorsione di mercato.

Dato $p_k(t)$ all'istante t , il problema del pianificatore sociale può essere riscritto come segue:

$$\max_{K, L_m} \left(L_m^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (Y_g - p_k(t)K)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

Dove:

$$Y_g = L_a^{1-\beta} X^\beta;$$

X è l'input aggregato delle attività di routine pari a $X = [(\alpha_r L_r)^\mu + (\alpha_k K)^\mu]^{\frac{1}{\mu}}$;

$L_r = g(L_m) = (1 - \log(1 - L_m))(1 - L_m)$, con $g()$ una funzione caratterizzata dalle proprietà che $g(0)=1$ e che $g(1)=0$ e $\sigma = \sigma_c$.

Le condizioni del primo ordine (derivata prima) per il problema formulato rispetto alle variabili del K e del L_m sono rispettivamente:

$$\frac{\partial Y_g}{\partial K} = p_k(t)$$

$$L_m^{-1/\sigma} = (Y_g - p_k K)^{-\frac{1}{\sigma}} \frac{\partial Y_g}{\partial X} \frac{\partial X}{\partial L_r} (-\log(1 - L_m))$$

Dove $g'(L_m) = \log(1 - L_m) = -\eta^*$.

Mettendo a sistema le condizioni individuate e risolvendo queste rispetto alle due incognite è possibile determinare univocamente la condizione di equilibrio in qualsiasi istante di tempo t determinando sia l'allocazione asintotica del lavoro unskilled tra beni e servizi sia i salari di equilibrio.

Considerando l'allocazione asintotica del lavoro, poiché il prezzo del capitale informatico $p_k(t)$ scende asintoticamente verso zero, il capitale informatico K assume il seguente limite al crescere della variabile temporale:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} K(t) = \infty$$

Osservando che L_r è limitata dall'alto e L_r e K sono sostituti nella produzione di X, la suddetta produzione sarà determinata dal livello di K, come previsto dalla seguente formula:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{X}{\alpha_k K} = 1$$

In tal senso, è possibile riscrivere la condizione di equilibrio nel seguente modo:

$$L_m^* = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{1}{\sigma} > \frac{\beta - \mu}{\beta} \\ \bar{L}_m \in (0, 1) & \text{if } \frac{1}{\sigma} = \frac{\beta - \mu}{\beta} \\ 0 & \text{if } \frac{1}{\sigma} < \frac{\beta - \mu}{\beta} \end{cases} .$$

La condizione di equilibrio L_m^* evidenzia la dipendenza dell'allocazione del lavoro a bassa qualificazione tra servizi (compiti manuali) e beni (compiti di routine) dalle grandezze relative delle elasticità di consumo e produzione, al netto di determinati parametri e quote di aggregazione.

L'allocazione asintotica del lavoro a bassa qualificazione verso il settore dei servizi, considerando il caso in cui β sia pari ad 1, dipende interamente dal fatto che l'elasticità di sostituzione capitale informatico e lavoro di routine sia maggiore o minore dell'elasticità di sostituzione tra il consumo di beni e servizi.

Il progresso tecnologico, se l'elasticità di produzione supera quella al consumo, aumenta la domanda di manodopera a bassa qualificazione nell'occupazione dei servizi e, al limite, tutto il lavoro a bassa qualificazione fluisce dai beni alla produzione di servizi. Se questa disuguaglianza viene invertita, tutto il lavoro poco qualificato si concentra nel settore dei beni, dove svolge compiti di routine.

La disuguaglianza salariale, invece, ricade in due misure di analisi: il salario pagato per le attività manuali rispetto a quello di routine e il salario pagato alle attività astratte rispetto a quelle manuali.

Nel modello in analisi un aumento monotono della disuguaglianza salariale è un caso in cui il rapporto $\frac{w_a}{w_m}$ aumenta mentre il rapporto $\frac{w_m}{w_r}$ diminuisce. Al contrario, il fenomeno della polarizzazione salariale si verifica quando invece il rapporto $\frac{w_m}{w_r}$ aumenta mentre $\frac{w_a}{w_m}$ rimane stabile o diminuisce. Poiché il lavoro a bassa qualificazione fluisce necessariamente verso il settore/task che offre il salario più alto, la dinamica di

$\frac{w_m}{w_r}$ rispecchia esattamente la dinamica dei flussi di lavoro tra il settore dei beni e dei servizi. Nello specifico:

$$\frac{w_m}{w_r} = \begin{cases} \infty & \text{if } \frac{1}{\sigma} > \frac{\beta - \mu}{\beta} \\ -\log(1 - L_m^*) & \text{if } \frac{1}{\sigma} = \frac{\beta - \mu}{\beta} \\ 0 & \text{if } \frac{1}{\sigma} < \frac{\beta - \mu}{\beta} \end{cases} .$$

Se l'elasticità di produzione supera l'elasticità al consumo, al netto del parametro beta, i salari per i lavoratori poco qualificati nelle attività manuali del terziario aumentano rispetto al salario per le attività di routine e il flusso di lavoro a bassa qualificazione migra verso le occupazioni di servizi.

Le code inferiori della distribuzione dei salari e dell'occupazione si polarizzano; questa polarizzazione è necessaria ma non sufficiente affinché si verifichi una polarizzazione salariale complessiva.

La condizione aggiuntiva prevede che i salari nelle occupazioni di servizio crescano almeno con la stessa rapidità dei salari ad alta qualificazione. Questo risultato è particolarmente rilevante poiché implica che nonostante la manodopera qualificata accresca il progresso tecnologico e lo incentivi, la disuguaglianza salariale tra le categorie di lavoratori non deve necessariamente aumentare in modo indefinito; se i beni e servizi offerti infatti sono debolmente complementari, la disuguaglianza tra lavoro ad alta e bassa qualificazione diventa sintomatica o inverte la rotta.

Pertanto, sono proprio le preferenze dei consumatori a determinare se l'aumento della produzione di beni dei lavoratori altamente qualificati si traduce in un corrispondente aumento del valore marginale.

3.2.2 Le conclusioni del modello di Autor e Dorn

Il modello di Autor e Dorn (Autor e Dorn, 2013) è stato valorizzato con i dati inerenti alle zone di pendolarismo nell'occupazione routinarie ad alta intensità di attività, sfruttando il mapping dei dati del Dictionary of Occupational Titles e dei dati occupazionali del censimento americano.

La variazione dell'intensità delle attività di routine tra le zone di pendolarismo si dimostra solidamente predittiva dei cambiamenti nella struttura delle attività e dei salari tra i lavoratori a bassa e ad alta qualificazione.

Estendendo, inoltre, il presente modello ad un ambiente di equilibrio spaziale in cui i mercati del lavoro locali hanno gradi di specializzazione differenziati nelle industrie ad alta intensità e con mansioni prettamente routinarie, i risultati dell'equilibrio spaziale forniscono quattro principali implicazioni empiriche:

- i mercati storicamente specializzati nei settori ad alta intensità di attività routinarie dovrebbero in modo differenziato adottare la tecnologia informatica e sostituire i lavoratori che svolgono attività routinarie a basso valore aggiunto con soluzioni software (RPA) o robot;
- i mercati subiscono una polarizzazione occupazionale quando la manodopera poco qualificata migra dalla produzione dei beni al settore dei servizi;
- i mercati mostrano una crescita salariale più ampia ad entrambe le estremità della distribuzione delle competenze professionali (polarizzazione salariale);
- i mercati sperimentano maggiori afflussi netti di lavoratori con un'istruzione sia molto alta che relativamente bassa, guidati dalla crescente domanda sia di lavoro gestionale nella produzione di beni che di lavoro manuale nella produzione di servizi.

L'ipotesi che l'informatizzazione, la digitalizzazione e la robotizzazione recente abbia sostituito i lavoratori poco qualificati nell'esecuzione di compiti di routine, completando al contempo i compiti astratti, creativi, di problem solving e di coordinamento svolti dai lavoratori altamente istruiti determina il fenomeno della polarizzazione occupazionale e salariale.

Il calo del prezzo della tecnologia informatica che ha caratterizzato l'ultimo decennio inoltre ha ridotto il salario pagato per le attività di routine, costringendo i lavoratori poco qualificati a riallocare la propria offerta di lavoro in occupazioni di servizi che sono difficili da automatizzare poiché necessitano di capacità come la destrezza, la comunicazione interpersonale flessibile e la vicinanza fisica diretta.

Il modello presentato mostra quindi che se la domanda dei servizi non ammette sostituti stretti, la sostituzione della tecnologia per le attività di routine utilizzate nella produzione di beni può indurre l'aumento dei salari e dell'occupazione dei lavoratori a bassa qualificazione nel settore dei servizi.

Il modello considera anche un set di spiegazioni alternative sostitutive dell'ipotesi primaria del progresso tecnologico sbilanciato, tra cui si citano la delocalizzazione delle mansioni lavorative, i diversi livelli di reddito iniziali e i cambiamenti demografici ed economici tra cui l'immigrazione, l'invecchiamento della popolazione, l'ingresso nella forza lavoro femminile e il calo dell'occupazione nel settore manifatturiero.

Molte spiegazioni alternative ricevono un certo supporto empirico ma nessuna assume il ruolo guida e, in quanto tale, nessuna sembra concettualmente idonea a spiegare la totalità delle prove presentate e delle circostanze applicative.

Le conseguenze dell'occupazione e della polarizzazione salariale sulla base del livello di competenze, i livelli di retribuzione e la composizione della forza lavoro hanno e avranno un ruolo fondamentale per i fenomeni che andranno a caratterizzare nel breve-medio periodo la maggior parte delle economie industrializzate.

3.3 L'ascesa delle macchine nella teoria di D. Hemous e M. Olsen

Gli ultimi sessant'anni sono stati i portavoce di cambiamenti significativi nel tasso di disoccupazione e nella distribuzione del reddito medio: negli Stati Uniti il premio per le competenze possedute dalle risorse umane ha impattato oltre il 33% del reddito annuale medio e la quota di manodopera occupata è diminuita di 7 punti percentuali a partire dagli anni '70.

Il periodo è stato al contempo caratterizzato dalla moltiplicazione e implementazione di nuove tecnologie di automazione quali macchine utensili a controllo numerico, robot industriali e sistemi di trasporto automatici, aumentando la gamma di compiti e il perimetro di azione delle macchine e alimentando il processo di sostituzione macchina-uomo.

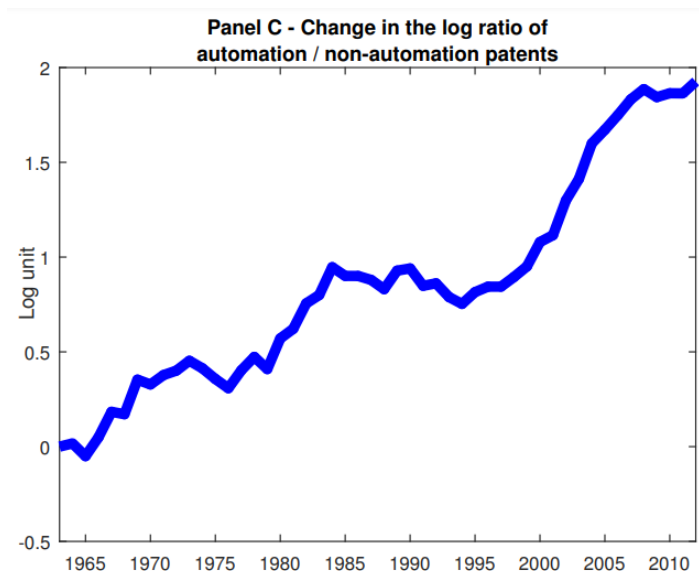


Immagine 6: i cambiamenti nel rapporto brevetti per automazione- brevetti per non automazione (1965-2010)

Il trend di automazione applicato al contesto industriale può essere rappresentato attraverso la crescita dei dati inerenti alla brevettazione di soluzioni di automazione che, come si evince nell'immagine sopra riportata, cresce quasi linearmente con la variabile temporale.

L'obiettivo del presente paragrafo è comprendere se i trend precedentemente presentati ed esposti possano essere spiegati in modalità endogena, ossia come un puro riflesso delle dinamiche transazionali economiche interne. A tal fine, si presenta e analizza il modello proposto da D. Hemous e M. Olsen (D. Hemous e M. Olsen, 2013), comprensivo della differenziazione delle competenze tra lavoratori altamente qualificati e poco qualificati (high-skilled e low-skilled) che, combinata con l'innovazione orizzontale (ossia la creazione di nuovi prodotti o servizi) e con l'automazione, spiegano il mondo e le principali relazioni economiche in esso vigenti.

L'ipotesi di interazione uomo-macchina e l'innovazione orizzontale dell'offerta sembrano validi elementi per spiegare e valorizzare due enigmi che hanno caratterizzato il dibattito economico dell'inizio del secolo: la stagnazione della crescita della produttività del lavoro nonostante gli sviluppi e le applicazioni robotiche innovative e la decelerazione del premio per le competenze che ha caratterizzato gli anni '90 nonostante non fosse supportata da alcun calo concreto nei livelli di skills della forza lavoro.

Il modello in analisi incarna un quadro di realtà in cui le macchine possono sostituire i lavoratori nello svolgimento di alcune attività e vedono l'innovazione come un fenomeno esclusivamente endogeno al sistema economico.

Quest'ultimo si oppone ad un'attenta e ampia letteratura che vede l'innovazione strettamente connessa a shock esogeni quali l'avvento dei computer, un calo del prezzo delle tecnologie e un aumento di offerta di competenze che induce un cambiamento di paradigma organizzativo-produttivo, proponendo una diversa prospettiva di lettura: gli effetti di un aumento endogeno della quota di innovazione.

L'analisi proposta da D. Hemous e M. Olsen (D. Hemous e M. Olsen, 2013) può essere suddivisa in tre macro-fasi.

La prima fase vede il cambiamento tecnico come elemento esogeno: in questo caso l'innovazione orizzontale aumenta la domanda di forza lavoro, aumentando come conseguenza della legge economica domanda-offerta i salari di tutti i lavoratori, indipendentemente dal livello di competenze possedute. All'interno del contesto aziendale, l'automazione apportata dal cambiamento tecnico aumenta la domanda di lavoratori altamente qualificati necessari per la corretta gestione ed implementazione dell'automazione, riducendo però al contempo la domanda di lavoratori poco qualificati, con un effetto finale ambiguo sui lavoratori meno qualificati stessi.

La seconda fase prevede un'endogenizzazione dell'innovazione con lo scopo ultimo di razionalizzare e di valorizzare gli investimenti aziendali effettuati in automazione.

Il fenomeno dell'aumento salariale precedentemente citato, apportato dall'innovazione orizzontale per tutte le tipologie di lavoratori si configura come un concreto incentivo per le aziende ad automatizzare e investire in innovazione e in automazione. Come conseguenza di ciò, il premio per le competenze della forza lavoro aumenta, diminuendo

al contempo la domanda di manodopera e temporaneamente il livello di retribuzione media dei lavoratori a bassa qualificazione.

Il fenomeno della temporaneità è dovuto alla transazione della “forza” economia verso uno stato di stazionamento asintotico, dove la quota di automazione si stabilizza e i salari per i lavoratori con basse competenze crescono, sebbene con un tasso di crescita minore rispetto a quello dei salari per lavoratori altamente competenti.

La terza fase prevede la valutazione dei risultati ottenuti dal modello attraverso un approccio quantitativo e lo sviluppo di un'estensione che comprenda l'evoluzione del premio per le competenze, l'evoluzione della quota di manodopera domandata e della produttività del lavoro.

In particolare, la crescita della produttività del lavoro risulta essere ristagnante quando l'innovazione orizzontale diminuisce, non dando vita al processo virtuoso sopra analizzato e decelerando la crescita del premio per le competenze. Il modello di D. Hemous e M. Olsen (D. Hemous e M. Olsen, 2013) è quindi in grado di replicare l'evoluzione dell'economia statunitense a partire dagli anni '60, valorizzando il continuo trend di crescita del premio per le competenze con il recente rallentamento, il calo della quota di manodopera domandata e la crescita stagnante della produttività del lavoro.

Il modello, in conclusione, introduce un'ulteriore variabile di analisi del fenomeno dell'automazione, ossia l'innovazione orizzontale, e mostra le relazioni economiche in una prospettiva endogena, dimostrando che un aumento di investimenti nell'automazione porta a un aumento del premio per le competenze, a un calo della quota di manodopera e a un possibile calo dei salari a bassa qualificazione.

Uno spiccato aumento nella quota di automazione, infine, è il risultato naturale di un'economia in crescita dove i crescenti salari delle persone con un basso livello di competenze (low-skilled) incentivano le aziende ad automatizzare le attività e le mansioni, valorizzando il circolo virtuoso della robotizzazione dei processi.

3.4 Le teorie della disoccupazione tecnologica

Per anni il tema della disoccupazione tecnologica è stato bannato dalle teorie economiche più rispettabili ed ogni previsione relativa agli effetti indesiderati dell'automazione è stata bollata come "fallacia luddista" ("movimento operaio che in Gran Bretagna, nel diciannovesimo secolo, reagì violentemente all'introduzione delle macchine nel contesto industriale in quanto ritenute causa di disoccupazione e di bassi salari" (Treccani, 2020)).

Oggigiorno molte criticità e paure del passato sono riemerse e la fallacia luddista sembra non essere una giustificazione sufficiente per mettere queste a tacere. Le rinnovate preoccupazioni sugli impatti che il progresso tecnologico può avere in termini di sostituzione della forza lavoro manifatturiera, di disagi sociali e di difficoltà umane stanno via via riprendendo adito e impattando sia in termini economici che psicologici il mercato del lavoro.

Il concetto di disoccupazione tecnologica sta, quindi, riprendendo slancio nel discorso economico-sociale nonostante sia presente una sostanziale assenza di accordo nella comunità scientifico-economica per l'esistenza stessa della disoccupazione tecnologica come fenomeno socio-economico o manifestazione di questo.

Alcuni economisti, infatti, presentano la disoccupazione tecnologica come un mostro maligno e aggressivo che sta sovvertendo completamente l'economia globale e i suoi fondamenti, mentre altri ritengono che tale quadro sia solo un dipinto nefasto di studiosi poco illuminati.

L'obiettivo è mostrare dunque la rilevanza della disoccupazione tecnologica non solo come fenomeno ma anche come teoria economica e portare l'attenzione su un concetto che potrebbe dimostrarsi estremamente utile per comprendere i cambiamenti tecnologici e sociali che hanno impattato, stanno impattando e impatteranno il contesto odierno.

La disoccupazione è un fenomeno complesso e difficilmente definibile a livello matematico che viene distinto in tre macro-sezioni: la disoccupazione frizionale, che analizza la mobilità dei lavoratori tra i posti di lavoro; la disoccupazione strutturale, risultante dal declino di settori o mansioni e la disoccupazione ciclica risultante da cali generali ma solitamente temporanei dell'attività economica.

A tali categorie si è aggiunta a partire dal 2010 la disoccupazione tecnologica.

Il Dictionary of Economics di Oxford definisce la disoccupazione tecnologica come “la disoccupazione dovuta al progresso tecnico, applicato a particolari tipi di mansioni svolte da lavoratori la cui abilità è resa superflua da cambiamenti nei metodi di produzione che solitamente prevedono la sostituzione dei servizi offerti con le macchine e le nuove tecnologie. Ciononostante, il progresso tecnico non necessariamente porta ad un aumento della disoccupazione a livello globale” (Dictionary of Economics di Oxford, 2020).

È qui chiara la connessione relazionale causa-effetto tra il fenomeno della disoccupazione tecnologica e il progresso tecnologico.

Nonostante le definizioni di disoccupazione tecnologica offerte dalla comunità scientifica non differiscano particolarmente tra loro, è sempre più evidente che i termini contenuti in queste definizioni possano assumere significati differenziati sulla base alle diverse prospettive e alle diverse teorie economiche in cui questi sono declinati.

La disoccupazione tecnologica è in tal senso abbracciata da due principali discipline potenzialmente in contrasto tra loro: la sociologia e l'economia. Come evidenziato da Tony Elger (Elger, 2006), infatti, “i sociologi spesso si concentrano sull'esperienza e sulle conseguenze della disoccupazione, lasciando l'onere dell'individuazione delle cause agli economisti. Le considerazioni che emergono dalle analisi dei processi sottostanti propongono tuttavia conclusioni diverse da quelle dei sociologi alimentando le diatribe e le controversie tra le due discipline”. In tal senso, si rende necessaria una figura di tramite tra le due discipline per il perseguimento del corretto trade-off tra le relazioni causali e la potenziale limitazione degli effetti negativi.

La disoccupazione tecnologica può essere inoltre studiata a diversi livelli del sistema economico e definita sulla base dei singoli attori che in esso interagiscono: i lavoratori, le imprese, i settori produttivi in aggregato, i paesi e l'economia globale.

Analizzando gli attori imprese e lavoratori, innegabile è il crescente trend di automatizzazione che le aziende operanti in diversi settori stanno mettendo in atto e il “drammatico” impatto che tale trend sta avendo sul mercato del lavoro stesso: l'innovazione tecnologica sta infatti svuotando la maggior parte dei settori economici dalla forza lavoro umana a favore della forza lavoro robotizzata.

Quanto detto trova riscontro in diverse rivoluzioni avvenute nel passato: si pensi, ad esempio, al passaggio dall'agricoltura tradizionale all'agricoltura intensiva che attraverso l'uso di macchine agricole, erbicidi e fertilizzanti, ha comportato lo svuotamento demografico delle campagne a favore della ripopolazione delle periferie, comportando una forte migrazione dell'offerta di lavoro verso altri settori economici.

Un secondo riscontro storico, meno visibile ma ugualmente significativo, è quello della robotizzazione e automazione del mondo manifatturiero che ha comportato una migrazione delle risorse umane verso il settore dei servizi (Campa, 2007), determinando la polarizzazione del mercato del lavoro come precedentemente analizzato attraverso il modello di Autor e Dorn (Autor e Dorn, 2013).

L'innovazione tecnologica, analizzata attraverso un excursus storico e declinata nei singoli settori in cui è avvenuta, non ha comportato l'insorgere di una disoccupazione tecnologica permanente e cronica a livello aggregato, ma, ciò non implica che la disoccupazione tecnologica, anche solo come fenomeno temporaneo o locale, non esista.

La migrazione e il conseguente riassorbimento delle risorse umane sono stati temi chiave per ovviare ai nefasti presagi di disoccupazione e quanto detto è stato possibile grazie a due leve principali: il mercato libero, che ha consentito la nascita e lo sviluppo di nuovi settori economici e mansioni e le politiche pubbliche.

Gli imprenditori privati nell'Ottocento hanno infatti costruito industrie manifatturiere e utilizzato la manodopera a basso costo che scorreva dalle campagne verso la città alla ricerca di una nuova occupazione, mentre nella seconda metà del ventesimo secolo, i nuovi capitalisti intraprendenti hanno costruito società di servizi per ridistribuire la manodopera che fuoriusciva dalle fabbriche e, allo stesso tempo, sindacati e partiti politici socialisti, attraverso aspre lotte politiche e sindacali, sono riusciti ad ottenere i diritti sociali di pensionamento, le ferie pagate, la malattia retribuita e il congedo di maternità, che nel complesso hanno costretto i datori di lavoro privati ad assumere un numero di lavoratori maggiore rispetto a quello che avrebbero assunto in un regime capitalista di *laissez-faire*.

Se si considerano tutti questi aspetti attenuativi, alcuni dei quali altamente ignorati dalla teoria economica classica, sembra alquanto difficile negare l'esistenza del fenomeno della disoccupazione tecnologica.

L'impatto di tale fenomeno su scala globale è diverso dal punto di vista psichico: il potenziale rischio di essere sostituiti da una macchina è certamente impattante a livello psicologico per coloro che perdono il lavoro, anche se solo temporaneamente, e tale minaccia rischia di sconvolgere un intero sistema economico.

Negli ultimi anni la rinnovata preoccupazione che il progresso tecnologico possa eliminare o spostare gran parte della forza lavoro, creando sconvolgimenti sociali e difficoltà umane ha sicuramente animato il dibattito pubblico.

Ma tali profezie si sono realmente realizzate nella società attuale?

Alla fine del ventunesimo secolo, una cospicua porzione di scienziati ha risposto positivamente alla precedente domanda, evidenziando lo spettro di una società priva di lavoro in diversi libri e in diversi articoli. La narrazione di questa ondata di critica sociale può essere riassunta come segue: "l'introduzione di computer e robot nelle fabbriche e negli uffici, negli ultimi quarant'anni, ha portato all'arricchimento di una minoranza e all'impoverimento della maggioranza" (Campa, 2018). Ciononostante, ad oggi, vi sono ancora posti di lavoro sul mercato, poiché le macchine, nell'attuale fase di sviluppo, non possono ancora svolgere tutte le tipologie di lavoro e tutte le mansioni umane.

I lavori che non scompaiono completamente dal mercato sono quelli che comportano uno sforzo fisico o mentale tale da non poter essere definito attraverso un elenco intrattabile di regole e in quanto tale, non facilmente attuabile da una macchina o da un robot. Anche le mansioni più umili e poco retributive non rientrano nella categoria di automatizzazione poiché, anche quando la loro automazione è tecnicamente possibile, è ancora più economicamente efficiente far svolgere tale lavoro da esseri umani. Tuttavia, è solo una questione di tempo e, secondo molti economisti, nel prossimo futuro, le macchine saranno in grado di sostituire gli esseri umani nella loro interezza.

Gli scienziati sociali che hanno abbracciato la suddetta prospettiva pessimista hanno attirato l'accusa di "luddismo intellettuale", rifacendosi al movimento inglese operaio che caratterizzò il XIX secolo. Tale accusa non è stata invece mossa contro una seconda

ondata di critiche sociali grazie alle posizioni lavorative e sociali dei principali esponenti: ossia ingegneri e informatici.

Autori come Martin Ford (Ford, 2009), Erik Brynjolfsson e Andrew McAfee (Brynjolfsson e McAfee, 2012), Stan Neilson (Neilson, 2011), Jerry Kaplan (Kaplan, 2015), solo per citarne alcuni, sono profondamente convinti che la tecnologia sia un elemento positivo, ma non può che rendere “obsoleti” gli esseri umani. Pertanto, l'unica opzione per evitare una catastrofe epocale è ridisegnare le società, perimetrando lo spazio di azione sia umano che tecnologico.

Questi autori sottolineano inoltre che l'attuale periodo storico è caratterizzato da dolorosa transitorietà, ma una "età dell'oro" dell'umanità è visibile all'orizzonte. Si rende dunque necessario consolidare il concetto che la tecnologia non sia solo uno strumento del sistema politico-economico, ma piuttosto il vero e proprio *primum movens* della dialettica aristotelica, ossia il motore immobile che rappresenta la causa prima del divenire dell'Universo e, nel caso in analisi, del sistema economico stesso.

Secondo gli analisti sopra citati, l'attuale fase di transizione è caratterizzata da disoccupazione involontaria dovuta all'automazione e a lavori precari connessi a politiche di flessibilità. Nonostante molti jobs non abbiano ancora incontrato l'automazione, ciò che è chiaro è che i lavori a tempo pieno, come quelli nelle grandi fabbriche e negli uffici pubblici, appannaggio dei lavoratori della classe media, si sono significativamente ridotti in numero come anche nel livello di retribuzione.

Quanto detto trova diversi riscontri empirici tra cui si cita un recente articolo pubblicato sul Wall Street Journal dove si confronta la RAL (retribuzione annua lorda) di un uomo medio con un lavoro a tempo pieno nel 1973 con quella dello stesso uomo nel 2014. Ciò che si evince è una rilevante diminuzione degli introiti percepiti rispetto al 1973: nel suddetto anno infatti il valore si allineava sui \$ 53.294, mentre nel 2014 sui soli \$ 50.383.

Non è tuttavia sorprendente che oggi i lavoratori guadagnino in media meno dei loro padri o nonni, nonostante gli innumerevoli progressi e scoperte compiute nel frattempo: la teoria della compensazione non prospetta infatti un futuro caratterizzato da crescita e prosperità bensì, nell'ipotesi di flessibilità salariale, prospetta l'assenza del fenomeno della disoccupazione di massa.

La maggior parte degli analisti economici oggi non scarta l'ipotesi di una disoccupazione tecnologica di massa quando parlano del futuro. Quanto detto trova riscontro nell'articolo pubblicato dal McKinsey Global Institute nel 2013 dove viene presentata una lista delle principali tecnologie che hanno avuto un impatto dirompente sull'economia. Tale rapporto è alquanto ottimistico poiché si concentra sulle possibilità offerte dai progressi tecnologici alle grandi imprese ma, al contempo, riconosce che "l'innovazione senza la creazione di posti di lavoro a più alto valore aggiunto provoca disoccupazione, problemi economici e una crescita del minimo comune multiplo delle competenze che i lavoratori dovranno possedere nel proprio curriculum vitae per restare competitivi sul mercato" (Manyika, 2013 pag. 151).

Il suddetto rapporto ipotizza inoltre che i decisori politici possano limitare gli effetti negativi della robotica avanzata e del lavoro automatizzato migliorando e rinnovando l'istruzione. In altre parole, i decisori politici "dovrebbero considerare le potenziali conseguenze dell'esponenziale divergenza tra le sorti dei lavoratori altamente qualificati e quelli con meno competenze", e tenere presente che "le esigenze legislative di un'economia prettamente high-tech cresceranno esponenzialmente nel tempo". Quanto detto rispecchia a pieno le idee neoliberiste, dove non vi è bisogno di ridistribuire la ricchezza per far fronte alla disoccupazione e all'impoverimento ma focalizzarsi sulla maggiore istruzione di cittadini e lavoratori.

La relazione sostiene che anche i lavoratori trarranno vantaggio dall'automazione: "è ora possibile costruire auto, camion, aerei e barche che sono completamente o parzialmente autonomi. Dai droni sul campo di battaglia all'auto a guida autonoma di Google, le tecnologie di intelligenza artificiale, i sensori e gli attuatori che rendono ciò possibile, si osserva un rapido miglioramento costruttivo e progettuale. Nel corso del prossimo decennio, droni e sommergibili a basso costo potrebbero essere utilizzati per diverse applicazioni. In tal senso, si evidenzia il valore sostanziale dei sistemi che aiutano i guidatori a sterzare, frenare ed evitare le collisioni. I potenziali benefici delle auto e dei camion autonomi includono una maggiore sicurezza, una riduzione delle emissioni di CO₂, più tempo libero per gli automobilisti e una maggiore produttività nel settore dell'edilizia" (Manyika, 2013).

Il dibattito proposto insegna dunque che vi sono essenzialmente due scelte economiche:

- 1) se si introducono politiche per salvaguardare il tenore di vita dei lavoratori stabilendo che il salario minimo non può scendere al di sotto di una certa soglia, il sistema industriale risponde promuovendo l'automazione e producendo "disoccupazione tecnologica";
- 2) se il governo non interferisce nei negoziati datore di lavoro-lavoratore, lasciando che il mercato decida i livelli salariali, il sistema produce "impoverimento tecnologico".

