

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI “FEDERICO II”



DIPARTIMENTO DI ECONOMIA, MANAGEMENT, ISTITUZIONI

DOTTORATO DI RICERCA IN MANAGEMENT

XXXVI CICLO

TESI DI DOTTORATO

Intelligenza Artificiale e Sustainable Business Model Innovation:

Evidenze empiriche nel contesto delle PMI innovative italiane

Coordinatore

Ch.ma Prof.ssa Cristina Mele

Supervisore

Ch.mo Prof. Mauro Sciarelli

Candidato

Dott. Valerio Muto

ANNO ACCADEMICO 2022/2023

INDICE

Indice delle tabelle.....	3
Indice delle figure.....	4
Abstract.....	5
Introduzione.....	7
Struttura della tesi.....	14
Intelligenza artificiale: nascita e sviluppo del concetto.....	16
1. Introduzione.....	16
2. Intelligenza artificiale.....	20
3. Il recente sviluppo dell'intelligenza artificiale.....	24
4. Opportunità e sfide future.....	26
5. La definizione di intelligenza artificiale.....	28
6. Sviluppo storico del concetto.....	31
7. Caratteristiche tecniche alla base del funzionamento dell'intelligenza artificiale.....	35
7.1. Machine learning.....	35
7.1.1 Reti neurali artificiali.....	39
7.1.2 Reti neurali profonde.....	40
7.1.2.1 Deep learning.....	40
7.1.3 Reti neurali generative avversariali.....	43
8. Generative artificial intelligence.....	44
9. Le possibili applicazioni della generative artificial intelligence.....	50
10. Limiti e rischi alla base dell'implementazione dell'intelligenza artificiale.....	52
11. Considerazioni conclusive.....	56
Intelligenza artificiale e business model innovation.....	59
1. Business model e strategia.....	59
1.1. La value proposition.....	66
1.2. La value creation.....	66
1.3. La value capture.....	67
2. La business model innovation.....	68
3. La sustainable business model innovation.....	76
4. L'effetto dell'intelligenza artificiale sull'innovazione dei business model.....	82
5. Considerazioni conclusive.....	89
Framework teorico e sviluppo delle ipotesi di ricerca.....	92
1. Il Framework teorico.....	92
1.1. Digital entrepreneurship.....	93
1.2. Open innovation.....	96
1.3. Subjectivist theory of entrepreneurship.....	98
1.4. Dynamic capabilities.....	101
2. Lo sviluppo delle ipotesi di ricerca.....	103
2.1. Il legame tra l'attitudine all'adozione di soluzioni di IA e la sustainable business model innovation.....	103

2.2. Il legame tra l'interdipendenza con i partner e l'attitudine all'adozione di soluzioni IA....	106
2.3. Il rapporto tra l'entrepreneurial orientation e la propensione ad adottare soluzioni IA	108
2.4. Relazione tra entrepreneurial orientation e sustainable business model innovation.....	110
2.5. Il legame tra partner con attività e compiti interdipendenti e la sustainable business model innovation.....	112
2.6. Sustainability orientation e entrepreneurial orientation.....	114
3. Il modello di ricerca e lo sviluppo delle ipotesi.....	115
Metodologia e analisi dei risultati.....	118
Sezione I - La metodologia della ricerca.....	118
1. La modalità di raccolta dati.....	118
2. Progettazione e misure del questionario.....	119
3. La selezione del campione.....	125
3.1. La popolazione target.....	125
3.2. Tecnica di campionamento e raccolta dati.....	126
4. I modelli di equazioni strutturali.....	128
4.1. Modelli di equazione strutturale con approccio Partial Least Square (PLS-SEM).	129
Sezione II - L'analisi dei dati.....	133
1. Introduzione.....	133
2. Il Common method bias.....	133
3. Le caratteristiche del campione.....	134
4. Test del modello di misura.....	135
4.1. Analisi dell'affidabilità e della validità convergente.....	135
4.2. Analisi della validità discriminante.....	137
5. Valutazione del modello strutturale.....	138
5.1. Rilevanza e significatività dei path coefficient.....	139
Discussione, implicazioni e conclusioni.....	141
1. Discussione dei risultati.....	141
2. Implicazioni teoriche.....	143
3. Implicazioni manageriali.....	146
4. Limiti della ricerca e prospettive future.....	148
5. Considerazioni conclusive.....	149
Bibliografia.....	152

Indice delle tabelle

Tabella 1- Gli items della seconda sezione del questionario

Tabella 2 - Gli items della terza sezione del questionario

Tabella 3 - Gli items della quarta sezione del questionario

Tabella 4 – Gli items della quinta sezione del questionario

Tabella 5 - L'analisi del common method bias

Tabella 6 – L'analisi dell'affidabilità e della validità convergente

Tabella 7 – L'analisi dell'affidabilità e validità convergente (Criterio di Fornell e Larcker)

Tabella 8 – La verifica delle ipotesi

Indice delle figure

Figura 1 – Il modello di ricerca proposto

Figura 2 - Il modello di ricerca dopo i test

Abstract

L'avvento dell'Intelligenza Artificiale (IA) sta ridefinendo le dinamiche competitive in diversi settori, offrendo alle imprese capaci di cogliere numerose fonti di innovazione e di vantaggio competitivo.

Questo studio esplora l'impatto dell'IA sull'innovazione dei modelli di business, concentrandosi sulla sua relazione con l'innovazione dei modelli di business sostenibili nell'ambito dell'imprenditorialità digitale.

L'IA, definita da Antonescu (2018) come lo sviluppo di sistemi intelligenti che utilizzano dati, analisi e osservazioni per eseguire specifiche attività senza la necessità di programmazione esplicita, caratterizzata dalla capacità di autoapprendimento e miglioramento continuo, è oggi stata indicata da Kelly (2023) e Hu (2023) come una delle più significative innovazioni tecnologiche per il suo potenziale nel creare valore aggiunto e garantire un vantaggio competitivo alle imprese in grado di implementarla adeguatamente.

Un crescente tasso di adozione dell'IA, come mostrato dal successo di applicazioni come ChatGPT, ha portato al centro dell'attenzione il dibattito sull'applicazione dell'IA in ambiti accademici, aziendali e sociali. ChatGPT è parte delle *generative artificial intelligence*, delle tecnologie basate su dei Large Language Models (LLMs) addestrati tramite processi di *deep learning* che rappresentano un punto di svolta nello sviluppo delle tecnologie legate all'IA. Queste sono considerate un elemento innovativo che può influenzare lo sviluppo dei modelli di business, inclusi quelli legati alla sostenibilità e allo sviluppo sostenibile. Tuttavia, per adottare e integrare con successo l'IA nei modelli aziendali, è necessaria una comprensione approfondita delle loro implicazioni teoriche e pratiche, non solo per quanto riguarda il mondo del business ma anche per la società nel suo complesso.

Lo scopo di questo studio è di esaminare quali sono le motivazioni degli imprenditori ad adottare e implementare soluzioni di intelligenza artificiale e l'impatto che quest'ultima ha sull'innovazione dei modelli di business delle aziende, in particolare quelli orientati alla sostenibilità.

Attraverso l'analisi di un modello di equazioni strutturali costruito sulla base della recente letteratura accademica e che comprende variabili quali l'*entrepreneurship orientation*, la *sustainable orientation*, l'*interdipendenza con i partner aziendali* e l'*attitudine generale nei confronti dell'IA*, il presente lavoro si propone di fornire informazioni e indicazioni sia pratiche che teoriche sulle dinamiche dell'innovazione aziendale nell'era digitale.

L'indagine coinvolge un campione di PMI innovative italiane, selezionate principalmente per il loro grado di innovatività e la loro posizione geografica. Le implicazioni di questo studio sono rilevanti

sia per la teoria che per la pratica manageriale. Esso contribuisce alla comprensione dei legami tra tecnologia, sostenibilità e innovazione aziendale, offrendo spunti per la ricerca futura e informazioni utili per le decisioni aziendali riguardanti l'adozione dell'IA e lo sviluppo di modelli aziendali innovativi e sostenibili.

In conclusione, mentre il presente studio rappresenta un passo avanti nella comprensione delle relazioni tra l'intelligenza artificiale e l'innovazione sostenibile del business model, è chiaro che ulteriori ricerche sono necessarie per affrontare le attuali lacune presenti in letteratura e approfondire la comprensione del mondo scientifico di questo importante fenomeno.

Introduzione

Le innovazioni disruptive, inclusa l'intelligenza artificiale (IA), stanno ridefinendo le dinamiche competitive in diversi settori d'impresa. L'IA, nel contesto del management può essere definita come l'applicazione di algoritmi e tecnologie informatiche avanzate per automatizzare processi decisionali complessi, migliorare l'efficienza operativa e creare valore aggiunto per le organizzazioni (Denning, 2023). Può essere vista come una fusione di capitale e lavoro (in grado cioè di sfruttare sia risorse finanziarie (capitale) che risorse umane (lavoro) per il suo sviluppo e funzionamento), dotata della capacità di autoapprendimento, miglioramento continuo e rapida scalabilità (Plastino e Purdy, 2018), ed è stata riconosciuta come una delle più significative innovazioni tecnologiche grazie al suo enorme potenziale nel creare valore aggiunto e garantire un vantaggio competitivo (Brock et al., 2019).

Questo potenziale deriva dalla capacità di automatizzare i processi decisionali, attingendo a ragionamenti simili a quelli umani, suscitando un notevole interesse in numerose industrie e aziende. Come indicato da O'Leary (2013), l'IA fornisce preziose informazioni e risultati derivati da complessi set di dati, che vengono poi condensati in un formato facilmente gestibile e possono essere utilizzati per supportare i processi decisionali da parte di manager e imprenditori.

Il lancio, nel novembre 2022, di ChatGPT da parte di OpenAI ha scatenato un dibattito di grande rilevanza riguardo all'applicazione dell'IA in una vasta gamma di ambiti, tra cui quello accademico, quello aziendale, ma anche sugli effetti sulla società nel suo complesso. In soli cinque giorni, ChatGPT ha raggiunto un milione di utenti e, nel giro di appena due mesi dal suo lancio, ha raggiunto i 100 milioni di utenti mensili, stabilendo così un record di crescita e diventando una delle applicazioni consumer in più rapida crescita (Hu, 2023).

ChatGPT è una tipologia di tecnologia più precisamente indicata come Large Language Model (LLM); si tratta di modelli di intelligenza artificiale progettati per comprendere e generare testo simile a quello umano. I LLM vengono addestrati su vaste quantità di dati diversificati - ad esempio, ChatGPT-3 175B, predecessore di quello lanciato nel 2022, è stato addestrato su 174,6 milioni di parametri per un totale di 300 miliardi di token (Brown et al., 2020). Questi modelli possono svolgere una varietà di compiti di elaborazione del linguaggio naturale tra cui completare del testo, tradurre da un linguaggio ad un altro, riassumere un testo e rispondere alle domande. Queste tecnologie fanno leva su architetture di apprendimento profondo (noto in inglese come *deep learning*) e sono stati ampiamente utilizzati in varie applicazioni, dai chatbot e dagli assistenti virtuali alla generazione di contenuti e comprensione del linguaggio naturale (Brown et al., 2020).

ChatGPT rappresenta un esempio singolare ma estremamente importante delle applicazioni di Intelligenza Artificiale Generativa (GAI), ovvero un tipo di IA in grado di generare testi, immagini, audio, codice, video e dati sintetici (Davenport and Mittal, 2022; Gordijn and Have, 2023). Sebbene l'IA fosse già stata utilizzata in vari settori per molti anni, l'emergere di applicazioni di GAI come ChatGPT, Jasper o DALL-E è considerato un punto di svolta nello studio e nello sviluppo delle tecnologie collegate all'IA, grazie alla loro facilità d'uso, a interfacce intuitive e a prestazioni che, a prima vista, sembrano eccezionali.

Secondo diversi studiosi (tra gli altri Lanzolla et al., 2021; Kanbach et al., 2023), queste tecnologie possono esercitare una notevole influenza sull'innovazione dei modelli di business (Business Model Innovation - BMI), compresi quelli legati alla sostenibilità e allo sviluppo sostenibile (Di Vaio et al., 2020; Vinuesa et al., 2020).

Da questo momento in avanti, professionisti e studiosi dovranno ridefinire le proprie prospettive per comprendere come potrebbero trarre beneficio dal potenziale e dagli impatti delle *Generative Artificial Intelligence* (GAI). Numerosi sforzi di ricerca e attività di studio prevedono implicazioni di vasta portata per le operazioni aziendali, i metodi di lavoro, le interazioni con i clienti e, in ultima analisi, l'essenza dei modelli aziendali attraverso l'integrazione delle GAI (Agrawal et al., 2022; Mariani et al., 2023; Dwivedi et al., 2023).

Tuttavia, la proliferazione delle GAI non sembra avere lo stesso effetto su tutte le funzioni aziendali e non mostra le stesse funzionalità in tutte le industrie (Akerkar, 2019; Lanzolla et al., 2021). Le analisi iniziali suggeriscono che i ruoli svolti da professionisti nei settori con una maggior presenza di "white-collar" - con questo termine si fa riferimento a lavoratori impiegati in professioni e settori principalmente amministrativi, manageriali o professionali che richiedono conoscenze specialistiche, competenze tecniche o capacità decisionali, spesso in contesti di ufficio o di lavoro intellettuale - saranno maggiormente influenzati rispetto a quelli che sono caratterizzati da una maggior presenza di attività legate al lavoro manuale come, ad esempio, il settore della costruzione o le attività per cui è particolarmente importante un processo produttivo che non sia fortemente automatizzato, come l'alta sartoria (Eloundou et al., 2023).

Da un lato, il lancio di ChatGPT ha aperto la strada al potenziale degli LLM di potenziare la creatività e la produttività umana per le imprese e la società. Dall'altro, alcuni hanno previsto che l'IA potrebbe influenzare circa 300 milioni di posti di lavoro, emergendo come un potenziale agente di cambiamento nella società (Kelly et al., 2023).

In accademia, vi è una vivace discussione sulle possibili implicazioni delle GAI, guardando al loro effetto sullo sviluppo tecnologico (Ooi et al., 2023), sul trasferimento e acquisizione di competenze

da parte di team, individui e organizzazioni (Korzynski et al., 2023), e su come le aziende raggiungeranno i loro obiettivi (vedi Stokel-Walker, 2022; Burger et al., 2023).

Secondo Konrad e Cai (2023), le GAI hanno un potenziale innovativo simile a quello dell'avvento dei PC o di Internet, poiché il loro rapido progresso non è solo un fattore esterno, ma agisce piuttosto come un catalizzatore interno, costringendo le aziende a rivalutare e potenzialmente ridefinire i propri modelli aziendali per rimanere competitive in un ambiente altamente dinamico ed evolutivo.

Negli ultimi decenni, la ricerca sull'evoluzione dei modelli aziendali e il loro ruolo nei processi di innovazione ha guadagnato importanza (Clauss et al., 2020). Gli studiosi hanno descritto la (BMI) come un processo finalizzato a creare, implementare e sostenere strategie da parte delle aziende per generare, fornire e catturare valore (Amit and Zott, 2020; Kraus et al., 2020).

L'innovazione in questo contesto implica la ristrutturazione o la fusione di componenti e attività all'interno di un modello aziendale (Clauss et al., 2020; Dymitrowski and Mielcarek 2021).

Secondo Lee et al. (2019), l'IA può agire come un acceleratore per la BMI, offrendo alle aziende l'opportunità di adattare le loro strategie attuali. Lindgren (2016) va addirittura oltre, sottolineando che le aziende devono incorporare tecnologie avanzate come l'IA per rimanere competitive. Di conseguenza, le imprese stanno sperimentando una crescente diversificazione dei loro modelli aziendali a causa dell'impatto delle tecnologie all'avanguardia che sono entrate e hanno rimodellato il panorama di mercato.

Gli studi accademici si sono concentrati sull'analisi del processo di innovazione dei Business Model (BM) e della sua natura, spesso considerandolo come un fenomeno guidato internamente all'azienda (Katsamakos and Pavlov, 2019).

L'introduzione di nuovi strumenti, come l'IA, può essere vista come un fattore esterno che influisce su questo processo. Lo sviluppo rapido e l'avanzamento delle GAI sta spingendo le aziende a riorientarsi, spostando gradualmente il focus del BMI da una prospettiva interna a considerazioni che coinvolgono sviluppi esterni che influenzano le aziende e le loro esigenze di innovazione (Kanbach et al., 2023).

Baden-Fuller e Haefliger (2013) sottolineano come il BMI aiuti a collegare la tecnologia alle performance aziendali; tuttavia, come evidenziato da Valter et al. (2018), esiste uno scarto tra gli avanzamenti tecnologici e il modo in cui le organizzazioni operativizzano la creazione di valore attraverso i loro modelli aziendali.

Valter et al. (2018) sostengono che i BM devono essere continuamente adattati all'ambiente in cui operano al fine di aumentare la loro adattabilità, talvolta anche in modo proattivo (Neuhüttler et al., 2020). Di conseguenza, quando i contesti sono caratterizzati da cambiamenti significativi o

innovazioni tecnologiche, i BM devono cambiare costantemente (Breier et al., 2021), poiché modificare singoli componenti del modello aziendale - ad esempio, adottare metodi e tecniche moderne offerti dall'IA - può influenzare il successo aziendale, anche quando le modifiche non coinvolgono contemporaneamente tutti i componenti aziendali (Clauss et al., 2020).

Secondo Clauss et al. (2020), le modifiche nei modelli aziendali possono variare significativamente in termini di entità e portata, andando dagli aggiustamenti incrementali a soluzioni completamente nuove e radicali guidate dalle opportunità offerte dalle nuove tecnologie. Diversi autori hanno recentemente ampliato il Business Model Framework di Richardson (2005), che lo divideva in (a) proposta di valore, (b) creazione e diffusione del valore e (c) cattura del valore, per identificare sottocategorie rappresentanti possibili impulsi di innovazione all'interno di ciascuna categoria (Spieth and Schneider, 2015; Clauss, 2017; Kraus et al., 2022).

Il modello risultante delinea tre categorie di BMI.

In primo luogo, in termini di "innovazione nella creazione di valore", gli avanzamenti tecnologici svolgono un ruolo fondamentale nel guidare il BMI (Clauss, 2017). Le aziende che cercano un vantaggio competitivo devono innovare continuamente attraverso l'adozione di nuove tecnologie o processi (Needleman et al., 2021). Questo richiede l'acquisizione di conoscenze specializzate sulla nuova tecnologia e sul suo contesto più ampio (Desai et al., 2014). Per quanto riguarda l'IA, le aziende devono essere in grado di integrare innovazioni tecniche in un panorama esistente.

In secondo luogo, la "nuova innovazione propositiva" nel BMI è guidata dall'emergere di nuovi mercati e canali di vendita, che richiedono alle organizzazioni di adattare i loro processi di comunicazione interni ed esterni (Needleman et al., 2021). L'introduzione di nuovi prodotti e servizi attraverso il BMI richiede modifiche alla strategia esistente dell'azienda, coinvolgendo modifiche sia nelle implementazioni tecniche che nelle strutture di processo contemporaneamente.

Infine, l'espansione del fatturato è un driver significativo del BMI nell'"innovazione e nella cattura del valore". L'avvento dell'IA offre nuove opportunità di creazione di valore, richiedendo l'adozione di tecniche, le quali però generano nuovi flussi di costi (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Tuttavia, è importante notare che l'adozione dell'IA può comportare anche nuovi investimenti e costi, specialmente in termini di acquisizione di talenti specializzati, sviluppo di infrastrutture tecnologiche e integrazione di sistemi esistenti con soluzioni basate sull'IA (Kinkel et al., 2022).

Questo studio mira a indagare l'impatto e gli effetti delle tecnologie innovative, come l'IA, sull'innovazione dei modelli aziendali. Mentre molte aziende rischiano di essere superate da concorrenti basati sull'IA, questa ricerca intende esplorare come l'IA possa essere utilizzata in modo proattivo per sviluppare modelli aziendali nuovi e innovativi.

Questo studio contribuisce al crescente dibattito accademico nella ricerca in gestione riguardo al potenziale impatto dell'IA e fornisce spunti pratici su come sfruttare questa tecnologia per sviluppare nuovi o potenziare modelli aziendali esistenti.

Il presente elaborato esamina i fattori che influenzano l'innovazione dei modelli aziendali guidata dalla tecnologia dell'IA, comprese le attitudini degli imprenditori nei confronti della tecnologia e dei sistemi di intelligenza artificiale.

In particolare, si vuole analizzare se la propensione all'uso di queste tecnologie innovative (in particolare l'IA) e l'orientamento imprenditoriale e sostenibile degli imprenditori possano guidare le aziende verso un'innovazione completa del modello aziendale, in particolare nel campo della sostenibilità, tenendo conto dell'indipendenza dell'azienda e/o della sua interrelazione con le attività e gli obiettivi aziendali dei propri partner. Si è costruito un questionario utilizzando vari costrutti progettati per studiare queste dinamiche, e lo si è somministrato a un campione di imprenditori di piccole e medie imprese innovative italiane per ottenere approfondimenti sulle variabili alla base dell'innovazione del modello aziendale da parte delle imprese.

Abbiamo adottato il framework modificato di Richardson come base teorica per questa ricerca per due ragioni principali. In primo luogo, integra concettualizzazioni ampiamente accettate e recenti della Business Model Innovation (Spieth and Schneider 2015; Clauss, 2017). In secondo luogo, fornisce tre categorie condensate che costituiscono una base ideale per l'analisi dell'impatto delle GAI.

La nostra ricerca mira a indagare i fattori che influenzano la motivazione degli imprenditori nell'uso della tecnologia dell'IA mentre sviluppano modelli aziendali nuovi, innovativi e orientati alla sostenibilità che possono conferire loro un vantaggio competitivo.

Abbiamo utilizzato una varietà di misure per valutare l'impatto dell'IA sull'innovazione dei modelli aziendali secondo diverse dimensioni.

Per esaminare l'atteggiamento imprenditoriale degli imprenditori, abbiamo adottato due diverse scale in modo da tener conto sia dell'orientamento imprenditoriale - Entrepreneurial Orientation - che del suo orientamento verso la sostenibilità.

Con riferimento all'Entrepreneurial Orientation abbiamo adattato la scala sviluppata da Covin e Slevin (1989) sulla base dei contributi di Miller (1983).

Per la Sustainable Orientation abbiamo utilizzato la scala costruita e convalidata da Kuckertz e Wagner (2010).

Per esaminare la percezione dell'imprenditore nei confronti dell'IA in generale, abbiamo utilizzato la General Attitude Towards the Artificial Intelligence Scale (GA AIS), una scala che misura sia gli

atteggiamenti nei confronti dell'IA dividendoli in fattori a favore, o positivi, e fattori contro, o negativi (Schepman & Rodway, 2020).

Per misurare, invece, il grado di interdipendenza e influenza dei partner dell'azienda nel raggiungere i nostri obiettivi, utilizziamo l'Initiated-Task Interdependence, costruito inizialmente proposto da Van der Vegt et al. (1998).

E non da ultimo, al fine di misurare la Sustainable Business Model Innovation (SBMI), abbiamo adottato una scala di 10 elementi adattata da Boons e Luedeke-Freund (2013), Bocken et al. (2018) e Bashir et al. (2022) per esplorare la Sustainable Business Model Innovation delle imprese.

Per garantire che le scale che prevediamo di utilizzare nel questionario siano in grado di misurare lo stesso costrutto per il quale sono state sviluppate, è stato adottato un protocollo di traduzione-retrotraduzione (Saunders et al., 2019).

Questo studio contribuisce alla teoria e alla pratica in diversi modi, sia da un punto di vista teorico che pratico, offrendo un contributo sostanziale alla comprensione e all'applicazione sul campo di questi concetti, in particolare nel contesto delle PMI innovative italiane. Innanzitutto, il presente lavoro fa luce su alcuni aspetti pratici riguardanti la relazione tra adozione dell'AI e la SBMI, nel contesto delle PMI innovative, aspetto questo scarsamente studiato in letteratura. Questo comporta per i manager e per i policy makers una maggiore consapevolezza per quanto riguarda gli aspetti da tenere in considerazione durante l'implementazione di queste tecnologie, con l'obiettivo di favorire la SBMI (Dwivedi et al., 2023; Daugherty et al., 2023). Lo scopo di questo elaborato è di contribuire alla pratica aziendale offrendo ai manager e ai policy makers una maggiore consapevolezza riguardo agli aspetti critici da considerare durante l'implementazione dell'IA all'interno dei propri processi aziendali. Questa consapevolezza può guidare le decisioni strategiche e l'allocazione delle risorse, consentendo una gestione più efficace e mirata delle iniziative volte a promuovere la SBMI attraverso l'adozione dell'AI (Mathew, 2023). In secondo luogo, questo elaborato offre importanti contributi teorici che avanzano la nostra comprensione dei legami tra tecnologia, sostenibilità e innovazione di business. Le implicazioni teoriche di questo studio consentono di individuare i meccanismi attraverso i quali la tecnologia può essere utilizzata in modo sostenibile per promuovere l'innovazione aziendale e affrontare le numerose sfide complesse poste dalla digitalizzazione e dal cambiamento climatico (Ancillai et al., 2023). Le teorie sviluppate in questo contesto offrono un quadro concettuale per comprendere come le tecnologie, inclusa l'IA, possano essere integrate nei processi aziendali per favorire l'innovazione sostenibile dei modelli di business. Ciò include considerazioni sull'etica nell'uso dell'IA, sull'impatto ambientale delle tecnologie digitali e sulle opportunità di creare valore sostenibile attraverso l'innovazione (Jorzik et al., 2023).

Queste implicazioni teoriche non solo arricchiscono il dibattito accademico, ma hanno anche un impatto diretto sulle pratiche aziendali; i manager e i leader aziendali, infatti, possono trarre beneficio da queste teorie nell'orientare le loro strategie e decisioni aziendali. La comprensione dei legami tra tecnologia, sostenibilità e innovazione consente loro di identificare opportunità per migliorare l'efficienza operativa, ridurre gli sprechi di risorse e sviluppare prodotti e servizi innovativi che rispondono alle esigenze del mercato e all'imperativo della sostenibilità. Inoltre, queste teorie possono informare la ricerca futura, guidando gli studiosi nel formulare domande di ricerca rilevanti e nel condurre studi empirici che contribuiscano a un corpus crescente di conoscenze nel campo dell'innovazione sostenibile.

In sintesi, questo studio fornisce un contributo significativo sia dal punto di vista teorico che pratico, avanzando la nostra comprensione della relazione tra l'adozione dell'AI e la sostenibilità dei modelli di business innovativi nelle PMI innovative. I suoi risultati possono informare la ricerca futura e guidare le decisioni aziendali per favorire una crescita sostenibile e orientata all'innovazione nel panorama delle PMI innovative.

Struttura della tesi

Il presente elaborato è strutturato in cinque capitoli.

Il primo capitolo si sofferma sull'analisi approfondita del concetto di intelligenza artificiale, in particolare, nella prima parte ci si focalizza sui recenti e rivoluzionari sviluppi di questa tecnologia, le opportunità e le sfide future e, infine, attraverso una disamina dell'evoluzione storica del concetto, si prova a darne una definizione che tenga conto di tutti gli aspetti più importanti che caratterizzano il fenomeno. La seconda parte, invece, tratta delle caratteristiche tecniche alla base del funzionamento dei sistemi di intelligenza artificiale e di quali sono le sue principali applicazioni, a partire dal Machine Learning fino ad arrivare ai Large Language Model (LLMs) e alle Generative Artificial Intelligence (GAIs); infine, in conclusione del primo capitolo, verranno approfonditi temi legati alle future applicazioni di soluzioni di IA nel mondo aziendale e i rischi e i limiti alla base dell'implementazione di questa rivoluzionaria tecnologia.

Il secondo capitolo, invece, analizza in modo approfondito la letteratura riguardo il tema dei Business Model e della Business Model Innovation, le evoluzioni del concetto e le sue caratteristiche fondamentali. Segue poi, un'analisi approfondita degli studi e delle motivazioni che hanno portato alla definizione del concetto di Sustainable Business Model Innovation e, di conseguenza, dell'importanza di inserire all'interno dei propri processi aziendali, aspetti legati alla sostenibilità. Infine, in conclusione del capitolo, si provano ad unire le due prospettive: intelligenza artificiale e SBMI. Lo scopo è quello di analizzare approfonditamente quali sono le applicazioni di questa innovativa tecnologia e quali sono gli effetti sull'innovazione e sul vantaggio competitivo sostenibile delle imprese.

Il terzo capitolo è diviso in due sezioni. Nella prima sezione sono presentati framework teorici della ricerca. In particolare, oggetto di trattazione è la digital entrepreneurship, la subjectivist theory of entrepreneurship, la prospettiva delle dynamic capability e la prospettiva dell'open. In particolare, la presentazione è avvenuta su due livelli. Il primo concerne la descrizione della teoria, mentre il secondo si focalizza sugli studi che hanno applicato tali teorie nel contesto dell'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale e della sustainable business model innovation, mettendo in luce soprattutto le questioni rimaste irrisolte. Nella seconda sezione, invece, viene presentato il modello di ricerca e la costruzione delle ipotesi del presente lavoro di tesi.

Nel quarto capitolo è presentata la metodologia di ricerca e l'analisi dei risultati. Per quanto riguarda il primo aspetto viene descritto il processo di costruzione del questionario, il metodo di campionamento, la modalità di raccolta dati e la tecnica statistica utilizzata per le analisi. Nella seconda parte sono riportate le analisi e i risultati. In particolare, la trattazione si sofferma prima sulla descrizione dell'attività di screening del campione, ovvero la verifica del common method

bias. Per quanto concerne l'analisi del common method bias, sono presentati i valori della variance inflation factor (VIF) dei costrutti. Successivamente la trattazione si sofferma sull'analisi del modello di misurazione e del modello strutturale. In particolare, per quanto concerne l'analisi del modello di misurazione, è verificata l'affidabilità, la validità convergente e discriminante. Per quanto concerne i primi due aspetti sono considerati i factor loading, il coefficiente Alpha di Cronbach, gli indicatori di affidabilità composita (CR) e la Average variance extracted (AVE). Per l'analisi della validità discriminante del modello si considerano cross loading e l'indice di Fornell-Larcker. Infine, per quanto concerne il modello strutturale, viene prima analizzata la rilevanza del modello attraverso l' R^2 successivamente vengono testate le ipotesi attraverso la procedura di bootstrapping.

Infine, nel quinto capitolo sono presentate le discussioni, le implicazioni teoriche e manageriali, i limiti della ricerca e consigli per eventuali ricerche future.