La società contemporanea sembra così essere intrinsecamente caratterizzata da un "paradosso tecnologico".

Ipotesi aggiuntive convergono all'idea che il miglioramento dell'istruzione potrebbe essere l'"arma" per contrastare la disoccupazione tecnologica. Tuttavia, tale ipotesi non considera lo sviluppo esponenziale e customizzato dell'intelligenza artificiale che riduce drasticamente la necessità di forza lavoro impattando anche nel prossimo futuro gli attori economici più istruiti ed esperti.

In tal senso, i governi in carica devono riuscire a trovare i giusti strumenti compensativi e di trade-off al fine di rendere le nuove tecnologie non dannose per la maggioranza, non limitando al contempo gli ampi margini di crescita e di efficienza che questi possono apportare.

3.5 Il cambiamento di paradigma aziendale: la fabbrica intelligente

La necessità e l'implementazione della connettività all'interno del contesto produttivo non è certamente un elemento di novità: da diversi anni, infatti, la gestione dei log macchina, il monitoraggio delle attività e la connessione H24 degli strumenti costitutivi della fabbrica è stata implementata nella maggior parte delle realtà produttive. Ciononostante, i recenti fenomeni quali l'ascesa della quarta rivoluzione industriale, lo sviluppo dell'industria 4.0 e la convergenza del mondo digitale con quello fisico, comprese la tecnologia della formazione (IT) e la tecnologia operativa (OT), hanno reso la trasformazione della catena del valore sempre più realizzabile e funzionale.

Il passaggio da una catena di produzione prettamente lineare e sequenziale verso un sistema più aperto e interconnesso, noto come il digital supply network, ha modificato, sta modificando e modificherà le future modalità competitive aziendali.

Al fine di implementare in modalità totalitaria la rete di forniture digitale è, tuttavia, necessario per i produttori sbloccare alcune capacità e alcune competenze non ancora consolidate, quali l'interazione orizzontale dei sistemi produttivi attraverso l'aggregazione e la congiunzione della miriade di sistemi operativi che alimentano l'organizzazione, l'integrazione verticale lungo tutta la catena del valore attraverso sistemi di produzione interconnessi e l'integrazione olistica, end to end, lungo l'intera catena del valore.

È necessario, pertanto, esplorare l'interazione di queste potenzialità/competenze, nota come fabbrica intelligente, volte al corretto raggiungimento dell'atto produttivo, generando un maggior valore sia all'interno delle mura della fabbrica che lungo la rete di approvvigionamento nella sua interezza.

La fabbrica intelligente rappresenta un ulteriore step del processo di automazione aziendale, caratterizzato da un sistema completamente connesso, flessibile e in grado di utilizzare un flusso costante di dati in input provenienti dalle operations connesse e interconnesse e dai sistemi di produzione e in grado di apprendere ed adattarsi alle nuove esigenze del mercato.

Una vera smart factory, infatti, possiede le competenze necessarie a guidare la produzione, la manutenzione, il monitoraggio dell'inventario e degli interventi umani e la digitalizzazione delle operazioni, integrando nelle proprie analisi i dati eterogenei provenienti da risorse fisiche, operative e umane.

Il risultato delle migliorie può portare alla costruzione di un sistema più efficiente ed agile, con minori down-time, delays e una maggiore capacità di prevedere e adattarsi ai cambiamenti strutturali, portando, ove possibile, ad un migliore posizionamento aziendale nel mercato competitivo.

Molti produttori stanno già da tempo sfruttando i componenti di una fabbrica intelligente in aree quali la pianificazione e la programmazione avanzata utilizzando la produzione

real-time, i dati di inventario o la realtà aumentata per la gestione dei processi quali, ad esempio, quelli di manutenzione e previsione della domanda.

Ciononostante, una vera fabbrica intelligente è uno sforzo più olistico, che va oltre la singola officina coinvolgendo l'intera impresa e l'ecosistema economico e operativo in cui essa opera. La fabbrica intelligente è parte integrante della più ampia rete di fornitura digitale e presenta molteplici sfaccettature che i produttori devono sfruttare per assumere un atteggiamento più adattivo e più competitivo rispetto alle evoluzioni di mercato.

Il suo perimetro particolarmente esteso e la necessità di competenze diffuse possono rendere la soluzione smart factory abbastanza complicata o persino insormontabile; ciononostante, i rapidi cambiamenti e le innovative tendenze tecnologiche hanno reso il passaggio verso una fabbrica intelligente e verso un sistema di produzione adattivo quasi un imperativo per i produttori che desiderano rimanere competitivi. Perciò, pensando in grande e riconsiderando il proprio paradigma aziendale è possibile realizzare la promessa e i vantaggi proposti attraverso l'adozione della soluzione della fabbrica intelligente.

L'automazione ha sempre fatto parte, in una certa misura, del contesto produttivo, anche se storicamente le situazioni in cui le macchine hanno attuato e valorizzato delle decisioni sono state basate esclusivamente sulla definizione di un processo alquanto lineare, come l'apertura di una valvola o l'accensione e lo spegnimento di una pompa, e sulla base di un set pre-definito di regole da eseguire passo-passo.

Attraverso l'applicazione dell'intelligenza artificiale e la crescente sofisticazione dei sistemi cyber-fisici, invece, l'automazione oggi include sempre più complesse decisioni di ottimizzazione tipiche dell'intelletto e dell'operato umano, configurando la fabbrica intelligente come un rilevante esempio applicativo.

Ma, nello specifico, cosa è la smart factory?

“La fabbrica intelligente è un sistema flessibile in grado di auto-ottimizzare le prestazioni su una rete più ampia, adattarsi e imparare dalle nuove condizioni real-time, o quasi, ed eseguire autonomamente interi processi di produzione” (Germany Trade and Invest, 2017).

Le fabbriche intelligenti possono operare all'interno delle quattro mura della fabbrica, anche se le reali potenzialità e i benefici economici-operativi si hanno nella connessione

con una rete globale di sistemi di produzione simili e, più in generale, con una rete globale di fornitura digitale.

È importante notare, tuttavia, che la fabbrica intelligente, come precedentemente definita e descritta, non deve essere considerata lo "stato finale" del paradigma organizzativo rivoluzionato: questa rappresenta un'evoluzione in corso, un viaggio continuo verso la costruzione e il mantenimento di un sistema di apprendimento flessibile.

Il vero potere della fabbrica intelligente risiede nella sua capacità di evolvere e crescere insieme alle mutevoli esigenze organizzative, indipendentemente dal fatto che si tratti di un cambiamento nella domanda dei clienti, dell'espansione verso nuovi mercati, dello sviluppo di nuovi prodotti o servizi, di nuovi processi o di nuove tecnologie o modifiche al processo produttivo.

Grazie a capacità di elaborazione e analisi più potenti, applicate in ecosistemi più ampi di risorse intelligenti e connesse, le fabbriche intelligenti possono consentire alle organizzazioni di adattarsi ai cambiamenti in modi che prima sarebbe stato difficile, se non impossibile, fare. Inoltre, la capacità di adeguarsi e apprendere dai dati in modalità real-time, può rendere la fabbrica intelligente più reattiva, proattiva e predittiva, evitando all'organizzazione tempi di fermo operativi e numerose sfide di produttività.

È importante osservare, inoltre, che non esistono due fabbriche intelligenti con lo stesso aspetto e la stessa struttura: i produttori possono dare priorità ad aree diverse e a KPI diversi (key performance indicator), valorizzando ed implementando caratteristiche particolari sulla base delle proprie esigenze specifiche.

La figura sotto-riportata mostra uno schema di fabbrica intelligente e le sue principali caratteristiche: connettività, ottimizzazione, trasparenza, proattività e agilità. Ognuna di queste caratteristiche può svolgere un ruolo determinante nella progettazione di decisioni più informate e può aiutare le organizzazioni stesse a migliorare il processo produttivo e la creazione e appropriazione del valore generato.

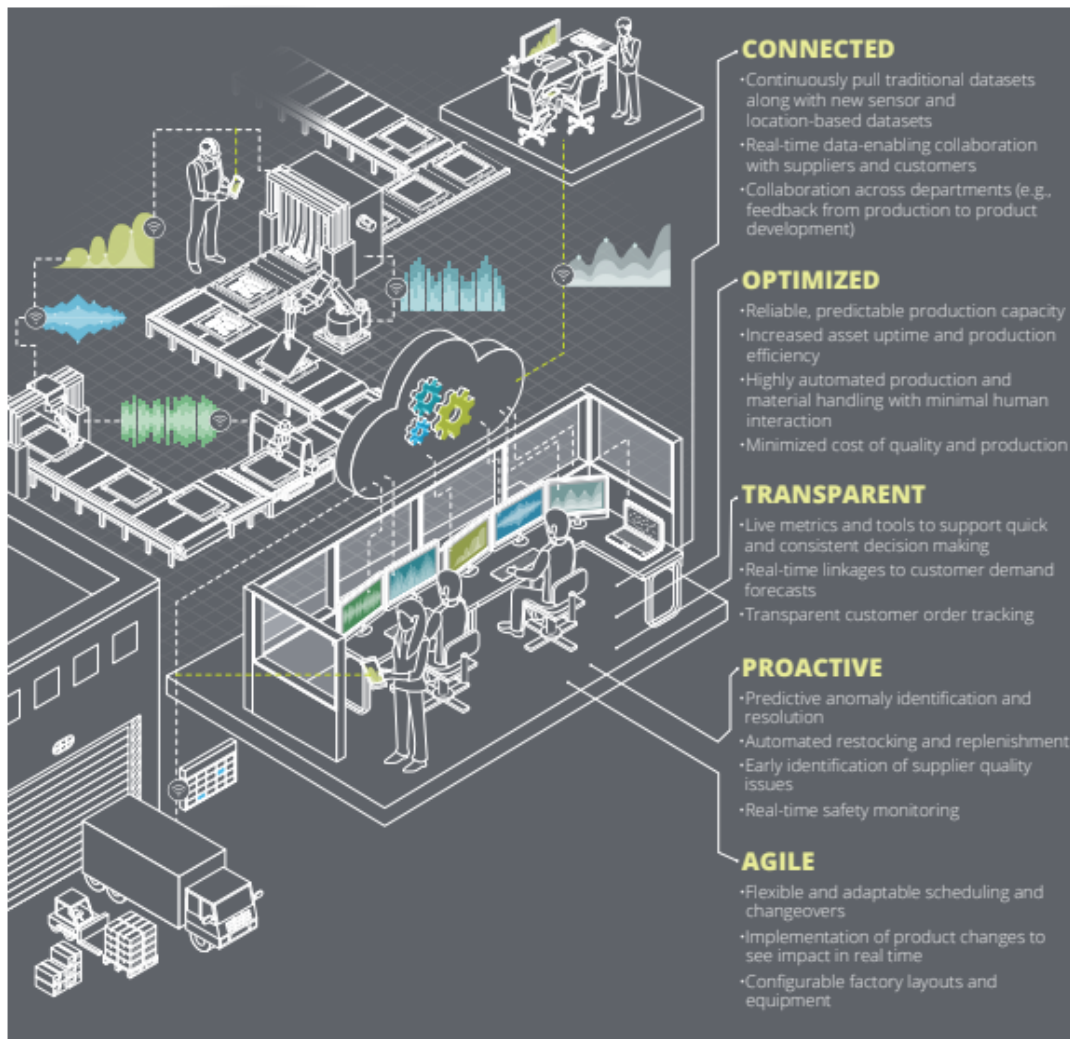


Immagine 7: Le cinque caratteristiche chiave di una smart factory (2021)

La caratteristica più importante della fabbrica intelligente, nonché una delle fonti di valore più cruciale e determinante, è la connessione: le smart factory richiedono, infatti, che i processi e i materiali sottostanti siano collegati per generare i dati necessari all'alimentazione dei processi di decision-making real-time.

In una fabbrica veramente intelligente, infatti, le risorse fisiche e strutturali sono costellate di sensori intelligenti al fine di fornire al sistema in modo continuativo set di dati nuovi, aggiornati e veritieri rispetto alle reali condizioni attuali.

Una fabbrica intelligente ottimizzata, inoltre, consente di eseguire le operazioni e le attività con un intervento manuale minimo e alta affidabilità. I flussi di lavoro automatizzati, la sincronizzazione delle risorse, il miglior monitoraggio, la più efficace

programmazione e il consumo energetico limitato e ridotto possono aumentare la resa, diminuire i tempi di attività e aumentare la qualità dell'output, riducendo sia i costi che gli sprechi produttivi.

Ulteriore caratteristica della fabbrica intelligente è insita nella trasparenza dei dati acquisiti lungo tutto il processo produttivo: le visualizzazioni dei dati in tempo reale possono trasformare i dati stessi, acquisiti dai processi e dai prodotti in campo o ancora in produzione, e convertirli in informazioni fruibili, sia per l'uomo che per il processo decisionale autonomo ad opera di entità intelligenti. Una rete trasparente può consentire, inoltre, una maggiore visibilità all'interno della struttura e garantire all'organizzazione decisioni più attente e diligenti fornendo strumenti, avvisi e notifiche in tempo reale.

Un sistema proattivo, come quello della smart factory, consente ai dipendenti e ai sistemi intelligenti di anticipare e agire ex-ante che sorgano problemi o sfide, evitando lo stress e i bias connessi ad una gestione ex-post.

Questa funzionalità può includere l'identificazione di possibili anomalie, il rifornimento dell'inventario, l'identificazione e la risoluzione predittiva dei problemi di qualità, oltre che il monitoraggio della sicurezza e della manutenzione.

La capacità della fabbrica intelligente di prevedere i risultati futuri sulla base del connubio tra dati storici e real-time può migliorare i tempi di attività, la resa e la qualità dell'output.

La flessibilità agile, infine, consente alla fabbrica intelligente di adattarsi ai programmi e alle modifiche dei prodotti con un intervento minimo e superficiale. Le fabbriche intelligenti avanzate possono anche calcolare i flussi di output di apparecchiature e materiali, pianificare le modifiche e osservare l'impatto di queste in tempo reale, strutturando una vera e propria pianificazione flessibile.

Queste caratteristiche, in conclusione, offrono ai produttori una maggiore visibilità delle proprie risorse e dei propri sistemi, apportando una miglioria alla gestione delle sfide quotidianamente affrontate e portando in definitiva a una maggiore produttività e una maggiore reattività alle fluttuazioni delle condizioni di mercato.

3.6 Le chiavi del successo artificiale nella catena di approvvigionamento

L'Intelligenza artificiale può offrire un enorme vantaggio competitivo ai gestori della catena di approvvigionamento ma solo nel caso in cui essa si basi su fondamenti strutturati che valutino la natura diversificata e dinamica delle moderne supply chain.

L'obiettivo del presente paragrafo è esaminare i fondamenti di cui le moderne catene di approvvigionamento hanno bisogno per ottenere risultati concreti dalle implementazioni dell'I.A., ponendo elevato effort e focus nella disponibilità dei dati tempestivi e accurati necessari per prendere decisioni intelligenti.

Grazie al crescente interesse e focus del mercato sull'I.A, diverse aziende sono desiderose di applicare l'etichetta "A.I." ai propri prodotti e soluzioni offerte, sostenendo che l'errore di previsione minore per la selezione dell'algorithmo più appropriato per generare una previsione ("Best Fit") sia offerto dall'I.A..

Diversi fornitori affermano, inoltre, che l'esecuzione di analisi sui dati storici e la comprensione della causa principale è una nuova forma di intelligenza artificiale che impatta in termini di efficienza i processi aziendali. Infine, nel mercato è comune credenza pensare che le nuove start-up rivoluzioneranno la catena di approvvigionamento, strutturando questa sull'accesso real-time allo streaming di dati Internet e su un nuovo motore di intelligenza artificiale che gestirà senza problemi tutte le connessioni della supply chain, come precedentemente analizzato nella fabbrica intelligente.

Ma dove sono i risultati pratici e reali su cui un dirigente della catena di approvvigionamento può contare?

Mentre il mercato è infatti saturo di discorsi basati su algoritmi sofisticati, come "reti deep neural", "foresta casuale", non si discute sufficientemente di eventuali risultati esperienziali rivoluzionari raggiunti dalle aziende first-mover del mercato.

Nella corsa all'utilizzo dell'I.A. e allo sviluppo di alcune sue implementazioni customizzate avvenuta negli ultimi anni, molte aziende hanno tentato invano di strutturare processi intelligenti ma con risultati spesso deludenti, a causa del contesto applicativo su

cui sono state sviluppate soluzioni intelligenti: i sistemi SCM (Supply Chain Management). Quest'ultimi presentano, ancora oggi, rilevanti criticità quali:

- Sono incentrati quasi esclusivamente sulla singola impresa;
- Richiedono eserciti di pianificatori competenti e in quanto tali costosi;
- Sono solitamente in conflitto con altre funzioni aziendali interne e/o partner e fornitori;
- Perdono enormi opportunità nascoste dalla mancanza di visione di insieme;
- Sono localmente sub-ottimizzati;
- Sfruttano connessioni eccessivamente semplificate che non si riferiscono a situazioni reali e concrete.

Le limitazioni sopra-elencate hanno gravemente compromesso il ritorno sugli investimenti (R.O.I.) delle soluzioni intelligenti a causa della mancanza dei pezzi chiave del puzzle di cui l'I.A. ha bisogno per fornire valore nella maggior parte dei sistemi odierni.

“Avendo lavorato con centinaia di dirigenti della supply chain, su dozzine di implementazioni software, ho studiato molto da vicino il problema dell'IA e quello che ho scoperto è che vi sono ben otto criteri necessari per un'implementazione di successo dell'IA: se uno di questi dovesse venire a mancare sarai fortunato se otterrai risultati mediocri, ma se li incontrerai tutti, allora sì che potrai davvero ottenere risultati di livello mondiale” (ONE, 2021). I suddetti otto punti sono riportati ed esplicitati di seguito e devono essere i focus aziendali per una corretta gestione intelligente della catena di approvvigionamento:

1. Accesso ai dati in tempo reale

Al fine di migliorare i sistemi aziendali tradizionali ed i vecchi sistemi di pianificazione di tipo “batch”, i nuovi sistemi di intelligenza artificiale devono eliminare il problema dell'obsolescenza connessa ai dati. La maggior parte delle supply chain odierne tenta di eseguire ed implementare piani utilizzando dati temporalmente vecchi ma ciò si traduce spesso in scarso processo e output decisionale che non ottimizza la catena di approvvigionamento, richiedendo al contempo l'intervento manuale dell'utente per essere affrontato ed ovviato. In

conclusione, senza informazioni real-time, uno strumento di intelligenza artificiale sta solo prendendo decisioni errate più velocemente di un operatore umano.

2. Accesso ai dati comunitari (multi-parti)

La possibilità di accedere ai dati dall'esterno dell'azienda e di ricevere l'autorizzazione per visionare esclusivamente i dati rilevanti alla comunità di trading, deve essere resa disponibile da qualsiasi tipo di algoritmo A.I., Deep Learning o Machine Learning. A meno che lo strumento A.I. non riesca ad accedere alla domanda previsionale, ai dati di fornitori monte-valle, ai vincoli logistici e alle capacità produttive di tutta la catena del valore, i risultati intelligenti non saranno migliori di quelli di un sistema di pianificazione tradizionale. Sfortunatamente, la mancanza di visibilità e di accesso ai dati in tempo reale è la norma in oltre il 99% delle catene di approvvigionamento, elemento che deve necessariamente cambiare al fine di rendere di successo l'implementazione dell'intelligenza artificiale all'interno del contesto aziendale.

3. Supporto per le funzioni obiettivo a livello di rete

La funzione obiettivo, o obiettivo primario, del motore di intelligenza artificiale deve essere la massimizzazione del livello di servizio offerto al consumatore con un duplice focus sulla minorazione del costo connesso. Il consumatore finale è, infatti, l'unico consumatore di veri e propri prodotti finiti e se i suoi requirements venissero trascurati i diversi partner commerciali che compongono la catena del valore non otterranno il pieno valore derivante dall'ottimizzazione dei livelli di servizio e dei costi di servizio. Un ulteriore arricchimento dell'algoritmo decisionale deve supportare l'allocazione cross-customer di prodotti e le politiche aziendali individuali al fine di ovviare le criticità connesse all'indisponibilità dei prodotti. In conclusione, le soluzioni di intelligenza artificiale devono supportare obiettivi globali focalizzati sui consumatori anche di fronte a vincoli interni alla catena di approvvigionamento.

4. Il processo decisionale deve essere incrementale e deve considerare il costo del cambiamento

Ripianificare e modificare i piani di esecuzione aziendali in tempo reale può creare nervosismo nella comunità stessa. Il cambiamento costante spesso crea più

costi che risparmi e riduce la capacità di eseguire efficacemente i processi aziendali. Uno strumento di intelligenza artificiale deve considerare i compromessi in termini di costo del cambiamento e vantaggi incrementali quando si prendono decisioni.

5. Il processo decisionale deve essere continuo, auto-apprendente e auto-monitorato

I dati in una rete multi-parti real-time presentano la peculiarità di essere in continua evoluzione, dove la variabilità e la latenza sono un problema ricorrente e l'efficienza di esecuzione varia costantemente. Il sistema di intelligenza artificiale deve esaminare il problema continuamente, non solo periodicamente, e deve imparare, attraverso l'esperienza, le migliori politiche da adottare per mettere a punto le proprie capacità.

6. I motori di intelligenza artificiale devono essere motori decisionali autonomi

È possibile ottenere un valore significativo esclusivamente se l'algoritmo non solo prende decisioni intelligenti, ma ha anche lo spazio esecutivo per eseguirle. Quanto detto non coinvolge solo la singola organizzazione ma anche i partner commerciali e i fornitori che compongono la catena del valore. In conclusione, si richiede che il sistema di intelligenza artificiale e il sistema di esecuzione sottostante supportino i flussi esecutivi di più parti

7. I motori di intelligenza artificiale devono essere altamente scalabili

Affinché la catena di approvvigionamento sia ottimizzata nella rete totalitaria di consumatori e fornitori, il sistema deve essere in grado di elaborare enormi volumi di dati molto rapidamente.

Le grandi catene di approvvigionamento possono, infatti, avere milioni se non centinaia di milioni di punti di stoccaggio e conseguenti dati inerenti ai processi. Le soluzioni di intelligenza artificiale devono essere quindi in grado di prendere decisioni intelligenti, rapide e su vasta scala.

8. L'IA deve consentire l'interazione utenti-sistema

L'IA non dovrebbe funzionare come "black box" ma, attraverso l'interfaccia utente, deve offrire agli utenti stessi visibilità sui criteri decisionali, sull'impatto di questi e consentire loro di comprendere i problemi che il sistema di intelligenza artificiale non è in grado di risolvere. Gli utenti devono infatti essere in grado di monitorare e fornire input aggiuntivi per migliorare le decisioni dell'IA anche se

il coinvolgimento dell'utente è solo in via eccezionale e per informazioni aggiuntive. Come precedentemente esposto infatti, il sistema di intelligenza artificiale ha il compito di guidare il sistema stesso in maniera completamente autonoma.

In conclusione, l'I.A. si configura come una significativa opportunità nella catena del valore ma per coglierla le organizzazioni devono necessariamente considerare gli aspetti proposti nel presente paragrafo, soddisfarli ed implementarli al fine di costruire il puzzle di customer satisfaction ed efficientamento del workflow.

Cap. 4 L'Intelligenza Artificiale nel supporto decisionale per il superamento dei principali bias cognitivi

4.1 Le principali euristiche e distorsioni

Gli *Umani*, al contrario degli *Econi*, nel processo decisionale spesso impiegano tempo, energie e capacità in misura limitata per valutare le diverse opzioni che hanno a disposizione.

Per semplificare il processo decisionale stesso gli Umani utilizzano alcune euristiche, ossia regole empiriche che hanno la funzione di aiutarli nelle scelte affinché queste possano essere prese velocemente e senza troppa fatica (Thaler, 2015, pag. 22).

Il termine *Econe* (abbreviazione di *Homo Oeconomicus*) è un termine coniato dall'economista comportamentale Richard Thaler (Thaler, 2009, 2016) per descrivere il prototipo ideale dell'agente razionale dell'economia neoclassica. Secondo l'autore, per essere in grado di riflettere ed effettuare la migliore scelta tra quelle che si hanno a disposizione, l'Econe dovrebbe avere “le facoltà intellettuali di Albert Einstein, una capacità di memoria pari a quella del Big Blue... e una forza di volontà degna di Ghandi” (Thaler, 2009, pag. 12).

L'Umano, nonché *Homo Sapiens*, è però molto diverso dall'*Homo Oeconomicus*: nel prendere delle decisioni, infatti, si serve di euristiche, subisce distorsioni (*biases*) e spesso non segue il principio della coerenza e le sue decisioni possono mutare in base a fattori quali l'umore, l'appetito e l'eccitazione.

L'euristica è “un procedere a lume di naso” (Kahneman, 2012) e non sempre la sua implementazione può portare ad un risultato razionale: nonostante si rivelino funzionali ed efficaci soprattutto in circostanze caratterizzate da un'alta complessità, non sono perfette e “possono produrre errori sistematici e in una certa misura prevedibili” (Agnier, 2017, pag. 78).

Il presente paragrafo si pone l'obiettivo di comprendere se gli applicativi di intelligenza artificiale possano essere considerati dei validi esempi di *Econe* e se possano essere ausiliari all'*Homo Sapiens* per il superamento dei principali bias che caratterizzano l'iter del proprio processo decisionale.

I primi ad individuare ed analizzare le euristiche e le distorsioni tipiche del Decision Making sono stati gli psicologi cognitivi Amos Tversky e Daniel Kahneman (Kahneman, Tversky, 1974) all'interno dell'articolo "Judgment under uncertainty: Heuristics and biases" evidenziano e descrivono le tre euristiche principali: l'euristica della rappresentatività, della disponibilità, dell'ancoraggio e dell'aggiustamento.

L'euristica della rappresentatività viene utilizzata per emettere giudizi sulla probabilità che un determinato evento si verifichi basandosi sul fatto che una domanda sulla probabilità inneschi uno "schioppo mentale" nell'Umano ed evochi in lui risposte a domande più facili di quella inizialmente posta.

Giudicare le probabilità, attraverso l'ausilio di domande più semplici, comporta alcuni vantaggi: le impressioni intuitive prodotte sono spesso più precise di quanto non lo siano le intuizioni casuali e gli stereotipi su cui tali impressioni si basano spesso si rivelano essere veritieri, così come anche le predizioni prodotte. In altre circostanze invece tale euristica è fuorviante, soprattutto quando induce il soggetto ad ignorare informazioni relative alla probabilità a priori.

L'euristica della disponibilità è il processo all'interno del quale si giudica la frequenza di un evento o circostanza in base alla facilità, al numero e alla velocità con cui vengono alla mente esempi inerenti allo stesso. Tale euristica si presenta in circostanze dove vi è la richiesta di stimare categorie e situazioni, come ad esempio il numero dei divorzi dopo i sessant'anni o il numero di piante pericolose presenti nel proprio paese, elementi elaborati sulla base del proprio vissuto personale.

L'euristica da ancoraggio ed aggiustamento è una strategia per stimare quantità incerte e partendo da un numero noto ed ancorante, lo analizza e valuta se esso è troppo elevato o troppo basso e infine effettua degli aggiustamenti, prevedendo un allontanamento mentale dal numero-ancora.

L'euristica da ancoraggio si presenta frequentemente all'interno del ragionamento umano: nella valutazione di un problema, infatti, si parte spesso da un dato conosciuto (più o meno inerente al problema) che viene utilizzato come ancora o riferimento. Solitamente la fase successiva, ossia quella di allontanamento dall'ancora, viene interrotta prematuramente poiché gli Umani non sono pienamente consapevoli di quando e dove

fermarsi e man mano che si allontanano dall'ancora sono pervasi da un forte senso di insicurezza, incertezza e instabilità.

4.2 L'intelligenza artificiale nelle decisioni di impresa

Da sempre le organizzazioni più promettenti implementano soluzioni tecnologiche con la finalità ultima di incrementare profitti e produttività o, semplicemente, per mantenere il proprio vantaggio competitivo sul mercato, mutando, talvolta anche radicalmente, il proprio focus di business soprattutto a seguito dell'adozione di tecnologie dirompenti, come quelle apportate dalla IV rivoluzione industriale.

“L'intelligenza artificiale sembra essere la “general purpose technology” dell'attuale secolo, capace di guidare la trasformazione tecnologica, organizzativa e manageriale delle imprese in maniera estremamente rapida ed efficace” (Daugherty e Wilson, 2018) e Gartner, nota società di consulenza strategica, vede nell'intelligenza artificiale “la principale tendenza tecnologica dei prossimi anni” (Panetta, 2017).

Numerosi sono gli ambiti applicativi ed i settori in cui l'Intelligenza Artificiale è declinata, ma quello su cui il presente paragrafo si concentra riguarda i processi di decision-making.

A partire dagli anni '80 sono stati sviluppati software e programmi informatici che emulassero i processi di problem solving svolti dagli umani, con la finalità ultima di migliorare l'aspetto qualitativo delle decisioni. L'interesse in questo tipo di processi si può evincere dal fatto che “le prime tecnologie A.I. vennero applicate e successivamente commercializzate esclusivamente in ambito decision-making” (Moody, Blanton e Will, 1998) sotto forma di tecniche algoritmiche a servizio del Management Information System (MIS).

I primi ricercatori dell'intelligenza artificiale ricercavano, infatti, “un ambito applicativo concreto e ben strutturato, in cui le macchine potessero esercitarsi grazie anche all'ausilio dell'esperienza umana e del cruciale e determinante contributo umano” (Durkin, 1996).
E quale ambito migliore per esercitarsi del decision-making?

Il focus sul processo decisionale è inoltre giustificato “dal contemporaneo fervore che le teorie decisionali stavano alimentando circa la corretta determinazione del processo e circa la gestione delle incertezze connesse a criticità del processo decisionale stesso” (Horvitz, Breese e Henrion, 1988). Dai paradigmi teorico-decisionali raggiunti sono state tratte infatti riflessioni e applicazioni rilevanti circa le logiche di controllo dell'inferenza, di percezione, di pianificazione, di apprendimento, di formulazione del problema e di ragionamento non monotono, ossia ragionamento non basato sulla logica.

I costanti progressi avvenuti e consolidati nel tempo nell'area dell'intelligenza artificiale e nella comprensione dei processi decisionali hanno reso i sistemi intelligenti o esperti capaci di migliorare le decisioni sotto tre aspetti principali: la rapidità, la qualità e l'originalità.

- Rapidità:

Gli esseri umani richiedono tempo per prendere decisioni: spesso infatti gli impegnativi ruoli manageriali sono connessi a compiti multipli che portano a lacune di concentrazione e di tempo e spesso le decisioni devono subire un iter burocratico che prevede l'approvazione a più livelli della scala gerarchica, con ritardi e appesantimenti del processo. I ritardi nella presa di decisioni possono negativamente impattare la redditività e la produttività dell'impresa, ma, i sistemi intelligenti riducono notevolmente il tempo di analisi e spesso anche di esecuzione di una determinata scelta, apportando il corretto timing decisionale.