Capitolo I

Intelligenza artificiale: nascita e sviluppo del concetto

1. Introduzione

Per oltre due secoli, le innovazioni tecnologiche hanno alimentato la crescita economica. Le tecnologie ad uso generale, come il motore a vapore, l'elettricità e il motore a combustione interna, hanno dato vita a onde di innovazione e opportunità parallele (Jovanovic e Rousseau, 2005). Queste innovazioni hanno catalizzato cambiamenti e scoperte in settori correlati, portando a una vasta espansione dell'innovazione e delle opportunità per la società nel suo complesso (Hekkert et al., 2007). Ad esempio, il motore a combustione interna ha stimolato l'invenzione di automobili, camion, aeroplani e altri dispositivi. Le imprese hanno integrato queste tecnologie per creare nuovi modelli di business e migliorare le proprie catene di approvvigionamento (Brynjolfsson e McAfee, 2017).

Le tecnologie digitali stanno rivoluzionando l'attività imprenditoriale, favorita dalla digitalizzazione e dalle tecnologie "generative" (Nambisan, 2017; von Briel et al., 2018). Negli ultimi dieci anni, tecnologie emergenti come l'intelligenza artificiale, l'analisi dei dati su vasta scala, il cloud computing e l'Internet delle cose hanno ridefinito il panorama tecnologico (Commissione Europea, 2017; Upadhyay et al., 2022). Queste innovazioni hanno favorito nuove modalità di collaborazione, innovazione e competizione, riformando le imprese e le strategie operative tradizionali (Bharadwaj et al., 2013; Grover et al., 2020; Dwivedi et al., 2021; Balakrishnan e Dwivedi, 2021; Borges et al., 2021; Demlehner et al., 2021; Dubey et al., 2021; Bag et al., 2021; Zhang et al., 2023).

Le tecnologie digitali sono considerate fattori abilitanti delle attività legate al processo imprenditoriale, ai risultati e all'innovazione (von Briel et al., 2018), e possono avere molteplici, diverse, manifestazioni, come artefatti digitali, piattaforme digitali (Tiwana, 2015), prodotti o servizi digitali (Lyytinen et al., 2016), strumenti o infrastrutture digitali (Aldrich, 2014) o innovazioni di prodotti o servizi digitali (Kuester et al., 2018). Con le tecnologie digitali che rimodellano le pratiche economiche e consentono un cambiamento sostenibile, secondo Hediger (1997) lo sviluppo sostenibile e l'economia si stanno progressivamente avvicinando in questa era di digitalizzazione. A causa delle tecnologie digitali, però, le imprese, i governi e la società civile si

trovano ad affrontare nuove sfide e opportunità. Le tecnologie digitali, oltre che efficientare i processi gestionali, hanno anche le potenzialità per mitigare il cambiamento climatico in vari modi (Luers et al., 2020; George et al., 2021, Future Earth, 2022). Inoltre, in un'epoca di forte innovazione, è cruciale promuovere pratiche sostenibili per massimizzare le opportunità. Favorire soluzioni eco-compatibili non solo protegge l'ambiente ma stimola, inoltre, la creatività e l'efficienza. Investire in sostenibilità apre nuove strade per lo sviluppo e offre una base solida per un futuro più prospero ed equo (Nishant et al., 2020; Van Wynsberghe, 2021; Kar et al., 2022; Drago, 2024). Le tecnologie possono svolgere un ruolo cruciale nell'azione per il clima e nel supporto all'implementazione di modelli di business sostenibili (Anadon et al., 2016). Park e Li (2021) esplorano come le imprese cercano di bilanciare il profitto con la sostenibilità. Nell'era digitale, misure di sostenibilità guidate dalla tecnologia diventano vitali per la resilienza aziendale (Drago, 2024). In questo contesto, le imprese cercano di armonizzare obiettivi economici con la sostenibilità ambientale, riconoscendo la tecnologia come leva fondamentale per adattarsi e prosperare al contesto odierno fortemente mutevole e dinamico.

Molti settori industriali, infatti, si trovano nel mezzo di una trasformazione digitale emersa, in primis, dal progresso della tecnologia dell'informazione e dei dati, potenziando l'uso dei computer e dell'automazione con sistemi intelligenti e autonomi alimentati dalla grande mole di dati prodotta e dall'apprendimento automatico. Questa rivoluzione è stata ampiamente adottata nell'industria, la quale ha inserito nei suoi processi diverse innovazioni, come l'uso di tecnologie digitali, sistemi di sensori, macchine e materiali definiti intelligenti (Berawi, 2020). Molti settori industriali, infatti, stanno utilizzando ampiamente l'IA per facilitare l'automazione industriale e rendere più efficienti i processi lavorativi, con una drastica diminuzione dei costi e dei tempi di lavoro (Acemoglu e Restrepo, 2018; Ribeiro et al., 2021).

L'IA probabilmente influenzerà l'economia in molti modi, potenzialmente stimolando la crescita economica e cambiando il modo in cui le persone lavorano e si relazionano tra loro. A questo proposito, possiamo dire che l'effetto dell'IA sul lavoro sarà probabilmente sfaccettato. In alcuni casi, infatti, potrebbe sostituire il lavoro precedentemente svolto dagli esseri umani (Nazareno e Schiff, 2021) mentre in altri casi potrebbe integrare e rendere più efficiente il lavoro svolto da operatori umani (Autor, 2015; Muro et al., 2019). Gli effetti dell'implementazione e dello sviluppo di questi sistemi di intelligenza artificiale sul lavoro, probabilmente, avranno un peso e una portata diversa anche tra le varie industrie (Felten et al., 2023). In ogni caso, è possibile affermare che il rapido progresso tecnologico stia trasformando il lavoro, le relazioni e gli stili di vita.

L'IA, inoltre, è in grado di risolvere o, quantomeno, attenuare uno dei maggiori dilemmi decisionali degli imprenditori, ossia l'incertezza modale, concetto per cui informazioni incomplete o mutevoli

rendono difficile prevedere esiti definitivi (Upadhyay et al., 2022; Giuggioli e Pellegrini, 2023). Le decisioni imprenditoriali sono condizionate da variabili incerte che portano gli imprenditori a navigare con prudenza nel contesto dinamico (Townsend e Hunt, 2019); ed è a questo proposito che le tecnologie di intelligenza artificiale offrono strumenti potenti per migliorare il giudizio imprenditoriale, trasformando la pratica imprenditoriale e sollevando nuove domande teoriche (Townsend et al., 2018). Infatti, l'IA è una tecnologia innovativa che può sconvolgere le attività e le strategie delle imprese, delle attività commerciali, dei mercati e della concorrenza nel suo complesso (Dwivedi et al., 2021). Anche la predominanza dei risultati dell'intelligenza artificiale nello spazio dell'innovazione e della disruption è considerata di portata significativa rispetto a qualsiasi altra tecnologia conosciuta (Makridakis, 2017). Gli imprenditori vedono opportunità praticabili e potenziali per utilizzare l'intelligenza artificiale a ogni livello di mercato (Lu, 2019).

Nonostante, però, l'entusiasmo crescente nei riguardi della tecnologia e la sempre maggiore attenzione rivolta al tema dalla ricerca e dal mondo del business, l'implementazione di tecnologie di intelligenza artificiale nasconde anche numerose insidie, che ne rallentano l'adozione (Diakopoulos, 2016; Brynjolfsson e McAfee, 2017; Floridi, 2018; Bostrom e Yampolskiy, 2018; Dignum, 2018; Davenport e Ronanki, 2018; Lapuschkin, 2019; Logg et al., 2019; Jobin et al., 2019). L'IA nel mondo del business, ad esempio, solleva preoccupazioni riguardo la perdita di posti di lavoro, discriminazione etica, dipendenza tecnologica e minacce alla privacy (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Floridi, 2018); l'automazione potrebbe ridurre la sicurezza occupazionale (Chui et al., 2016). Inoltre, i modelli di apprendimento automatico possono involontariamente integrare e accentuare i pregiudizi insiti nei dati utilizzati l'addestramento, influenzando così i processi decisionali (Diakopoulos, 2016). Ancora, la crescente dipendenza da tecnologie complesse aumenta il rischio di malfunzionamenti ed esposizione ad attacchi informatici (Bostrom e Yampolskiy, 2018). La vasta raccolta di dati per l'IA, invece, solleva preoccupazioni sulla privacy (Dignum, 2018), mentre la resistenza culturale ad accettare nuove tecnologie così innovative può ostacolarne l'adozione (Davenport e Ronanki, 2018). È essenziale affrontare queste sfide con politiche etiche e la massima trasparenza sia da parte degli sviluppatori di queste tecnologie che da parte degli stessi utilizzatori (Jobin et al., 2019). Inoltre, i ricercatori sollevano la questione che l'IA potrebbe non sempre portare alle soluzioni più affidabili e utili (Lapuschkin et al. 2019) e, a questo proposito, è importante garantire la trasparenza e la valutazione critica delle prestazioni dell'intelligenza artificiale. In effetti, sembra esserci un pericolo generale di "fiducia cieca" negli algoritmi (Logg et al. 2019). Pertanto, se gli imprenditori si affidano, ma non mettono in discussione e valutano criticamente i risultati dell'intelligenza artificiale che potrebbero non fornire effettivamente la

soluzione migliore e più intelligente, potrebbero portare a decisioni distorte e conseguenze negative o almeno a potenziale inutilizzato per la singola azienda (Logg et al., 2019; Pedreschi et al., 2019). In definitiva, l'ascesa delle soluzioni di intelligenza artificiale non solo rappresenta un cambiamento tecnologico, ma anche un cambiamento culturale e organizzativo che sta rimodellando profondamente il modo in cui le aziende concepiscono e conducono le proprie attività. Sarà compito degli imprenditori e dei policy makers non farsi trovare impreparati dall'avvento di questa rivoluzionaria tecnologia e dagli effetti che avrà sulla società e sul modo di relazionarsi con il mercato.

Nel corso di questa tesi, ci immergeremo in una disamina approfondita dell'IA e delle sue più innovative applicazioni, esaminando attentamente sia la sua definizione concettuale che i suoi sviluppi più recenti. Approfondiremo le caratteristiche distintive e i principi fondamentali che sottendono al funzionamento di questa tecnologia innovativa, cercando di comprendere in modo dettagliato come l'IA si inserisce nel panorama aziendale moderno e come le sue dinamiche potrebbero influenzare il futuro del business e, in particolare, come potrebbe favorire l'innovazione sostenibile dei business model.

2. Intelligenza artificiale

L'IA è un ramo dell'informatica che si occupa dello sviluppo di sistemi in grado di eseguire compiti che, normalmente, richiederebbero l'applicazione dell'intelligenza umana. Le sue caratteristiche fondamentali includono l'apprendimento automatico (indicato in letteratura con la locuzione *machine learning*), la capacità di adattarsi a nuovi dati, l'analisi di pattern complessi e la presa di decisioni basata su informazioni (Winston, 1984; Fetzer, 1990; Boden, 2014).

Nel management, l'intelligenza artificiale si riferisce all'uso di algoritmi e sistemi informatici capaci di apprendere dai dati, interpretare modelli complessi e fornire previsioni o suggerimenti per supportare le decisioni manageriali e ottimizzare le performance aziendali (Brynjolfsson e McAfee, 2017), ed è stata riconosciuta come uno dei progressi tecnologici più significativi, grazie alla sua capacità di creare valore aggiunto e di garantire alle imprese che la utilizzano un notevole vantaggio competitivo (Brock et al., 2019).

Questo potenziale deriva dalla capacità di automatizzare i processi decisionali, attingendo a un ragionamento di tipo umano, che ha suscitato un notevole interesse in numerosi settori e aziende. Come indicato da O'Leary (2013), l'IA fornisce preziose informazioni e risultati derivati da set di dati complessi, che vengono condensati in un formato utilizzabile per supportare i processi decisionali da parte di manager e imprenditori. L'IA, se adeguatamente utilizzata, può facilitare il

processo decisionale all'interno delle imprese, creare sistemi integrati e rendere più semplici meccanismi complessi attraverso un più spinto utilizzo dell'automazione di quello che sarebbe altrimenti possibile (Meyer et al., 2020; Raisch e Krakowski, 2021; Leyer e Schneider, 2021; Rossman e Wald, 2023). L'IA, dunque, può essere definita come "la capacità di un sistema di interpretare correttamente i dati esterni, di imparare da tali dati e di utilizzare tali apprendimenti per raggiungere obiettivi e compiti specifici attraverso un adattamento flessibile" (Kaplan e Haenlein, 2019: 17). Il termine, tuttavia, manca di specificità e viene utilizzato "per descrivere una gamma di tecnologie avanzate, tra cui l'apprendimento automatico, la robotica e i veicoli autonomi, la visione artificiale, l'elaborazione del linguaggio, gli agenti virtuali e le reti neurali" (Furman e Seamans, 2019). Un sistema di IA può "integrare conoscenze a livello umano (ad esempio, tramite la lettura automatica e la visione artificiale) e utilizzare queste informazioni per automatizzare e accelerare compiti che in precedenza venivano eseguiti solo da esseri umani" (Taddy, 2018: 62).

A differenza dei tradizionali programmi per computer che hanno una serie fissa di istruzioni pre-programmate, i sistemi di IA hanno la capacità di apprendere e possono quindi migliorare e adattarsi in base all'esperienza (Hunt, 2014; Dwivedi et al., 2021). Inoltre, una caratteristica specifica di questa ondata di innovazione è la capacità di automatizzare attività che richiedono input e sforzi umani significativi. I recenti sviluppi dell'intelligenza artificiale, infatti, stanno consentendo alle macchine di elaborare grandi set di dati non strutturati utilizzando algoritmi complessi e adattivi per eseguire compiti che normalmente richiedono l'intelligenza umana (Choudhury et al., 2018; Stone et al., 2016).

Il concetto di generatività applicato all'IA solleva interessanti riflessioni sul suo impatto trasformativo. Alcuni studiosi, come Amabile (2020), suggeriscono che l'IA non sia solo un mezzo per migliorare l'efficienza e ridurre i costi, ma un'innovazione fondamentale per gli strumenti con cui innoviamo (Cockburn et al., 2018). Questo suggerisce che l'IA non solo automatizza processi esistenti, ma crea nuove opportunità e modalità di pensiero, influenzando profondamente il modo in cui concepiamo e sviluppiamo soluzioni. Questa prospettiva allude a un futuro in cui l'IA non solo ottimizza le operazioni, ma stimola la creatività e l'innovazione stesse (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Marrone et al., 2022; Ali-Elfa e Dawood, 2023).

Bisogna anche rilevare che, come tante altre nuove tecnologie, l'intelligenza artificiale ha generato molte aspettative irrealistiche, quantomeno per l'attuale livello di sviluppo della tecnologia (Rane et al., 2022; Wach et al., 2023). Vediamo piani aziendali liberamente cosparsi di riferimenti all'apprendimento automatico, alle reti neurali e ad altre forme di tecnologia, con scarso collegamento con le reali capacità di utilizzo delle stesse tecnologie (tra i vari Phylira, innovativo sistema ideato dal MIT per creare fragranze uniche ma che basandosi sui dati di vendita formulava

ricette per shampoo, dato che reputava questi ultimi “più redditizi”). Infatti, allo stesso modo, queste innovazioni dirompenti hanno effetti più ampi e potenzialmente negativi ai quali gli imprenditori devono adattarsi. Da uno studio di Cisco (AI Readiness Index, 2023), è emerso che solo l’8% delle imprese in Italia è pienamente preparato a cogliere i vantaggi offerti dall’implementazione di tali tecnologie nei propri processi aziendali. Abbondano, inoltre, le preoccupazioni diffuse sul fatto che l’IA minacci sia il lavoro poco qualificato basato sui servizi (ad esempio, i contact center) sia il lavoro professionale (ad esempio, assistenza medica, lavoro legale e servizi finanziari), con alcuni che prevedono che le conseguenze potrebbero includere disoccupazione di massa e crescenti livelli di disuguaglianza nel prossimo futuro (Susskind e Susskind, 2015; Korinek e Stiglitz, 2017).