- Qualità:

Molto spesso un decisore delibera in tempi estremamente ridotti e in circostanze conflittuali e ad alto stress. Diversi psicologi, tra cui si citano Danziger, Levav e Avnaim-Pesso (Danziger, Levav e Avnaim-Pesso, 2011) dimostrano che quando le persone prendono delle decisioni in un periodo di tempo ridotto e in circostanze avverse, l'output qualitativo di tali scelte diminuisce drasticamente. I sistemi intelligenti, invece, non sono influenzati da fattori umani, non assorbono pressioni e stress e non mostrano incoerenze, nonostante presentino la criticità di poter essere programmati con pregiudizi e bias cognitivi.

- Originalità:

La capacità più interessante dell'intelligenza artificiale in ambito decisionale è il processamento di una potenziale quantità di dati e informazioni utili illimitate che potrebbero guidare i managers o i decisori verso scelte del tutto nuove e rivoluzionarie, identificando incoerenze, anomalie e criticità nelle decisioni prese in precedenza. Gli strumenti di supporto alle decisioni sono inoltre in grado di integrare le risposte e le informazioni presentatesi in passato con l'attuale set di dati al fine di costruire un complesso e strutturato dataset da cui è possibile estrarre alternative nuove ed originali da dare in pasto ai decisori. "L'intelligenza artificiale è", dunque, "capace di aiutare i dipendenti dell'organizzazione a rafforzare le proprie capacità analitiche e decisionali e ad aumentare la creatività dei propri output" (Daugherty e Wilson, 2018).

L'utilizzo delle moderne tecniche di intelligenza artificiale aggiunge ai tre elementi sopra descritti ulteriori caratteristiche distintive e migliorative tra cui "la maggiore ed oggettiva interpretazione del mondo reale, la migliore rappresentazione dell'incertezza e una migliorata codifica della conoscenza estratta" (Mahroof, 2019).

Un processo decisionale assistito da tecnologie all'avanguardia può quindi generare un gran numero di benefici, minimizzando i rischi legati all'errore umano e massimizzando l'efficacia del processo decisionale stesso, talvolta anche senza alcun ausilio umano. L'autonomia della macchina discerne direttamente dall'approccio "learning by doing", dove dopo un certo numero di operazioni e output corretti e validati dall'uomo la macchina è pienamente in grado di effettuare processi e previsioni in completa autonomia.

All'interno del contesto aziendale oggi un numero sempre crescente di processi decisionali è assegnato ai già citati sistemi intelligenti (Złotowski, Yogeewaran e Bartneck, 2017), impattando l'organigramma aziendale nella sua interezza e i processi decisionali sia a livello strategico che a livello operativo, accelerando i singoli flussi di lavoro e riducendo i costi connessi a consulenti e decisori, con una conseguente riduzione di questi dovuta ad investimenti in sistemi esperti, ammortizzabili nel tempo, flessibili e altamente scalabili.

La crescita della domanda di sistemi esperti da parte dell'attore azienda è dovuta, dunque, a due macro-elementi: se da un lato le nuove tecnologie sono capaci di gestire una

maggior varietà e volume di dati, ad una maggior velocità e potenza di calcolo computazionale, dall'altro le imprese grazie a soluzioni di archiviazione più economiche sono incentivate ad archiviare e a collezionare una maggior mole di dati che verranno usati come input dei processi decisionali, migliorando quest'ultimi grazie ad una maggior visione d'insieme.

Ampio riscontro di soluzioni intelligenti è offerto oggi nell'ambito del marketing e delle vendite, dove il processo di gestione delle campagne di segmentazione dei mercati e dei clienti viene demandato ad applicativi intelligenti, consentendo flessibilità, rapidità ed efficienza economica.

Ulteriori campi di applicazione esterni al classico contesto aziendale produttivo sono quello medico, per la determinazione delle diagnosi, quello finanziario per l'analisi e la previsione di rischi finanziari e quello delle risorse umane per l'assunzione di nuova forza lavoro.

4.3 L'intelligenza artificiale entra nel CDA

Le scelte aziendali di automazione e di implementazione di sistemi intelligenti dipendono certamente dalla tipologia di problemi che si intende ovviare e dalla risoluzione del trade-off efficienza-costi che si intende ottimizzare. I costi legati alle soluzioni intelligenti, infatti, non comprendono esclusivamente il costo connesso all'investimento ma anche i costi di formazione e di aggiornamento del personale addetto e i costi di integrazione all'interno di nuove funzioni aziendali del personale precedentemente impiegato.

La valutazione del successo o dell'insuccesso connesso ad una iniziativa innovativa deve necessariamente comprendere il livello organizzativo in cui esso è implementato e, nel caso di processi decisionali, che tipo di scelte essi intraprendono o supportano, considerando gli attori coinvolti dai processi, le informazioni elaborate e gli impatti che tali decisioni hanno sull'organigramma aziendale nella sua interezza.

Importante è la tassonomia proposta da Robert Anthony nel 1965 circa i tre diversi livelli di processo decisionale, associati ai livelli di responsabilità manageriale: la pianificazione strategica, il controllo di gestione e il controllo operativo: sebbene i confini di queste

categorie non siano ancora oggi facilmente ed universalmente identificabili, le definizioni di Anthony si rivelano essere estremamente valide per comprendere le caratteristiche insite in ogni categoria e gli eventuali perimetri applicativi dell'I.A..

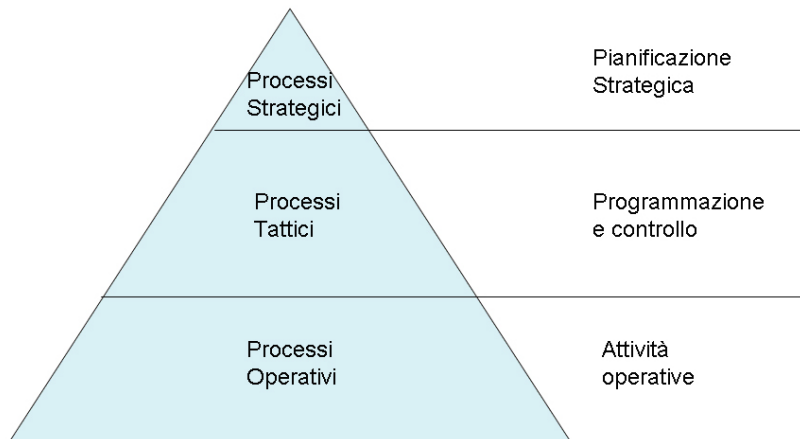


Immagine 8: I processi e le decisioni, la piramide di Anthony (1965)

La prima categoria riguarda le azioni mirate alla definizione dell'organizzazione, comprendendo l'insieme di risorse e di politiche necessarie per la strutturazione dell'organigramma aziendale e dell'organizzazione stessa. Essa, inoltre, comprende le decisioni non routinarie, complesse e critiche, prese da un sottoinsieme di soggetti altamente qualificati quali figure apicali, dirigenti e top manager.

La seconda categoria, invece, riguarda l'insieme di azioni necessarie per il corretto, efficace ed efficiente funzionamento delle risorse acquisite per il raggiungimento degli obiettivi di performance. In questo caso le decisioni sono relativamente routinarie, prese con frequenza settimanale o giornaliera, basate sullo scambio informativo interpersonale, con complessità e difficoltà connessa soprattutto alle relazioni e alle comunicazioni tra middle managers.

La terza categoria è infine inerente ai compiti operativi: essi devono rispondere sia al principio dell'efficienza che dell'efficacia con processi decisionali agevolmente automatizzabili, essendo rivolti a compiti routinari e non impattanti tutto l'organigramma aziendale.

Gorry e Morton (1989), riprendendo quanto proposto da Anthony, ritengono infatti necessaria una profonda comprensione delle attività manageriali, un'integrazione e una comprensione della struttura organizzativa e delle figure apicali, al fine di poter implementare soluzioni innovative con potenzialità di successo nel medio-lungo periodo.

Ad avviso degli autori, ognuno dei livelli rappresenta una specifica categoria decisionale, alimentata da dati e informazioni eterogenei sia nella complessità che nella gestione, la cui comprensione è fondamentale per la determinazione degli input e degli output a cui un eventuale sistema intelligente deve fare riferimento.

A livello strategico le informazioni elaborate dai managers devono essere di tipo aggregato, provenienti anche dall'ambiente esterno, ad esempio dall'analisi della concorrenza o degli andamenti di mercato, e devono essere ausiliari per la determinazione dello scenario a medio-lungo termine dell'organizzazione.

Per quel che concerne il livello operativo, esso necessita di continue informazioni dettagliate, di natura interna, funzionali al perseguimento di un obiettivo specifico per uno specifico ramo aziendale.

Al livello manageriale è invece lasciato l'onere di far circolare le informazioni all'interno dell'impresa e di trasferirle e inviarle verso le funzioni aziendali più opportune. Questo livello, in conclusione, maneggia e gestisce informazioni di sintesi mediamente aggregate, di natura essenzialmente interna, che riassumono periodicamente quanto accaduto a livello strategico.

Quanto detto implica che, in base al livello organizzativo in analisi, le soluzioni intelligenti debbano essere differenziate e adattate alla granularità dell'informazione al fine di poter essere d'ausilio al processo decisionale. L'intelligenza artificiale è quindi in grado di agire su ambiti eterogenei, apportando migliorie su quattro elementi fondamentali del processo decisionale: la raccolta delle informazioni ed interpretazione dei dati, l'elaborazione delle informazioni, l'emissione dei risultati e la rielaborazione di un modello.

Una prima area di successo dell'implementazione dell'I.A. è sicuramente legata alla raccolta dei dati, all'implementazione di questi e all'eliminazione dei giudizi e pregiudizi che portano allo sviluppo di errori reiterati nel tempo. Le nuove tecnologie sono ormai

capaci di percepire e comprendere l'ambiente circostante e di raccogliere e interpretare tutte le informazioni visive, uditive e di linguaggio funzionali al perseguimento del corretto processo decisionale.

La seconda fase in analisi riguarda l'elaborazione dei dati, nonché l'elaborazione della conoscenza tacita individuata e prodotta. Grazie al supporto dei dati e alla struttura su cui i sistemi esperti sono basati, è possibile ridurre l'interpretazione soggettiva dei dati tipica dell'uomo: gli algoritmi di apprendimento automatico infatti considerano solo le variabili che migliorano l'accuratezza predittiva del processo, minimizzando i bias primari.

La rapida trasformazione del contesto imprenditoriale richiede inoltre soluzioni in grado di offrire risposte a velocità elevate e di mercato, limitando fortemente la fase di elaborazione e processamento dei dati. Spesso, infatti, le decisioni manageriali sono affette da superficialità e processi incompleti, da samples randomici e non rappresentativi della realtà che portano a scelte scorrette e difficilmente innovative.

La velocità esplorativa dell'I.A. sembra essere una valida soluzione per la determinazione del giusto campione di riferimento e la maggiore comprensione della traiettoria da dover seguire nell'iter decisionale.

La terza fase riguarda invece il trasferimento e la corretta rappresentazione fornita come output del processo che, attraverso grafici riassuntivi e reports, può essere standardizzabile e facilmente comprensibile alla lettura dei managers, limitando le interpretazioni personali e i bias di conferma (confirmation bias).

L'ultima fase restituisce una miglioria dei modelli di analisi stessi avvicinando il processo decisionale ad un iter di ottimizzazione. La natura umana con difficoltà infatti si distacca dai processi precedentemente utilizzati e, a causa dei bias di ancoraggio e di illusione dello schema (clustering illusion), reitera modelli vecchi e desueti che non si adattano alle nuove variabili del contesto aziendale.

Ulteriore vantaggio dei processi intelligenti è che essi possono essere valutati, interrogati e ripercorsi a ritroso, caratteristica che spesso nelle decisioni umane viene meno. Quest'ultime infatti si basano sull'esperienza, sull'intuizione e su motivazioni intrinseche non visibili o condivisibili da un decisore esterno. Quando invece questo è possibile, il

percorso a ritroso richiede una grande mole di lavoro e di tempo che, viste le circostanze del contesto attuale, non tutte le aziende possiedono o possono permettersi.

È la rilevanza delle decisioni e gli impatti che esse possono avere sulla competitività aziendale che lascia ampio margine di azione all'I.A. soprattutto per le decisioni più complesse, più articolate e strutturate e, in conclusione, la possibilità di avere cognizione degli agenti artificiali nei Consigli Di Amministrazione delle aziende non sembra più essere inverosimile.

4.4 L'intelligenza artificiale e il processo decisionale in ambito medico

I medici ogni giorno prendono decisioni complesse e ad alto rischio in contesti costellati da incertezza e limiti temporali, con un impatto critico in termini di output stesso sul benessere e sulla vita del paziente.

Si pensi, ad esempio, alla proposta di un determinato trattamento terapeutico o alla scelta di effettuare un'operazione: in tali contesti si affrontano fattori di rischio variabili nel tempo e modificabili sulla base della storia clinica del paziente stesso, si gestiscono le eventuali complicazioni e si ottimizza l'uso delle risorse al fine di condurre correttamente il processo decisionale.

Il processo decisionale medico è dominato dal ragionamento ipotetico-deduttivo, da giudizi soggettivi, dall'esperienza professionale e non del medico e dall'implementazione di euristiche. Questi fattori possono portare a pregiudizi, giudizi ed errori con danni e conseguenze impattanti, prevenibili e, spesso, imprevedibili. Gli errori diagnostici e di giudizio sono la seconda causa più comune di danno prevenibile subito da pazienti chirurgici e i medici stessi individuano nella mancanza di giudizio strutturato la causa più comune dei propri errori.

I tradizionali sistemi di analisi predittiva e di supporto alle decisioni cliniche (come, ad esempio, il National Surgical Quality Improvement Program (NSQIP)) hanno lo scopo di aumentare l'output qualitativo del processo decisionale chirurgico, ma la loro utilità clinica è compromessa dalla successiva gestione manuale dei dati da parte dell'uomo.

Questa fase è infatti critica perché presenta un'accuratezza sub-ottimale che, se non ben gestita e normalizzata, comporta un peggioramento dei risultati del processo decisionale stesso.

Il presente paragrafo si pone l'obiettivo di descrivere i principali punti deboli e le sfide critiche del processo di supporto alle decisioni tradizionale e proporre i modelli di intelligenza artificiale, alimentati da dati delle cartelle cliniche elettroniche (EHR) in live streaming, come strumenti per migliorare il processo decisionale stesso.

La qualità del processo decisionale chirurgico è influenzata, come ben si evince nello schema sotto-riportato, dai valori e dalle emozioni del paziente, dalle interazioni paziente-chirurgo, dal volume e dalla complessità del processo decisionale, dai vincoli di tempo, dall'incertezza, dal ragionamento deduttivo ipotetico e dal giudizio individuale. Esistono metodi efficaci e inefficaci per affrontare e valorizzare ciascuno di questi fattori, portando rispettivamente a risultati più o meno positivi e negativi del processo decisionale.

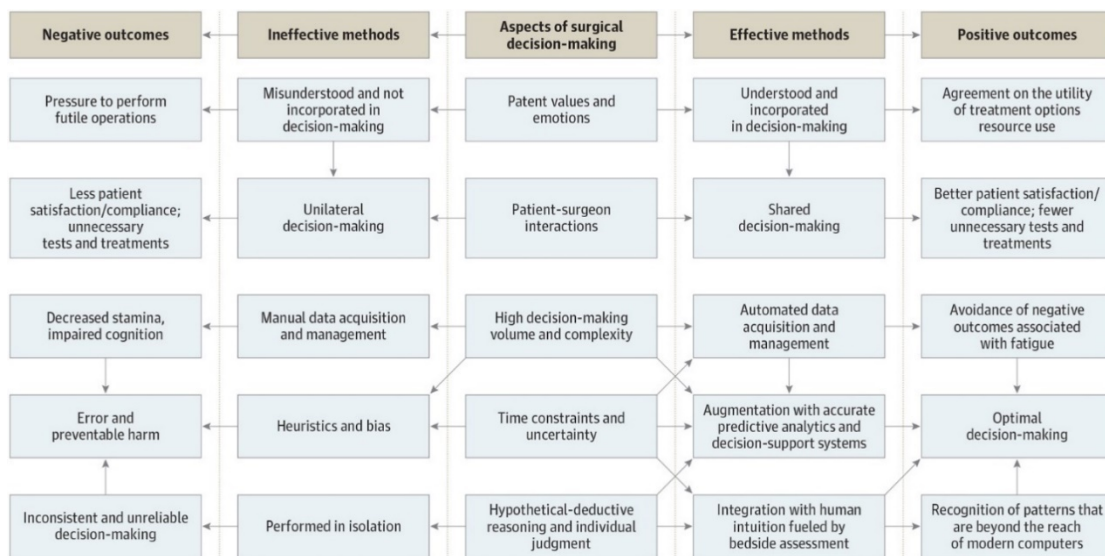


Immagine 9: le variabili del processo decisionale chirurgico

Nel seguito si analizzano le principali variabili del processo decisionale tradizionale al fine di esplicitare ed individuare eventuali criticità dello stesso.

- Complessità:

Il modello ipotetico-deduttivo domina il processo decisionale chirurgico e valorizza le presentazioni iniziali dei pazienti per sviluppare un elenco di possibili diagnosi, individuate anche da test diagnostici e dalla risposta alla terapia empirica. Quanto detto è fortemente dipendente dalla capacità del chirurgo di costruire una lista completa di tutte le diagnosi maggiormente probabili, di tutte le diagnosi maggiormente pericolose per la vita del paziente e di tutte le diagnosi improbabili che possono essere prese in considerazione in un secondo momento se la valutazione iniziale esclude le cause più probabili. Il modello in analisi richiede inoltre il riconoscimento dei punti di forza e dei limiti dei test disponibili e un buon giudizio del medico curante come post-processing della fase diagnostica. Ogni step del processo in analisi introduce variabilità e opportunità di errore, oltre che una riduzione nell'accuratezza del risultato proposto.

- Valori ed emozioni:

I valori del paziente sono customizzati e soggettivi per natura, precludendo la costruzione di un criterio standard e la determinazione di un processo decisionale ottimale. Comprendere e incorporare questi valori all'interno delle terapie proposte è essenziale per implementare un efficace piano "salva vita".

Quanto detto può essere ottenuto semplicemente chiedendo ai pazienti e ai caregiver gli obiettivi di cura e gli elementi da valorizzare e tutelare nella determinazione di una terapia. In tal senso, si costruisce un processo decisionale condiviso che migliora la soddisfazione e la compliance del paziente e può ridurre i costi associati a test e trattamenti indesiderati. Tuttavia, i pazienti, gli operatori sanitari e i medici nelle comunicazioni interne spesso si fraintendono, presentando obiettivi differenti e conoscenze di base e mediche molto eterogenee. Le malattie da un punto di vista psicologico possono inoltre evocare paura e rabbia, le quali influenzano la percezione di rischi e benefici e creare un senso di urgenza e pressione sui chirurghi affinché si eseguano operazioni e test invasivi spesso inutili e superflui.

- Vincoli temporali ed incertezza

Il processo decisionale chirurgico è spesso ostacolato dall'incertezza del dataset connesso a missing values o rumors, anche in circostanze in cui l'urgenza e l'emergenza dello stato avanzale della malattia prevalgono sulla completezza del processo decisionale, comportando l'esclusione di tutti i dati rilevanti che richiedono però tempo per essere raccolti e analizzati.

Le decisioni non urgenti invece possono essere ostacolate da vincoli temporali e incertezza a causa dell'elevato volume decisionale, della natura dispendiosa in termini di tempo dell'acquisizione manuale dei dati e delle dinamiche interne del team di analisti. I chirurghi di urgenza infatti prendono in media 56 decisioni circa la cura di un paziente e sull'uso delle risorse mediche e strutturali ogni giorno. Per un oncologo, ad esempio, la produzione automatizzata di dati prognostici attuata attraverso algoritmi di intelligenza artificiale potrebbe migliorare l'efficienza e preservare le interazioni face-to-face paziente-chirurgo, ovviando all'acquisizione manuale dei dati di input nei processi decisionali.

- Euristica e Bias

A causa dei vincoli temporali e delle incertezze che caratterizzano il processo, la presa di decisioni può essere influenzata da euristiche o scorciatoie cognitive, che possono portare alla formazione di pregiudizi o biases cognitivi prevedibili e sistematici. Le principali fonti di bias del Decision Making in ambito medico sono riportati nella tabella 1.

Fonti di Bias	Esempi
Framing effect	Un medico presenta uno scenario clinico ad un chirurgo in un contesto diverso da quello che avrebbe percepito il chirurgo con una propria valutazione individuale ed indipendente

Overconfidence bias	Un chirurgo percepisce erroneamente che le debolezze e i fallimenti influenzano, in modo sproporzionato, il giudizio che gli altri hanno di lui
Bias di ancoraggio	I pazienti vengono informati dei risultati attesi usando i dati della popolazione in aggregato senza adeguare questi al profilo di rischio del paziente stesso
Recall bias	Esperienze recenti con una determinata tipologia di pazienti/malattie/operazioni influiscono in modo sproporzionato sul processo decisionale chirurgico rispetto alle esperienze più remote
Confirmation bias	I risultati o espedienti sono implementati utilizzando convinzioni personali piuttosto che linee guide basate sull'evidenza

Tabella 1: i principali bias che affliggono il processo decisionale medico (2019)

I punti deboli presentati possono tuttavia essere superati da modelli di intelligenza artificiale alimentati dal live-streaming dei dati intraoperatori e delle cartelle elettroniche dei pazienti, migliorando in toto il processo decisionale chirurgico nelle sue fasi preoperatorie, intraoperatorie e postoperatorie.

L'intelligenza artificiale si riferisce a sistemi informatici che imitano le funzioni cognitive umane come l'apprendimento e il problem-solving e si riferisce a sistemi informatici che apprendono dai dati grezzi con un certo grado di autonomia. Nello specifico, si applicano

i concetti precedentemente proposti di apprendimento automatico, di apprendimento profondo e di apprendimento per rinforzo nel contesto medico di riferimento.

Mentre i tradizionali sistemi di supporto alle decisioni cliniche utilizzano regole prestabilite per generare codici e algoritmi, i modelli di intelligenza artificiale imparano dagli esempi e dai dati stessi: è questo l'elemento di forza dell'intelligenza artificiale per l'analisi predittiva in medicina basata sull'apprendimento automatico.

L'apprendimento automatico è stato implementato in ambito medico al fine di prevedere con precisione sepsi, mortalità ospedaliere e danni renali acuti utilizzando i dati intraoperatori storicizzati e collezionati all'interno di un Data Warehouse.

Ogni algoritmo di apprendimento automatico presenta sia vantaggi che svantaggi in base alle attività in cui esso è declinato. Al fine di sfruttare a pieno i vantaggi "locali" di ogni algoritmo la Super Learner Academy classifica gli algoritmi sulla base delle prestazioni offerte, applicando un peso ottimale a ciascuno di essi in diversi ambiti medici e costruendo un set di algoritmi che, se ben implementato e attuato, "è in grado di prevedere con precisione i requisiti di trasfusione e la mortalità tra i pazienti che hanno subito traumi" (S. A. Christie et al., 2018).

Il deep learning è, invece, un sotto-campo dell'apprendimento automatico in cui i sistemi informatici apprendono e rappresentano dati altamente dimensionali regolando, sulla base della gerarchia stratificata di neuroni, le associazioni ponderate tra le variabili di input. I sistemi di allerta predittivi che avvisano i medici di segni vitali instabili lasciano ampio spazio applicativo alle soluzioni di deep learning: man mano che il numero dei dati inerenti ai segni vitali aumenta linearmente, le combinazioni di parametri di allarme che attivano gli allarmi stessi del sistema aumentano in modo polinomiale o esponenziale.

I dati processati dai sistemi di apprendimento profondo sono tutti multi-dimensionali, costituiti da un'infinità di variabili che riescono a rappresentare in modo quasi esaustivo un singolo paziente o evento e producono in output miscele di dati uniche e rare, customizzate sulla singola persona. Questa struttura consente una rappresentazione accurata e strutturate di relazioni caotiche e non lineari ma significative per i dati di input.

Le applicazioni cliniche del deep learning beneficiano della capacità di includere più tipi e fonti di dati eterogenee come input per un singolo modello, inclusi sensori, telecamere di movimento del paziente e delle espressioni facciali (D. A. Hashimoto et al., 2018). “I modelli di deep learning hanno infatti eseguito con successo compiti di fenotipizzazione del paziente, previsione delle malattie e previsione della mortalità connessa al post-operatorio” (H. Chen-Ying et al., 2017).

In tal senso studi empirici suggeriscono che i modelli profondi sono teoricamente in grado di predire con precisione il rischio di complicanze intraoperatorie e postoperatorie e di aumentare le raccomandazioni per la gestione dell'operazione stessa e il processo di consenso informato.

Nonostante la propria utilità per l'analisi predittiva, il deep learning fornisce solo probabilità di risultato che corrispondono vagamente a decisioni, linee guida e azioni specifiche. Al contrario, l'apprendimento per rinforzo è adatto a supportare decisioni specifiche prese da pazienti, operatori sanitari e chirurghi e basate sull'interazione di questi stakeholders.

L'apprendimento per rinforzo è un sottocampo dell'intelligenza artificiale in cui i sistemi informatici identificano le azioni che producono la più alta probabilità di ottenere uno specifico risultato. I modelli di rinforzo possono essere addestrati mediante una serie di scenari di tentativi ed errori, denominata quadro del processo decisionale di Markov. Utilizzando il suddetto quadro, il sistema crea una politica che identifica la scelta o l'azione con la più alta probabilità di conseguimento del risultato desiderato, valutando i premi totali attribuibili a più azioni e l'importanza relativa dei premi presenti e futuri.

L'apprendimento per rinforzo è utilizzato in ambito medico per raccomandare strategie ottimali di rianimazione e somministrazione di vasopressori per i pazienti con sepsi (M. Komorowski et al., 2018): si è infatti osservato che “la mortalità dopo novanta giorni da un'operazione era più bassa quando l'assistenza fornita dai medici era allineata alle raccomandazioni del modello”. “L'apprendimento per rinforzo è stato utilizzato anche per

raccomandare la somministrazione di insulina basale e in bolo per i diabetici di tipo 1” (E. Choi et al., 2017).

Al fine di rendere attuabili le proposte di intelligenza artificiale, è necessario avere una conservazione e un sistema informativo automatizzato e disponibile in real time, dove i dati del singolo paziente e del suo albero genealogico sono storicizzati e aggiornati costantemente. In tal senso, l'Health Information Technology for Economic and Clinical Health Act nel 2009 ha incentivato l'adozione dei sistemi HER: le cartelle cliniche elettroniche. In 6 anni, più di 4/5 degli ospedali statunitensi hanno adottato le cartelle cliniche elettroniche e il volume dei dati generati e processati è stato sbalorditivo: nel 2013 sono stati generati circa 153 miliardi di GigaByte di dati, con una crescita prevista del 48% l'anno (Standford Medice, 2017).

Per produrre modelli integrabili con qualsiasi cartella clinica elettronica in qualsiasi contesto, i dati devono però essere standardizzati. Il framework Fast Healthcare Interoperability Resources stabilisce standard per lo scambio di informazioni sanitarie utilizzando un insieme di componenti universali assemblati in sistemi che facilitano la condivisione dei dati tra cartelle cliniche elettroniche e comunicazioni basate su cloud.

Un'ulteriore criticità connessa all'implementazione di applicativi di Artificial intelligence è la qualità dei dati: se infatti gli input del modello sono difettosi o gli output del modello non sono attentamente monitorati e ben interpretati da medici astuti e data scientist, molti pazienti potrebbero subire danni seri e potenzialmente mortali.

È altamente probabile che i modelli di intelligenza artificiale addestrati su dati errati o travisati oscurino la verità e suggeriscano diagnosi o azioni errate.

In tal senso, prima dell'implementazione clinica, i modelli di machine e deep learning devono essere rigorosamente analizzati in modo retrospettivo e convalidati esternamente per garantire la generalizzabilità dei propri output. L'esecuzione di uno stress test di modelli di intelligenza artificiale simulando input di modelli errati e rari può consentire ai medici di comprendere meglio come e perché si verificano guasti ed errori.

In conclusione, si evince che il processo decisionale chirurgico è compromesso da vincoli di tempo, incertezza, complessità, affaticamento decisionale, ragionamento ipotetico-deduttivo e pregiudizi, che portano a danni prevedibili. I tradizionali sistemi di supporto alle decisioni sono compromessi dal dispendioso inserimento manuale dei dati e da un'accuratezza sub-ottimale, mentre i modelli automatizzati di intelligenza artificiale alimentati con i dati EHR in live streaming possono ovviare a queste debolezze.

L'integrazione dell'intelligenza artificiale con il processo decisionale chirurgico richiederebbe la standardizzazione dei dati, le capacità interpretative del modello da parte dei medici stessi, un'attenta implementazione e monitoraggio e la conservazione dell'intuizione umana nel processo decisionale. I modelli di intelligenza artificiale devono infatti essere rigorosamente analizzati in modo retrospettivo con una solida convalida esterna prima dell'applicazione clinica, non configurando l'I.A. come valido esempio di Econe. Se applicata correttamente, però l'intelligenza artificiale ha il potenziale per trasformare il processo decisionale chirurgico, il processo di consenso informato, l'identificazione e l'attenuazione dei fattori di rischio prevedibili, il riconoscimento e la gestione delle complicanze e le decisioni condivise sull'uso delle risorse mediche e strutturali, rendendo questi più strutturati, leggibili e comprensibili non solo dal personale medico ma anche dai pazienti.

4.5 I biases dell'intelligenza artificiale

I sistemi informatici automatizzati oggi sono sempre più utilizzati per organizzare e selezionare le informazioni quali l'ordine dei risultati di ricerca, le notizie che gli utenti online leggono, i contenuti a cui accedono o i suggerimenti sugli acquisti futuri.

Tale ruolo è desiderabile, soprattutto poiché le macchine sono molto più efficienti e obiettive rispetto agli esseri umani sia nella selezione di informazioni pertinenti sia nella qualità dei propri output decisionali, elementi che potenzialmente portano a scommettere su corrispondenze decisionali migliori con costi e tempi di ricerca ridotti.

I pregiudizi e i biases di selezione, tuttavia, potrebbero affliggere anche le entità artificiali, portando ad una gamma di nuove preoccupazioni politico-istituzionali.

I processi automatizzati di decisione dei dati, in genere, considerano una grande mole di dati, tra cui informazioni personali, demografiche e sociali che possono portare a risultati discriminatori e, in quanto tali, indesiderati.

“Il bias algoritmico si verifica quando un algoritmo mostra un pregiudizio o un’inclinazione per un risultato rispetto ad un altro, nonostante questo non sia supportato da evidenze scientifiche ma solo da logiche e meccanismi interni” (J. Polacsek, World Economic Forum, 2017).