Il progresso di questa tecnologia sta avvenendo contemporaneamente ad una maggiore potenza computazionale, sensori poco costosi e metodi sempre più economici di raccolta e preparazione dei dati di addestramento (ad esempio, Amazon ha messo a disposizione dei suoi utenti SageMaker un servizio in cloud permette la creazione, l’addestramento e lo sviluppo, senza dover utilizzare risorse locali, di un modello di machine learning dedicato) per stimolare una nuova ondata di attività di nuove scoperte e opportunità legate all’IA (Taddy, 2018). Come osservano Davenport e Ronanki (2018), i pieni benefici della tecnologia non saranno realizzati inserendo l’IA nei processi esistenti come molte aziende stanno attualmente facendo durante la sperimentazione della tecnologia (Brock e von Wangenheim, 2019); pertanto, potremmo prevedere che nuove forme di struttura organizzativa verranno create man mano che l’intelligenza artificiale verrà implementata su larga scala. Inoltre, potrebbero emergere nuove aziende specificamente attorno alla tecnologia, con l’IA che potrebbe diventare un abilitatore di nuove idee d’impresa piuttosto che esserne solo un fattore complementare.

Nonostante, però, alcune preoccupazioni dovute al rapido evolversi di questa innovativa tecnologia, studiosi e professionisti considerano l’IA come una tecnologia innovativa in grado di cambiare in modo rivoluzionario le dinamiche dei mercati, delle imprese, delle industrie e il modo di perseguire le attività imprenditoriali (Von Briel et al., 2018). Inoltre, le sue potenzialità sia in termini di innovazione che in termini di creazione/offerta di valore sono considerate di grande portata rispetto a qualsiasi altra tecnologia esistente (Makridakis, 2017).

Le applicazioni commerciali dell’IA, infatti, sono sempre più visibili agli investitori e le iniziative legate all’implementazione di queste innovazioni stanno attirando significativi finanziamenti in capitale di rischio (Su et al., 2020). Pertanto, dopo una serie di cosiddetti “inverni” dell’IA, sembra esserci una trazione commerciale sufficientemente ampia nei confronti di questa tecnologia, tale da garantire un periodo di sviluppo più sostenuto (Furman e Seamans, 2019). Inoltre, in alcuni

contesti, l'impiego dell'IA potrebbe condurre a cambiamenti significativi nel panorama imprenditoriale. Alcune proiezioni, più ottimistiche, indicano che questa ristrutturazione economica guidata dall'IA potrebbe dare origine a una nuova categoria di imprenditori (Jung et al., 2020). Questi imprenditori sarebbero motivati intrinsecamente, cioè guidati dalla passione e dall'interesse per ciò che fanno, piuttosto che dalla pura ricerca del profitto. Non sarebbero necessariamente interessati a espandere rapidamente le loro imprese per poi venderle e trarne profitto, come spesso avviene. Questo, tuttavia, è bilanciato dalla possibilità che le piattaforme tecnologiche guidate dall'IA diventino ancora più dominanti nella vita economica (Shapiro, 2019), portando le opportunità imprenditoriali a essere sempre più mediate da aziende private che controllano i parametri del commercio e della concorrenza (Zhu e Liu, 2018).

Questo crescente consolidamento delle "grandi imprese tecnologiche" è già stato collegato a un declino a lungo termine del dinamismo imprenditoriale (Decker et al., 2016, 2017; Shapiro, 2019). Dato che queste stesse aziende tecnologiche attualmente guidano gli investimenti nello sviluppo della tecnologia IA, detengono la maggior parte dei brevetti (Hartmann e Hartmann, 2023) e sono in una posizione forte per mantenere la loro posizione di mercato, c'è il potenziale per un periodo prolungato di stagnazione dell'attività imprenditoriale se la legislazione antitrust non riesce a migliorare l'efficienza allocativa e la produttività all'interno dell'economia (Decker et al., 2017).

Nello specifico, mentre l'attenzione attuale della letteratura sull'IA si riflette sulla natura delle forme più tradizionali di lavoro qualificato e non qualificato (Banca Mondiale, 2019), è necessario capire in che modo le nuove opportunità tecnologiche influenzeranno gli imprenditori e i consumatori, all'interno di una miriade di processi creativi, cognitivi e fisici messi in atto quando si lancia una nuova impresa (Townsend e Hunt, 2019; Obschonka e Audretsch, 2020). Un'ulteriore sfida relativa all'adozione e all'implementazione dell'IA potrebbe derivare dalla riluttanza degli individui nell'utilizzarle; infatti, gli individui spesso provano un senso di disagio quando si trovano di fronte a persone, situazioni o tecnologie sconosciute (Langer et al., 2018; Rajaobelina et al., 2021). Da un punto di vista emotivo, è risaputo che i sistemi di intelligenza artificiale, i quali assomigliano molto agli esseri umani, possono avere difficoltà a suscitare l'attaccamento emotivo degli utenti o evocare risposte empatiche, ponendo sfide nello stabilire connessioni significative e limitando l'efficacia del sistema nel fornire compagnia e supporto emotivo (Laakasuo et al., 2021). Inoltre, gli utenti possono sperimentare una dissonanza cognitiva quando interagiscono con un'intelligenza artificiale con caratteristiche simili a quelle umane, portando a un accresciuto senso di inautenticità e a una diminuzione del coinvolgimento, della soddisfazione e della fiducia dell'utente in tali sistemi (Baek e Kim, 2023). Un altro problema alla base dell'utilizzo di queste tecnologie e della loro massiccia diffusione riguarda il fatto che, una maggiore efficienza del

compito ha comportato un aumento della sensazione di inquietudine percepita da parte dei soggetti intervistati. Una possibile spiegazione è che gli utenti potrebbero provare disagio quando interagiscono con la tecnologia delle GAI con prestazioni di attività che superano le loro aspettative (Shank et al., 2019). Poiché ChatGPT e altri sistemi di intelligenza artificiale generativa si basano su grandi quantità di dati per migliorare le prestazioni delle attività, potrebbero sollevare problemi di privacy (Paul et al., 2023). Baek and Kim (2023), infine, hanno rivelato che l'inquietudine provata dai soggetti che si relazioni con tecnologie IA ha un effetto negativo significativo sull'intenzione di continuare ad utilizzare la suddetta tecnologia.

In definitiva, dunque, le organizzazioni del XXI secolo affrontano la sfida dell'innovazione in un mercato altamente dinamico (Shank et al., 2019). Diverse sono le sfide poste agli imprenditori dalla globalizzazione e dall'avvento delle tecnologie di IA: quest'ultima, infatti, aumenta la competizione e l'importanza delle informazioni (Queiroz Maciel et al., 2019; Rachinger et al., 2019; Shank et al., 2019) che comporta per gli imprenditori: una migliore e più efficace gestione delle informazioni (Kuusisto, 2017; Rachinger et al., 2019); la ridefinizione dei processi aziendali per rimanere competitivi in un ambiente fortemente dinamico (Devaraj and Kohli, 2003; Nwamen, 2006; Turulja and Bajgoric, 2018); ottimizzare le operazioni (Rubin-Victoria et al., 2010; Kelly et al., 2019) e, infine, migliorare l'efficienza generale dei propri processi aziendali con il supporto dell'IA, in grado di automatizzare routine compiti ripetitivi (CIGREF, 2018; PWC, 2019; Rachinger et al., 2019).

3. Il recente sviluppo dell'intelligenza artificiale

L'intelligenza artificiale rappresenta un fenomeno in continua crescita e trasformazione, evidenziato da un insieme di dati impressionanti e importanti tendenze di mercato. Attualmente, il mercato globale dell'IA è valutato a 150,2 miliardi di dollari, con una prevista crescita annuale del 36,8% fino al 2030 (Statista, 2023). Nel solo 2023, 15 nuove imprese nel settore dell'IA hanno ottenuto lo status di unicorno, generando oltre 21 miliardi di dollari al valore complessivo del mercato, trainate dai grandi LLM.

Secondo un recente report del 2023 da parte di CB Insights, una società di analisi del mercato a supporto delle decisioni di investimento, le startup nel settore dell'IA stanno raggiungendo valutazioni di oltre 1 miliardo di dollari in un tempo significativamente inferiore rispetto ai loro omologhi in altri settori. Le aziende leader in questo ambito includono Databricks, valutata a 43 miliardi di dollari nel 2023, Cruise, una startup di guida autonoma, valutata a 30 miliardi di dollari, e OpenAI, società di AI generativa, valutata a 29 miliardi di dollari.

Secondo uno studio di IDC Inc. (2020), già nel 2019 si è potuto assistere ad un'imponente adozione dell'IA da parte dell'80% delle grandi organizzazioni, sebbene la maggior parte si limitasse a progetti pilota; solo l'8% delle imprese intervistate, infatti, aveva integrato l'IA nelle proprie pratiche principali. Interviste con oltre 3.000 dirigenti aziendali hanno rivelato che l'84% pensa che l'IA consentirà alle loro aziende di ottenere o mantenere un vantaggio competitivo, e il 75% afferma che l'IA permetterà loro di entrare in nuove attività commerciali e iniziative imprenditoriali (Forbes, 2017). Le proiezioni indicano una spesa globale per l'IA di 110 miliardi di dollari nel 2024, rispetto ai modesti 2 miliardi del 2015 (IDC Inc., 2020). Questo fenomeno, descritto come la "rivoluzione dell'intelligenza artificiale", è considerato cruciale per l'innovazione in settori come la Fintech, la sanità e i servizi di credito. Inoltre, i continui sviluppi tecnici degli innovativi sistemi di intelligenza artificiale ridefiniscono costantemente i confini della capacità delle aziende di sfruttare i dati per creare valore, con contributi continui in settori quali l'apprendimento automatico, l'elaborazione del linguaggio naturale, la comprensione e la generazione di testi e immagini, la visione artificiale e l'automazione dei processi robotici (Benbya et al., 2020; Collins et al., 2021).

Il panorama dell'IA è in continua evoluzione, come dimostrano numerosi studi e dati di mercato. Secondo la ricerca condotta dalla Boston Consulting Group (BCG) nel 2023, l'adozione dell'IA è in rapida crescita, con significativi divari tra le aziende che hanno già implementato l'IA nei propri processi aziendali e coloro che sono ancora indecise. Un dato interessante è che il 54% dei leader prevede risparmi sui costi aziendali grazie all'IA entro il 2024, con circa la metà che prevede risparmi superiori al 10%. Numerose fonti sottolineano, infatti, come l'IA possa migliorare l'efficienza operativa, ottimizzando processi e riducendo i costi aziendali. Secondo uno studio di McKinsey (2018), l'automazione basata sull'IA può aumentare la produttività e consentire alle aziende di concentrarsi su attività ad alto valore aggiunto. Inoltre, l'IA offre strumenti avanzati per l'analisi dei dati, consentendo alle aziende di trarre insights significativi per prendere decisioni informate. Secondo una ricerca di Deloitte (2016), l'IA può supportare la creazione di strategie basate sui dati, facilitando la comprensione dei mercati e dei clienti.

L'innovazione continua nell'ambito dell'IA può anche portare a nuovi modelli di business e opportunità di mercato. Un rapporto di PwC (2017) sottolinea che l'IA è una delle tecnologie abilitanti chiave per l'innovazione aziendale. In conclusione, nonostante le sfide etiche e i potenziali rischi, l'implementazione responsabile dell'IA nel business offre un terreno fertile per risvolti positivi, miglioramenti operativi e un continuo ciclo di innovazione.

Tuttavia, nonostante l'entusiasmo per l'IA, molti dirigenti sono ambivalenti sui progressi compiuti fino ad oggi. Solo il 6% ha notato un miglioramento significativo nelle proprie competenze IA,

mentre la maggior parte delle organizzazioni non sta sfruttando appieno il potenziale di queste tecnologie.

Le sfide includono una carenza di talenti e competenze, priorità di investimento poco chiare e la mancanza di una strategia per un'IA responsabile. Solo il 6% delle aziende ha formato più del 25% del proprio personale sugli strumenti di AI, e molti dirigenti non hanno indicazioni o restrizioni sull'uso dell'IA sul lavoro. Un secondo studio, sempre condotto da BCG nel 2023, ha rivelato un'interessante dinamica relativa alla fiducia nell'IA. Mentre le persone diffidano dell'IA nelle aree dove può apportare un valore enorme, si fidano troppo laddove la tecnologia non è competente. Ciò ha evidenziato la necessità di una gestione attenta del cambiamento nell'adozione dell'IA generativa. I leader devono guidare le persone nell'utilizzo corretto della tecnologia e nell'adattamento continuo alla sua rapida evoluzione. L'adeguata formazione della forza lavoro è cruciale, altrimenti l'IA generativa potrebbe causare una significativa distruzione di valore se utilizzata in modo errato per compiti non idonei. Infatti, come affermato in un report del Fondo Monetario Internazionale (FMI) (2023), emerge che le donne e gli individui con istruzione universitaria sono più esposti ma anche più pronti a trarre benefici dall'implementazione dell'IA, e i lavoratori più anziani sono potenzialmente meno capaci di adattarsi alla nuova tecnologia. Quasi il 40% dell'occupazione globale è esposta all'IA, con le economie avanzate maggiormente a rischio ma anche più pronte a sfruttare i vantaggi dell'intelligenza artificiale rispetto ai mercati emergenti e alle economie in via di sviluppo. Nelle economie avanzate, circa il 60% dei posti di lavoro sono esposti all'intelligenza artificiale, a causa della prevalenza di lavori orientati ai compiti cognitivi. L'esposizione complessiva è del 40% nelle economie di mercato emergenti e del 26% nei paesi a basso reddito (Korinek e Stiglitz, 2018; Frey et al., 2019; Eloundou et al., 2023; FMI, 2023).

Gli effetti dell'IA potrebbero essere ulteriormente amplificati nel prossimo decennio, poiché l'industria manifatturiera, la vendita al dettaglio, i trasporti, la finanza, l'assistenza sanitaria, il diritto, la pubblicità, le assicurazioni, l'intrattenimento, l'istruzione, e praticamente ogni altro settore, trasformeranno i propri processi principali e i propri modelli di business per adattarsi al progresso tecnologico e accaparrarsi i vantaggi e i benefici dell'apprendimento automatico (Lee e Shin, 2020; FMI, 2023; BCG, 2023).

In sintesi, l'IA rappresenta una promessa e una sfida per le aziende di tutto il mondo; la sua adozione richiede una visione strategica, una leadership consapevole e un impegno continuo nella formazione e nell'adattamento. Solo attraverso una gestione oculata delle risorse e una comprensione approfondita del potenziale e dei rischi dell'IA, le aziende possono sfruttare appieno i vantaggi che questa tecnologia innovativa può offrire (Upadhyay et al., 2020; Dwivedi et al., 2021; Davenport and Mittal, 2022; Gordijn and Have, 2023).

4. Opportunità e sfide future

Un ruolo importante nello sviluppo e nella grande diffusione di queste nuove tecnologie è dato ai processi di machine learning (ML), ovvero la capacità del software di continuare a migliorare le proprie prestazioni senza che debbano essere gli operatori umani a spiegare esattamente come svolgere tutti i compiti che le vengono assegnati (Mitchell, 1997; Zhou, 2021). Solo negli ultimi anni l'apprendimento automatico è diventato molto più efficace e ampiamente disponibile: ora è possibile costruire sistemi che imparano come eseguire attività autonomamente senza il supporto o la supervisione di esperti umani (Shinde e Shah, 2018). Sebbene sia già utilizzato in migliaia di aziende in tutto il mondo, la maggior parte delle grandi opportunità non sono ancora state sfruttate (Zhou et al., 2020; Sandeep et al., 2022).

Queste innovazioni dirompenti, capitanate dalla continua evoluzione dell'IA, stanno rimodellando le dinamiche competitive in vari settori (Kaplan e Haenlein, 2019; Aström et al., 2022; Agrawal et al., 2022; Davenport e Mittal, 2022; Stokel-Walker, 2022; Jorzik et al., 2023; Dwivedi et al., 2023; Daugherty et al., 2023; Mathew 2023; Ancillai et al., 2023; Burger et al. 2023). Questo rappresenta una sfida cruciale, in quanto il successo futuro dipende dall'efficace integrazione delle tecnologie emergenti. Le aziende devono affrontare una serie di questioni, tra cui la formazione del personale, l'aggiornamento delle infrastrutture esistenti e l'adozione di nuovi modelli operativi. Inoltre, devono essere in grado di anticipare e adattarsi rapidamente ai cambiamenti nel panorama tecnologico per rimanere competitivi e cogliere appieno le opportunità offerte da queste innovazioni.

Sebbene negli ultimi anni il potenziale dirompente dell'IA e dei big data abbia ricevuto crescente attenzione e preoccupazione in una varietà di campi di ricerca e di applicazione, è da pochi anni che sta ricevendo particolare attenzione nella ricerca sull'imprenditorialità contemporanea e, in particolare, in relazione al BMI (Obschonka e Audretsch, 2019).

Infine, nonostante la crescente ubiquità dell'automazione sia meccanica che cognitiva, poco è stato scritto specificamente sull'intersezione tra imprenditorialità e IA (ad esempio, Liebrechts et al., 2019; Obschonka e Audretsch, 2019; Townsend e Hunt, 2019). A livello aziendale, i progressi sono stati guidati da studiosi del settore del marketing dei servizi, che hanno fatto passi da gigante analizzando l'impatto che le nuove tecnologie stanno avendo sulle pratiche organizzative consolidate (ad esempio, Huang e Rust, 2018; Syam e Sharma, 2018). Tuttavia, l'area di ricerca di gran lunga più prolifica è stata quella incentrata sui professionisti, con un corpus significativo di letteratura orientata alla strategia che riflette l'entusiasmo associato all'IA e alle sue numerose potenziali implicazioni per le aziende (Kolbjørnsrud et al., 2016; Ransbotham et al., 2017; Davenport e Ronanki, 2018). In tal modo, riconosciamo che la diffusione della tecnologia IA e di

altre tecnologie digitali non avverrà in modo isolato, ma piuttosto come parte di una traiettoria più ampia di cambiamenti economici e politici interconnessi.

Una delle sfide più impegnative riguardo l'implementazione di questa rivoluzionaria tecnologia riguarda il suo impatto sulle economie e sulle società, il quale è sempre più incerto e varia a seconda dei ruoli lavorativi e dei settori, con il potenziale di amplificarne le disparità (Korinek e Stiglitz, 2018). Essendo uno shock positivo sulla produttività, l'IA amplierà le frontiere produttive dell'economia e porterà a riallocazioni tra lavoro e capitale, innescando cambiamenti potenzialmente profondi in molti posti di lavoro e settori (Korinek e Stiglitz, 2018; Eloundou et al., 2023). Ciò suggerisce che il suo impatto si espanderà fino a rimodellare le funzioni lavorative e la divisione del lavoro (Ilzetzki e Jain, 2023).

È fuori di dubbio, infatti, che l'IA abbia il potenziale per rimodellare l'economia globale, soprattutto nel campo dei mercati del lavoro (Aström et al., 2022; Davenport e Mittal, 2022; Dwivedi et al., 2023; Daugherty et al., 2023), anche se come detto precedentemente, le sue conseguenze per le economie e le società nel suo complesso rimangono difficili da prevedere (Korinek e Stiglitz, 2018; Ilzetzki e Jain, 2023). Ciò è particolarmente evidente nel contesto dei mercati del lavoro, dove l'IA promette di aumentare la produttività minacciando al contempo di sostituire gli esseri umani in alcuni lavori integrandoli in altri. L'accettazione della tecnologia e le sue implicazioni sui mercati del lavoro varieranno inevitabilmente tra imprenditori e dipendenti, dipendendo dai settori e dai ruoli lavorativi. Nei settori che richiedono il controllo umano dell'IA, ciò potrebbe aumentare la produttività e la domanda di lavoro. Tuttavia, in altri settori, l'IA potrebbe provocare significativi cambiamenti occupazionali, aprendo la strada a spostamenti di posti di lavoro (Puaschunder, 2019; Eloundou et al., 2023). Dunque, da quanto visto, possiamo dire che l'implementazione dell'IA nel contesto aziendale, nonostante alcune preoccupazioni legate a possibili effetti indesiderati, offre un notevole potenziale per risvolti positivi e la promessa di un continuo progresso innovativo.

5. La definizione di intelligenza artificiale

Una definizione solida del concetto di intelligenza artificiale è fondamentale per comprenderne appieno le molteplici sfaccettature e per estendere il suo significato in modo significativo. Tuttavia, va notato che non esiste una definizione universalmente accettata di intelligenza artificiale, come evidenziato da numerose fonti accademiche e autori nel corso degli anni (Nilsson, 1998; Brachman, 2006; Nilsson, 2009; Bhatnagar et al., 2018; Monett e Lewis, 2018).

Questa mancanza di chiarezza nella definizione ha stimolato una vasta gamma di ricerche e progressi tecnologici in diversi settori nel corso dei decenni (Stone et al., 2016; Wang, 2019).

Concetti con interpretazioni aperte possono generare incertezza sul loro utilizzo e favorire la comparsa di interpretazioni e speculazioni alternative. In definitiva, delineare il concetto di IA in modo chiaro e conciso è fondamentale per orientarsi nel suo vasto panorama e per comprendere appieno il suo impatto e le sue potenzialità in molteplici contesti, dalla ricerca scientifica all'applicazione pratica in vari settori industriali. L'ambiguità nei concetti legati all'IA crea uno spazio più esteso per elaborare teorie flessibili riguardanti la definizione e la gestione dell'IA (Kaplan, 2017).

La mancanza di una definizione unanimemente accettata di intelligenza artificiale solleva diverse questioni rispetto a cosa essa sia e quali siano le percezioni degli individui nei confronti di questa tecnologia disruptive. Questa mancanza mette in luce innanzitutto il fatto che l'IA non è concetto univoco e distinguibile: non si tratta di un fenomeno singolare o un insieme definito di tecnologie; non è un dispositivo, né un programma, né un algoritmo. Si tratta più di un'idea, di un concetto che rappresenta un bersaglio mobile di fenomeni in evoluzione piuttosto che un fenomeno in sé (Weng, 2019; Berente et al., 2021).

L'intelligenza artificiale può essere intesa come una frontiera mobile e mutevole, piuttosto che una realtà statica. Essa rappresenta un concetto in costante evoluzione, influenzato da progressi tecnologici, cambiamenti culturali e nuove scoperte scientifiche. Questa natura dinamica rende l'intelligenza artificiale un campo di studio e applicazione in continua trasformazione, sempre aperto a nuove interpretazioni e sviluppi innovativi. Questa natura sfuggente dell'IA e la difficoltà nel trovare una definizione unanime, è racchiusa nel paradosso brillantemente evidenziato da McCorduck e Cfe (2004, p. 453) secondo cui “quando un problema viene risolto con l'IA, quella tecnologia non è più considerata IA”, ma semplicemente parte integrante del processo operativo. Questo evidenzia la fluidità concettuale dell'IA, poiché i confini tra ciò che è considerato "artificiale" e ciò che è considerato "intelligente" sono costantemente ridefiniti.

La capacità di risolvere problemi precedentemente associati all'IA sminuisce la sua stessa identità come campo di studio distinto, mostrando quanto sia difficile circoscrivere e definire una disciplina così dinamica e interconnessa con altre sfere della conoscenza e della pratica umana. Dunque, si può dire, che l'IA può essere considerata come un campo multidisciplinare che mira a creare sistemi in grado di eseguire compiti che richiedono intelligenza umana, come apprendimento, ragionamento, problem-solving e percezione (Hunt, 2014; Dwivedi et al., 2021; Mariani et al., 2023).

La definizione di IA è intrinsecamente soggetta a cambiamenti in base ai progressi tecnologici e alle nuove intuizioni teoriche. In questo contesto, un approccio inclusivo potrebbe incorporare sia

l'aspetto dell'apprendimento automatico, dove i sistemi migliorano le proprie prestazioni con l'esperienza, sia il ragionamento razionale, fondamentale per l'elaborazione di decisioni complesse. Ad esempio, Russell e Norvig (2010) categorizzano le definizioni di IA considerando la distinzione tra "umanamente vs. razionalmente" e "agire vs. pensare". La distinzione "umanamente vs. razionalmente" riguarda la capacità di un sistema di intelligenza artificiale di comportarsi in modo simile all'intelligenza umana o se segue un processo di ragionamento logico; "agire vs. pensare", invece, si riferisce alla capacità del sistema di intelligenza artificiale di eseguire compiti pratici rispetto alla capacità di elaborare informazioni e formulare decisioni. Inoltre, negli ultimi anni si è assistito a una rinascita dell'IA, in parte grazie alla speranza suscitata dal successo di nuove tecniche come il deep learning, e in parte grazie alla consapevolezza che i vecchi problemi non possono essere evitati. Per distinguere questi tipi di ricerca dai lavori convenzionali, sono stati introdotti nuovi nomi, tra cui “AI a livello umano” (Minsky et al., 2004; Nilsson, 2005; McCarthy, 2007) e “intelligenza artificiale generale” (Goertzel e Pennachin, 2007; Wang e Goertzel, 2007). Alcune persone chiamano questo tipo di lavoro anche “intelligenza artificiale forte”, sebbene non fosse il significato originale del termine dato da Searle (1980). Queste nuove etichette portano un messaggio comune: dato che il termine “AI” non riflette più pienamente il suo significato nell'ambito dell'intelligenza artificiale tradizionale, diventa necessario introdurre un nuovo marchio, anche se ciò a cui si riferisce non sia realmente una novità.

Questa prospettiva, adattabile al contesto specifico, consente un'esplorazione dettagliata del vasto e dinamico panorama dell'IA nell'ambito di questa analisi. Due sono le definizioni su cui faremo maggiormente affidamento e che ci guideranno nel prosieguo dell'elaborato: la prima è quella fornita da John McCarthy (1956), uno dei pionieri per quanto riguarda gli studi relativi all'IA, durante la famosa conferenza al Dartmouth College del 1956: "l'IA è la scienza e l'ingegneria che rendono possibile la realizzazione di macchine che, attraverso programmi, svolgono attività che richiedono intelligenza quando svolte da esseri umani" (McCarthy, 1956). Questa definizione è in grado di riflettere l'ampio spettro di attività che rientrano nell'ambito dell'IA, focalizzandosi sulla capacità di eseguire compiti che tradizionalmente, invece, richiederebbero l'intervento umano.

Una seconda definizione, invece, è quella fornita dal New Oxford Dictionary (2019), secondo cui l'intelligenza artificiale è “la teoria e lo sviluppo di sistemi informatici in grado di eseguire compiti che normalmente richiedono l'intelligenza umana, come la percezione visiva, il riconoscimento vocale, il processo decisionale e la traduzione tra lingue”.

6. Sviluppo storico del concetto

È sorprendente scoprire che le origini del concetto di intelligenza artificiale non sono così né così recenti né così chiare come molti presumerebbero. Secondo alcuni studiosi, la nascita del concetto di IA risale agli anni '40, in particolare al 1942, con la pubblicazione del racconto "Runaround" di Isaac Asimov.

Questa narrazione, centrata sulle Tre Leggi della Robotica (che, riportate in italiano sono: Un robot non può recar danno a un essere umano né può permettere che, a causa del suo mancato intervento, un essere umano riceva danno; un robot deve obbedire agli ordini impartiti dagli esseri umani, purché tali ordini non vadano in contrasto alla Prima Legge; un robot deve proteggere la propria esistenza, purché la salvaguardia di essa non contrasti con la Prima o con la Seconda Legge), ha influenzato diversi scienziati nel campo della robotica, dell'intelligenza artificiale e dell'informatica, tra cui Marvin Minsky, uno dei fondatori del laboratorio di intelligenza artificiale al MIT (Haenlein e Kaplan, 2019).

Secondo altri autori, invece, le origini di questa rivoluzionaria tecnologia possono essere ricondotte alla scoperta e all'utilizzo della macchina analitica, sviluppata da Ada Lovelace e Charles Babbage negli anni '30 dell'Ottocento (Benko e Lanyi, 2009). Lovelace compose quello che è considerato il primo programma operativo per calcolare i numeri di Bernoulli sulla macchina di Babbage, e così facendo stabilì un progetto per i sistemi contemporanei di intelligenza artificiale e di apprendimento automatico. Sebbene Lovelace fosse entusiasta del potenziale della macchina analitica di generare intuizioni che la mente umana non poteva, sostenne con rammarico e disillusione che la macchina non poteva produrre idee originali. Ciò fu contestato da Alan Turing, il logico inglese che ebbe un ruolo centrale nello sviluppo dell'informatica moderna. Nel suo articolo fondamentale "Computing Machinery and Intelligence", Turing, già nel 1950, aveva affrontato quella che chiamò "l'obiezione di Lady Lovelace" contestando l'idea che una macchina non può essere creativa (Korukonda, 2003). La sua ricerca è stata determinante nel teorizzare come i computer potessero apprendere "automaticamente" e ha delineato il test di Turing (introdotto nel 1950, mirava a valutare se una macchina potesse esibire un comportamento intelligente equiparabile a quello umano: nella pratica, se un interlocutore non può distinguere la macchina da un essere umano durante la comunicazione, la macchina supera il test), ancora influente, come misura dell'intelligenza artificiale (Haenlein e Kaplan, 2019).

Durante il secondo dopoguerra ci fu il grande boom dell'informatica digitale radicato nel lavoro di Turing, insieme all'architettura di von Neumann, alla cibernetica e ad altri fondamenti dell'intelligenza artificiale e dell'informatica digitale in generale, che culminarono tutti in una

diffusa commercializzazione dell'intelligenza artificiale nel mondo dei primi anni '80 (McCorduck, 2004).

Queste tecnologie fanno leva su algoritmi basati su regole denominati “sistemi esperti”, ossia su tecnologie informatiche che utilizzano algoritmi basati su regole per risolvere problemi complessi; questi ultimi integrano conoscenze umane specializzate per prendere decisioni e fornire soluzioni in diversi campi, con l'obiettivo di migliorare l'efficienza e la precisione delle operazioni in settori come la sanità, la finanza e l'ingegneria (ad esempio, Lamberti e Wallace 1990; Yoon e Hwang, 1995).