Ad avviso di Saurwein (Saurwein et al., 2015), è possibile suddividere i pregiudizi algoritmici in due macro-categorie: i biases endogeni, errori di predizione basati sulle logiche dei dati che essi processano e i biases esogeni, trasmessi dall’uomo nella fase di training dell’algoritmo o insiti nei dati forniti in input.

Il dibattito sull’eticità degli algoritmi non è qui in valutazione, nonostante rilevante sia la tematica connessa alle responsabilità dei fallimenti algoritmici e degli impatti che essi possono avere a livello sociale, come nell’acceso dibattito sull’implementazione giudiziaria degli algoritmi per la previsione del tasso di recidiva di una persona: nello specifico, il focus del dibattito riguarda l’utilizzo di un algoritmo per l’allocazione di un ex detenuto nella categoria a basso o ad alto rischio di recidiva. Angwin (Angwin et al., 2016), a seguito di una serie di analisi e ricerche, scoprì che il software utilizzato aveva delineato gli imputati neri due volte più probabili di recidiva mentre aveva erroneamente segnalato che gli imputati bianchi erano due volte meno a rischio di recidiva.

Nonostante i dati forniti all’algoritmo non contenessero alcun riferimento razziale, altri aspetti dei dati possono essere connessi alla razza o alla categoria sociale di appartenenza, “comportando disparità e mancanza di equità, elementi non accettabili in un sistema giudiziario democratico” (Chouldechova, 2017).

Ulteriore criticità discende dalla natura costitutiva dell’algoritmo stesso: come buona parte degli algoritmi di intelligenza artificiale, esso agiva come una black box e non permetteva di ripercorrere a ritroso il processo decisionale attuato, rendendo ancora più rischiosa e critica una totale fiducia nei risultati ottenuti.

Molti studiosi e ricercatori del campo hanno però osservato che è possibile attenuare i biases algoritmici attraverso l'integrazione di dati provenienti da fonti diverse: l'eterogeneità dei dati potrebbe portare alla non formazione di logiche errate e compromesse, consentendo all'algoritmo di individuare le corrette connessioni logiche. Questa soluzione è, però, solo potenziale e non ha ancora portato ad evidenti miglioramenti processuali, oltre a richiedere tempi e costi maggiori connessi ad una maggiore mole di dati da conservare e gestire.

Gli algoritmi possono progettare filtri informativi che riducono la varietà informativa e includono dei bias di rappresentazione secondo le preferenze inserite dagli utenti e processate dall'algoritmo. Ad esempio, i motori di ricerca come Google tendono a fornire agli utenti solo notizie che corrispondono alle proprie preferenze e convinzioni, attuando un confirmation bias esterno alla persona stessa.

I contenuti e i servizi personalizzati potrebbero limitare al contempo la diversità dei contenuti mediatici a cui le persone sono esposte e quindi limitare la libertà informativa, oltre che i diritti democratici connessi alla libertà di scelta e di pensiero (Sunstein, 2009).

I filtri di informazioni sono, inoltre, caratterizzati da opacità e da una invisibilità dei criteri applicativi e, frequentemente, gli utenti non sono consapevoli della loro esistenza, influenzando le loro modalità di risposta a messaggi personalizzati. Limitando l'esposizione sicura alle diverse informazioni, i filtri informativi alimentano una forza centrifuga di rinforzo attitudinale, facendo potenzialmente andare le persone alla deriva sia dal punto di vista informativo che sociale.

La consapevolezza delle istituzioni sulle dinamiche di bias ed errori è sicuramente necessaria per non rafforzare pregiudizi e stereotipi e al fine di tendere sempre verso la trasparenza giuridica, processuale e informativa.

4.5.1 I biases dell'intelligenza artificiale nel processo decisionale: un modello di analisi

Con il rapido sviluppo delle tecnologie, le imprese si sono trovate a competere in circostanze completamente trasformate e nuove, dove, al fine di ottenere un vantaggio

competitivo sostenibile, le organizzazioni cercano di progredire nel processo decisionale, ambendo a determinare il processo ottimale.

Proprio in questa fase di ricerca si è sviluppata la consapevolezza della necessità di uso integrato dei nuovi strumenti e delle nuove tecniche di supporto alle decisioni come il Decision Support Systems (D.S.S), la Business Intelligence (B.I.) e l'Artificial Intelligence (A.I.).

L'A.I. può essere considerata una delle principali tecnologie di analisi funzionale nella raccolta e nell'elaborazione dei dati intesa come una tecnica volta a scoprire modelli nascosti, correlazioni e altre informazioni attraverso l'utilizzo di analisi statistiche e operative.

L'I.A. risponde a tali necessità, fornendo in output quanto delineato dagli algoritmi che la costituiscono e dove i dati raccolti ed elaborati all'interno del contesto di riferimento vengono utilizzati come input per gli algoritmi e la conoscenza viene estratta attraverso l'implementazione degli algoritmi stessi di apprendimento automatico.

Sebbene l'I.A. possa aiutare il processo decisionale (R. Akerkar, 2013), i set di dati e gli algoritmi che guidano l'iter del processo svolto possono anch'essi essere influenzati dai pregiudizi umani, atteso che i pregiudizi sono una delle principali sfide dell'implementazione di soluzioni intelligenti a livello aziendale e nel Decision Making.

E' opportuno, a questo punto, che si analizzino i risultati di risposta alla domanda "come nascono i pregiudizi e biases cognitivi nell'Intelligenza Artificiale?" con particolare focus all'interazione e alla cooperazione tra manager e sviluppatori nella fase di costruzione della distorsione e in relazione ai processi di reclutamento.

I pregiudizi cognitivi possono sorgere all'interno dei sistemi di intelligenza artificiale sin dalla fase primordiale di sviluppo delle logiche di apprendimento a causa di missing values o rumori presenti nel dataset di training fornito come input all'algoritmo (Y. R. Shrestha et al., 2019).

Questi pregiudizi possono essere trasmessi all'I.A. sin dalla fase di progettazione a causa di ipotesi distorte, di una non corretta formulazione dei perimetri e dei requisiti degli esperti di dominio, ossia, nel contesto aziendale, i manager, e non corretta determinazione del sample di variabili di training presenti nel dataset aziendale.

Un esempio di dataset distorto che ha influenzato negativamente il processo decisionale ad opera dell'I.A. è avvenuto all'interno di Amazon e del suo Artificial Intelligence Recruiter, l'applicativo intelligente che ha penalizzato le donne nella fase di selezione dei curriculum vitae per un determinato posto di lavoro (A. Kaplan, M. Haenlein, 2019).

In Amazon l'automazione e l'implementazione early adopter delle tecnologie nascenti in ambito di gestione dei magazzini e nella determinazione dei prezzi è stata la chiave per il successo nel dominio dell'e-commerce.

Amazon ha pensato di implementare tali tecnologie anche nel processo di reclutamento dei candidati, dove gli applicativi di intelligenza artificiale avrebbero assegnato ai candidati stessi un punteggio su una scala che va da una a cinque stelle, con la stessa modalità con cui gli acquirenti valutano i propri acquisti su Amazon. "Tutti volevano questo Santo Graal", ha detto un rappresentante HR, "tutti noi volevamo letteralmente sviluppare un motore a cui fornire 100 curricula ed avere in output i cinque candidati più promettenti che poi sarebbero stati assunti".

Questo processo di automazione è iniziato nel 2013 ma già nel 2015 ha presentato le prime criticità e biases: il nuovo sistema non stava valutando i candidati in modo neutrale rispetto al genere per errori presenti nei dataset di addestramento forniti come input al modello in analisi. Quest'ultimi, infatti, erano costituiti dai curricula presentati all'azienda in un periodo di 10 anni ed erano essenzialmente associati a generi maschili come riflesso del predominio maschile nell'industria tecnologica.

In effetti, il sistema di Amazon ha imparato in modo indipendente che i candidati maschi erano preferibili e ha automaticamente penalizzato i curricula che includevano la parola "donna".

In conclusione, all'inizio del 2021, la società di Seattle ha deciso di abbandonare il progetto dell'Artificial Intelligence Recruiter che ha perso credibilità agli occhi dei dirigenti e potenzialmente compromesso il giudizio degli stakeholders esterni sulla Società stessa.

Al fine di delineare un processo di progettazione corretto che non includa e non trasmetta all'intelligenza artificiale bias cognitivi, va evidenziata la ricerca "cognitive biases in developing biased Artificial Intelligence recruitment system" del 2021 proposta nella

cinquantaquattresima conferenza internazionale delle Hawaii sulle scienze dei sistemi (M. Soleimani, A. Intezari, N. Taskin, 2021).

Questo studio esamina come i pregiudizi cognitivi dei responsabili delle risorse umane e degli sviluppatori del processo di reclutamento e selezione portino alla formazione di distorsioni anche per gli applicativi di I.A..

Per condurre questa ricerca è stato intrapreso uno studio esplorativo che utilizza come metodo di raccolta dei dati l'intervista semi-strutturata di dodici manager delle risorse umane operanti in diversi settori nel mercato neozelandese e australiano con almeno tre anni di esperienza nei processi di reclutamento.

Ai manager coinvolti sono state poste diverse domande aperte di ampio spettro per poter raccogliere informazioni circa il processo di reclutamento e la possibile intromissione in questo delle tecnologie intelligenti. Un sottoinsieme delle domande proposte si riporta di seguito:

- “Cosa succede durante un tipico processo di reclutamento e assunzione?”;
- “Hai mai preso una decisione di assunzione che ora ritieni sia stata una decisione sbagliata (non è stato scelto il candidato giusto)?”;
- “Come è cambiato il processo negli ultimi anni con l'introduzione di tecnologie di intelligenza artificiale?”;
- “Pensi che l'IA possa migliorare la qualità del processo di reclutamento? E se sì, come?”;
- "In che modo pensi che l'interazione tra i responsabili delle risorse umane e l'IA possa migliorare nel tempo il processo di reclutamento e selezione?".

I risultati preliminari offerti da questo studio chiariscono i pregiudizi cognitivi nel processo di reclutamento e selezione che possono sorgere nei dataset di addestramento dei modelli di ML laddove i partecipanti hanno mostrato compattata coerenza circa due tipi di biases: il bias di somiglianza e il bias di ancoraggio.

Per quel che concerne la prima categoria di pregiudizi, essa è confermata dalla seguente informazione: *“una connessione che quella persona è proprio come me, potrebbe indurmi a preferirlo: sarà più facile lavorare con lui, ha un bel sorriso e piacerà sicuramente ai*

clienti” (intervistato N 2), “ha frequentato la mia stessa scuola, ha lavorato nella mia stessa azienda, mi assomiglia e sa come si lavora in team” (intervistato N 5).

Basandosi sui risultati preliminari della ricerca, si osserva come le ipotesi inadeguate dei responsabili delle risorse umane portano a decisioni distorte: presupposti inappropriati si verificano a causa di una scarsa comprensione del task da svolgere/funzione di lavoro da assumere e comprensione inadeguata delle competenze trasversali richieste per una determinata posizione lavorativa.

“Le persone non capiscono necessariamente cosa vogliono esattamente o di cosa hanno bisogno e per svolgere più rapidamente possibile la selezione dei candidati devi davvero capire cosa stai cercando? Quali abilità? Io non sono di questa idea” (intervistato N 7).

Analogamente, le ipotesi di un manager possono portare a decisioni distorte anche quando non ci sono concreti elementi a sostegno della decisione stessa: *“ho rifiutato un candidato affermando che non era estroverso. In realtà, quello era il mio istinto e non c'era nulla nel colloquio che mettesse davvero alla prova la caratteristica dell'essere estroversi, elemento che non era neanche necessario per il ruolo in analisi, ma tutti i membri di quel team mi sembravano abbastanza estroversi” (intervistato N 1).*

I risultati preliminari, inoltre, rivelano che potrebbero esserci informazioni mancanti nei soli set di dati che vengono forniti agli algoritmi. I manager ritengono infatti che non tutte le informazioni sul processo di reclutamento e selezione sono sempre disponibili e che questo potrebbe causare rilevanti criticità agli sviluppatori di soluzioni di I.A.: *“non abbiamo sempre tutte le informazioni come neanche tutti i dati necessari per completare il processo, spesso vengono processati manualmente ma non sempre inseriti nel sistema” (intervistato N 6), “se si migliorasse la qualità dei dati che alimentano l'apprendimento automatico, questo impatterebbe l'output qualitativo del processo di I.A., come anche il supporto da essa offerto” (intervistato N 4).*

Gli sviluppatori inoltre potrebbero riscontrare la criticità della selezione delle variabili per la definizione del processo: gli intervistati infatti ammettono di non seguire processi strutturati nella scelta di queste e ritengono sia difficile sviluppare un solido ed esaustivo sistema di I.A. capace di comprendere la variabilità del processo.

Gli sviluppatori potrebbero avere informazioni mancanti e fare affidamento su informazioni inadeguate dei dataset che potrebbero portare a pregiudizi nella fase di pre-processing dei dati. Inoltre, i manager potrebbero non essere coerenti nella scelta dei criteri ottimali per reclutare candidati, complicando maggiormente la scelta delle variabili da parte degli sviluppatori.

La figura sotto-riportata illustra il modello dei ruoli e delle responsabilità dei manager e degli sviluppatori nella costruzione della distorsione di I.A. sulla base dei risultati preliminari della ricerca di Soleimani, Intezari e Taskin (M. Soleimani, A. Intezari, N. Taskin, 2021).

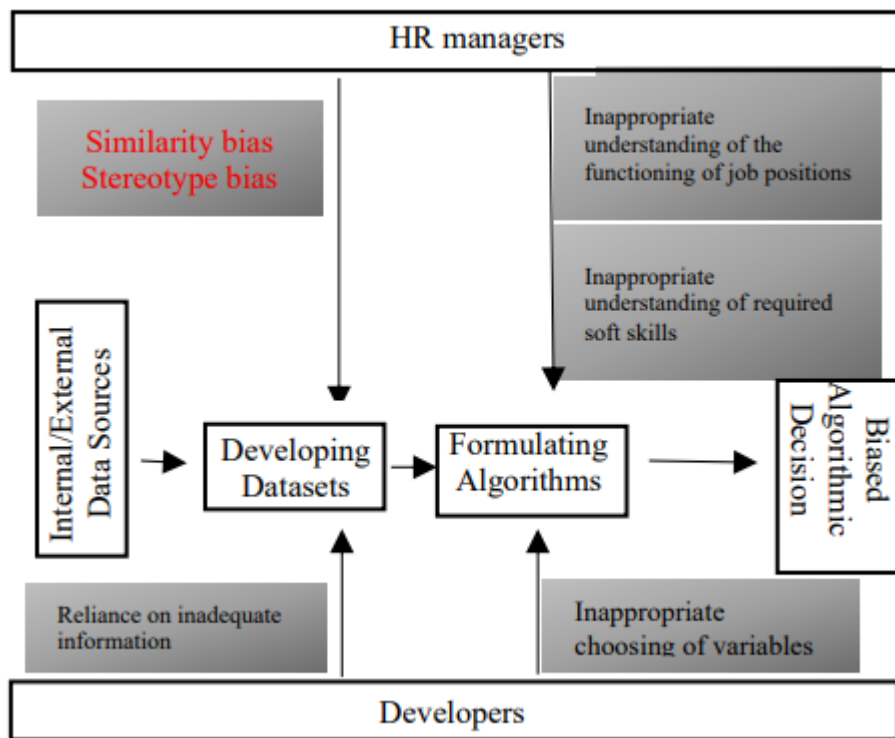


Immagine 10: Ruoli dei responsabili delle risorse umane e degli sviluppatori nella distorsione dell'I.A.

I set di dati forniti in input e gli algoritmi di formulazione sono gli aspetti centrali dello sviluppo dell'I.A e possono subire distorsioni per quattro distinti motivi:

- Distorsioni dei manager nei set di dati: le decisioni dei manager vengono utilizzate come dataset di training per addestrare i sistemi di intelligenza artificiale; queste

- decisioni possono essere imperfette a causa di pregiudizi che vengono quindi trasmessi all'I.A.;
- Biases e pregiudizi dei manager nella formulazione di algoritmi: per applicare l'I.A. al processo decisionale manageriale, le ipotesi dei manager vengono integrate all'interno degli algoritmi. Per sviluppare quest'ultimi, infatti, le organizzazioni devono articolare il processo decisionale e i principali criteri di selezione sulla falsa riga di quelli effettuati dall'uomo e in quanto tali eventualmente errati;
 - Pregiudizi degli sviluppatori nella data-preparation: dato che basarsi esclusivamente su una fonte di dati, come le decisioni passate dei manager, può portare a bias di ancoraggio, è necessario prescindere da questi e usare dataset più ampi per la fase di addestramento degli algoritmi ML;
 - Pregiudizi degli sviluppatori nella formulazione di algoritmi: per sviluppare gli algoritmi, gli sviluppatori implementano le ipotesi degli utenti finali che secondo Taniguchi, Sato e Shirakawa (Taniguchi, Sato e Shirakawa, 2018), possono portare a pregiudizi legati a ipotesi inadeguate di correlazioni.

In conclusione, la ricerca sull'I.A. nel processo decisionale di gestione sta sicuramente subendo una forte crescita, anche se, nel contesto azienda, sembra esservi una mancanza di discussione sui pregiudizi cognitivi connessi al processo di sviluppo dell'I.A. stessa. Poiché i pregiudizi possono autoalimentarsi utilizzando l'apprendimento automatico, è fondamentale indagare in fase preliminare sui potenziali pregiudizi ed errori forniti come input all'intelligenza artificiale.

Sebbene l'I.A. venga utilizzata prevalentemente nel contesto aziendale, la ricerca sull'utilizzo dell'IA nel contesto accademico è in sviluppo costante. Qui potrebbero sorgere sfide oggi difficilmente quantificabili per la mancanza di accesso ai dataset di un'organizzazione per il ricercatore e la mancanza di informazioni circa precedenti decisioni distorte prese dai manager che potrebbero aver negativamente impattato la qualità del dataset in analisi.

Occorre dunque una ricerca costante ed in progressione che fornisca preziose informazioni e linee guida pratiche sia per i manager delle risorse umane che per gli

sviluppatori di soluzioni intelligenti per ovviare e contrastare l'applicazione di euristiche e i conseguenti biases cognitivi.

Cap 5: Caso di studio: la riconciliazione automatizzata

5.1 Presentazione aziendale: Eos Reply SRL

Reply [MTA, STAR: REY] è una società specializzata nell'ideazione e nella strutturazione di soluzioni basate sui nuovi ed innovativi canali di comunicazione e media digitali. Costituita da un modello a rete di aziende altamente specializzate, Reply supporta i principali gruppi industriali europei appartenenti ai settori quali Telco & Media, Industria e Servizi, Banche, Assicurazioni e Pubblica Amministrazione nella definizione e nello sviluppo di nuovi modelli di business abilitati dagli emergenti paradigmi di Intelligenza Artificiale, Big Data, Cloud Computing, Digital Media e Internet degli Oggetti.

Reply è, dunque, una società specializzata in *Consulenza, System Integration e Digital Services* dedicata all'ideazione, strutturazione e attivazione di soluzioni basate sugli emergenti ed innovativi canali di comunicazione e i media digitali.

È importante “eccellere per aiutare i nostri clienti a sfruttare l'innovazione guidata dalla trasformazione economica e dalle nuove tecnologie internet” (Mission, Reply 2022).

Reply, pur presentando una clientela e una tipologia di attività fortemente eterogenea, presenta un focus aziendale molto robusto e ben radicato: la realizzazione di servizi e soluzioni innovative che sfruttino il più possibile le nuove reti di telecomunicazione. “Reply”, infatti, “in ogni segmento di mercato in cui opera, coniuga specifiche competenze di settore con una grande esperienza nell'offerta di servizi e con un vasto patrimonio di capacità tecnologiche avanzate” (Tatiana Rizzante, CEO Reply, 2020).

La peculiarità dell'offerta aziendale è il supporto continuativo lungo tutta la catena del valore, sfruttando il connubio, insito nelle risorse umane, di competenze e conoscenze sui principali temi core dei diversi settori industriali in cui i clienti operano. Nonostante la vasta gamma di servizi proposti sul mercato, è possibile suddividere l'offerta aziendale in tre macro-ambiti di competenza:

- I processi: la tecnologia vista come fattore ausiliario abilitante i processi core industriali;

- Le applicazioni: lo sviluppo e il design di soluzioni applicative e customizzate volte a rispondere alle esigenze del core business in cui il cliente opera;
- Le tecnologie: l'ottimizzazione dell'utilizzo di tecnologie innovative, volte alla massimizzazione dell'efficienza aziendale e della flessibilità operativa.

Il progetto in analisi inerente alla riconciliazione automatizzata, nonché il protagonista del presente lavoro, è il risultato del lavoro e dell'operato di una realtà del gruppo presentato (Eos Reply).

Eos Reply è la società del Gruppo Reply specializzata nei servizi di *Digital Business Process Outsourcing (D.BPO)*, *Digital Services*, *Consulenza* e *System Integration*, con particolare focus in ambito Finance & Accounting (F&A) e sui processi amministrativi e contabili. La missione di Eos Reply è quella di “permettere ai clienti di focalizzarsi sui propri core processes, dando loro, la possibilità di fruire di servizi e soluzioni innovative ad elevato valore aggiunto” (Mission, Eos Reply 2022).

I servizi di Digital BPO e Digital Services offerti dall'azienda si focalizzano sulla trasformazione e gestione dei processi amministrativi, fornendo al cliente non solo il modello di servizio più adeguato ma anche una puntuale governance e un'attenta gestione e valorizzazione del cambiamento aziendale-organizzativo. Tra i diversi servizi offerti rientrano la gestione digitale dei processi documentali, la Conservazione digitale, la Fatturazione Elettronica e Ordini Elettronici (NSO) e la riconciliazione automatizzata.

La conoscenza approfondita dei processi in ambito Finance & Accounting ha inoltre permesso a Eos Reply di sviluppare innovative soluzioni applicative verticali, con l'obiettivo di garantire ai propri clienti immediati vantaggi gestionali, operativi ed economici. Attraverso l'utilizzo di tecnologie intelligenti, adattive, auto-apprendenti e predittive (IPA, RPA, ML), Eos Reply, ancora, guida e supporta i propri clienti nell'Intelligent Automation dei processi, conseguendo obiettivi di efficienza e di abbattimento dei principali rischi operativi.

Le attività ed i progetti di Consulenza, Digital Transformation ed Intelligent Process Automation (IPA) si concentrano sull'analisi, la reingegnerizzazione, la digitalizzazione e l'automazione dei processi e permettono di rispondere efficacemente e efficientemente

alle diverse esigenze operative e di offrire supporto nell'evoluzione dei modelli di Business più adatti alle specifiche del cliente.

Nell'attuale scenario caratterizzato da una sempre più veloce evoluzione delle esigenze di business ed un contesto di forte innovazione tecnologica, Eos Reply si propone come partner strategico in grado di rispondere in maniera proattiva alle necessità del cliente, con competenze specialistiche di processo, funzionali e tecnologiche.

Eos Reply è certificata ISO 9001:2015, ISO/IEC 27001:2017 ed è partner Kofax e TCG con specializzazione sulle tecnologie di Intelligent Automation. Eos ha, inoltre, instaurato una partnership con l'Osservatorio Digital B2b del Politecnico di Milano con l'obiettivo ultimo di supportare i decision maker delle imprese nella comprensione delle opportunità che i nuovi strumenti digitali possono offrire all'automazione e alla digitalizzazione dei processi e delle relazioni Business to Business, contribuendo alla costruzione di un sistema Paese più consapevole e proattivo verso le innovazioni apportate dalla IV rivoluzione industriale.

La presentazione del Gruppo Reply e nello specifico dell'azienda Eos Reply risulta quindi essere un valido e doveroso strumento per la definizione del contesto applicativo del capitolo esperienziale. La forte focalizzazione al progresso, alle nuove tecnologie e al rispetto delle "biodiversità" aziendali, infatti, è stata sicuramente uno dei principali moventi che hanno delineato Reply, Eos Reply e il progetto di riconciliazione automatizzata come valido strumento per il completamento del lavoro di tesi.

5.2 Il contesto applicativo: il ciclo passivo

Il ciclo passivo è uno dei processi più rilevanti e ricorrenti all'interno del contesto aziendale ed in particolare nelle funzioni Finance & Accounting. Questo contiene tutti i passaggi e le comunicazioni impresa-fornitori che determinano le successive uscite economiche in un processo che parte dall'emissione dell'ordine e si conclude con l'effettivo pagamento del dovuto al fornitore, secondo i tempi prestabiliti.

Come è semplice intuire, viste le attività che esso ingloba, il ciclo passivo può presentare diverse criticità e opportunità per le imprese che sapientemente riescono a gestirlo.

In particolare, la riconciliazione automatizzata fattura-documento di trasporto, processo protagonista del presente paragrafo, è uno dei principali pezzi del puzzle che compone il ciclo passivo, situata esattamente tra la fase di registrazione della fattura e la fase del pagamento della fattura stessa.

Uno studio effettuato nel 2022 dall'osservatorio Digital B2B (Business to Business) della School of Management del politecnico di Milano evidenzia che il 16% delle aziende intervistate, segnala la mancanza di fluidità e l'appesantimento del workflow nell'attività di riconciliazione fatture-documenti di trasporto. La gestione manuale e articolata dei flussi in ingresso, infatti, oltre a non generare valore per il cliente, spesso comporta anomalie, errori e impossibilità di tracciare correttamente e in maniera strutturata tutte le operazioni e le comunicazioni effettuate.

Un'ulteriore criticità riguarda gli elevati costi e tempi impiegati per un'attività altamente ripetitiva e a basso valore aggiunto, che in quanto tale può comportare mancanza di motivazione nel dipendente e il conseguente disallineamento dei valori e dei principi aziendali.

A dispetto delle problematiche evidenziate, vi sono però diverse opportunità che possono essere sfruttate da un'azienda attraverso la corretta implementazione di processi di digitalizzazione, di fatturazione elettronica e di robotizzazione apportati dalla IV rivoluzione industriale. Nella suddetta ricerca School of Management del Politecnico di Milano, ad esempio, oltre il 53% delle aziende intervistate hanno riscontrato importanti benefici in termini di riduzione dei costi e dei tempi, e nell'ottimizzazione dei processi interni grazie all'implementazione di soluzioni innovative e tecnologiche. È proprio in questa ottica che le imprese italiane devono muoversi e implementare miglioramenti al fine di ottimizzare ed efficientare i propri processi interni.

5.3 Presentazione del modello Automated Invoice

Reconciliation (AIR)

Il presente paragrafo si pone l'obiettivo di presentare il modello e la soluzione AIR (Automated Invoice Reconciliation) progettata e implementata da Eos Reply e di fornire

un'analisi strutturata del flusso informativo necessario per l'alimentazione in SAP della proposta di riconciliazione delle fatture non quadrate.

La finalità ultima del modello in analisi è quella di supportare ed automatizzare le attività di registrazione e verifica delle fatture passive, implementando al contempo una procedura automatizzata per la gestione dei documenti squadrati e delle relative anomalie. Le linee di quest'ultimi alimentano un monitor di gestione del contenzioso, presente nell'applicativo SAP, per consentire una correzione agevolata e la finale quadratura delle fatture attraverso l'ausilio di applicativi di Machine Learning, di Robotic Process Automation (RPA) e di software basati su tecnologie OCR/ICR.

La presente soluzione è stata pensata per ovviare al ripetitivo e alquanto alienante processo di abbinamento tra le righe dei documenti di trasporto e le righe delle fatture, coinvolgendo sia il sistema SAP FI-CO, dove sono presenti i dati delle fatture, sia il sistema SAP MM-SD (Merci), dove sono invece presenti le entrate di merci e dove viene valorizzato il monitor del contenzioso.

SAP FI è l'acronimo di Financial Accounting ed è uno dei moduli più rilevanti di SAP ERP; quest'ultimo ha lo scopo di archiviare i dati finanziari di un'organizzazione ed è un valido strumento per l'analisi economico-finanziaria di un'azienda. SAP CO è, invece, l'acronimo di Controlling ed ha la funzione di supportare il coordinamento, il monitoraggio e l'ottimizzazione di tutti i processi caratterizzanti un'organizzazione: nel suddetto modulo avviene dunque la registrazione contabile dei documenti e, in particolar modo, delle fatture.

SAP MM è l'acronimo di Material Management ed è un componente di SAP ERP che aiuta le organizzazioni nella gestione dei materiali, dell'inventario e del magazzino nel processo di approvvigionamento della catena produttiva. SAP SD (Sales and Distribution), strettamente integrato con SAP MM, è uno dei moduli più vitali di SAP, comprensivo dei processi aziendali inerenti alla vendita, alla spedizione, alla distribuzione e alla fatturazione dei prodotti o merci. SAP MERCI è, dunque, il modulo sul quale vengono elaborati gli ordini e sul quale vengono gestite le transazioni logistiche.

Il processo di riconciliazione, come si evince dallo schema sotto-riportato, può essere scomposto in due macro-fasi: una prima fase di matching fatture-bolle basata

esclusivamente sulla comparazione tra l'importo totale della fattura e il documento o i documenti di trasporto ad essa associati e una seconda fase di gestione delle anomalie e delle fatture squadrate.