L'obiettivo dell'epoca era di sviluppare tecnologie dell'informazione in grado di comprendere e utilizzare la conoscenza specifica di un determinato campo e applicare strategie di ragionamento specializzate per risolvere problemi complessi. In altre parole, si cercava di creare sistemi informatici capaci di elaborare e applicare informazioni in modo simile a quello di un esperto umano, consentendo loro di affrontare sfide intellettuali e risolvere questioni intricate in determinati ambiti di conoscenza (Gill, 1995). Bisogna anche rilevare come i sistemi esperti erano al tempo ampiamente considerati un tipo di intelligenza artificiale, anche se oggi non sarebbero considerati tali dato il paradosso di McCorduck (2004).

Partendo da queste basi, è opinione diffusa che la genesi dell'IA come campo di ricerca organizzato avvenga nel Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence nel 1956 (Ertel, 2018). Durante l'estate, matematici e scienziati informatici come Marvin Minsky, John McCarthy e Claude Shannon si riunirono per discutere della possibilità di creare macchine intelligenti, portando allo sviluppo di molti dei sottocampi che costituiscono le basi dei moderni sistemi di intelligenza artificiale e, in particolare, dell'apprendimento automatico. È proprio durante quella conferenza a Dartmouth, nel 1956, che viene coniato il termine intelligenza artificiale da John McCarthy (1956). Da allora, forse in parte a causa del suo nome evocativo, il campo ha dato origine a molte fantastiche affermazioni e promesse, non sempre realistiche e basata sulla realtà dei fatti. Nel 1957 l'economista Herbert Simon predisse che entro 10 anni i computer avrebbero battuto gli esseri umani a scacchi mentre per ottenere questo risultato ce ne sono voluti 40 quando, nel 1997 Deep Blu, un computer sviluppato da IBM riuscì a sconfiggere Garry Kasparov, l'allora campione del mondo, in una gara composta da 7 partite.

Nel 1967 lo scienziato cognitivo Marvin Minsky disse: “entro una generazione il problema della creazione di un'intelligenza artificiale sarà sostanzialmente risolto”. Simon e Minsky erano entrambi giganti intellettuali, ma commisero gravi errori di previsione dovuti anche al crescente entusiasmo della comunità scientifica nei riguardi di queste nuove scoperte e degli sviluppi, distopici o meno, alla base del suo utilizzo. È quindi comprensibile che le drammatiche

affermazioni sulle scoperte future incontrino un certo scetticismo. Infatti, dopo numerose false partenze e una lunga serie di importanti delusioni (Townsend e Hunt, 2018), il campo si è evoluto rapidamente ed è stato organizzato principalmente attorno all'obiettivo di costruire una forma di intelligenza basata su sei diverse sotto-discipline: elaborazione del linguaggio naturale, rappresentazione della conoscenza, ragionamento automatizzato, apprendimento automatico, visione artificiale e robotica (Russell, 1997; Russell e Norvig, 2010). Collettivamente, la crescente complessità computazionale derivata dall'organizzazione a livello di sistema di queste sotto-discipline continua a produrre risultati impressionanti in una varietà di compiti precedentemente ritenuti impossibili da gestire per i sistemi software (Luger, 2005).

I primi anni 2000 hanno visto uno sviluppo significativo con l'avvento dell'apprendimento automatico e del deep learning, diventati più efficaci grazie ai progressi nella disponibilità dei dati e nelle capacità computazionali delle nuove tecnologie (Marr, 2019). Spinti dalla disponibilità di enormi volumi di dati e dalla maggiore efficienza dei processori delle schede grafiche, che hanno drasticamente accelerato gli algoritmi di apprendimento, sono stati fatti progressi in vari settori come la visione artificiale avanzata, il riconoscimento vocale, la classificazione delle immagini e la capacità di costruire scene 3D (Krizhevsky et al., 2017; Lu, 2019; Yoo e Kang, 2021).

Sulla base di questi progressi, un recente progresso nel GAI sono gli LLM basati su trasformatori come il GPT di OpenAI (OpenAI e Pilipiszyn, 2021). Le tecnologie GAI, in fase di sviluppo da anni, sono emerse rapidamente all'attenzione del pubblico, ha già segnato l'inizio del potere di GAI di scatenare una vasta trasformazione economica e sociale (Toews, 2023).

È opinione diffusa che stiamo entrando in una nuova era che rivoluzionerà il modo in cui otteniamo informazioni, generiamo contenuti, soddisfiamo le richieste dei consumatori e gestiamo le imprese (Daugherty et al., 2023).

Gli studiosi di IA, nel corso del tempo, hanno adottato varie interpretazioni e definizioni del concetto, influenzate dai progressi tecnologici e dalle numerose scoperte nel campo. Approcci diversi emergono nel tentativo di definire l'IA, spesso in base al contesto di studio.

Pertanto, l'intelligenza artificiale è sempre la frontiera dei progressi computazionali che affrontano problemi decisionali sempre più complessi. Al momento, riserviamo spesso il termine AI per algoritmi di apprendimento automatico basati su reti neurali e previsione basata sui dati. Questa prospettiva evidenzia come il processo decisionale sia fondamentale per comprendere il ruolo dell'intelligenza artificiale nelle organizzazioni (Metcalf et al. 2019; Shrestha et al. 2019). Simon (1960) ha descritto il processo decisionale in termini di scelta, o selezione, tra alternative. L'informatica supporta il processo decisionale descrivendo, strutturando e trasformando vari tipi di informazioni (Denning, 1989). Per quanto controversa, l'IA riguarda fundamentalmente il prendere

decisioni in modo autonomo. L'intelligenza artificiale implica in qualche modo informare o automatizzare alcuni aspetti del processo decisionale umano, attraverso programmi informatici che mostrano un certo tipo di intelligenza, presupponendo che l'intelligenza implichi un'azione diretta a un obiettivo di successo (Russell, 2019). Le generazioni passate di IA prevedevano un processo decisionale basato su regole (Turban e Watkins, 1986), mentre gli approcci attuali all'IA implicano modelli predittivi che superano le prestazioni degli esseri umani (Agrawal et al., 2019), in alcuni casi anche delle folle umane (Xu et al., 2021). Sebbene attualmente qualsiasi particolare modello di IA possa concentrarsi su decisioni di previsione relativamente minori, anche tali decisioni minori possono avere effetti enormi e aggravarsi rapidamente anche con importanti implicazioni sociali (Lindebaum et al., 2020; Vimalkumar et al., 2021).

Anche la Generative Artificial Intelligence (GAI) potrebbe essere interpretata in questo modo, se un sistema per scopi generali non fosse altro che la combinazione di molti sistemi per scopi speciali. Tuttavia, molti ricercatori delle GAI condividono la convinzione che i sistemi per scopi generali e i sistemi per scopi speciali presentino alcune differenze fondamentali che sono principalmente qualitative e non quantitative (Wang e Goertzel, 2007; Goertzel, 2014). Oltre gli sforzi per recuperare lo scopo originale alla base dello sviluppo dell'IA, ci sono anche speculazioni su concetti come la "singolarità" (Kurzweil, 2006) o la "superintelligenza" (Bostrom, 2014) che fissano obiettivi ancora più ambiziosi e provocatori. La "singolarità" si riferisce al punto ipotetico in cui l'intelligenza artificiale supererà l'intelligenza umana, portando a cambiamenti radicali e imprevedibili nella società; mentre, il concetto di "superintelligenza" riguarda l'idea di creare un'intelligenza artificiale che superi di gran lunga le capacità cognitive umane, aprendo scenari di progresso tecnologico senza precedenti, ma anche suscitando preoccupazioni riguardo al suo controllo e alle conseguenze impreviste. Sebbene si stiano ancora verificando molti progressi impressionanti in aree applicative relativamente ristrette (Agrawal et al., 2018), simili all'implementazione di successo di Deep Blue da parte di IBM, i sistemi di intelligenza artificiale in rapida evoluzione con obiettivi tecnici più ambiziosi vengono incanalati verso ciò che i ricercatori hanno definito IA a livello umano (questo termine può essere utilizzato per descrivere l'obiettivo di sviluppare sistemi di IA che possiedono un'intelligenza e una comprensione delle situazioni simili a quelle umane, consentendo loro di ragionare, apprendere e adattarsi in modo simile agli esseri umani). Infine, nonostante molti studiosi dell'IA restino scettici sul fatto che quest'ultima sarà in grado di sostituire la creatività, l'ingegno e l'immaginazione degli attori umani nel breve termine (Searle, 1980; Henderson, 2007; Atkinson e Wu, 2017), il lavoro si sta concentrando attorno a una "tesi dell'aumento" secondo cui l'IA e le tecnologie ad essa associate estendono, migliorano e completano le capacità degli esseri umani (Epstein, 2015; Lemaignan et al., 2017; Jarrahi, 2018;).

7. Caratteristiche tecniche alla base del funzionamento dell'intelligenza artificiale

All'interno della definizione di IA si possono comprendere tutte le tecniche che consentono ai computer di simulare il comportamento umano e riprodurre o eccellere nella presa di decisioni umana per risolvere compiti complessi in modo indipendente o con il minimo intervento umano (Taddy, 2018; Russell e Norvig, 2021). Pertanto, si occupa di una varietà di problemi centrali, tra cui la rappresentazione della conoscenza, il ragionamento, l'apprendimento, la pianificazione, la percezione e la comunicazione, e si riferisce a una varietà di strumenti e metodi (ad esempio, ragionamento basato su casi, sistemi basati su regole, algoritmi genetici, modelli fuzzy, sistemi multi-agente) (Chen et al., 2008; Jordan e Mitchell, 2015).

Le prime fasi di ricerca sull'IA hanno privilegiato l'utilizzo di affermazioni espressive codificate in linguaggi di programmazione formali. Queste affermazioni, suscettibili di essere elaborate automaticamente da un computer attraverso regole di inferenza logica, costituivano il fulcro di un approccio noto come "knowledge-based".

In questo contesto, il focus era sulla creazione e l'utilizzo di basi di conoscenza, organizzate in modo che il computer potesse estrarre informazioni, inferire nuove conoscenze e prendere decisioni in maniera simile all'intelligenza umana. Tale approccio ha sottolineato l'importanza di rappresentare e manipolare la conoscenza in modo efficace per il raggiungimento di risultati intelligenti (Goodfellow et al., 2016). Tuttavia, questo paradigma si trova di fronte a diverse limitazioni poiché gli esseri umani generalmente faticano a esplicitare tutta la loro conoscenza tacita necessaria per eseguire compiti complessi (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Taddy, 2018).

7.1. Machine learning

Il Machine learning (ML), ad esempio, supera tali limitazioni e sta guidando i cambiamenti su tre livelli: compiti e occupazioni, processi aziendali e modelli di business. Un esempio di riprogettazione dei processi è la reinvenzione del flusso di lavoro e del layout dei centri logistici di Amazon dopo l'introduzione di robot e algoritmi di ottimizzazione basati sull'apprendimento automatico (Dash et al., 2019; Borges et al., 2021).

Allo stesso modo, i modelli di business devono essere ripensati per trarre vantaggio dai sistemi di ML in grado di consigliare in modo intelligente musica o film in modo personalizzato. Invece di vendere canzoni *à la carte* sulla base delle scelte del consumatore, un modello migliore potrebbe offrire un abbonamento a una stazione personalizzata che prevedesse e trasmettesse la musica che un particolare cliente vorrebbe ascoltare, anche se la persona in questione non l'avesse mai ascoltata

prima (Jordan e Mitchell, 2015; Esteva et al., 2019). Un altro esempio di ri-progettazione di compiti e occupazioni, non strettamente collegato al mondo imprenditoriale, è l'uso di sistemi di visione artificiale per identificare potenziali cellule tumorali, consentendo ai radiologi di concentrarsi su casi veramente critici, di comunicare con i pazienti e di coordinarsi simultaneamente con altri medici (Callahan e Shah, 2017; Esteva et al., 2019).

È importante considerare che i sistemi di ML raramente sono in grado di sostituire interamente il lavoro umano, i processi o i modelli di business esistenti. Piuttosto, spesso integrano le attività umane, aggiungendo valore e rendendo il lavoro umano ancora più prezioso. La regola più efficace nella nuova divisione del lavoro è raramente quella di affidare tutti i compiti alle macchine (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Russel e Norvig, 2021).

Questo concetto sottolinea l'importanza di bilanciare le capacità umane con quelle delle macchine al fine di massimizzare i risultati. L'integrazione dell'IA con le competenze umane può condurre a soluzioni più complete ed efficaci. Progettare e implementare nuove combinazioni di tecnologie, competenze umane e beni capitali per soddisfare le esigenze dei clienti richiede creatività e pianificazione su larga scala (Goodfellow et al., 2016, Taddy, 2018). È un compito in cui le macchine non sono molto brave e che comporta la necessità, da parte dei manager, di prendere le redini del gioco in mano e supportare la tecnologia verso livelli di efficacia ed efficienza prima difficili anche solo da immaginare.

L'IA ricorre al ML per implementare un funzionamento predittivo basato sui dati acquisiti da un dato contesto. In generale, con il concetto di ML si fa riferimento al fatto che le prestazioni di un programma informatico migliorano con l'esperienza rispetto a una determinata classe di compiti e misure di prestazione predefinite (Jordan e Mitchell, 2015; Shinde e Shah, 2018; Zhou, 2021). In questo contesto, l'obiettivo è quello di automatizzare il processo di costruzione di modelli analitici al fine di eseguire compiti cognitivi complessi, come la rilevazione di oggetti in immagini o la traduzione di linguaggi naturali. Questo implica che i sistemi di intelligenza artificiale, compresi quelli che si basano su sistemi di ML, sono istruiti per processare e analizzare ingenti quantità di dati al fine di eseguire compiti cognitivi che riflettono, in parte, le capacità umane.

L'automatizzazione di queste attività consente un'elaborazione più rapida e efficiente delle informazioni, facilitando il processo decisionale e consentendo una maggiore scalabilità delle operazioni (Zhou, 2021). Ciò è realizzato applicando algoritmi che imparano iterativamente dai dati di addestramento specifici del problema, consentendo ai computer di scoprire intuizioni nascoste e modelli complessi senza essere esplicitamente programmati (Bishop, 2006; Taddy, 2018).

La forza del ML risiede proprio nella sua capacità di apprendere dai dati senza bisogno di essere programmato esplicitamente (Samuel, 1959; Zhou, 2021): apprendendo dalle elaborazioni

precedenti ed estraendo regolarità da enormi basi di dati, può contribuire a produrre decisioni affidabili e ripetibili. Per questo motivo, gli algoritmi di apprendimento automatico sono stati applicati con successo in molte aree, come il rilevamento di frodi, la valutazione del credito, l'analisi delle migliori offerte, il riconoscimento del linguaggio e delle immagini, o l'elaborazione del linguaggio naturale (LeCun et al. 2015; Kochenderfer et al., 2022).

Per quanto riguarda le capacità e le modalità di apprendimento delle macchine, in base al problema assegnato e ai dati disponibili, possiamo distinguere tre tipi di apprendimento automatico (Bishop, 2006; Brynjolfsson e McAfee, 2017; Jayanth Balaji et al., 2018; Ramaswamy e DeClerck, 2018; Silver et al. 2018; Spooner et al. 2018; Ahani et al., 2019; Kühl et al., 2020; Janiesch et al., 2021):

- apprendimento supervisionato;
- apprendimento non supervisionato;
- apprendimento per rinforzo.