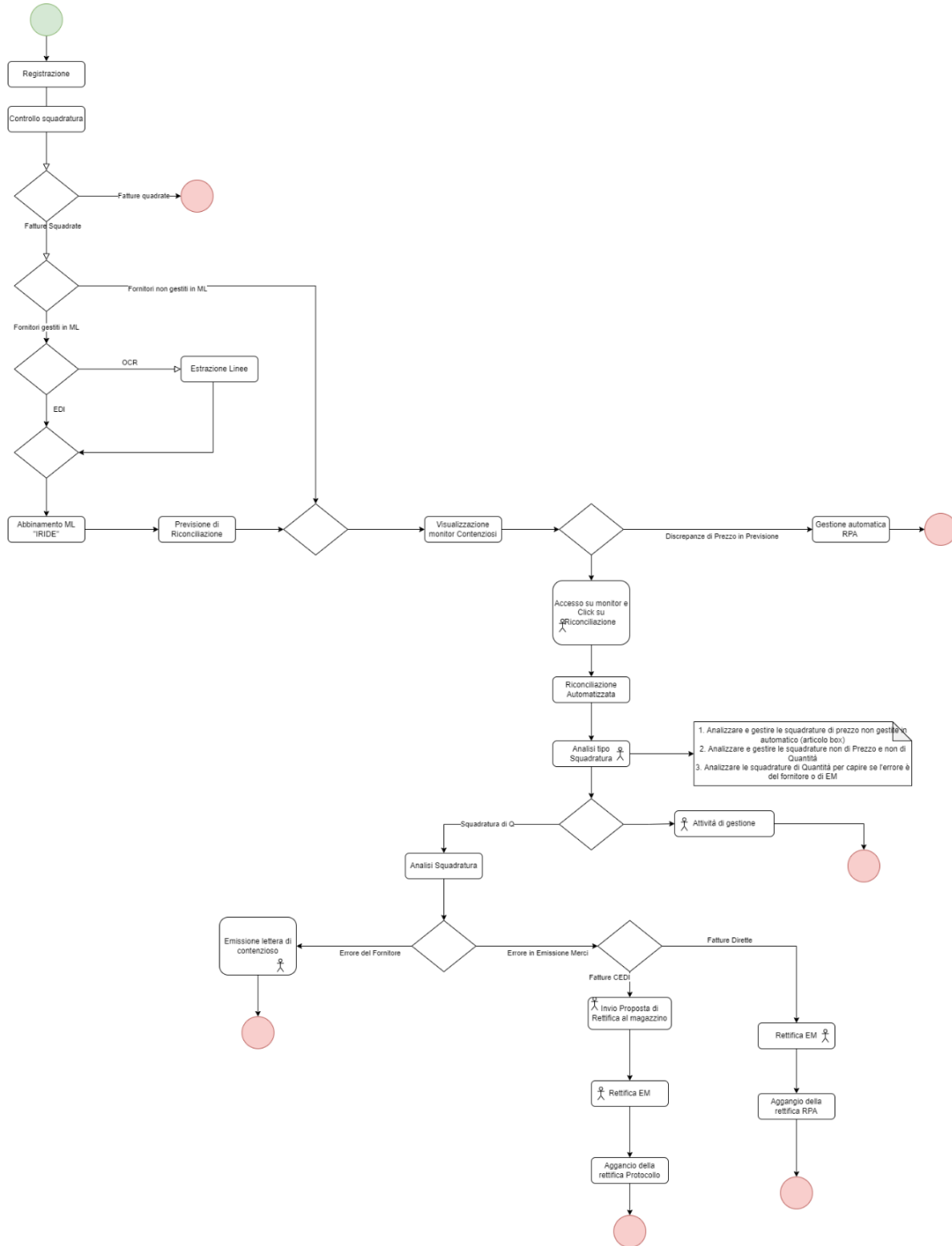


Immagine 11: il processo di Riconciliazione Fattura-Documento di trasporto

La prima fase del modello proposto richiede come input le fatture e prevede un diverso flusso operativo in base alla tipologia delle stesse. Nello specifico, le tre tipologie di fatture implementate all'interno del processo sono le fatture EDI, le fatture elettroniche e le fatture non EDI (provenienti dal Portale dei Fornitori in formato digitale e cartaceo, successivamente digitalizzato).

Il sistema di scambio EDI (Electronic Data Interchange) è un insieme di standard di codifica elettronica dei documenti applicabile anche alle fatture che sostituisce i documenti cartacei. Tale sistema è stato implementato in alcune filiere produttive quali quelle Automotive, Retail e Pharma al fine di trarre beneficio dall'integrazione clienti-fornitori.

Automatizzando le transazioni cartacee, infatti, le organizzazioni possono risparmiare tempo ed eliminare gli onerosi costi connessi ai possibili errori manuali; tuttavia, il vero risparmio di costi si ha nell'elaborazione e nella circolazione delle informazioni che si spostano direttamente dall'applicazione di un laptop di un'organizzazione verso quello di un'altra. Le fatture EDI, però, non hanno ai fini normativi valore legale, non rispettando i requisiti di non modificabilità del contenuto e di certezza del mittente.

La fatturazione elettronica invece, “è un sistema digitale di emissione, trasmissione e conservazione delle fatture che permette di abbandonare il supporto cartaceo e i relativi costi di stampa, di spedizione e di conservazione. FatturaPA è il tracciato con cui le fatture elettroniche devono essere prodotte: si tratta di un flusso di dati strutturati in formato digitale con gli stessi contenuti informativi di una fattura cartacea ma in linguaggio XML” (Bucap, 2020).

Il percorso della fatturazione elettronica è standardizzato ed unico grazie al Sistema di Interscambio (SdI) dell'Agenzia delle Entrate, che provvede, una volta effettuati i controlli tecnici automatizzati, a recapitare il documento al soggetto a cui è indirizzato. In tal senso, il sistema di interscambio svolge la funzione di snodo tra i clienti e i fornitori ed effettua le necessarie verifiche del formato e della completezza dei dati.

I tre diversi flussi di fatture in input, così come sopra delineati, devono essere pre-processati al fine di ottenere un protocollo unico da far confluire e valorizzare su un unico applicativo.

Nello specifico, per quel che concerne le fatture EDI, all'interno dell'applicativo SAP FI-CO avviene una vera e propria traduzione dei tag che le compongono in sequenze IDoc (nonché il linguaggio di gestione documentale di SAP), dove ogni sequenza rappresenta un'informazione specifica salvata a sistema.

Per quel che concerne il flusso di fatture in formato cartaceo, invece, è necessario attivare una componente di estrazione e di processamento esterna basata su una tecnologia software OCR (*Optical Character Recognition*). Il software OCR traduce le immagini scansionate da un testo, sia esso dattiloscritto o stampato, in un testo codificato, standardizzato ed elettronico. Tale applicativo, nel contesto in analisi, non si basa su regole predefinite o sulla definizione di un template, bensì su logiche semantiche e tecnologie di auto apprendimento e *adaptive* che capitalizzano le attività di processamento con performance di riconoscimento crescenti e più efficaci nel tempo.

Per quel che concerne le fatture elettroniche, infine, non si rende necessario alcun pre-processamento delle fatture stesse, considerata la loro natura e specie, anche se è richiesta una conversione dei dati dell'XML per il rispetto dei vincoli processuali imposti da SAP.

È importante osservare che il processo automatizzato di registrazione delle fatture merci e la prima fase di matching si basano su una logica di inserimento dei soli dati di Testa e di Piè fattura (il castelletto IVA) e su una logica di aggancio di tutte le DDT riferite alla fattura stessa. Infatti, in fase di registrazione della fattura, le righe contenenti i dettagli articolo, le quantità e i prezzi non vengono inserite per evitare il salvataggio di dati superflui e gli onerosi costi connessi allo stesso.

Il flusso di fatture elaborate, indipendentemente dalla tipologia, è processato in HUB, un modulo che opera come orchestratore di processi, di logiche applicative, di file e di dati. Esso costituisce il punto unico di raccolta e consolidamento delle informazioni relative ai documenti attivi e passivi e permette la gestione, per la successiva registrazione automatizzata, dei documenti passivi, sia elettronici (a partire dai dati strutturati presenti sul file .xml ricevuto da Sdi e con validazione su basi dati del cliente) sia analogici (con riconoscimento automatico dei dati, completamento e validazione su basi dati del cliente). È compito di questo modulo caricare i dati prelevati e pre-processati su SAP Fi-CO con un apposito programma di caricamento.

La logica applicativa del primo matching è quindi basata esclusivamente sul confronto tra l'imponibile della fattura e i valori dell'emissione merci (EM): se i due valori dovessero coincidere o rientrare in un range di tolleranza preimpostato dal cliente stesso allora la fattura risulta quadrata e, in quanto tale, contabilizzabile e pagabile. Se così non fosse, la fattura risulta in uno stato di anomalia e deve essere pertanto verificata manualmente per comprendere le cause della squadratura ed effettuare gli interventi più opportuni.

Mediamente il 20% del volume delle fatture registrate in un anno nel contesto in analisi presenta uno stato di anomalia.

Le anomalie riscontrate a valle dell'analisi preliminare del processo sono state ricondotte a cinque macro-categorie:

- 'P': se all'interno del protocollo è presente solo una differenza di prezzo tra le righe della bolla e della fattura;
- 'Q': se all'interno del protocollo è presente solo una differenza di quantità tra le righe della bolla e le righe della fattura;
- 'E': se all'interno del protocollo sono presenti entrambe le differenze 'P' e 'Q';
- 'U': se all'interno del protocollo è presente almeno una riga con unità di misura non convertibile;
- 'N': se all'interno del protocollo è presente almeno una riga non abbinata (NAB/NAF) e non è presente il caso 'U'.

Il controllo della quadratura/squadratura viene gestito su SAP Merci al fine di alimentare in modo automatizzato e diretto il monitor contenzioso appartenente a questo ambiente e presentare la proposta di riconciliazione per le sole linee squadrate, precompilata con i dati di prezzo e quantità già valorizzati.

Il monitor contenzioso permette la gestione on demand e real time dei protocolli per cui è presente una squadratura, permettendo all'operatore di visualizzare le principali informazioni dei protocolli, tra cui il valore della squadratura e la presenza di tutte le bolle, le maggiorazioni/minorazioni di prezzo, la visualizzazione delle bolle agganciate e la proposta di riconciliazione automatizzata.

La lavorazione delle fatture in stato di anomalia richiede inoltre la disponibilità in un'apposita tabella line items dei dati relativi ad articoli presenti in fattura con relative quantità, prezzi, unità di misura e valuta e ad articoli consegnati e presenti nell'EM con relative quantità e prezzi, unità di misura e valuta, all'abbinamento degli articoli riportati dal fornitore in fattura, da correlare con quelli registrati all'interno dell'EM dal cliente, evidenziandone il motivo della squadratura (discrepanze per prezzo e/o quantità) e l'importo squadrato.

Per analizzare le informazioni relative alle linee presenti in fattura, tra cui la quantità, i prezzi e gli articoli presenti nelle fatture stesse, viene attivato in HUB un apposito programma di estrazione delle linee delle fatture attraverso anche l'ausilio della tecnologia OCR/ICR; per il flusso EDI, invece, i dati di linea sono direttamente importati a sistema tramite IDoc.

Per le fatture ricevute in formato cartaceo si attiva infine un modulo del software OCR/ICR denominata "OCR Line Items" utilizzata per il ri-processamento dei soli documenti non quadrati. E', inoltre, possibile grazie a questa tecnologia validare i dati della lettura automatica delle linee del documento cartaceo con la base dati estratta dal sistema gestionale o ERP del cliente, applicabile, ad esempio, ai dati che riguardano l'anagrafica dei fornitori, l'elenco degli ordini d'acquisto, l'entrata delle merci e le aliquote IVA.

Una volta importate le righe delle fatture, il flusso di gestione dello stato di anomalia si biforca sulla base del criterio di gestione del fornitore: quest'ultimo può essere gestito in modalità supportata da tecnologie di Machine Learning oppure in modalità completamente deterministica.

Nel primo caso, un abbinamento esterno, effettuato sull'applicativo IRIDE, combina le linee delle fatture squadrate estratte dalla tabella line items di SAP Fi-Co e le linee delle EM estratte da SAP Merci.

Per il suddetto abbinamento vengono usate sia logiche deterministiche, applicate ai diversi line items, sia logiche predittive, sfruttando tutte le informazioni disponibili salvate a sistema.

Gli abbinamenti effettuati vengono opportunamente monitorati e ricontrollati da un operatore che fornisce eventuali feedback al sistema in un processo denominato “Human in the loop”, in cui lo strumento apprende ed automatizza le attività ripetitive, fornendo e ricevendo un supporto dagli operatori umani che vengono al contempo sgravati da alcuni oneri connessi all’attività stessa.

La supervisione sull’operato dello strumento si traduce in feedback che rappresentano una sorgente di informazioni per implementare un processo di apprendimento continuo che, pertanto, raffina nel tempo l’accuratezza delle associazioni effettuate in automatico e riduce il numero delle associazioni che richiedono l’intervento umano.

Tale approccio, che si affianca ed estende le regole di carattere deterministico, tende a emulare il processo cognitivo di comparazione svolto dagli esseri umani, processo che non si basa esclusivamente su semplici comparazioni testuali e numeriche ma che adotta logiche di similitudine che vengono apprese dal sistema attraverso l’esperienza.

Nel caso di gestione in modalità riconciliazione, invece, vi è un’interazione con l’operatore che cliccando sull’apposito bottone “Riconciliazione automatizzata” avvia il processo di confronto, effettuato dal sistema, tra le linee fatture e EM e valorizza le discrepanze rilevate. Tale confronto si basa sul codice articolo fornitore, codice articolo cliente, conversione dei primi 7 digit del codice cliente e conversione del codice articolo EAN in codici SAP. Con questa azione manuale, l’operatore importa ove presenti gli abbinamenti esterni effettuati in ottica deterministica o in ottica predittiva (con modalità Machine Learning).

A completamento del processo, durante il programma di automazione, sono state realizzate da Eos Reply due soluzioni di Robotic Process Automation (RPA) per la gestione ed il supporto alle attività relative ai contenziosi di tipo “P” e di tipo “Q” del processo di riconciliazione.

Per i protocolli relativi ai fornitori attivati in previsione di riconciliazione, con contenzioso di tipo “P”, infatti, una soluzione RPA gestisce in automatico le squadrature di prezzo. In particolare, il robot, previo controllo dell’assenza degli articoli, effettua la riconciliazione automatizzata, verifica l’esito di questa, inserisce il conto dedicato e salva l’esito dell’elaborazione.

Nel caso di fornitori con sconti/spese fuori riga, la suddetta soluzione RPA effettua anche la relativa maggiorazione/minorazione in base alla percentuale predefinita e pre-impostata dal cliente in un file Excel fornito in input al robot.

Una soluzione di Robotic Process Automation (RPA) è stata inoltre sviluppata come supporto alle attività di gestione delle discrepanze di quantità.

Nello specifico il processo inizia con un confronto manuale ad opera di un operatore tra l'immagine della bolla e la bolla riportata a sistema. L'esito di tale operazione suddivide il processo in due macro-scenari: se i due documenti risultano in stato di conformità l'operatore apre un contenzioso con il fornitore, altrimenti si deve procedere alla rettifica della bolla e, quindi, alla costruzione di un nuovo documento di storno.

Ed è proprio sul processo di rettifica che la soluzione RPA supporta l'operatore: il robot, infatti, osserva le rettifiche e aggancia la bolla modificata alla fattura stessa.

Quanto detto rappresenta in sintesi il processo di riconciliazione e le soluzioni più o meno automatizzate proposte dall'azienda Eos Reply, finalizzate alla riduzione se non all'annullamento delle azioni umane e degli errori ad esse connesse.

5.3.1 Utilizzo del Machine Learning e analisi delle logiche sottostanti

Il flusso di riconciliazione automatizzata, strutturato e implementato da Eos Reply, prevede la possibilità di sfruttare le tecnologie di Machine Learning al fine di gestire in maniera esterna ed automatizzata l'abbinamento, sia predittivo che deterministico, delle fatture e delle bolle di trasporto.

La soluzione ML implementata nello specifico prende il nome di IRIDE Matching line items bolla/fattura (Intelligent Reconciliation of Invoice and Delivery note) e si occupa dell'abbinamento dei dati di dettaglio degli articoli contenuti in fattura con i dati dei prodotti consegnati e contenuti nelle bolle di consegna della merce fatturata.

IRIDE è un sistema multi-societario e multi-processo costituito da un'interfaccia utente e da un algoritmo di processamento automatico dei dati. L'interfaccia web consente

l'accesso agli utenti autorizzati e la profilazione degli utenti con visibilità segregata sia sui processi che sulle società.

E', inoltre, possibile effettuare l'import di nuovi dati da processare e l'export delle linee abbinare.

L'algoritmo sottostante, invece, consente alla tecnologia di apprendere i comportamenti da adottare e permette l'elaborazione dei dati in input al fine di effettuare l'abbinamento di questi in modo automatico sulla base di logiche ben definite e dell'esperienza consolidata nel tempo.

IRIDE, come tutte le tecnologie di intelligenza artificiale, prevede la possibilità di effettuare delle sessioni di training ad opera di un utente con la finalità ultima di attuare un processo di apprendimento supervisionato dove il sistema apprende i comportamenti attuati e li riapplica autonomamente nelle circostanze successive, come si evince dal grafico sotto-riportato.

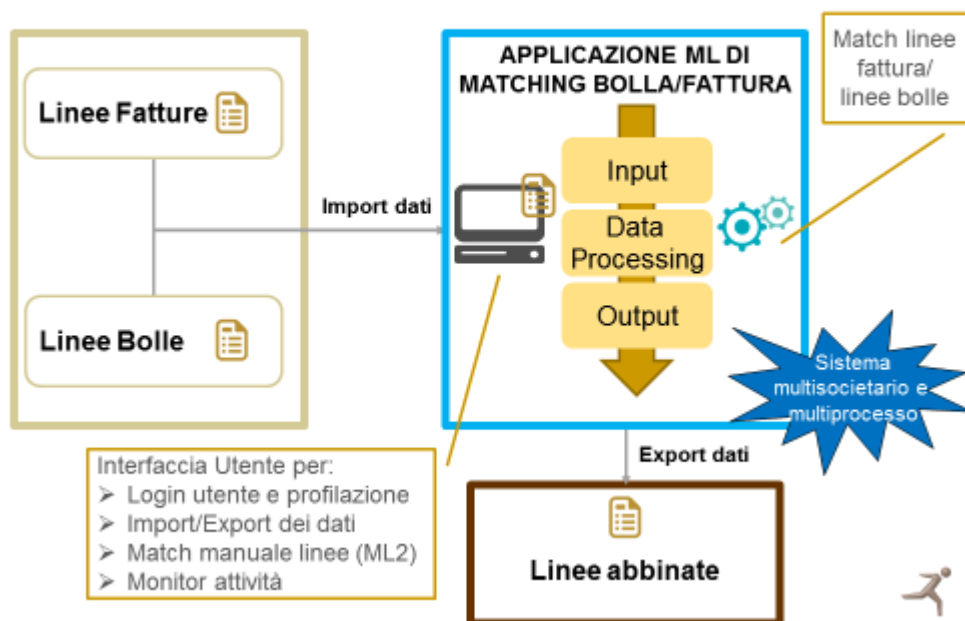


Immagine 12: IRIDE, Machine Learning

L'applicativo di intelligenza artificiale è alimentato in input con la base dati delle linee delle fatture e le linee delle bolle che devono essere agganciate alle fatture stesse. Ad ogni fattura il sistema cercherà di agganciare da una a N bolle riconducibili alla fattura tramite

il criterio della coincidenza tra il campo del barcode, il codice società e il codice del fornitore.

E', infatti, rilevante tenere presente che l'abbinamento linea fattura/linea bolla a parità di fattura, ossia a parità di codice barcode, può avere rapporto 1/N o N/N nel caso di fatturazione multi-bolla: quanto detto implica che lo stesso articolo può essere presente una sola volta in fattura e più volte nelle bolle, o anche più volte in fattura e più volte tra le bolle.

Nel caso di rapporto 1/N, ossia nel caso in cui lo stesso articolo sia presente una volta in fattura ed N volte in bolla, il sistema deve abbinare alla riga in fattura tutte le righe in bolla che si riferiscono a quello specifico prodotto.

Nell'esempio sotto riportato l'abbinamento proposto dal sistema è:

- linea 1 della fattura con linea 1, 2 e 3 della bolla;
- linea 2 della fattura con linea 4 della bolla.

Linee fattura:

→	0		61	Latterino	KG	5,70		9.00	51.30		20151231
→	0		75	Nasello o Merlusso	KG	3,70		11.00	40.70		20151231

Linee bolla:

+	0	13068		Latterino	KG	- 5,700		90.00	-51.30	23/12/2015	5014490619-1
+	0	13068		Latterino	KG	5,700		90.00	51.30	23/12/2015	5014490618-1
+	0	13068		Latterino	KG	5,700		90.00	51.30	23/12/2015	5014386782-1
+	0	13269		Nasello (Merluzzo)	KG	3,700		110.00	40.70	31/12/2015	5014411298-6

Nel caso in cui invece più articoli in fattura trovino corrispondenza con un unico articolo in bolla, ossia nel caso N/1, il sistema raggruppa le righe della fattura (ovviamente solo

se il codice articolo fornitore, le unità di misura e il prezzo unitario sono coincidenti) e le lega alla linea della bolla.

Linee fattura:

→	0		0170019S	Carota IT. 20/45 I	KG	560,00		0,67	378.00		20160118
→	0		0170019S	Carota IT. 20/45 I	KG	70,00		0,67	47.25		20160118
→	0		0170019S	Carota IT. 20/45 I	KG	3234,00		0,67	2182,95		20160118

Linee bolla:

+	0	AD2	0170019S2BSC	Carote IT 20/45 II^ SH KG I L.C	PZ	3861		6,22	2429,51	03/01/2016	5014412614-3
---	---	-----	--------------	------------------------------------	----	------	--	------	---------	------------	--------------

Il match prevede quindi l'associazione della linea letta in fattura con la linea corrispondente sulla base dati delle bolle, utilizzando anche i criteri di congruenza basati sui prezzi e sulle quantità al fine di garantire un buon livello di affidabilità che solitamente si assesta su valori prossimi allo 0,97, considerando la perfezione si raggiunge con il valore 1.

Il criterio basato sulle quantità però spesso non si rileva utile ai fini del match a causa delle diverse unità di misura presenti in fattura e in bolla, come, ad esempio, nella circostanza della numerazione per colli e per pezzi.

Le linee per le quali non è stata trovata corrispondenza devono invece essere processate da un operatore in modalità manuale attraverso l'interfaccia utente; l'interfaccia (come precedentemente accennato) è dotata di una maschera in cui sono resi disponibili sia l'elenco di barcode per i quali non è stato completato l'abbinamento sia le indicazioni relative alla società, al tipo documento, al fornitore e alla data del caricamento del file di input. I suddetti campi sono filtrabili e ordinabili attraverso l'ausilio di un filtro semplice e non multiplo, al fine di semplificare le operazioni manuali e ridurre l'effort e l'impegno temporale dell'operatore al minimo.

L'utente può quindi selezionare un barcode e visualizzare, a parità di quest'ultimo, l'elenco delle righe presenti in fattura e l'elenco delle linee delle bolle corrispondenti, avendo facoltà di scegliere se visualizzare solo le linee non ancora abbinate su entrambe le basi dati o anche quelle già accoppiate dal sistema. Attraverso un click sulla riga in fattura e sulla riga della bolla l'utente effettua il match manuale che viene memorizzato a sistema per le successive elaborazioni, tenendo al contempo traccia sul file di output dell'utenza dell'operatore che ha effettuato l'abbinamento.

L'operato umano viene appreso dal sistema soprattutto per quel che concerne i criteri di corrispondenza della descrizione dell'articolo e del codice articolo fornitore rispettivamente riportati in fattura e nelle bolle. Infatti, grazie alle attività svolte manualmente dall'operatore, il sistema riesce a cogliere dei nuovi pattern e criteri che non si basano esclusivamente su logiche deterministiche bensì su logiche predittive: ad esempio, per quel che concerne il codice dell'articolo, a seguito dell'abbinamento manuale il sistema comprende che un codice "00XXX" può essere abbinato con un codice "XXX".

All'utente è invece lasciato l'onere di correggere eventuali abbinamenti errati proposti dal sistema attraverso un'apposita interfaccia presente nella maschera utente.

Solo se tutte le linee relative alla fattura e alla corrispondente bolla risultano abbinate o validate da un utente è possibile estrarre i dati dei documenti processati. Pertanto, i lotti di documenti esportabili dal sistema, possono non coincidere con quelli importati, includendo documenti relativi a file in entrata diversi.

Sia l'import che l'export dei dati vengono effettuati con un batch schedulato o tramite l'interfaccia utente in modalità manuale. Le operazioni di import ed export dei dati producono una modifica dello stato del record, ad esempio, da "da elaborare" a "esportato" e attribuiscono una data d'ingresso e una data di uscita ai record importati ed esportati. Le operazioni di carico e scarico tracciano al contempo un log dove vengono valorizzati gli eventuali errori.

Le procedure in caso di errore si interrompono (roll back dei dati) ed è possibile ricaricare o riscaricare i dati corretti. In caso di import di dati errati, questi dovranno essere

cancellati e ricaricati nuovamente, non essendo prevista alcuna funzionalità di sovrascrittura dei dati.

L'utilizzo della tecnologia di Machine Learning permette un efficientamento e un miglioramento del processo manuale, spingendo gli standard qualitativi verso benchmark più elevati e riducendo con velocità esponenziali i volumi da processare manualmente in una prospettiva di medio-lungo termine.

5.4 Automation Program AFC

Oggi l'esigenza e la prerogativa aziendale sempre più sentita è quella di individuare e verificare possibili spazi di efficientamento all'interno delle diverse aree operative che compongono l'organigramma aziendale; grazie alle potenzialità delle tecnologie di Robotic Process Automation (RPA), si possono implementare rilevanti soluzioni in grado di contribuire all'evoluzione e al miglioramento continuo di tali processi aziendali.

Attraverso l'Automation Program AFC, Eos Reply intende rispondere con un programma RPA che consenta di automatizzare attività ripetitive e a basso valore aggiunto senza impatti sui processi in essere. Il suddetto programma è strutturato per rispondere alle esigenze dell'area di Amministrazione e Controllo aziendale cercando di coprirne e valorizzarne gli ambiti principali.

Uno dei focus del progetto è l'efficientamento e l'automatizzazione dei processi relativi ai diversi uffici nell'area AFC e, in particolare, con riferimento al caso in analisi, all'ufficio Controllo, un'area funzionale di dimensione media che si occupa delle attività di verifica delle condizioni "in fattura" e del processo di verifica fattura e riconciliazione.

Tra gli innumerevoli Processi Target idonei all'automatizzazione, sono state sviluppate due soluzioni RPA a supporto dell'ufficio Controllo: la gestione delle discrepanze di prezzo tra Fattura e Documento di Trasporto DDT, con annessa gestione delle maggiorazioni e minorazioni di prezzo e il supporto alla gestione di rettifiche in caso di discrepanze di quantità.

5.4.1 RPA: Una soluzione per le discrepanze di prezzo

Uno dei processi target dell'Automation Program AFC è la gestione delle discrepanze di prezzo Fattura-DDT. Quest'ultimo è costituito da un flusso di steps, eseguiti in precedenza manualmente da un operatore ed eseguiti ora in maniera automatizzata da parte di un robot, esclusivamente nell'ambiente SAP Merci, dalla fase di accesso all'applicativo, attraverso l'inserimento delle credenziali dedicate e con visibilità segregata alle sole attività necessarie, alla fase di gestione ottimizzata.

Una volta effettuato l'accesso, il robot procede ad eseguire la transazione custom dei contenziosi (ZCONTENZIOSI) e, tramite la selezione di una variante pre-impostata, inserisce i parametri di lancio della transazione. Per convenzione tutte le transazione che iniziano con la lettera "Z" sono customizzate: infatti, come precedentemente accennato la soluzione presentata è stata realizzata per uno specifico cliente ma può essere generalizzata e riformulata per più clienti.

Nella schermata della transazione è possibile visionare il riepilogo delle fatture e l'esito della squadratura valorizzato attraverso un contributo semaforico, con colore rosso in caso di non quadratura. Il robot, nella suddetta schermata, imposta un filtro per la colonna "Tipo di contenzioso" al fine di visionare solo i contenziosi di tipo P, dove sono presenti solo differenze di prezzo tra le righe della bolla e delle fatture.

Lo step successivo prevede l'apertura da parte del robot di un documento tra quelli presenti nel monitor di gestione contenziosi e il click sull'opzione della riconciliazione automatizzata, dove grazie al filtro precedentemente impostato verranno visualizzati solo contenziosi di tipo P. Se così non fosse il robot procede ad annullare le operazioni effettuate, terminare il run e valorizzare l'esito dell'operazione nel file di riepilogo con la dicitura "Protocollo non marcato per presenza discrepanze diverse da P".

In caso di esito positivo dello step inerente alla visualizzazione dei contenziosi, il robot effettua il salvataggio sull'applicativo SAP e salva il documento, inserendo il conto generale e l'importo totale negli opportuni campi.

Il robot, infine, valorizza l'esito dell'operazione del file di riepilogo con la dicitura "Protocollo salvato e marcato correttamente" e invia lo stesso tramite mail all'utente.

Per quel che concerne le discrepanze di prezzo causate da maggiorazioni e minorazioni degli stessi, nonché il secondo processo target in analisi, la soluzione RPA proposta permette di automatizzare la gestione dei protocolli associati ad un gruppo di fornitori per cui è presente una particolare scontistica o maggiorazione di prezzo.

In questa analisi le operazioni e gli step effettuati dal robot sono simili a quelli precedentemente indicati, nonostante siano presenti diverse peculiarità e varianti del flusso procedurale.

Una differenza rilevabile riguarda la selezione dei protocolli squadrati: in questo caso, infatti, il robot deve eseguire un pre-step aggiuntivo che prevede l'apertura di un file Excel precompilato, caratterizzato da un unico sheet e da un template predefinito, disponibile nell'apposita cartella (Tabella 2).

Ulteriori differenze risiedono nel richiamo della variante AP MagMin e nella visualizzazione del monitor dei contenziosi. In quest'ultimo il robot clicca sull'opzione "Min. prezzi", dove ha la possibilità di importare la percentuale di sconto, estratta dal file Excel, per il relativo fornitore.

SCONTI FUORI RIGA

<i>Cod. fornitore</i>	Ragione sociale	Sconto 1	Sconto 2
<i>A.000001</i>	Fornitore1	-3%	
<i>A.000002</i>	Fornitore2	+2,50%	
<i>A.000003</i>	Fornitore3	-2,50%	- 4.60%
<i>A.000004</i>	Fornitore4	+0,50%	
<i>A.000005</i>	Fornitore5	-1%	

Tabella 2: Esempio di Template per minorazioni e maggiorazioni di prezzo

In presenza di una maggiorazione di prezzo, invece, il robot clicca sull'opzione "Magg. Prezzi" e inserisce il valore di quest'ultima riportandolo sempre al rispettivo fornitore.

L'output del processo viene infine salvato sull'applicativo SAP Merci e viene informato l'utente della fine del run attraverso una mail contenente un file Excel di riepilogo (Tabella 3).

<i>Protocollo</i>	<i>Esito elaborazione</i>
123456789	Protocollo salvato e marcato correttamente
123456780	Protocollo non salvato per presenza discrepanze diverse da P

Tabella 3: Esempio di Output del processo RPA per discrepanze di Prezzo

5.4.2 RPA: Una soluzione per le discrepanze di quantità

Un ulteriore task automatizzato e gestito all'interno dell'Automation Program è inerente al processo di aggancio dei Documenti di Trasporto (DDT) rettificati al protocollo logistico della fattura, sia per i DDT gestiti nei magazzini sia per i DDT gestiti nei punti vendita, amministrati rispettivamente dall'ufficio Contabilità di magazzino e dall'ufficio Controllo.

Il processo target dei DDT Diretti è costituito da un flusso di attività, eseguito in maniera automatizzata da un robot, nell'ambiente SAP Merci e nell'ambiente SAP FI-CO. Il primo step prevede l'accesso all'applicativo SAP Merci attraverso un utenza dedica per il robot con visibilità e segregazione appositamente pre-configurate.

Il robot, una volta effettuato l'accesso, procede ad eseguire la transazione dedicata al riepilogo delle fatture dirette e, tramite la selezione di una variante pre-impostata, inserisce i parametri di lancio della transazione; a tali parametri si deve aggiungere la data di creazione coincidente con la data del giorno di lancio del robot.

Successivamente il robot inserisce una serie di filtri al fine di raggiungere e processare i corretti documenti: nello specifico, imposta l'esclusione delle fatture del giorno già lavorate attraverso la valorizzazione dei campi necessari per filtrare i documenti da lavorare.

Nel caso in cui si presentasse l'assenza di proposte non precedentemente elaborate da agganciare, il robot termina il run inviando un'apposita mail per notificare all'utente l'esito del lancio, valorizzandolo con la dicitura "Nessuna proposta da elaborare".

Il robot, se così non fosse, apre una nuova sessione nel modulo SAP-Merci e lancia una nuova transazione di gestione delle bolle, valorizzando i parametri di selezione come

opportunamente pre-impostato. Tale transazione consente l'accesso alla schermata della visualizzazione dello storico delle bolle, da cui il robot recupera il campo della Fattura (non blank).

Anche in questa circostanza si potrebbe verificare l'assenza dei risultati, sia per quel che concerne l'esecuzione della transazione sia per la valorizzazione del campo della fattura: il robot quindi termina il run e valorizza l'esito della procedura nel file di riepilogo con la dicitura "Errore nel recupero del protocollo".

In caso di esito positivo, invece, il robot accede al modulo SAP FI-CO, rieseguendo l'inserimento delle credenziali a lui dedicate e pre-mappate nel template. Una volta effettuato l'accesso, il robot procede ad eseguire la transazione di modifica della registrazione contabile e a valorizzare i parametri di lancio come opportunamente pre-impostato. Tale procedura comporta la ricerca del protocollo logistico per la bolla specifica il cui riferimento è stato precedentemente ottenuto e memorizzato.

Il recupero del logistico prevede tre diversi possibili esiti:

- La rettifica della bolla è stata correttamente agganciata;
- La bolla è già stata precedentemente agganciata a documenti diversi;
- La rettifica non è stata allegata al carico.

Nella prima circostanza il robot salva la rettifica sull'ambiente SAP e valorizza il file di riepilogo con la dicitura "Rettifica DDT agganciata correttamente". Nel secondo caso invece il robot non salva quanto processato e valorizza il file di riepilogo con la dicitura "Anomalia nell'aggancio della rettifica". Analogamente nel terzo caso, l'aggancio non viene salvato a sistema e il file di riepilogo viene valorizzato con la dicitura "Rettifica non allegata al carico" (Tabella 3).

Per quel che concerne i DDT Cedi, il processo presenta alcune analogie e alcune peculiarità con il processo precedentemente analizzato. Il robot infatti esegue step simili a quelli eseguiti dal Robot DDT Dirette, ma lancia delle transazioni diverse, sia nell'ambiente di SAP Merci sia nell'ambiente SAP FI-CO.

Numero Proposta	Bolla	Protocollo	Utenza	Esito
1000000001	N10001	123456787		Rettifica DDT agganciata correttamente
1000000002	N10002	123456788		Rettifica DDT agganciata correttamente
1000000003	N10003	123456789		Rettifica DDT agganciata correttamente

Tabella 4: Esempio di Output del processo di rettifica DDT

In conclusione, è evidente l'utilità in termini di efficientamento qualitativo di controllo e di processo del sistema RPA, in grado di rispondere alle esigenze di riduzione delle attività di gestione manuale delle discrepanze di prezzo e di quantità.

5.5 Analisi di dettaglio dei volumi processati

Nel presente paragrafo verrà riepilogata la metodologia volta alla determinazione di un modello di calcolo dei volumi processati sia dalla soluzione AIR che dalle soluzioni RPA, precedentemente analizzate.

L'*iter* del lavoro prevede una scomposizione e un confronto costante tra le attività svolte antecedentemente alla soluzione AIR e alle soluzioni RPA dell'Automation Program (per semplicità denominata *Pre-AIR*) e lo scenario a valle delle implementazioni precedentemente analizzate e descritte (denominato *Post-AIR*).

5.5.1 La metodologia di raccolta dei dati e la presentazione del modello di analisi

Il presente paragrafo analizza le principali metodologie di calcolo dei volumi processati da AIR e dai vari applicativi che lo compongono, tra cui le tecnologie di Matching Learning (IRIDE), e le soluzioni di automazione RPA di Prezzo e di Quantità, con

L'obiettivo ultimo di fornire i dati di input necessari per la valutazione finale dell'impatto economico del processo di riconciliazione automatizzata fattura-documento di trasporto.

I dati qui considerati sono riferiti ad uno specifico cliente della società Eos Reply che, per la natura delle proprie attività, si trova frequentemente a dover effettuare matching fatture-documenti di trasporto e ad ovviare a problemi di squadratura tra i documenti. I dati in analisi sono quindi riferiti ad una concreta realtà aziendale che per motivi economico-strategici si è scelto di riportare in forma anonima. Al fine di rispettare il suddetto movente, tutti i dati riportati sono stati normalizzati e rappresentati in forma di percentuale, rispettando così il trade-off tra l'analisi di dettaglio e la scelta aziendale di anonimato.

L'analisi dei volumi considera un arco temporale di medio-lungo periodo, ossia un anno di attività e nello specifico il 2021, al fine di osservare e valutare l'andamento dell'apprendimento dell'applicativo IRIDE e di offrire una valutazione economico-strategica consistente per una possibile implementazione futura anche in un contesto diverso da quello attualmente sperimentato.

Il processo di calcolo è stato effettuato attraverso dati di reportistica aziendale e dati statistici aggregati processati dai singoli strumenti ausiliari alla riconciliazione (SAP FICO e SAP Merci). Una volta ottenuti i corretti volumi, il processo di normalizzazione dei dati ha permesso di mantenere e tutelare la privacy richiesta dal cliente e di procedere, in ogni caso, ad un'analisi quantitativa corretta e capace di valorizzare l'implementazione robotica e di automazione in un ambiente reale e concreto.

La normalizzazione è stata effettuata rispetto ad un duplice valore totale: il numero di fatture processate e il numero di fatture squadrate, al fine di poter comprendere correttamente la mole di lavoro processata da ogni singolo elemento che compone il processo di riconciliazione.

I volumi calcolati sono stati successivamente implementati in un vero e proprio confronto tra la soluzione pre-AIR e la soluzione post-AIR per le sole attività manualmente processate dall'utente che nel primo caso coincidono con la maggiorparte della mole di lavoro mentre nell'altro coincidono con attività residuali minime. Un focus importante è

stato dato alle soluzioni di Robotic process automation per le discrepanze di prezzo e di quantità e alla soluzione di ML IRIDE al fine di valorizzare le suddette miglorie.

Per quel che concerne i volumi di dettaglio dell'applicativo di Machine Learning IRIDE è stato possibile risalire a questi direttamente dal report statistico mensilmente generato attraverso una soluzione RPA: il robot calcola i volumi di fatture processati con logiche di matching predittivo e con logiche di matching previsionale al fine di costruire uno storico dei volumi processati e di tenere traccia delle miglorie apportate alle logiche stesse.

5.5.2 Le ipotesi del modello di analisi dei volumi processati

Il modello di analisi dei volumi processati si basa su una serie di ipotesi strutturate e mirate all'individuazione di risultati concreti e validi nel confronto delle soluzioni pre-AIR e post-AIR.

Il modello è stato costruito considerando i volumi costanti rispetto al tipo di soluzione (pre o post AIR): infatti a parità di fatture e documenti di trasporto processati in un contesto post-AIR, ossia il 2021, sono state confrontate le attività manuali che un utente avrebbe effettuato in una soluzione pre-AIR, giustificato dal fatto che i volumi processati sono in sé e per sé superflui nel contesto applicativo. Essi, infatti, non modificano in alcun modo la valutazione economica delle singole soluzioni ma risultano essere funzionali per il confronto tra esse. Nonostante il volume totale sia invariante, i numeri manualmente processati differiscono nelle due soluzioni pre e post- AIR grazie all'introduzione di soluzioni tecnologiche ed innovative che hanno drasticamente ridotto la richiesta di forza lavoro umana.

Ulteriore elemento invariante del modello è il numero di righe medio che compone una singola fattura: effettuando una media su un totale di 100 fatture, si è osservato che tale valore è circa pari a 17 righe e, sia nell'analisi dei volumi pre-AIR che post-AIR, tale valore è stato considerato costante per ragioni analoghe a quelle precedentemente esplicitate.

I tasks invariati presenti all'interno dei due processi e gestiti in modalità analogica, senza alcun tipo di migliorie funzionali sono stati omessi dall'analisi, poiché non apportavano alcun contributo conoscitivo o giustificativo.

Le migliorie qualitative non sono state tenute in considerazione nell'analisi del processo ma sono state valorizzate unicamente nella valutazione qualitativa del modello: nonostante alcune attività ben si prestavano alla valutazione quantitativa, una loro implementazione nel modello avrebbe "sporcato" i volumi di dati necessari e reso meno comprensibile e meno corretto il confronto tra i due processi.

5.5.3 L'analisi dei volumi processati

Occorre, preliminarmente, offrire una valutazione quantitativa delle attività manuali inizialmente processate dagli operatori del contesto in analisi, rispetto alla soluzione innovativa, proposta da Eos Reply nel 2016, perpetuata e migliorata nel tempo per l'attività di gestione della riconciliazione e verifica fattura. Nello specifico l'analisi si struttura partendo da una over-view dei due processi, seguita da una qualificazione prettamente numerica dei tasks che li compongono.

Il processo pre-AIR, come si evince dalla tabella sotto-riportata, implica una prima fase molto onerosa di accesso al sistema e di apertura di tutte le fatture: l'operatore deve, infatti, comprendere quali fatture squadrino o meno e per quali fatture sia quindi necessario l'abbinamento manuale. La mole di documenti da visionare in questa fase è molto elevata (oltre 500.000 fatture annue), elemento che sicuramente rallenta le tempistiche e onera l'utente di un lavoro noioso, ripetitivo e a basso valore aggiunto.

L'utente successivamente deve procedere alla stampa della fattura e del documento di trasporto e all'abbinamento manuale di questi con inserimento dello stesso a sistema. Quanto detto viene effettuato per tutte le fatture che presentano una squadratura, indipendentemente dalla tipologia o dall'importo di questa.

Ulteriori analisi e ulteriori operazioni, per quel che concerne le squadrature di prezzo, riguardano la gestione delle scontistiche per i fornitori, elemento automatizzato nella

soluzione AIR e che richiede un'ulteriore gestione lato utente per un totale di circa il 22% dei documenti squadrate.

ID	Task	% di incidenza delle attività rispetto al numero complessivo dei documenti	% di incidenza delle attività rispetto al numero complessivo di documenti squadrate
1	Accedere al sistema, aprire tutte le fatture e verificare quali fatture squadrate o meno	100,00%	-
2	Stampa della fattura e del Documento di Trasporto	9,40%	100,00%
3	Abbinamento manuale della fattura e del DDT	7,30%	77,59%
4	Riconoscimento del motivo della squadratura e inserimento a sistema	9,40%	100,00%
5	Gestione delle discrepanze di prezzo e delle scontistiche per fornitori	2,11%	22,41%
6	Analizzare le squadrature di Quantità per capire l'entità dell'errore (fornitore o magazzino)	2,53%	26,95%
7	Invio Proposta di Rettifica al magazzino	0,84%	8,94%
8	Invio proposta di contenzioso al fornitore	2,53%	26,95%
9	Processo di Aggancio dei DDT rettificati (sia CEDI che Dirette) effettuati rispettivamente dall'ufficio Contabilità di magazzino e dall'ufficio Controllo	2,53%	26,95%

Tabella 5: volumi pre-AIR normalizzati (2021)

Per quel che concerne le squadrature di quantità, invece, l'utente deve comprendere l'entità dell'errore e associarlo ad un errata gestione lato fornitore o lato magazzino: questa attività riguarda circa il 27% delle fatture totali squadrate e comporta tre sotto-

attività inerenti l'invio della rettifica al magazzino, l'invio della proposta di contenzioso al fornitore e il finale aggancio dei documenti di trasporto rettificati sia da parte dell'ufficio contabilità di magazzino che da parte dell'ufficio di controllo.

Tale processo di aggancio dei DDT rettificati è un'operazione particolarmente onerosa che, attraverso una soluzione RPA, è stata automatizzata nel processo post-AIR, motivo per cui nello schema sotto-riportato essa non è presente.

ID	Task	% di incidenza delle attività rispetto al numero complessivo dei documenti	% di incidenza delle attività rispetto al numero complessivo dei documenti squadrate
1	Accesso su monitor e click sul tasto riconciliazione	7,30%	77,59%
2	Analizzare e gestire le squadrature di prezzo non gestite in automatico (articolo box)	0,07%	0,76%
3	Analizzare e gestire le squadrature non di Prezzo e non di Quantità	4,76%	50,64%
4	Analizzare le squadrature di Quantità per capire l'entità dell'errore (fornitore o magazzino)	2,53%	26,95%
5	Invio Proposta di Rettifica al magazzino	0,84%	8,94%
6	Invio proposta di contenzioso al fornitore	2,53%	26,95%

Tabella 6: volumi post-AIR normalizzati (2021)

Il corrispettivo dei tasks del processo pre-AIR nel processo post-AIR sono sicuramente minori sia per numero, sei su nove, che per mole di volumi processati, pari a circa 1/8.

Questa soluzione prevede l'accesso da parte dell'utente al monitor di gestione del contenzioso e alla valorizzazione di un tasto per l'avvio del processo di riconciliazione. La gestione manuale dell'abbinamento è un'attività comunque presente ma per un corrispettivo di fatture sicuramente minore: esso, infatti, attiene alle sole squadrature di prezzo non gestite in modalità RPA, ossia per gli articoli box, e per le squadrature non di prezzo e non di quantità che appartengono quindi alla categoria residuale non gestita in modalità automatizzata.

Per il calcolo dei volumi degli articoli box è stata effettuata un'approssimazione attraverso il report inviato dalla soluzione RPA per discrepanze di Prezzo: nello specifico, considerando 10 run del robot, si è osservato che circa il 3,39% delle fatture processate apparteneva alla categoria “protocollo con discrepanza dovuta a possibili articoli BOX” e tale percentuale, congiuntamente con i volumi di fatture squadrate per prezzo, ha portato alla percentuale dello 0,76% rispetto alle fatture totali squadrate.

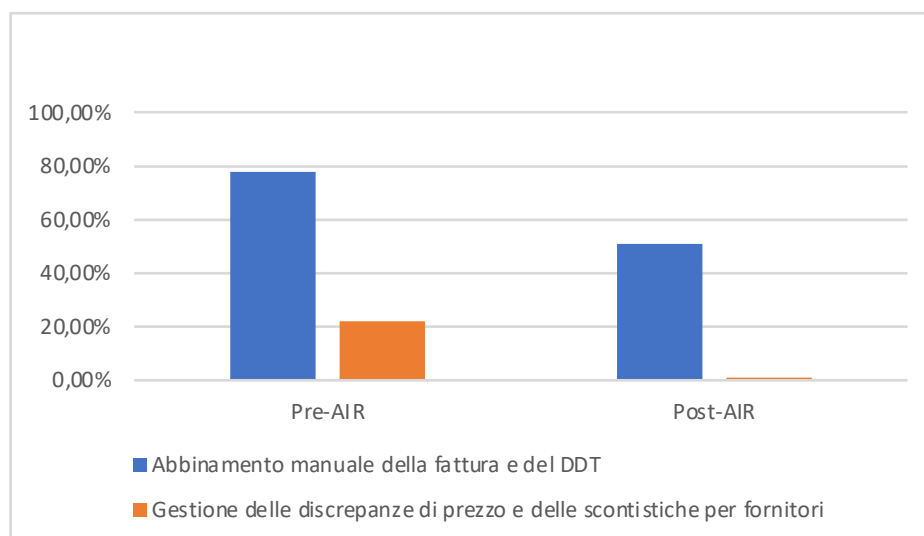


Immagine 13: confronto pre-AIR e post-AIR (2021)

La differenza percentuale per quel che concerne i diversi volumi di fatture gestiti manualmente dalle soluzioni in analisi, come evidenziato dal grafico sopra-riportato, è pari a circa il 27% del totale delle fatture squadrate, mentre per la gestione delle sole discrepanze di prezzo, la percentuale si assesta su un valore pari al 22%.

L'attività gestoria, già efficientata attraverso il modello AIR, è stata infatti ulteriormente migliorata dalle soluzioni RPA che hanno ridotto ulteriormente l'allocazione manuale della mole di lavoro circa la gestione delle discrepanze di prezzo e di quantità.

La gestione manuale del post-AIR processa, in conclusione, un quantitativo di dati molto minore, circa 36.000 fatture in meno rispetto a quelle processate prima di AIR, liberando forza lavoro umana da attività alienanti e a basso valore aggiunto. L'abbinamento fattura-bolla di trasporto, infatti, non richiede alcuna capacità intellettuale particolare: manualmente un utente evidenzia gli articoli e i valori numerici ad essi connessi e verifica la corrispondenza con quelli presenti nei DDT, procedendo fino al completamento delle righe che compongono la fattura.

5.5.4 Il focus dei volumi sugli applicativi di ML e RPA

Occorre ora analizzare e valorizzare i volumi processati dall'applicativo di Machine Learning denominato IRIDE, con la finalità ultima di comprendere l'impatto del matching predittivo e del matching deterministico da esso proposto e di valorizzarne l'impatto in termini di efficienza ed efficacia.

2021	Gen	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lugl.	Ago.	Sett.	Ott.	Nov.	Dic.	Media
% Feedback Manuale	9%	10%	9%	11%	13%	11%	14%	8%	13%	10%	9%	5%	11%
% Match Deterministico	56%	69%	75%	68%	60%	73%	67%	71%	67%	69%	68%	86%	69%
% Match per Modello Predittivo	10%	10%	7%	9%	12%	9%	12%	11%	11%	9%	6%	5%	9%

Tabella 7: % Feedback Manuale, % Match Deterministico, % Match Predittivo (2021)

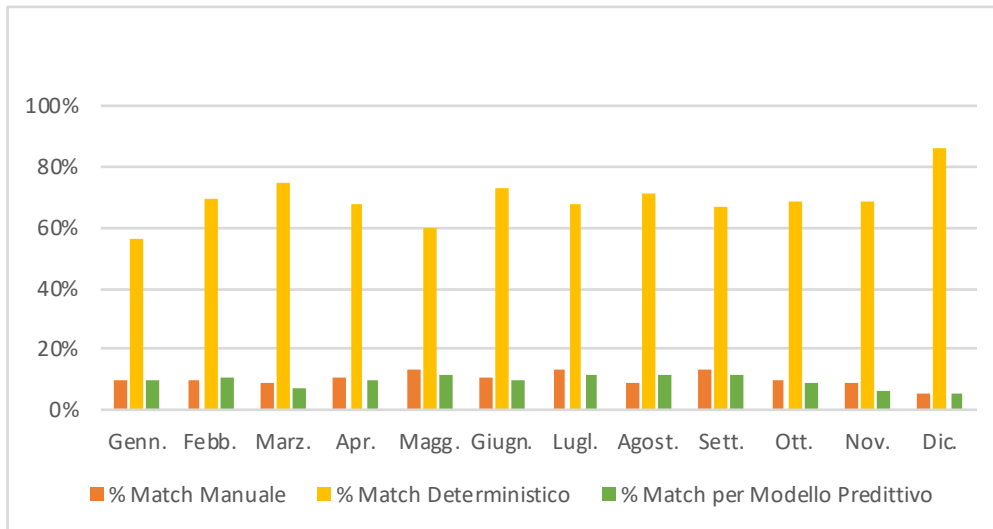


Immagine 14: Istogramma rappresentativo dei volumi processati con Match manuale, Match Deterministico, Match Predittivo (2021)

Come si evince dalla tabella sopra-riportata le attività di feedback manuale del matching della singola riga tende ad assumere un andamento oscillatorio nel tempo, posizionandosi su una percentuale media pari all'11%, giustificata dalle alte percentuali di fatture processate attraverso il modello deterministico (circa il 69%) e attraverso il modello predittivo costruito (circa il 9%) sull'applicativo di Machine Learning. Le suddette percentuali sono riferite ad una stima statistica effettuata su un campione di documenti processati e valorizzati dall'applicativo IRIDE nell'anno 2021.

Nonostante la gestione manuale delle fatture squadrate tenda a ridursi nel tempo, perché essa non assume valore nullo?

Per rispondere alla domanda, si deve considerare quanto precisato nella presentazione del modello e nelle premesse esplicitate nell'analisi dei volumi: non tutti i fornitori, infatti, sono gestiti in modalità ML e tale scelta gestoria discerne esclusivamente dalla volontà del cliente. Quest'ultimo infatti delinea mensilmente all'applicativo quali fornitori debbano essere gestiti e quali invece processati manualmente, seguendo logiche e relazioni strategiche-organizzative volte al perseguimento dell'efficienza.

Nello specifico, considerando il numero di fornitori gestiti su IRIDE rispetto al numero di fornitori con fatture squadrate nell'arco temporale di un mese, si può osservare che in media il 51% dei fornitori è stato gestito in modalità ML, con picchi che raggiungono il

55% (Tabella 5). Tale percentuale è stata calcolata rispetto allo storico dell’anagrafica dei fornitori che hanno interagito con il cliente nell’anno 2021.

Quanto detto si traduce in una elevata riduzione dell’attività di gestione delle squadrature manuale, impattando positivamente sia i costi che il workflow dell’intero contesto aziendale.

2021	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Sett.	Ott.	Nov.	Dic.	Media
n° Fornitori gestiti in ML/n° Fornitori con fatture squadrate	51%	55%	52%	53%	54%	54%	52%	53%	53%	51%	44%	44%	51%

Tabella 8: % fornitori gestiti in modalità ML (2021)

A fronte di una drastica riduzione dei volumi da gestire lato utente, vi è, però, la necessità di un impegno lato umano per le sedute di training dell’applicativo di ML: questo infatti richiede, soprattutto a fronte della gestione di un nuovo fornitore, sedute di allenamento per comprendere la logica e le funzioni di abbinamento tra i documenti delle fatture e dei DDT. Senza quest’ultime l’applicativo non è in grado di riconoscere i match delle singole righe e non è, quindi, capace di processare i match predittivi, lasciando tale onere all’operatore umano.

Rilevante per i fini conoscitivi perseguiti dalla presente analisi è inoltre considerare i volumi di fatture squadrate importate nell’applicativo di ML: nello specifico, nell’anno 2021 sono stati toccati picchi del 69% nel solo mese di ottobre ma anche percentuali molto ridotte, come quella transitata nel mese di dicembre pari al 21%, raggiungendo una media annuale del 56%. L’alta variabilità trova nuovamente giustificazione nelle scelte aziendali circa la gestione più o meno automatizzata dei fornitori.

2021	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Magg.	Giug.	Lug.	Ago.	Sett.	Ott.	Nov.	Dic.	Media
% Fatture transitate su ML	65%	62%	51%	56%	69%	58%	57%	56%	61%	59%	53%	21%	56%

Tabella 9: % fatture transitate su ML (2021)

Per quel che concerne, invece, le soluzioni di Robotic Process Automation, esse in totale gestiscono quasi il 50% delle fatture squadrate: RPA di tipo Prezzo, infatti, attivato per le sole fatture transitate sull'applicativo ML, gestisce circa il 22% delle fatture squadrate totali mentre RPA di tipo Quantità, attivato solo sul post-rettifiche, gestisce una percentuale pari al 27%.

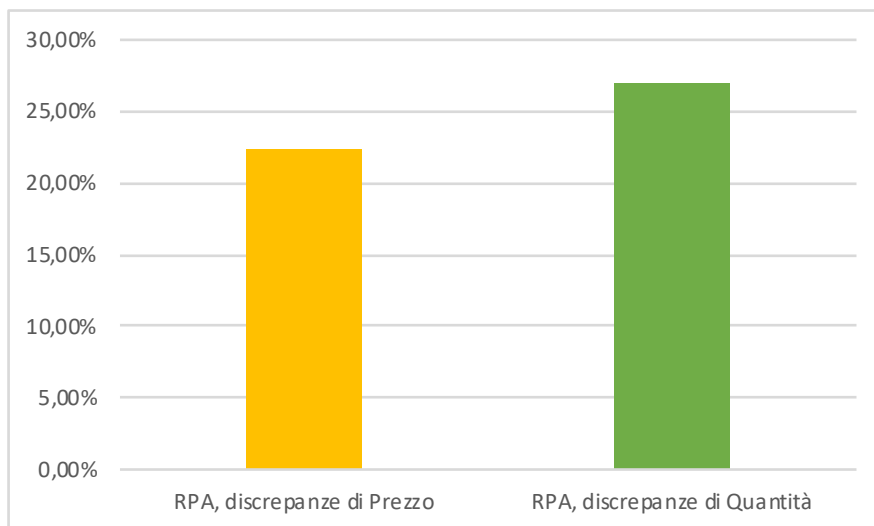


Immagine 15: Volumi RPA prezzo e quantità (2021)

Per avere un riferimento numerico l'ordine di grandezza delle fatture squadrate analizzate nel campione si assesta su soglie annuali molto elevate (più di 100.000), di cui circa il 60% processate con l'applicativo di ML.

Se si considera, inoltre, la dimensione media del numero di linee che compongono una fattura, pari a 17, è chiaro che il numero di righe processate annualmente su IRIDE è di circa 1.000.000.

L'analisi dei volumi effettuata, in conclusione, ha permesso di consolidare e quantificare le migliorie apportate al processo dalle diverse soluzioni implementate, comprendendo la

riduzione del lavoro ripetitivo e impegnativo una volta svolto dall'operatore umano e ad oggi affidato all'operatore intelligente/robotico.

5.6 Valutazione dell'efficienza economica dell'iniziativa AIR

5.6.1 La metodologia di raccolta dei dati, la presentazione del modello di analisi e le principali ipotesi

Al fine di comprendere e analizzare gli impatti della soluzione Automated Invoices Reconciliation è importante procedere ad un'analisi qualitativa e quantitativa in termini di efficientamento del processo, riduzione dei costi associati e di miglioramento qualitativo dell'output ottenuto.

Qui sono calcolati ed analizzati i volumi inerenti ai processi pre-AIR e post AIR: quest'ultimi saranno gli input della presente analisi dove avverrà nuovamente il confronto tra le due soluzioni nel medesimo arco temporale, ossia il 2021, ma in un'ottica prettamente economica.

Per procedere all'analisi quantitativa del processo, sono stati stimati i tempi di elaborazione dei singoli elementi in minuti ed è stata successivamente calcolata, attraverso la seguente formula, la durata totale in ore dell'attività dell'utente in un anno di esercizio:

$$\begin{aligned} & \textit{Durata totale attività utente in un anno (h)} \\ & = \textit{Stima elaborazione manuale sing elemento (h)} \\ & * \textit{Stima Numero elementi processati annualmente} \end{aligned}$$

Dove

$$\begin{aligned} & \textit{Stima elaborazione manuale sing elemento (h)} \\ & = \frac{\textit{Stima elaborazione manuale sing elemento (min)}}{60} \end{aligned}$$

La stima del tempo di elaborazione manuale del singolo elemento è stata calcolata attraverso una serie di interviste con gli operatori che in prima persona si sono occupati o

tutt'ora si occupano dei task in analisi con la finalità ultima di comprendere e collocare in maniera corretta a livello temporale i parametri di performance del processo. Questo *iter* processuale trova giustificazione nell'impossibilità di effettuare rilevazioni precise e strutturate rispetto ad una serie di attività non più in essere. In tal senso, i dati inerenti alle tempistiche devono essere considerati come dei dati prettamente statistici e, in quanto tali, non effettivi.

Nello specifico sono stati intervistati dieci operatori che hanno quotidianamente svolto le attività di riconciliazione e verifica fattura e sono state poste loro diverse domande per valutare sia l'impatto quantitativo che qualitativo dell'iniziativa, e più in particolare:

- 1) Si proponga una stima media per la verifica delle squadrature delle fatture;
- 2) Si proponga una stima media della durata del processamento della singola linea di una fattura;
- 3) Si proponga una stima media dell'inserimento a sistema del motivo della squadratura;
- 4) Si proponga una stima media dell'analisi per la determinazione dell'errore nelle squadrature di quantità;
- 5) Si proponga una stima media per l'invio della proposta di rettifica al magazzino;
- 6) Si proponga una stima media per l'invio della proposta di contestazione/contenzioso al fornitore;
- 7) Si proponga una stima media della durata del processo di aggancio dei Documenti di trasporto rettificati;

Queste domande sono state poste nell'ambito pre-AIR e, ove valide, applicate anche nell'ambito post-AIR.

Infatti, per la determinazione dei valori mancanti della soluzione post-AIR e per la convalida di quelli ottenuti dal sondaggio sono stati eseguiti manualmente e cronometrati in un ambiente di test tutti i tasks che compongono i processi in analisi.

Al fine di ovviare alla diffusione di errori sistematici e casuali sono state ripetute diverse misurazioni, cambiando sia lo strumento di misurazione, sia l'operatore che svolge l'attività, effettuando successivamente una media ponderata dei risultati ottenuti per efficientare al massimo i risultati.

1) Stima media per la verifica delle squadrature delle fatture

Per quel che concerne il task di apertura delle fatture e di verifica di eventuali squadrature, sono stati stimati in media 20 secondi per portare a compimento l'attività. Tale procedura è molto onerosa a livello computazionale poiché richiede l'apertura e la verifica di tutte le fatture e non solo di quelle che presentano una squadratura.

Inoltre, tale stima è suddivisa in due macro-blocchi: il tempo di apertura della singola fattura, pari a 5 secondi e il tempo residuo che serve all'utente per la verifica della presenza di una squadratura o meno. Il tempo di accesso al sistema in questa simulazione è stato spalmato su tutte le fatture, ipotizzando un sistema sempre disponibile e funzionante.