L'apprendimento supervisionato richiede un set di dati di addestramento che comprenda esempi sia di input che di output annotati (Brynjolfsson e McAfee, 2017). Ad esempio, potremmo considerare la previsione degli utenti attivi su una piattaforma di mercato durante un mese futuro come output (la variabile target o y) basata su varie caratteristiche di input come il numero di prodotti venduti o le recensioni positive degli utenti. I dati di addestramento, costituiti dalle coppie di input e output, vengono quindi utilizzati per ottimizzare i parametri del modello di apprendimento automatico. Una volta addestrato con successo, il modello può essere impiegato per prevedere la variabile target y utilizzando nuovi dati di input x (Jayanth Balaji et al., 2018; Ramaswamy e DeClerck, 2018; Kühl et al., 2020; Bastan et al., 2020). In parole più semplici, gli input potrebbero essere immagini di vari animali e gli output corretti potrebbero essere etichette per descrivere quegli animali: cane, gatto, cavallo.

L'apprendimento non supervisionato è il processo in cui il sistema di apprendimento individua modelli senza avere etichette o istruzioni specifiche predefinite (Brynjolfsson e McAfee, 2017). In questa modalità, i dati di addestramento contengono solo variabili x e l'obiettivo è trovare informazioni strutturali, come gruppi di elementi con caratteristiche comuni (noto come clustering) o rappresentazioni dei dati che vengono trasformate da uno spazio ad alta dimensione in uno spazio più basso (noto come riduzione della dimensionalità) (Bishop, 2006). Un esempio comune di apprendimento non supervisionato nei mercati elettronici è l'uso di tecniche di clustering per suddividere clienti o mercati in segmenti, consentendo una comunicazione più mirata (Ahani et al., 2019).

Infine, in un sistema di apprendimento per rinforzo, invece di fornire coppie di input e output, viene descritto lo stato attuale del sistema, specificato un obiettivo, fornito un elenco di azioni permesse e i loro vincoli ambientali per i loro risultati, e si prospetta che il modello di apprendimento automatico sperimenti il processo di raggiungimento dell'obiettivo da solo, utilizzando il principio del tentativo ed errore per massimizzare la ricompensa, ossia il risultato finale (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Spooner et al., 2018). I modelli di apprendimento per rinforzo sono stati applicati con grande successo in ambienti chiusi come i giochi (Silver et al., 2018), ma sono anche rilevanti per i sistemi multi-agente come i mercati elettronici (Peters et al., 2013). Utilizzando le azioni consentite, il sistema deve capire come avvicinarsi il più possibile all'obiettivo. Questi sistemi di apprendimento per rinforzo dimostrano efficacia quando gli esseri umani possono definire l'obiettivo da raggiungere, ma non necessariamente il percorso per arrivarci (Kaelbling et al., 1996; Wiering e Van Otterlo, 2013; Arulkumaran et al., 2017). Ad esempio, Microsoft ha impiegato l'apprendimento per rinforzo per selezionare i titoli delle notizie su MSN.com, "premiando" il sistema con punteggi più elevati quando più visitatori cliccavano sui collegamenti. Il sistema ha cercato di massimizzare il suo punteggio seguendo le regole definite dai suoi progettisti. Tuttavia, è importante notare che un sistema di apprendimento per rinforzo sarà ottimizzato in base all'obiettivo esplicitamente premiato, non necessariamente all'obiettivo di maggiore importanza, come il valore del cliente a lungo termine; pertanto, specificare l'obiettivo in modo chiaro e accurato risulta fondamentale (Szepesvari, 2022; Moerland, 2023).

Tuttavia, questa migliore accuratezza predittiva è stata spesso ottenuta attraverso una maggiore complessità del modello. Un ottimo esempio è il paradigma del deep learning, che è al centro della maggior parte dei sistemi di machine learning all'avanguardia (LeCun et al., 2015; Goodfellow et al., 2016; Arulkumaran et al., 2017; Madani et al., 2018; Silver et al., 2018).

Nel corso degli ultimi decenni, il campo del ML ha portato a una varietà di notevoli avanzamenti in algoritmi di apprendimento sofisticati e tecniche di pre-elaborazione efficienti. Uno di questi progressi è stata l'evoluzione delle reti neurali artificiali (ANNs) verso architetture di reti neurali sempre più profonde con capacità di apprendimento migliorate, riassunte come deep learning (DL) (LeCun et al., 2015; Goodfellow et al., 2016; Arulkumaran et al., 2017; Madani et al. 2018; Silver et al., 2018). Per applicazioni specifiche in ambienti chiusi, il DL mostra già prestazioni sovrumane superando le capacità umane (Madani et al., 2018; Silver et al., 2018). Tuttavia, tali vantaggi comportano anche un prezzo, poiché ci sono diverse sfide da superare per implementare con successo modelli analitici in contesti aziendali reali: queste sfide comprendono la selezione ottimale tra varie opzioni di implementazione, la gestione dei pregiudizi e dei cambiamenti nei dati utilizzati, la trasparenza dei modelli che altrimenti potrebbero essere opachi, e infine, la capacità di utilizzare

più volte modelli pre-configurati per diverse applicazioni. Per fornire una comprensione fondamentale del campo, è necessario distinguere vari termini e concetti rilevanti l'uno dall'altro. A questo scopo, dopo aver presentato il concetto fondamentale di algoritmi di apprendimento automatico (machine learning), presentiamo innanzitutto le fondamenta di base dell'IA, ossia: i) reti neurali artificiali, ii) reti neurali profonde; iii) reti neurali generative avversariali.

7.1.1 Reti neurali artificiali

Le reti neurali artificiali rappresentano una delle tecnologie più interessanti nel campo dell'intelligenza artificiale e dell'apprendimento automatico (Kumar e Thakur, 2012; Nadikattu, 2017; Ignatov et al., 2018). La loro flessibilità e capacità di adattamento le rendono strumenti potenti per una vasta gamma di compiti, dai problemi di classificazione e riconoscimento di immagini alla previsione e al riconoscimento del linguaggio naturale.

La struttura delle reti neurali artificiali è ispirata al funzionamento del cervello umano, con neuroni artificiali che simulano le unità di elaborazione biologica. Questi neuroni sono collegati tra loro tramite connessioni pesate, che trasmettono segnali con intensità regolata durante il processo di apprendimento. L'attivazione dei neuroni è determinata da una soglia, che può essere superata da un certo livello di input (Bishop, 2006; Goodfellow et al., 2016).

La capacità delle reti neurali di apprendere rappresentazioni complesse dei dati deriva dalla loro struttura stratificata, con layer di input, hidden layer e layer di output. Gli hidden layer, in particolare, sono responsabili di apprendere relazioni non lineari nei dati, consentendo alle reti neurali di modellare fenomeni e compiti estremamente complessi (Smys et al., 2020; Abdolrasol, 2021).

Tuttavia, il design e l'ottimizzazione delle reti neurali comportano la scelta di numerosi iperparametri, come il numero di layer, il numero di neuroni per layer, la funzione di attivazione e il tasso di apprendimento. Queste scelte influenzano significativamente le prestazioni e la capacità di generalizzazione del modello; pertanto, è fondamentale comprendere in profondità il funzionamento delle reti neurali e condurre esperimenti accurati per trovare la configurazione ottimale per un determinato compito o dataset (Goodfellow et al., 2016; Moerland, 2023). Inoltre, le reti neurali profonde, con più hidden layer, hanno dimostrato di avere una capacità superiore di apprendere rappresentazioni complesse dei dati, aprendo la strada a importanti avanzamenti in settori come il riconoscimento delle immagini, la traduzione automatica e l'elaborazione del linguaggio naturale.

In sintesi, possiamo affermare che le reti neurali artificiali rappresentano uno strumento potente e flessibile per l'apprendimento automatico, ma richiedono una comprensione approfondita e un'attenta progettazione per sfruttarne appieno il potenziale in una vasta gamma di applicazioni.

7.1.2 Reti neurali profonde

Le reti neurali profonde rappresentano una classe sofisticata di modelli di apprendimento automatico che si distinguono per la loro struttura complessa, caratterizzata da più strati nascosti. Questi strati nascosti consentono alla rete neurale di apprendere e rappresentare in modo progressivamente più complesso e astratto i dati di input durante il processo di addestramento. Ogni strato nascosto elabora le informazioni provenienti dai livelli precedenti, contribuendo così alla capacità della rete di estrarre e comprendere le caratteristiche dei dati in modi sempre più sofisticati. A differenza delle reti neurali artificiali più semplici, le reti neurali profonde utilizzano un'ampia gamma di tecniche avanzate, come le convoluzioni, le attivazioni multiple in un singolo neurone e altre operazioni complesse (Schmidhuber, 2015; Goodfellow et al., 2016). Queste tecniche permettono alle reti neurali profonde di elaborare input grezzi e di identificare automaticamente le caratteristiche salienti necessarie per eseguire compiti di apprendimento specifici.

Il concetto chiave del deep learning risiede nella capacità intrinseca di queste reti neurali di apprendere rappresentazioni complesse dei dati in modo autonomo, senza la necessità di una specifica ingegnerizzazione delle funzioni di trasformazione dei dati. Questa caratteristica le rende estremamente potenti in una vasta gamma di applicazioni, tra cui il riconoscimento di immagini, il riconoscimento vocale, la traduzione automatica, l'elaborazione del linguaggio naturale e molti altri campi (Madani et al., 2018; Silver et al., 2018). Tuttavia, la complessità delle reti neurali profonde può renderle delle "scatole nere", dove il processo decisionale interno non è facilmente interpretabile dagli esseri umani (Logg et al., 2019). Questo solleva sfide significative in termini di trasparenza, interpretabilità e fiducia nelle decisioni prese dai modelli di deep learning, specialmente in applicazioni critiche dove è importante comprendere il ragionamento sottostante ai risultati del modello.

7.1.2.1 Deep learning

Il deep learning è una branca dell'IA che si concentra sull'addestramento di reti neurali artificiali con molti strati di elaborazione, noti come reti neurali profonde. Queste reti sono in grado di apprendere rappresentazioni complesse dei dati attraverso il processo di apprendimento automatico, inoltre, il deep learning è caratterizzato dalla capacità di elaborare grandi quantità di dati, apprendere pattern complessi e migliorare le prestazioni in modo autonomo senza essere esplicitamente programmato per compiti specifici (LeCun et al., 2015; Goodfellow et al., 2016).

Nel contesto del management, il deep learning ha diverse applicazioni significative sia nel marketing che in finanza dato che possono analizzare enormi quantità di dati aziendali e trarre informazioni utili per prendere decisioni strategiche (Schmidhuber, 2015).

Ad esempio, nel settore del marketing, le aziende possono utilizzare il deep learning per analizzare i modelli di comportamento dei consumatori e personalizzare le strategie di marketing di conseguenza (Argyris et al., 2020; Ma e Sun, 2020). Nel settore finanziario, il deep learning può essere impiegato per analizzare i dati di mercato e prevedere le tendenze finanziarie (Ozbayoglu, 2020; Sirignano e Cont, 2021).

Il deep learning è particolarmente utile in ambiti con dati numerosi e ad alta dimensionalità, motivo per cui le reti neurali profonde superano gli algoritmi di apprendimento automatico superficiali per la maggior parte delle applicazioni in cui è necessario elaborare dati testuali, immagini, video, audio e linguaggio (Schmidhuber, 2015; LeCun et al., 2015). Tuttavia, per input di dati a bassa dimensionalità, specialmente nei casi in cui c'è una disponibilità limitata di dati di addestramento, l'apprendimento automatico superficiale può ancora produrre risultati superiori (Zhang e Ling, 2018), che tendono anche ad essere più interpretabili di quelli generati dalle reti neurali profonde (Rudin, 2019). Inoltre, sebbene le prestazioni del deep learning possono fornire delle prestazioni eccezionali, problemi che richiedono forti capacità di IA come la comprensione letterale e l'intenzionalità non possono ancora essere risolti in modo puntuale (Wang et al., 2020), come puntualizzato nell'argomento della stanza cinese di Searle (1980).

In ogni caso, gli sviluppi recenti nel deep learning consentono il trattamento di dati di diversi tipi in combinazione, spesso definito come apprendimento cross-modale (Bastan et al., 2020). Il concetto di apprendimento cross-modale nel contesto del deep learning si riferisce alla capacità dei modelli di apprendimento automatico di elaborare dati provenienti da diverse modalità, come testo, immagini e altri tipi di metadati, in modo integrato. Questo è utile in applicazioni in cui il contenuto è soggetto a rappresentazioni multiple, come nei siti di e-commerce in cui le informazioni sui prodotti sono comunemente rappresentate da immagini, brevi descrizioni e altri metadati testuali complementari; infatti, una volta che tali rappresentazioni cross-modali vengono apprese, possono essere utilizzate, ad esempio, per migliorare compiti di recupero e raccomandazione o per rilevare disinformazione e frodi (Bastan et al., 2020; Heinrich et al., 2021).

Nel processo di costruzione di modelli di machine learning superficiale (shallow ML) e deep learning (DL) per sistemi intelligenti, l'ampia varietà di opzioni disponibili rende la selezione delle giuste architetture, algoritmi e iper-parametri una sfida complessa (Wanner et al., 2020). Le decisioni prese durante la progettazione di questi modelli influenzano direttamente le prestazioni, l'efficienza dei costi, la robustezza e la privacy del sistema intelligente.

La mancanza di linee guida consolidate su come costruire un modello per un problema specifico aggiunge ulteriori complessità (Duin, 1994; Heinrich et al., 2021): questo è particolarmente

rilevante in ambienti aziendali con risorse limitate, dove le decisioni devono bilanciare la qualità delle previsioni con i costi computazionali e il supporto degli strumenti disponibili.

Il processo di costruzione di modelli analitici diventa quindi cruciale per il successo commerciale di un sistema intelligente (Bishop, 2006; Goodfellow et al., 2016). È essenziale considerare attentamente le competenze necessarie, l'infrastruttura tecnologica disponibile e lo sforzo di implementazione richiesto per sviluppare e adattare una specifica architettura di deep learning.

La valutazione oculata delle esigenze del problema, delle risorse disponibili e delle strategie di sviluppo è un aspetto cruciale nel processo di sviluppo di soluzioni basate su machine learning e intelligenza artificiale (Bishop, 2006; Ngiam et al., 2011; Ng et al., 2014). In primo luogo, comprendere appieno le esigenze del problema che il sistema di deep learning deve poter risolvere richiede di analizzare a fondo le sfide specifiche che devono essere affrontate; questo comprende la comprensione dei requisiti funzionali e non funzionali, nonché la definizione chiara degli obiettivi che si desidera raggiungere con la soluzione proposta.

Lo sviluppo del sistema deve tener conto, necessariamente, delle risorse disponibili tenendo conto non solo dei budget finanziari, ma anche della presenza di personale qualificato, dell'infrastruttura tecnologica a disposizione e dei dati necessari per addestrare e validare i modelli di ML. È essenziale valutare attentamente la disponibilità di queste risorse e identificare eventuali lacune che potrebbero richiedere soluzioni alternative o approcci più mirati (Bastan et al., 2020; Heinrich et al., 2021).

Le strategie di sviluppo dei sistemi di deep learning coinvolgono la pianificazione e l'implementazione di passaggi chiave nel ciclo di vita del progetto, dall'acquisizione e la preparazione dei dati, l'addestramento e la validazione dei modelli, fino alla distribuzione e al monitoraggio delle soluzioni in produzione. È importante sviluppare strategie che massimizzino l'efficienza e la scalabilità del processo, consentendo allo stesso tempo una gestione efficace dei rischi e dei cambiamenti nel corso del progetto (Ng, 2014; Goodfellow et al., 2016; Heinrich et al., 2021).