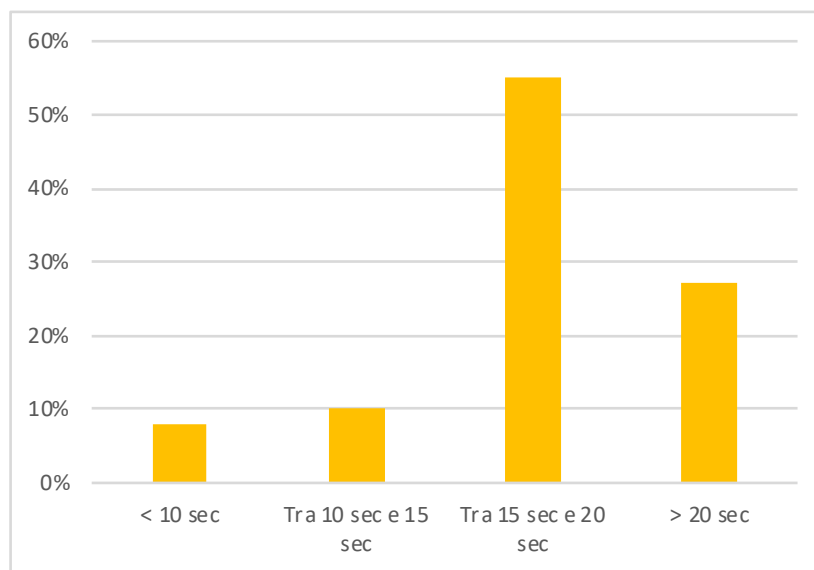


Immagine 16: Risposta inerente alla stima media per la verifica delle squadrature delle fatture (2022)

2) Stima media della durata del processamento della singola linea della fattura

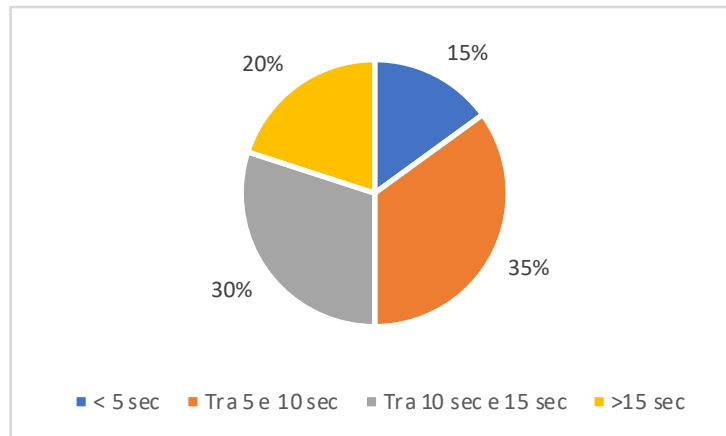


Immagine 17: Risposta inerente alla stima media del tempo di processamento della singola linea della fattura (2022)

Per ipotesi in tali tempistiche non si considerano eventuali errori commessi dall'uomo nei possibili abbinamenti e, come conseguenza, vengono trascurate le eventuali rilavorazioni connesse alla criticità evidenziata. Le rilavorazioni e il miglioramento qualitativo dell'output sono state infatti valorizzate esclusivamente nell'analisi qualitativa del processo, presente nei paragrafi successivi.

Ulteriore ipotesi prevede che le tempistiche di gestione delle squadrature siano invarianti rispetto al motivo della squadratura: in tal senso, la gestione delle squadrature di prezzo e la gestione delle squadrature di quantità, ad esempio, coincidono per tempistica e richiesta di effort lato operatore.

3) Stima media dell'inserimento a sistema del motivo della squadratura

Per quel che concerne il riconoscimento del motivo della squadratura, come si evince nel digramma a torta sotto-riportato, l'inserimento di questo a sistema e la convalida, sono necessari in media 30 secondi, prevedendo la piena disponibilità degli applicativi e del pc, senza alcuna latenza e senza alcun malfunzionamento.

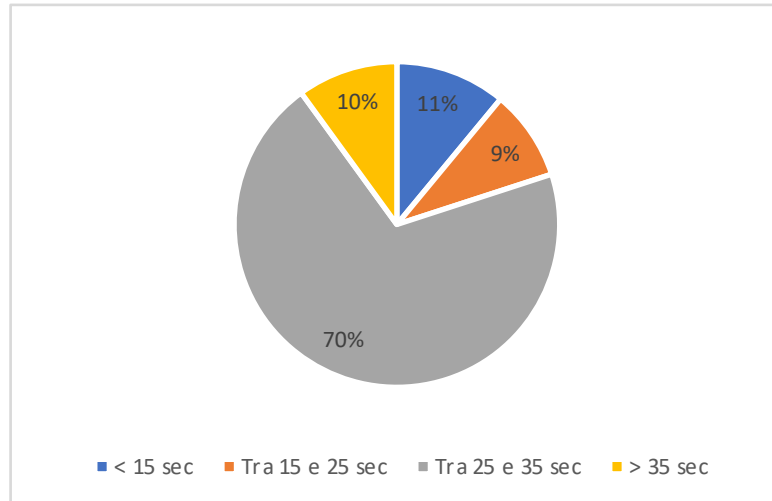


Immagine 18: Risposta inerente alla stima media per l'inserimento a sistema del motivo della squadratura (2022)

4) Stima media dell'analisi dell'errore inerente alle squadrature di quantità

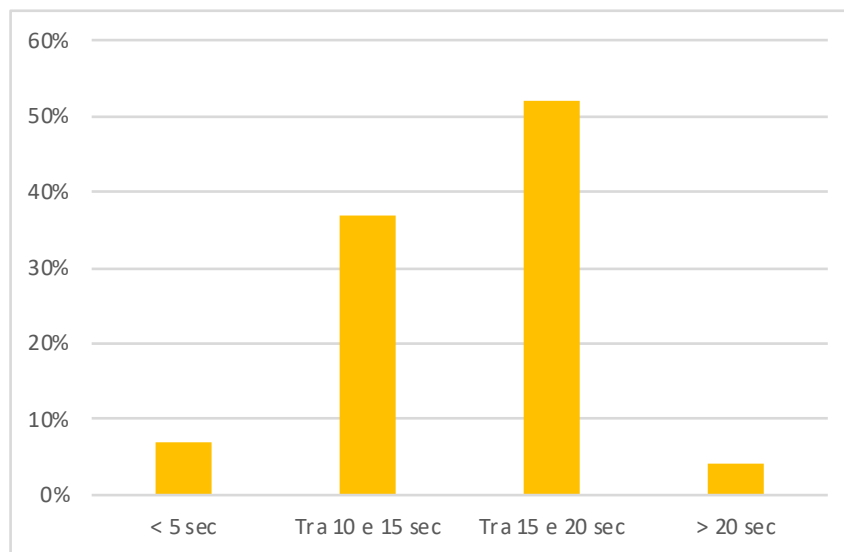


Immagine 19: Risposta inerente alla stima media per l'analisi dell'errore inerente alla squadratura delle quantità (2022)

In media sono necessari 15 secondi per comprendere l'entità dell'errore nella gestione delle discrepanze di quantità: nello specifico l'operatore a seguito di un'analisi dettagliata dei documenti deve attribuire la responsabilità dell'errore a uno dei due attori tra il magazzino e il fornitore e delineare i prossimi step che

portino alla riconciliazione fattura-DDT. In questa stima, inoltre, si considera la piena disponibilità dell'operatore umano e dei documenti necessari all'analisi.

5) Stima media dell'invio della proposta di rettifica al magazzino

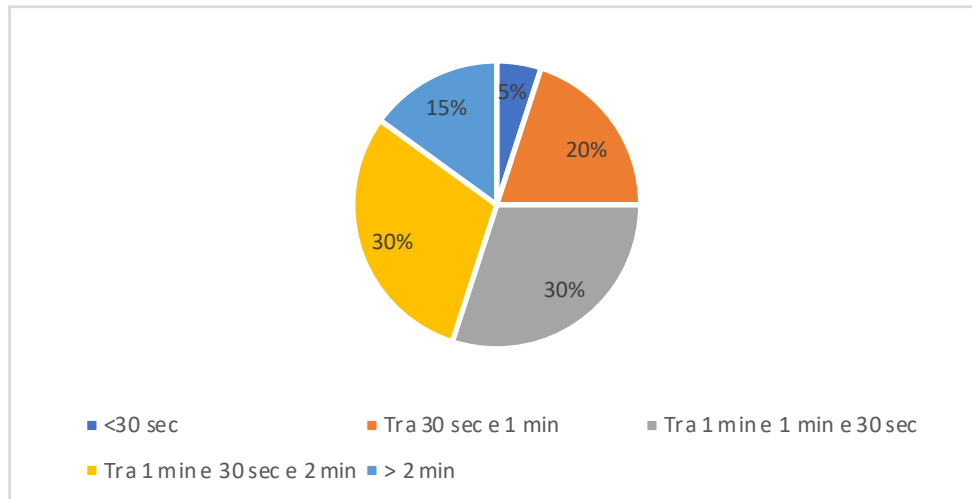


Immagine 20: Risposta inerente alla stima media per l'invio della proposta di rettifica al magazzino (2022)

Come si evince dal diagramma a torta sopra-riportato, in media sono necessari 60 secondi per inviare la proposta di rettifica al magazzino inerente ad una singola fattura.

Questo task risulta essere alquanto oneroso a livello temporale motivo per il quale, nella soluzione AIR, tale attività è stata focus di diverse miglorie gestorie che hanno supportato una riduzione nei tempi pari a circa il 60%, riducendo la durata dell'attività a soli 24 secondi.

6) Stima media dell'invio della proposta di contenzioso al fornitore

Come si evince dal diagramma a barre sotto-riportato, in media sono necessari 2 minuti per inviare la proposta di contenzioso al fornitore.

Tale gestione risulta essere alquanto onerosa sia a livello temporale che a livello di gestione della relazione con il fornitore, soprattutto nella fase di raccolta delle

informazioni (quali e-mail, numero di telefono, DDT e fatture) tutte necessarie per l'invio e la corretta gestione della rettifica.

La soluzione AIR prende atto di ciò e attraverso una gestione modellata direttamente sul sistema riduce di circa il 40% le tempistiche connesse a tale task, portando i secondi richiesti da tale attività ad un valore pari a 72.

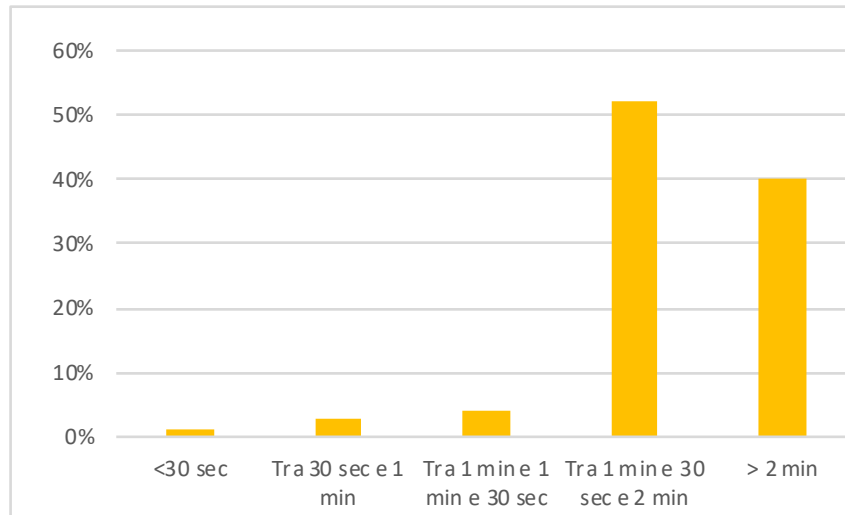


Immagine 21: Risposta inerente alla stima media per l'invio della proposta di contenzioso al fornitore (2022)

7) Stima media della durata del processo di aggancio dei DDT rettificati

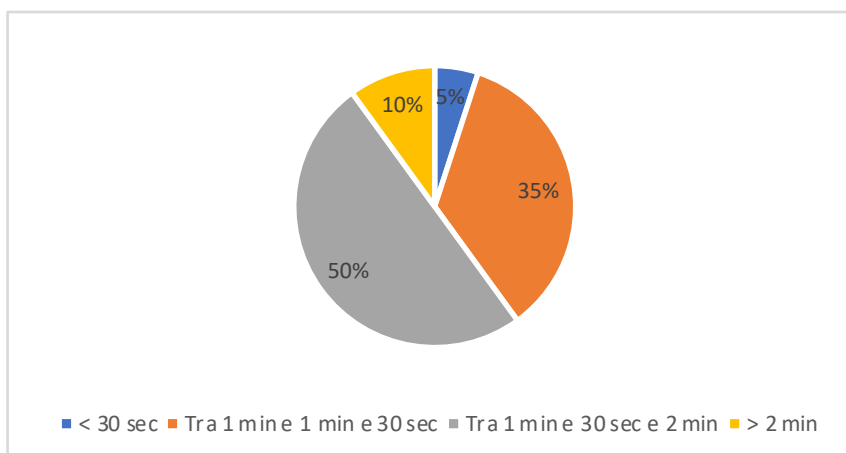


Immagine 22: Risposta inerente alla stima media per l'aggancio dei Documenti di trasporto rettificati (2022)

Sono necessari in media 180 secondi per l'aggancio dei documenti di trasporto rettificati e la convalida a sistema di quanto detto. Tale operazione è invariante a livello di effort per quel che concerne sia le Cedi che le Dirette e coinvolge sia l'ufficio di contabilità di magazzino sia l'ufficio di controllo.

Tale attività non è presente nella soluzione post-AIR poiché completamente automatizzata grazie all'implementazione di un robot RPA che ha ridotto a zero secondi le tempistiche necessarie per l'aggancio manuale dei documenti rettificati.

Per quel che concerne la soluzione post-AIR, inoltre, si aggiungono le seguenti considerazioni:

Stima media accesso al monitor e click sul tasto della riconciliazione

Si è osservato che in media, a seguito di diverse misurazioni, per ogni fattura sono necessari 30 secondi: l'utente infatti deve premere un tasto e attendere che il sistema attui il processo. Questa tempistica comprende il tempo per l'accesso al sistema che è stato spalmato su ogni fattura squadrata.

Stima dell'analisi e della gestione delle squadrature non automatizzate

A seguito di diverse misurazioni, si è osservato che la tempistica necessaria per gestire le squadrature residuali, ossia non gestite in maniera automatizzata da ML e RPA, sia pari a dieci secondi per linea della fattura.

Considerando la media delle righe pari a diciassette, si deduce che, per gestire una fattura siano necessari 170 secondi, indipendentemente dall'entità della discrepanza. Nonostante il valore finale, non differisca da quello pre-AIR si può osservare che il processo è notevolmente semplificato sia grazie all'implementazione del monitor di gestione dei contenziosi sia grazie alla maggiore visibilità dei motivi e dei valori della discrepanza.

5.6.2 Le ipotesi al contorno del modello di analisi economica

Il modello di analisi economica si basa su una serie di ipotesi strutturate e mirate all'individuazione di risultati concreti e validi nel confronto delle soluzioni pre-AIR e post-AIR, sia a livello economico che a livello qualitativo.

Ulteriori ipotesi, oltre quelle precedentemente esposte nella presentazione del modello di analisi dei volumi valide anche per la costruzione del presente modello, prevedono la piena disponibilità del sistema, la scalabilità di questo a fronte dell'introduzione di volumi maggiori, la piena disponibilità dell'operatore umano assegnato ad un determinato task, la reattività del sistema, l'assenza di errori e rilavorazioni e la massimizzazione dell'effort impiegato da tutti gli elementi che compongono l'organigramma aziendale.

Si può osservare che le ipotesi presentate sono caratterizzate da una condizione favorevole che non sempre si verifica nel contesto aziendale di riferimento, senza che influenzino negativamente la stima offerta dal modello poiché esse impattano positivamente, soprattutto per la soluzione pre-AIR che richiede una maggiore attività umana e che porta, quindi, il modello ad una sotto-stima ragionevole e accettabile dei benefici economici dell'iniziativa.

5.6.3 Analisi dell'effort manuale pre e post-AIR

Nel processo di analisi economica della soluzione AIR per la riconciliazione automatizzata fattura-documento di trasporto è importante determinare e valorizzare l'effort richiesto alla risorsa umana in termini temporale per lo svolgimento di un determinato task.

Il modello di stima delle tempistiche è stato costruito partendo dalle ipotesi precedentemente esplicitate ed analizzate, calcolando o stimando i tempi di elaborazione del singolo elemento al fine di calcolare sia in un ambito pre-AIR che in un ambito post-AIR la durata totale delle attività dell'utente in un anno di esercizio (2021).

Per i processi, come ben si evince dalle tabelle sotto-riportate, sono state calcolate le singole durate in minuti dei soli task a gestione manuale con la finalità ultima di effettuare

un confronto concreto e strutturato circa i giorni uomo necessari per portare a compimento la riconciliazione fattura-DDT.

Le tempistiche sono state successivamente riportate in ore e moltiplicate per i volumi al fine di poter calcolare la durata totale dell'attività utente in un anno solare.

<i>Stima Effort Manuale Pre-AIR</i>					
ID	Task	Stima elaborazione manuale singolo elemento (min)	Stima durata attività utente singola esecuzione (h)	Stima durata totale attività utente in un anno (h)	Stima durata totale attività utente in un anno (gg/uu)
1	Accedere al sistema, aprire tutte le fatture e verificare quali fatture squadrino o meno	0,42	0,01	5442	680
2	Stampa della fattura e del Documento di Trasporto	0,5	0,01	614	77
3	Abbinamento manuale della fattura e del DDT	2,83	0,05	2700	337
4	Riconoscimento del motivo della squadratura a sistema	0,5	0,01	614	77
5	Gestione delle discrepanze di prezzo e delle scontistiche per fornitori	2,83	0,05	780	97
6	Analizzare le squadrature di Quantità per capire l'entità dell'errore (fornitore o magazzino)	0,25	0,00	83	10
7	Invio Proposta di Rettifica al magazzino	1,6	0,03	176	22
8	Invio proposta di contenzioso al fornitore	2,8	0,05	927	116
9	Processo di Aggancio dei DDT rettificati	3	0,05	993	124
TOT					1541

Tabella 10: tempistiche e stima dell'effort nella soluzione pre-AIR

I tasks considerati sono in numero maggiore per la soluzione pre-AIR poiché, per sua natura, essa non presenta implementazioni tecnologiche che possano ovviare alla gestione manuale dei task. In tal senso, il numero di task nel processo post-AIR si riduce da nove a sei attività prettamente manuali che, grazie anche alle migliorie apportate al sistema, presentano tempistiche minori con conseguente riduzione degli effort richiesti all'utente.

ID	Task	Stima Effort Manuale Post-AIR			
		Stima elaborazione manuale singolo elemento (min)	Stima durata attività utente singolo elemento (h)	Stima durata totale attività utente in un anno (h)	Stima durata totale attività utente in un anno (gg/uu)
1	Accesso su monitor e click sul tasto riconciliazione	0,5	0,01	476	60
2	Analizzare e gestire le squadrature di prezzo non gestite in automatico (articolo box)	2,83	0,05	26	3
3	Analizzare e gestire le squadrature non di Prezzo e non di Quantità	2,83	0,05	1762	220
4	Analizzare le squadrature di Quantità per capire l'entità dell'errore (fornitore o magazzino)	2	0,03	662	83
5	Invio Proposta di Rettifica al magazzino	1	0,02	110	14
6	Invio proposta di contenzioso al fornitore	2	0,03	662	83
TOT					462

Tabella 11: tempistiche e stima dell'effort nella soluzione post-AIR

L'attività più onerosa del processo pre-AIR, come si evince nel digramma a torta sotto riportato, con una percentuale pari al 44% del tempo totale necessario per riconciliare i documenti, è costituita dall'apertura manuale delle singole fatture per la verifica dell'eventuale squadratura della fattura stessa (ID 1). Tale operazione risulta essere completamente automatizzata nel nuovo processo, dove, grazie alla valorizzazione di un

monitor contenzioso, l'utente può, a seguito dell'accesso al sistema, visionare direttamente quali documenti squadrino o meno, senza dover procedere alla singola apertura degli stessi.

La seconda attività maggiormente impattante le tempistiche e l'effort richiesto è l'abbinamento manuale della fattura e del DDT (ID 3), con una percentuale pari a circa il 22% del tempo totale: l'utente, infatti, deve procedere alla stampa e alla lettura delle singole righe della fattura rapportandole al DDT ed evidenziando quelle presenti in uguale misura ed in uguale entità e valorizzando, invece, quelle che presentano una mancata coincidenza sia in termini quantitativi che di prezzo.

Tale operazione è presente anche nel processo post-AIR ma non richiede alcuna stampa, essendo svolta e convalidata direttamente sul sistema e presenta volumi di gestione molto minori e in forma residuale rispetto alla gestione robotica.

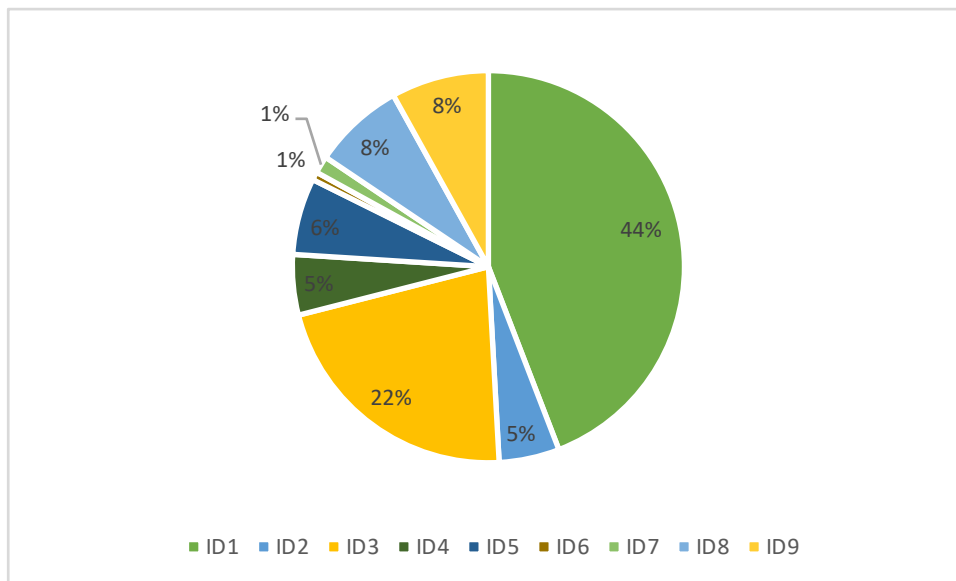


Immagine 23: Tempistiche percentuali dei tasks pre-AIR

Per quel che concerne il processo post-AIR, il maggior aggravio, come si evince dal grafico sotto riportato, è dato dall'analisi e dalla gestione delle squadrature non di prezzo e non di quantità, ossia quelle non gestite in modalità RPA o in modalità ML (48%): tale ambito è tutt'oggi in fase di analisi per ulteriori migliorie ed implementazioni perimetrali

di soluzioni tecnologiche, innovative e robotiche al fine di ridurre ulteriormente l'apporto umano a tale attività.

Le attività di analisi e gestione dell'errore connesso alle squadrature di prezzo (ID 3) e l'invio della proposta di contenzioso al fornitore (ID 6) costituiscono complessivamente il 18% delle tempistiche totali connesse alla riconciliazione: nonostante le numerose migliorie apportate, grazie all'introduzione di una soluzione di Robotic Process Automation per la migliore gestione delle discrepanze di Quantità, tali attività risultano essere ancora a discapito della forza lavoro umana, seppur caratterizzate da numerose semplificazioni e agevolazioni processuali che hanno ridotto le tempistiche di quasi il 50% rispetto al processo pre-AIR.

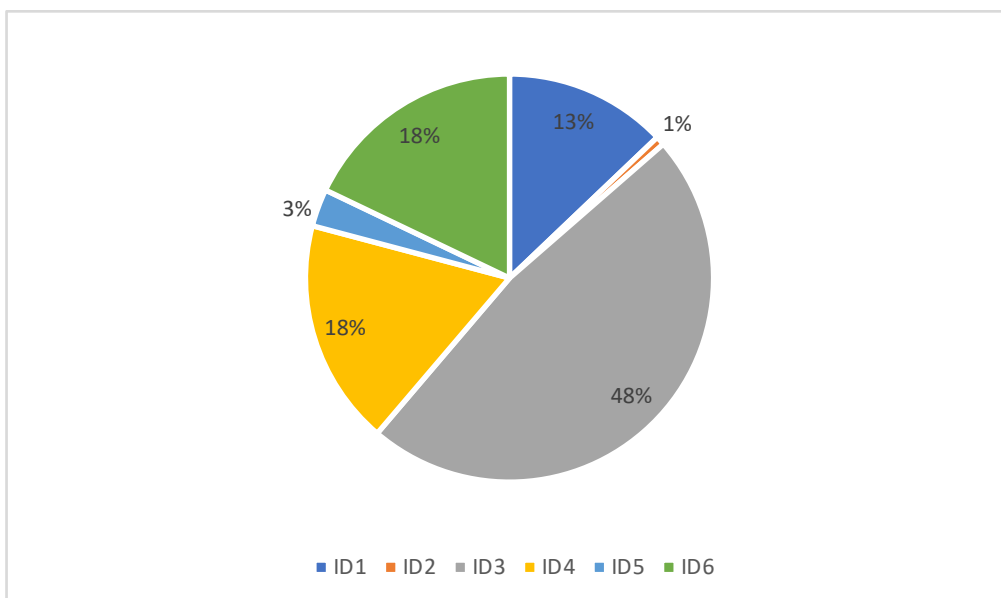


Immagine 24: Tempistiche percentuali dei tasks post-AIR

Confrontando, la stima totale dell'attività dell'utente in un anno (2021) delle due soluzioni si evince che la richiesta di effort del post-AIR è pari a circa 1/3 di quella richiesta precedentemente, consolidando l'idea che le migliorie apportate abbiano avviato alle maggiori criticità presenti nella riconciliazione fattura-DDT e apportato una serie di benefici e di impatti economici-organizzativi particolarmente rilevanti.

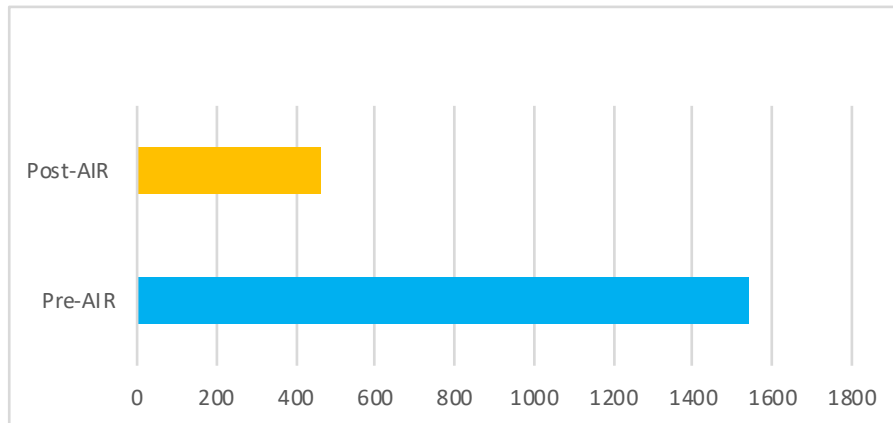


Immagine 25: confronto pre-AIR e post-AIR sulla stima totale dell'attività annuale dell'utente

5.6.4 Valutazione dell'efficienza dell'applicativo di ML

A differenza dell'automazione standard, il machine learning riesce a gestire processi più complessi e imparare nel tempo nuove logiche e meccanismi applicativi e operativi, portando grandi migliorie in termini di efficienza, agilità e resilienza. Oggigiorno però molte aziende rimangono bloccate nella fase pilota, faticando ad eseguire lo step successivo di applicazione tecnologica su larga scala o in forma più estesa.

Quanto detto si riscontra con una difficoltà valutativa degli impatti che tale tecnologia ha nel contesto di riferimento e nella valutazione dell'efficienza della tecnologia stessa.

Secondo una recente indagine di McKinsey infatti solo il 36% delle aziende intervistate dichiara di aver superato la fase pilota e solo il 15% dichiara di aver compreso gli impatti della tecnologia a livello economico operativo.

Tutto ciò premesso, è opportuno analizzare una delle possibili metriche valutative dell'efficienza della soluzione di ML al fine di comprendere le dinamiche tacite e insite negli applicativi e offrirne una giustificazione quanto più completa e valida possibile.

A seguito della costruzione del modello di calcolo dei volumi è stato possibile offrire gli input della metrica EML (Efficienza del Machine Learning) dove, attraverso una correlazione tra il numero dei match totali effettuati dal modello di ML e quelli effettuati

con il modello deterministico e con il totale delle linee processate, si offre una stima quanto più oggettiva dell'andamento dell'efficienza nel tempo.

È possibile sintetizzare la formula come segue:

$$EML = \frac{n \text{ Match Modello}}{\text{Tot linee} - n \text{ Match Deterministico}}$$

Applicando la formula al modello volumetrico costruito e analizzato in precedenza è possibile calcolare l'efficienza, per ogni mese dell'anno in analisi (2021), dell'applicativo IRIDE.

2021	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Sett.	Ott.	Nov.	Dic.	Media
Efficienza ML	22%	33%	29%	29%	29%	35%	36%	39%	34%	37%	37%	36%	33%

Tabella 12: EML, efficienza del ML, 2021

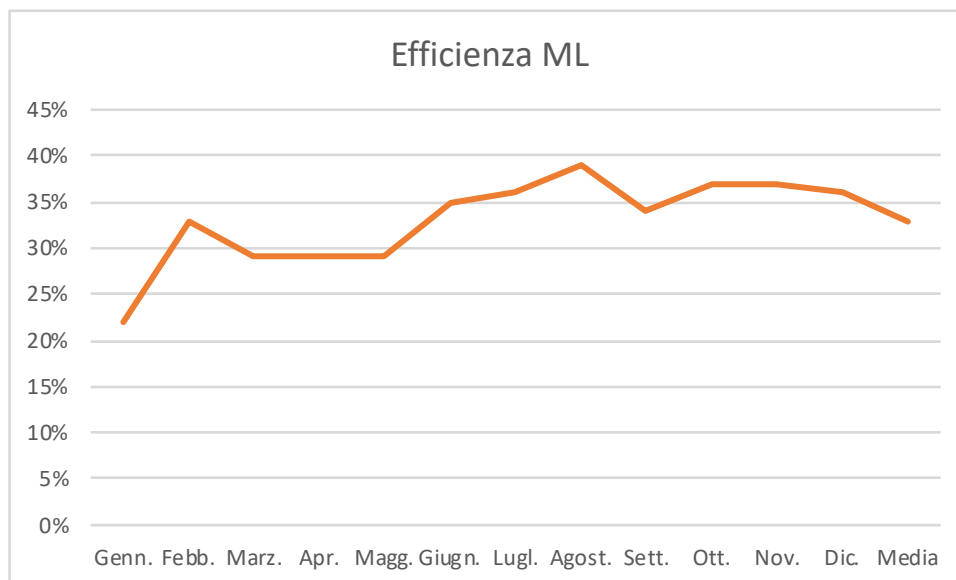


Immagine 26: Andamento dell'EML, 2021

L'andamento dell'indicatore EML, come si evince dal grafico sopra riportato, tende a seguire, nel complesso, un trend di crescita più o meno lineare nel tempo. Tale trend è giustificato dalle frequenti sessioni di training eseguite dagli operatori che, attraverso il match manuale delle linee non abbinate fattura-DDT, migliorano le performance e il know-how dell'algoritmo, insegnando nuove modalità di abbinamento e nuove logiche predittive.

I periodi in cui tale crescita risulta essere assente o poco rilevante sono dovuti invece al naturale asintoto a cui l'algoritmo di intelligenza artificiale tende, raggiungendo valori di performance relativamente stabili: una volta appresi i principali comportamenti e le principali logiche associative, le prestazioni dell'algoritmo risultano essere consolidate e, in quanto tali, già performanti.

Nel mese di marzo, di settembre e di dicembre si osserva, infine, un peggioramento nelle prestazioni dell'applicativo di ML IRIDE, in parte giustificato dall'introduzione di nuovi fornitori nel modello che impattano le logiche applicative e le regole che l'algoritmo deve eseguire al fine di processare le fatture squadrate e determinare i matching di queste con le bolle di trasporto.

Ogni fornitore presenta delle peculiarità proprie e delle logiche applicative a sé stanti che l'algoritmo deve comprendere grazie alla reiterazione delle medesime procedure e alle frequenti sessioni di training.

La valutazione dell'applicativo IRIDE, in conclusione, sembra essere in linea con quanto precedentemente delineato a livello teorico, mostrando importanti evidenze di efficienza con soglie che su una media annuale raggiungono il 33% e che sicuramente compensano l'operato umano in maniera strutturata e valida.

5.6.5 L'analisi economica di AIR

La valutazione economica dell'iniziativa in esame segue i principi e le linee guida precedentemente descritte in termini prettamente teorici e presenta risultati chiari e strutturati volti alla valorizzazione e alla determinazione del rapporto benefici-costi dell'iniziativa e delle soluzioni innovative-tecnologiche in essa implementate.

5.6.5.1 I benefici quantitativi di AIR

Si è optato, in accordo con la prassi comune specialmente negli stakeholders dei clienti, di ricondurre l'analisi dei benefici economici dell'iniziativa in termini di FTE e della riduzione di questi a seguito degli interventi di robotizzazione e automazione.

Full Time Equivalent (FTE) è un'unità di misura utilizzata per indicare il livello di effort raggiunto o pianificato per svolgere un determinato task o un progetto da parte di una risorsa a tempo pieno.

Questo indicatore, applicabile in una vasta varietà di contesti, viene ampiamente utilizzato dalle organizzazioni per determinare il carico di lavoro dei propri dipendenti, con la prospettiva ultima di calcolare il numero di risorse a tempo pieno e le ore totali lavorate necessarie per il compimento di un'attività.

Esso è quindi fondamentale ai fini contabili e salariali per il calcolo dei budget e dei pricing delle iniziative aziendali.

Nel contesto aziendale italiano, un FTE equivale ad un dipendente che lavora a tempo pieno, per otto ore al giorno, cinque giorni alla settimana, per un totale di 220 giorni all'anno.

Nel calcolo sono stati così esclusi i giorni festivi, i weekends e le ferie spettanti, essendo, quindi, possibile calcolare l'unità di misura FTE attraverso la seguente formula:

$$FTE = \frac{\textit{Average Handling Time (AHT) anno}}{h/anno}$$

Dove l'Average Handling Time, utilizzato nelle valutazioni di business, rappresenta il tempo medio totale impiegato per gestire una singola transazione.

E' possibile, in tal senso, calcolare il corrispettivo valore di FTE riportando la formula in giorni e considerando la stima della durata totale dell'attività dell'utente nell'arco temporale di un anno, precedentemente calcolata e analizzata:

$$FTE = \frac{\text{Stima durata tot attività annua utente } (\frac{gg}{uomo})}{220 (\frac{gg}{anno})}$$

	Stima durata totale attività utente in un anno (gg/uu)	FTE	Riduzione % FTE
Pre-AIR	1600	7	-
Post-AIR	460	2	70%

Tabella 13: stima durata totale attività utente e FTE, pre-AIR e post-AIR (2021)

A seguito della stima condotta, come si evince dalla tabella sopra-riportata, vi è una significativa riduzione delle tempistiche connesse alle attività manuali e, come conseguenza, una riduzione degli FTE coinvolti nel processo: oltre il 70% del tempo delle risorse impiegate nelle attività descritte sul processo di verifica fattura e riconciliazione risulta adesso dispensabile e può, dunque, essere allocata su attività a maggior valore aggiunto, più profittevoli e sicuramente più motivanti per la risorsa umana stessa.

A completamento dell'analisi si è stimato un possibile impatto di alcune delle ipotesi al modello precedentemente esposte. Nello specifico, si è ipotizzata una variabilità della stima statistica dell'effort del processo pre-AIR, circa pari al 5%: in tal senso, il miglioramento in termini di riduzione di FTE coinvolti nel processo di riconciliazione oscilla tra il 65% e il 75%.

Per svolgere la medesima attività, dunque, si necessita di soli due operatori e non più sette con la piena riallocazione e il pieno riassorbimento delle risorse assegnate alla suddetta attività nell'aria amministrativa-contabile, secondo una prassi consolidatasi negli ultimi anni.

Il calcolo del beneficio dell'iniziativa in termini di efficientamento degli FTE coinvolti è estremamente funzionale per rispondere alle necessità comunicazionali interne, sintetizzando l'efficacia del progetto attraverso uno strumento facilmente apprezzabile da

chiunque non conosca le peculiarità dell'unità organizzativa in cui è stato effettuato l'intervento innovativo.

Il ruolo di Eos Reply ed il suo coinvolgimento nel progetto in analisi non hanno però permesso alcuna visibilità sugli stipendi corrispondenti al personale impegnato nelle attività di ciclo passivo man mano robotizzate e neanche sui costi connessi alla soluzione di automatizzazione del processo.

In conclusione, la riduzione degli FTE apportata dalla soluzione AIR impatta sicuramente il conto economico aziendale, rendendo l'organizzazione potenzialmente più profittevole e sicuramente più flessibile all'interno del mercato competitivo di riferimento

5.6.5.2 I benefici qualitativi di AIR

Oltre a valutare i benefici economici di un'iniziativa di robotizzazione e automazione impattanti il conto economico aziendale, occorre porsi l'obiettivo di valorizzare e mettere a fuoco i benefici al contorno, offerti in un ventaglio di circostanze differenziate, che la presente iniziativa apporta e comporta.

In tal senso, un approccio valutativo prettamente quantitativo non si presta per un'analisi esaustiva della soluzione AIR, portando ad un risultato complessivo riduttivo e in parte forviante.

Interessante è, dunque, considerare anche i benefici esterni apportati dall'iniziativa quali la maggiore soddisfazione dei dipendenti, il miglioramento in termini di efficacia del processo e la miglior gestione della riconciliazione fattura-documenti di trasporto al fine di comprendere tutte le variabili che massimizzano la funzione obiettivo del "benessere aziendale".

Nella risoluzione del trade-off tra quantificazione dei benefici e correttezza progettuale del modello, si è scelto, al fine di non "sporcare" il modello in essere, di non quantificare gli stessi ma di valorizzarli in una valutazione prettamente discorsiva e teorica.

Fatta questa doverosa premessa, si passano in rassegna i principali benefici qualitativi che la soluzione AIR ha apportato al processo aziendale nella sua interezza. Quest'ultimi, in

una successiva analisi, potrebbero essere implementati in un modello quantitativo che ne colga e ne quantifichi i possibili benefici economici-organizzativi.

Un primo beneficio apportato dalla robotizzazione e dall'automazione del processo di riconciliazione è connesso alla riduzione del lead time.

Il lead time (LT), o tempo di attraversamento, è il tempo che intercorre tra l'inizio di un processo o di un progetto e la comparsa dei suoi risultati; applicato nel contesto aziendale si riferisce al tempo di reazione rispetto alla richiesta effettuata da un cliente di un nuovo prodotto (time to market) o di un ordine di un prodotto già esistente (time to order). Nel contesto in analisi, LT è il tempo che intercorre dalla ricezione delle merci al pagamento al fornitore.

Infatti, per organizzazioni operanti in ambiti quali la grande distribuzione organizzata vi è la possibilità di dilazionare i pagamenti nel tempo secondo regole ben prefissate dalla giurisdizione italiana: “per le merci deteriorabili il pagamento del corrispettivo deve essere effettuato entro il termine legale di 30 giorni dalla consegna o dal ritiro dei prodotti medesimi o delle relative fatture ed entro il termine di sessanta giorni per tutte le altre merci” (art. 62, comma 3 C.C.). Il mancato rispetto, da parte del debitore, dei termini di pagamento stabiliti al comma 3 è punito con sanzione amministrativa pecuniaria da 500 a 500.000 euro e l'entità della sanzione viene determinata in funzione del fatturato dell'azienda, della ricorrenza e della misura dei ritardi.

Una riduzione del Lead Time nel processo di riconciliazione fattura-DDT si traduce, dunque, in una maggiore efficienza del workflow e nel rispetto delle tempistiche di pagamento, con conseguente riduzione delle penali e delle sanzioni pecuniarie da pagare al fornitore.

Un secondo vantaggio attiene alla soglia di tolleranza imposta dal cliente nella definizione della squadratura: si è osservato che, a seguito dell'implementazione di AIR, la soglia del cliente si è ridotta del 10%, aumentando sicuramente i volumi processati ma riducendo le “perdite” economiche connesse alla scarsa o mancata gestione dei contenziosi e delle rettifiche di magazzino.

Un terzo vantaggio è connesso all'output qualitativo del processo: gli errori umani sono spesso basati su disattenzioni e dimenticanze che un robot non possiede e non riversa sul

processo. L'errata gestione del processo di riconciliazione comporta ritardi e rilavorazioni che impattano negativamente l'efficienza operativa ed economica del processo stesso, aumentando i costi connessi all'iniziativa.

In aggiunta a ciò, il robot, liberando la risorsa umana da un lavoro alienante, monotono e routinario, può accrescere la motivazione del dipendente, attribuendo lui attività interessanti e valide che possono inglobare e valorizzare i principi aziendali e il corretto perseguimento di questi.

AIR, inoltre, come la maggior parte delle soluzioni di Robotic Process Automation, presenta i benefici di elevata tracciabilità e di elevata scalabilità del processo: oltre a ridurre in numero gli errori, questa soluzione consente di avere un processo strutturato per il monitoraggio della reportistica degli stessi, attraverso un sistema di continuo log dei task, con scalabilità particolarmente elevata ed un'elevata velocità di implementazione.

Le tecnologie in analisi sono adattive e non impattano i sistemi esistenti non richiedendo alcuna modifica strutturale e un corso di formazione e di aggiornamento delle competenze del dipendente limitato nel tempo e nella difficoltà.

In conclusione, tutti i benefici, più o meno quantificabili impattano positivamente il processo di riconciliazione apportando migliorie operative, amministrative e organizzative che, se ben strutturate, possono portare alla costruzione di un vantaggio competitivo sostenibile.

Conclusioni

Questo lavoro ha esaminato ed evidenziato i principali impatti della rivoluzione digitale e le trasformazioni massicce che la maggior parte dei settori e dei mercati stanno attraversando e imparando a gestire, valorizzando l'analisi sotto un duplice aspetto conoscitivo ed esperienziale.

Ogni paragrafo del lavoro vuole essere occasione di approfondimento in un campo oggi più che mai delicato ma essenziale per la ripresa della società e per la crescita della comunità.

La IV rivoluzione industriale ha impattato tutte le sfere umane, stravolgendo anche il mondo culturale proprio come era stato fatto in precedenza dalla rivoluzione copernicana, darwiniana e freudiana di cui ne è il naturale apice.

In un periodo storico in cui lo spread della pandemia e l'evoluzione di rapporti belligeranti stanno mettendo sotto pressione gli equilibri globali e i paradigmi culturali, l'intelligenza artificiale e le nuove tecnologie possono ricoprire un ruolo determinante per la salvaguardia del benessere sociale e per il perseguimento degli equilibri di lungo periodo.

Oggi sono necessari e urgenti nuovi criteri di interpretazione e di pianificazione societaria, politica ed economica volti alla salvaguardia delle minoranze e all'abolizione delle disuguaglianze sociali che le nuove tecnologie stanno portando e comportando.

Il dibattito di politica economica si esprime in tale ottica e le eccellenze di pensiero propongono teorie e soluzioni valide e diversificate che smentiscono le credenze connesse alla disoccupazione digitale.

In tal senso, si riporta l'aggiornamento della nuova strategia industriale dell'Unione Europea del 10 marzo 2020, dove l'UE prende atto della necessità di incorporare la transazione digitale, tecnologica ed ecologica, attingendo alla forza delle tradizioni, delle imprese e delle persone che in essa operano.

Il nuovo approccio politico mira a migliorare la connessione tra le esigenze della collettività e la pluralità di piccole e medie imprese che soprattutto nel contesto italiano costituiscono il vero polmone della catena del valore e dell'ecosistema industriale.

A seguito dell'annuncio pandemico, dei lockdown e dei rallentamenti economici, i governi e le commissioni hanno dovuto agire in maniera estremamente rapida per affrontare l'impatto sulle imprese europee e per sostenere i settori e i lavoratori più colpiti e in quanto tali più vulnerabili. Durante questo periodo si è assistito alla resilienza, all'ingegnosità e all'adattabilità dell'industria europea e italiana ma soprattutto alla diffusione delle nuove tecnologie e dei nuovi paradigmi organizzativi da esse apportate, dimostrando che l'intelligenza artificiale, la robotizzazione dei processi e la digitalizzazione di questi, se ben implementati e coadiuvati, possono diventare un vero e proprio valore aggiunto per un mercato più pulito, più digitale e più resiliente.

Vorrei concludere il lavoro condividendo in toto il pensiero di Von der Leyen (Von der Leyen, 2021): “Le lezioni che il contesto odierno ci hanno permesso di imparare devono portare le strategie industriali europee a rafforzare la propria resilienza economica e ad accelerare le transizioni digitali ed energetiche al fine di rendere l'industria europea leader a livello mondiale”.

Ringraziamenti

Desidero ringraziare con tutta me stessa il relatore del mio lavoro finale professor Carlo Cambini per la sapiente guida della tesi, per il tempo dedicato e l'incoraggiamento costante per il raggiungimento degli obiettivi prefissati.

Voglio ringraziare l'ingegnere Andrea Vulpis e tutto il team con cui ho collaborato perché ho percepito il forte interesse per riuscire a presentare nel lavoro di tesi il reale passaggio dal saper al saper fare in una realtà aziendale particolare come quella di Eos Reply.

Ancora un grazie alla mia numerosa famiglia per tutto ciò che non mi viene in mente perché banale e scontato, ma che c'è e mi ha consentita di arrivare serenamente a questo traguardo, grazie mamma per aver creduto sempre in me con orgoglio, grazie papà per essere stato un solito appoggio in ogni decisione e scelta e grazie Valerio per avermi sempre sostenuta con gli occhi soddisfatti che solo una persona dal cuore grande come il tuo ha.

Dedico questo importante traguardo a tutte le persone che mi hanno accompagnata in questi due anni e che mi hanno supportata in tutto l'iter del percorso di studi, in particolar modo i miei amici storici, la mia compagna di studi per eccellenza (Laura), Giulia D.C., Sarah e Giulia M..

Bibliografia

A. Rezzani: Big data: architettura, tecnologie e metodi per l'utilizzo di grandi basi di dati (2021), Maggioli Editore (cap 1,2)

J. Moody, J. Blanton, R. Will (1999) Capturing expertise from experts: the need to match knowledge elicitation techniques with expert system types, *Journal of Computer Information Systems* (pag 89-95)

L. Abrardi, C. Cambini, L. Rondi: the Economics of Artificial Intelligence: A survey (2019), *Robert Schuman Centre for Advanced Studies Florence School of Regulation*

K. D. Vohs, R. F. Baumeister, B. J. Schmeichel, J. M. Twenge, N. M. Nelson, D. M. Tice: Making choices impairs subsequent self-control: a limited-resource account of decision making, self-regulation, and active initiative (2008), *J Pers Soc Psychol* (pag 883-898)

K. A. Artis, J. Bordley, V. Mohan, J. A. Gold: Data omission by physician trainees on ICU rounds (2019), *Crit Care Med* (pag 403-409)

E. Brynjolffson, A. McAfee: the second machine age: work, progress and prosperity in a time of brilliant technologies (2014), *PopMatters*

D. Astrologo, A. Surbone, P. Terna: Il lavoro e il valore all'epoca dei robot: intelligenza artificiale e non (2019), *Meltemi editore* (cap 1)

S. Russell, P. Norvig: Intelligenza artificiale, un approccio moderno (2005), *Pearson*, seconda edizione, volume 1 (cap 1)

F. Légaré, S. Ratté, K. Gravel, I. D. Graham: Barriers and facilitators to implementing shared decision-making in clinical practice: update of a systematic review of health professionals' perceptions (2008), *Patient Educ* (pag 526–535)

S. A. Christie, A. E. Hubbard, R. A. Callcut et al.: Machine learning without borders? An adaptable tool to optimize mortality prediction in diverse clinical settings (2018), *J Trauma Acute Care Surg* (pag 921–927)

R. Campa: Technological unemployment a brief history of an idea (2018), Vol 6 (pag 57-79), *European Journal of the History of Ideas*

One Network Enterprises (ONE): The 8 keys to achieving success with Artificial Intelligence in Supply Chain: artificial intelligence can offer a huge benefit to supply chain managers, but only if it is based on solid fundamentals that take into account the diverse and dynamic nature of today's modern supply chains (2020), *White Paper, artificial intelligence and the supply chain*

F. Saurwein, N. Just, M. Latzer (2015), *Governance of Algorithms: Options and Limitations*, *Emerald Group Publishing Limited*, Vol. 17, (pag 35-49)

- A. Chouldechova (2017): Fair Prediction with Disparate Impact: A Study of Bias in Recidivism Prediction Instruments, *Big Data*, (pag 153-163)
- C. Sunstein (2009): Economics for the Common Good, *Princeton University Press*
- D. A. Hashimoto, G. Rosman, D. Rus, O. R. Meireles: Artificial intelligence in surgery: promises and perils (2018), *Ann Surg* (pag 70–76)
- H. Chen-Ying, C. Wei-Chen, L. Po-Tsun, L. Ching-Heng, L. Chi-Chun: Comparing deep neural network and other machine learning algorithms for stroke prediction in a large-scale population-based electronic medical claims database (2017), *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* (pag 3110–3113)
- T. Cerquitelli, slides del corso “Business intelligence for big data” (2022)
- L. Buzzacchi, C. Cambini, slides del corso “Economia dei sistemi industriali” (2021)
- A. Bihorac, T. Ozrazgat-Baslanti, A. Ebadi et al.: MySurgeryRisk: development and validation of a machine-learning risk algorithm for major complications and death after surgery (2019). *Ann Surg.* (pag 652–662)
- T. Cerquitelli: Slides del corso di Business intelligence per big data (2022), *Politecnico di Torino*
- M. Komorowski, L. A. Celi, O. Badawi, A. C. Gordon, A. A. Faisal: The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care (2018), *Nat Med.* (pag 1716–1720)
- E. Choi, A. Schuetz, W. F. Stewart, J. Sun: Using recurrent neural network models for early detection of heart failure onset (2019), *J Am Med Inform Assoc.* (pag 361–370)
- N. J. Nilsson: Intelligenza artificiale (2002), *Apogeo* (cap 1)
- T. H. Davenport e R. Bean: il viaggio per diventare data-driven, una relazione sullo stato delle iniziative sui dati aziendali (2021) *NVP New Vantage Partners*
- N. Tohamy: Hype Cycle per la strategia della catena di approvvigionamento (2021) *Gartner*

T. J. Loftus, P. J. Tighe, A. C. Filiberto, P. A. Efron, S. C. Brakenridge, A. M. Mohr, P. Rashidi, G. R. Upchurch, A. Bihorac: Artificial Intelligence and Surgical Decision-Making (2020), *National Library of Medicine*

C. Janiesch, P. Zschech, K. Heinrich: Machine learning and deep learning (2020), *Electronic Markets*

L. Floridi: Pensare l'infosfera, la filosofia come design concettuale (2019), *Raffaello Cortina Editore*, Milan, Italy

J. Susskind: Future Politics, Living Together in a World Transformed by Tech (2018), *Oxford*

D. Kahneman (2012) *Pensieri lenti e veloci*, *Mondadori*, *Milano*

D. Kahneman, A. Tversky (1974), Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, vol 185, No. 4157, pp. 1124-1131

P. Haff: Humans and technology in the Anthropocene: Six rules (2014), *The Anthropocene Review*, Vol. 1(2) (pag 126–136)

Floridi L. (2020) Il verde e il blu, idee ingenue per migliorare la politica, *Raffaello Cortina Editore*, Milan, Italy (pag 130-150)

F. Gianotti, D. Pedreschi, D. Helbing et al: A planetary nervous system for social mining and collective awareness (2013), *ISTI-CNR, National Research Council*, Pisa, Italy .

H. Taniguchi, H. Sato, T. Shirakawa: A machine learning model with human cognitive biases capable of learning from small and biased datasets (2018), *In Scientific Reports* (Vol. 8, Issue 1).

M. Soleimani, A. Intezari, N. Taskin: Cognitive biases in developing biased Artificial Intelligence recruitment system (2021), *Hawaii international conference on system Sciences*

Y. R. Shrestha, S. M. Ben-Menahem, G. von Krogh: Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence (2019), *California Management Review*

A. Kaplan, M. Haenlein: Rulers of the world, unite! The challenges and opportunities of artificial intelligence (2019), *Business Horizons*, (pag 37–50)

- R. Akerkar: Artificial Intelligence for Business (2019), *Springer Nature Switzerland AG*
- E. Colson: What AI-Driven Decision Making Looks Like (2019), *Harvard Business Review* (pag 1–8)
- European Commission (2018), Artificial Intelligence for Europe
- European Commission (2018), Coordinated Plan on Artificial Intelligence
- Alok Mani Tripathi: Learning Robotic process automation: create software robots and automate business process with the leading RPS tool (2018), *Packt Publishing*
- E. Brynjolfsson, A. McAfee: the second Machine age: work, progress and prosperity in a time of brilliant technologies (2014), *PopMatters*
- K. Schwab: La quarta rivoluzione industriale (2016), *World Economic Forum* (cap 1)
- P. Di Salvo, A. Califano: Ecosistemi digitali: trasformazioni sociali e rivoluzione tecnologica XXII edizione dei Colloqui internazionali di Cortona (2019), *Feltrinelli*
- C. Janiesch, P.Zschech, K. Heinrich: Machine Learning and deep learning (2020), *Electronic Markets*
- LogiPharma: How the pandemic is fast-forwarding the shift towards autonomous business operations (2021), *LogiPharma*
- R. Marmo: Algoritmi per l'intelligenza artificiale (2020), *Ulrico Hoepli Editore* (cap 1)
- A. M. Tripathi: Learning Robotic Process Automation: create software robots and automate business processes with the leading RPA tool- UiPath (2018) *Packt Publishing* (cap 1)
- R. Campa: Technological Unemployment. A brief history of an idea (2018), *Orbis Idearum, European journal of the history of ideas*
- J. Złotowski, K. Yogeewaran, C. Bartneck: Can we control it? Autonomous robots threaten human identity, uniqueness, safety, and resources (2017), *International Journal of HumanComputer Studies*, (pag 48–54)
- D. Acemoglu: Technical Change, Inequality and The Labor Market (2000), *Electronic Markets*

K. Mahroof: A human-centric perspective exploring the readiness towards smart warehousing: The case of a large retail distribution warehouse (2019), *International Journal of Information Management* (pag 176–190)

European Commission: Communication from the commission to the European parliament, the council, the european economic and social committee and the committee of the regions, updating the 2020 new industrial Strategy: building a stronger single market for Europe's recovery (2021) *European Commission*

T. J. Loftus, S. C. Brakenridge, C. A. Croft, et al.: Neural network prediction of severe lower intestinal bleeding and the need for surgical intervention (2017), *J Surg Res.* (pag 42–47)

S. Kim, W. Kim, R. W. Park: A comparison of intensive care unit mortality prediction models through the use of data mining techniques (2011), *Healthc Inform Res.* (pag 232–243)

S. Danziger, J. Levav, L. Avnaim-Pesso: Extraneous factors in judicial decisions (2011), *Proceedings of the National Academy of Sciences*, (pag 6889-6892)

J. D. Durkin: Expert systems: a view of the field (1996), *IEEE Expert* (pag 56-63)

E. J. Horvitz, J. S. Breese, M. Henrion: Decision theory in expert systems and artificial intelligence (1988), *International journal of approximate reasoning*, (pag 247-302)

Dati aziendali forniti da Eos Reply: reportistiche inerenti RPA, IRIDE e AIR per gli anni 2021 e 2022 e analisi strutturali e funzionali degli applicativi.

Sitografia

Smart factory (2017), Germany Trade and Invest

<https://industrie4.0.gtai.de/INDUSTRIE40/Navigation/EN/Topics/Industrie-40/smart-factory.html>

Machine bias: There's software used across the country to predict future criminals and it's biased against blacks (2016), J. Angwin, J. Larson, S. Mattu, L. Kirchner
www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing

What is Machine Learning (2022), Hewlett Packard Enterprise

https://www.hpe.com/it/it/what-is/machine-learning.html?jumpid=ps_ts3i7zvawe_aid-520061736&ef_id=EAIAIQobChMIxKik0eT_9gIVBJ3VCh0F4g2QEAAAYASAAEgIKoPD_BwE:G:s&s_kwid=AL!13472!3!568303117372!p!!g!!cos%27%C3%A8%20il%20machine%20learning!14803211407!132391311273&gclid=aw.ds&

Artificial intelligence and AI at Scale (2022), BCG

https://www.bcg.com/capabilities/digital-technology-data/artificial-intelligence?utm_source=search&utm_medium=cpc&utm_campaign=digital&utm_description=none&utm_topic=ai&utm_geo=global&utm_content=aigeneral&gclid=EAIAIQobChMIsOOH_-T_9gIVhtV3Ch0uhAbaEAAYAiAAEgKVgvD_BwE

Storia dell'intelligenza artificiale: da Turing ai giorni nostri (2019), Osservatori digital Innovation

https://blog.osservatori.net/it_it/storia-intelligenza-artificiale

Machine bias (2016), J. Angwin, J. Larson, S. Mattu, L. Kirchner

<https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing>

Achieving Efficiency, a guide to intelligent process automation, Intelygenz

<https://f.hubspotusercontent10.net/hubfs/5599117/Intelligent%20Process%20Automation%20Ebook/Intelygenz%20%20Achieving%20Efficiency%20with%20Intelligent%20Process%20Automation.pdf>

Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women (2018), J. Dastin:

<https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight-idUSKCN1MK08G>

What is Smart Organization (2022), IGI Global Publisher of Timely knowledge
<https://www.igi-global.com/dictionary/clustering-analysis-networked-organizations/27191>

The smart factory: responsive, adaptive, connected manufacturing (2017), Deloitte
https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/4051_The-smart-factory/DUP_The-smart-factory.pdf

Le tre V dei big data (2018), Data Skills Understanding the world
<https://www.dataskills.it/le-tre-v-dei-big-data/>

Cos'è l'EDI (electronic Data Interchange)? (2021) IBM
<https://www.ibm.com/it-it/topics/edi-electronic-data-interchange>

Chip neuromorfici: quando l'informatica si ispira al cervello umano (2021), F. La Trofa
<https://tech4future.info/chip-neuromorfici-informatica-cervello-umano/>

Fattura Elettronica e Fattura EDI: similitudini e differenze (2016), Dedicated
<https://www.dedicated.world/fattura-elettronica-fattura-edi-similitudini-differenze/>

Fatture e Documenti di Trasporto, Amministrazione Aziendale
<https://www.amministrazioneaziendale.com/fatture-ddt.php>

La fatturazione elettronica soluzione per la riconciliazione fatture, Bucap
<https://www.bucap.it/news/approfondimenti-tematici/fatturazione-elettronica/fatturazione-elettronica-riconciliazione-fatture.htm>

Fattura- cos'è una fattura? Sumup
<https://sumup.it/fatture/dizionario/fattura/>

The difference between OCR and ICR and why it matters for organizations using DMS (2015), B. Pay
<https://www.efilecabinet.com/the-difference-between-ocr-and-icr-and-why-it-matters-fororganizationsusingdms/#:~:text=OCR%20is%20generally%20used%20to%20transla>

[te%20books%20and,qualifies%20as%20an%20OCR%20but%20it%E2%80%99s%20more%20specific.](#)

Integrare le funzionalità OCR basate sull'IA nelle proprie applicazioni (2022), Abbyy

<https://www.abbyy.com/it/ocr-sdk/features/ocr/>

Iperconnessione, la malattia del futuro (2020), LameziaTerme.it

<https://www.lameziaterme.it/iperconnessione-malattia-futuro/>

Iperconnessione, cos'è e conseguenze (2019), Milena Rota

<https://www.crescita-personale.it/articoli/crescita-personale/dipendenze/iperconnessione.html>

L'ipotesi Tecnosferatu (2013), D. Orlov

<http://sakeritalia.it/mondo/lipotesi-tecnosferatu/>

Qual è la tecnosfera? (2019), Thpanorama

<https://it.thpanorama.com/blog/cultura-general/qu-es-la-tecnosfera.html>

Società dell'informazione di Ilvo Diamanti (2015), enciclopedia italiana Treccani

https://www.treccani.it/enciclopedia/societa-dell-informazione_%28Enciclopedia-Italiana%29/

Gdo, termini di pagamento e pratiche commerciali scorrette: le novità del decreto liberalizzazioni per le imprese agricole e alimentari (2012), Il fatto alimentare

<https://ilfattoalimentare.it/gdo-fornitori-decreto-liberalizzazioni.html>

Machine Learning: uno strumento per aumentare l'efficienza dei processi (2021), BacktoWork

<https://www.backtowork24.com/news/machine-learning-uno-strumento-per-aumentare-efficienza-dei-processi>

Machine bias: There's software used across the country to predict future criminals and it's biased against blacks (2016), J. Angwin, J. Larson, S. Mattu, L. Kirchner
www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminalsentencing

The global competitiveness report (2018), World Economic Forum

<https://www.weforum.org/reports/the-global-competitiveness-report-2018>

Cos'è la rivoluzione digitale? (2020), La gazzetta delle medie

<https://www.ilpuntoquotidiano.it/alboscuole/cose-la-rivoluzione-digitale/>

Luddismo, Enciclopedia online Treccani:

<https://www.treccani.it/enciclopedia/luddismo/>

Operations Transformation (2022), Deloitte

<https://www2.deloitte.com/global/en/pages/strategy-operations/solutions/operations-transformation.html>

Ciclo passivo criticità e benefici per le aziende (2021), Indicom

<https://www.indicom.it/news/ciclo-passivo-opportunita/>

Does More technology create unemployment? Libertarianism.Org

<https://www.libertarianism.org/publications/essays/does-more-technology-create-unemployment>

L'intelligenza artificiale per il processo decisionale esecutivo (2019), D. Ihal

<https://ihal.it/lintelligenza-artificiale-per-il-processo-decisionale-esecutivo/>

Bias e intelligenza artificiale: qual è l'impatto sul recruiting (2020), Inda

<https://inda.ai/it/bias-e-intelligenza-artificiale-qual-e-limpatto-sul-recruiting/>

Robotic Process Automation (RPA) (2021), Gartner

<https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/robotic-process-automation-rpa>

Stanford medicine health trends report: harnessing the power of data in health (2017),
Stanford Medicine

<http://med.stanford.edu/content/dam/sm/sm-news/documents/StanfordMedicineHealthTrendsWhitePaper2017.pdf>

Disoccupazione tecnologica le politiche pubbliche per combatterla, R. Campa

https://ruj.uj.edu.pl/xmlui/bitstream/handle/item/63184/campa_disoccupazione_tecnologica_2018.pdf

Digital B2b, Osservatori.net Digital Innovation

<https://www.osservatori.net/it/ricerche/osservatori-attivi/digital-b2b>