In sintesi, possiamo dire che una valutazione oculata delle esigenze del problema, delle risorse disponibili e delle strategie di sviluppo è un passaggio critico nell'implementazione di soluzioni di machine learning e intelligenza artificiale; infatti, comprendere appieno e sin da subito le esigenze del problema consente di identificare in modo chiaro gli obiettivi e le sfide da affrontare. Questo processo implica la definizione dei requisiti del sistema, la comprensione delle necessità degli utenti finali e la considerazione dei vincoli tecnici e aziendali.

In definitiva, una valutazione oculata considera in modo equilibrato le esigenze del problema, le risorse disponibili e le strategie di sviluppo, contribuendo così a garantire il successo e la

sostenibilità delle soluzioni nel lungo termine. Una pianificazione attenta e una gestione diligente durante tutte le fasi del progetto sono fondamentali per massimizzare il valore derivato dall'implementazione delle tecnologie di ML e IA (Duin, 1994; Bishop, 2006; Ngiam et al., 2011; Ng, 2014; Goodfellow et al., 2016; Bastan et al., 2020; Heinrich et al., 2021; Mohammed e Kora, 2023).

7.1.3 Reti neurali generative avversariali

Le reti neurali generative avversariali (GAN) sono un tipo di architettura di reti neurali artificiali composta da due reti neurali: il generatore e il discriminatore (Goodfellow et al., 2020; Cao et al., 2022; Krichen, 2023). La prima rete, detta “generatore”, ha il compito di generare nuovi dati che riproducono fedelmente le caratteristiche dei dati di addestramento. Prende come input un vettore di rumore casuale e genera dati artificiali, come immagini, suoni o testi. L'obiettivo del generatore è produrre campioni che siano difficili da distinguere dai dati reali.

Vi è poi la rete definita “discriminatore” che agisce come un giudice e tenta di distinguere tra i dati generati dal generatore e quelli reali provenienti dal set di addestramento. Il discriminatore apprende a classificare correttamente i dati come reali o falsi.

Il processo di addestramento delle GAN è di mettere in relazione queste due reti, da cui deriva il termine "avversariali". Il compito del generatore è quello di “ingannare” il discriminatore generando campioni sempre più convincenti, mentre il discriminatore cerca di diventare sempre più abile nel riconoscere i dati falsi (Goodfellow et al., 2020).

Il processo di addestramento delle GAN può essere descritto come segue:

- Il generatore produce dati falsi utilizzando il rumore casuale come input;
- Il discriminatore valuta i dati, cercando di distinguere tra quelli reali e quelli generati;
- Il discriminatore fornisce feedback al generatore, indicando quanto bene ha svolto il compito di generare dati convincenti;
- Il generatore utilizza il feedback per migliorare e generare dati più convincenti;
- Questo processo continua finché il generatore non è in grado di produrre dati indistinguibili dai dati reali.

In poche parole, per rendere chiaro il concetto: entrambe le reti vengono addestrate insieme in un gioco a somma zero non cooperativo in cui il guadagno di una rete è una perdita per l'altra fino a quando il discriminante non è più in grado di distinguere tra entrambi i tipi di campioni. Su questa base, le GAN sono destinate a rivoluzionare i settori in cui vengono continuamente creati nuovi contenuti o nuove configurazioni di prodotti (ad esempio, la composizione di arte e musica, il

design della moda), o dove il contenuto viene convertito da una rappresentazione a un'altra (ad esempio, testo in immagine per le descrizioni dei prodotti) (Pan et al. 2019).

Le GAN sono ampiamente utilizzate per generare immagini, suoni, testi e altri tipi di dati sintetici in diversi campi, come la grafica generativa, la creazione di immagini realistiche, l'editing delle immagini, la sintesi vocale e la traduzione di testi (Yang et al., 2023; Kumari et al., 2023). Le GAN hanno dimostrato risultati sorprendenti nella generazione di dati realistici e nella creazione di nuovi contenuti creativi (Xu et al., 2023). Allo stesso tempo, tuttavia, tali approcci presentano anche gravi minacce con serie implicazioni sociali quando vengono abusati per scopi maliziosi. In particolare, la generazione di contenuti "deep fake" sotto forma di discorsi abusivi e notizie ingannevoli per manipolare le opinioni pubbliche o distorcere i mercati finanziari è preoccupante (Westerlund, 2019).

8. Generative artificial intelligence

Come già accennato in precedenza, il rilascio di ChatGPT da parte di OpenAI nel novembre 2022 ha alimentato un dibattito sulle potenzialità e i rischi legati alle varie applicazioni dell'intelligenza artificiale. In soli cinque giorni, ha raggiunto un milione di utenti e, in due mesi, ha superato i 100 milioni di utenti mensili, stabilendo un record di crescita (Hu, 2023; Rane, 2023). ChatGPT è un Large Language Model (LLM) progettato per comprendere e generare testo simile a quello umano, addestrato su enormi quantità di dati diversi (Brown et al., 2020). Questi modelli eseguono una vasta gamma di compiti di linguaggio naturale e sono stati impiegati in chatbot, assistenti virtuali e comprensione del linguaggio (Dwivedi et al., 2021; Rane, 2023). A questo proposito, una tipologia di IA particolarmente diffusa oggi è quella conosciuta come GAI (Generative Artificial Intelligence), emersa al grande pubblico proprio grazie alla veloce diffusione di ChatGPT. Si tratta di un tipo di intelligenza artificiale in grado di generare testo, immagini, audio, codice, video e dati sintetici (Davenport e Mittal, 2022; Gordijn e Have, 2023).

Nel panorama dinamico della gestione aziendale, l'integrazione di tecnologie all'avanguardia è diventata essenziale per mantenere competitività ed efficienza (Aydın e Karaarslan, 2022; Roumeliotis, 2023) e le tecnologie GAI hanno la possibilità di rimodellare non solo il modo in cui le aziende interagiscono con i clienti, ma anche come realizzano le proprie operations e come esse creano strategie (Kasneci et al., 2023; Teubner et al., 2023). Nell'era dell'intelligenza artificiale e del rapido progresso tecnologico, il panorama della gestione aziendale sta vivendo un cambiamento di paradigma trasformativo. Queste tecnologie all'avanguardia, guidate da algoritmi avanzati e vasti set di dati, hanno inaugurato una nuova era di comunicazione e processo decisionale nel mondo degli affari (Russo-Spena et al., 2018; Dwivedi et al., 2021). Dal servizio clienti all'analisi dei dati,

dalle risorse umane alle strategie di marketing, ChatGPT e le sue controparti sono diventate risorse inestimabili per le aziende di vari settori (Jusman et al., 2023; Rane, 2023).

Le GAI hanno fatto passi da gigante nella creazione di materiale scritto grazie alla capacità di produrre diversi lavori, inclusi rapporti, saggi, racconti e altro ancora; inoltre, incorporando queste tecnologie nelle proprie routine, i professionisti possono ridurre significativamente il tempo dedicato alle attività amministrative (Mandapuram, 2016; Davenport e Mittal, 2022; Rane, 2023). In aggiunta, l'implementazione delle GAI può migliorare l'efficienza operativa e ridurre i costi in diversi settori industriali, compresi la produzione e la progettazione. Utilizzando le GAI, infatti, per generare soluzioni o modelli innovativi, le aziende possono ottimizzare i processi decisionali e accelerare lo sviluppo di nuovi prodotti o servizi (Jain, 2023). Diversi studiosi ritengono che le tecnologie GAI abbiano il potenziale per aumentare l'accessibilità e allo stesso tempo avere un effetto benefico sulla crescita economica e sulla società (Zhang, 2023, Rane, 2023), e permettono una varietà di applicazioni in numerosi ambienti industriali, in particolare nel processo di produzione e nella progettazione del prodotto. Se gli ingegneri utilizzano le GAI per realizzare oggetti, saranno in grado di produrre metodi più efficienti ed economici riducendo al tempo stesso la quantità di tempo e risorse necessarie per lo sviluppo dei prodotti; a questo proposito, è fuori di dubbio che qualsiasi azienda potrebbe beneficiare dell'assistenza che le GAI possono fornire nel perfezionare le proprie procedure e operazioni (Mandapuram, 2017, George e George, 2023). Utilizzando queste tecnologie classificabili come disruptive innovations, le aziende possono offrire ai propri clienti servizi personalizzati ed efficienti 24 ore su 24, migliorando la soddisfazione e la fedeltà dei clienti (Demir e Demir, 2023; Niu e Mvondo, 2024). Inoltre, le applicazioni delle GAI si estendono alla gestione dei social media, dove possono essere analizzati grandi quantità di dati per valutare le opinioni dei clienti, tenere traccia delle tendenze e creare strategie di marketing su misura (Kostygina et al., 2023; Epstein e Hertzmann, 2023). Nelle risorse umane, invece, le GAI semplificano i processi di reclutamento automatizzando lo screening dei candidati e conducendo colloqui preliminari, risparmiando tempo e migliorando l'efficienza di questi processi; infatti, l'utilizzo delle GAI facilita varie funzioni come lo screening dei curriculum, l'individuazione dei candidati e le fasi iniziali dei colloqui (Korzynski et al., 2023; Budhwar et al., 2023; Zhou e Chen, 2023; Aguinis et al., 2024).

Le GAI possono fungere da archivio di conoscenza virtuale, archiviando, organizzando e recuperando grandi quantità di informazioni per i dipendenti. Attraverso le interazioni del linguaggio naturale, i dipendenti possono accedere rapidamente alle informazioni rilevanti, promuovendo una cultura di apprendimento e innovazione continui. Questi modelli facilitano inoltre la collaborazione, favorendo sessioni di brainstorming e discussioni, migliorando il lavoro di

squadra, accelerando il processo decisionale e promuovendo la creatività. Nelle risorse umane, La sua capacità di elaborare e analizzare grandi volumi di curriculum riduce significativamente il tempo e gli sforzi tradizionalmente spesi nei processi di reclutamento (Zhang, 2023). Le GAI possono anche essere utilizzate per programmi di formazione dei dipendenti, per rispondere a domande e fornire una guida immediata, migliorando così l'esperienza di apprendimento complessiva (George and George, 2023); per esempio, grazie dall'elaborazione di dati non strutturati, ChatGPT aiuta le aziende a prendere decisioni informate, ottimizzare le operazioni e identificare potenziali aree di crescita (Jain et al., 2023).

Nel marketing e nel branding, l'utilizzo delle GAI contribuisce in modo significativo alla creazione di contenuti, alle ricerche di mercato e alla segmentazione dei clienti (Paul et al., 2023). Genera contenuti accattivanti per pubblicità, post sui social media e campagne e-mail su misura per un pubblico target specifico. Inoltre, le capacità analitiche delle GAI aiutano le aziende a comprendere il comportamento, le preferenze e il feedback dei consumatori (Gil and Kaur, 2023).

Come visto, questi progressi hanno avuto un impatto significativo su vari settori, in particolare nella gestione aziendale, offrendo soluzioni innovative, aumentando l'efficienza e migliorando i processi decisionali (Cribben e Zeinali, 2023; Skandali et al., 2023).

Anche per quanto riguarda l'interazione con i clienti, le GAI sono un tipo di tecnologia altamente rivoluzionaria; questi sistemi avanzati hanno il potenziale per trasformare radicalmente il modo in cui le aziende interagiscono e si relazionano con la propria clientela (Mandapuram et al., 2018; Rane, 2023). Sfruttando il forte impatto di questo tipo di tecnologie sul mondo del business, le aziende possono creare esperienze fluide e personalizzate per i propri clienti, portandoli a una maggiore fedeltà, percezione positiva del marchio e crescita sostenibile (Rane, 2023).

Le GAI, come detto precedentemente, aumentano la soddisfazione del cliente con risposte rapide e accurate (Koc et al., 2023) e un'interfaccia intuitiva (Deng e Lin, 2022), migliorando la qualità del servizio con informazioni coerenti (Panda e Kaur, 2023). Le GAI, infatti, rafforzano le relazioni con i clienti fornendo un tocco umano alle interazioni (Rivas e Zhao, 2023) e favoriscono la fidelizzazione dei clienti attraverso interazioni coerenti e personalizzate (Sudirjo et al., 2023). La GAI, con la sua capacità di simulare conversazioni umane, offre alle aziende un'opportunità unica per il coinvolgimento dei clienti in tempo reale (Paul et al., 2023). A questo proposito, le capacità di elaborazione del linguaggio naturale delle GAI garantiscono interazioni accurate e coerenti, migliorando la soddisfazione del cliente. Nel marketing personalizzato, le tecnologie GAI svolgono un ruolo cruciale analizzando i dati dei clienti per creare campagne di marketing su misura. Generano consigli personalizzati sui prodotti, offerte promozionali e contenuti, migliorando

significativamente il coinvolgimento dei clienti e aumentando le vendite (Kshetri et al., 2023; Soni, 2023).

Secondo Rane (2023), se adeguatamente sviluppati, i modelli linguistici di grandi dimensioni potrebbero eccellere non solo nell'analisi dei dati ma anche nella business intelligence, elaborando vasti dati testuali per estrarre approfondimenti e generare report completi. ChatGPT e simili modelli linguistici di grandi dimensioni, infatti, hanno il potenziale per diventare parte integrante delle moderne strategie aziendali: affrontare le preoccupazioni etiche, mantenere un approccio incentrato sull'uomo e dare priorità alla privacy dei dati sarà fondamentale per sfruttare queste tecnologie in modo efficace (Rahimi e Abadi, 2023; Ray, 2023; Stahl e Eke, 2024). Con l'evoluzione dell'intelligenza artificiale, le aziende capaci di sfruttare modelli linguistici di grandi dimensioni prospereranno, offrendo esperienze eccezionali e uniche ai clienti e guidando una crescita sostenibile nel panorama competitivo (Ray, 2023; Whalen e Mouza, 2023; Rane, 2023).

Da quanto visto fino ad ora, dunque, possiamo dire che questi sofisticati sistemi di intelligenza artificiale, in grado di generare testo simile a quello umano, hanno aperto nuove ed inaspettate possibilità per le imprese (Paul et al., 2023; Sudirjo et al., 2023). Ciò, però, comporta che le imprese potrebbero correre diversi rischi nel momento dell'implementazione se non si è data adeguata attenzione a determinati aspetti alla base dell'adozione delle GAI e degli LLM all'interno della struttura organizzativa.

Per esempio, considerando che gli LLM imparano da vasti set di dati, possono ereditare i pregiudizi presenti nei dati. Un processo decisionale distorto negli affari può portare a pratiche discriminatorie, che colpiscono le parti interessate. Garantire un uso etico degli LLM richiede un controllo continuo per prevenire risultati distorti (Rahimi e Abadi, 2023; Ray, 2023; Stahl e Eke, 2024). Inoltre, l'utilizzo degli LLM nella comunicazione aziendale comporta rischi per la sicurezza (Mohanta et al., 2020; Raisch e Krakowski, 2021): le entità dannose potrebbero sfruttare questi sistemi per phishing o disinformazione. Diventa fondamentale, a questo punto, per le aziende adottare solide misure di sicurezza per tutelarsi da abusi e proteggere le informazioni sensibili (Berente et al., 2021): mantenere la qualità e l'accuratezza delle informazioni generate da LLM è una sfida continua e che può definire il successo o meno di un'iniziativa imprenditoriale (Dwivedi et al., 2023). Informazioni imprecise, infatti, possono portare a decisioni sbagliate, perdite finanziarie e danni alla reputazione. Si tenga conto che le sfide e i rischi alla base dell'implementazione delle GAI possono riguardare anche altri aspetti come la tutela della proprietà intellettuale associata ai LLM nel contesto di collaborazioni con partner esterni, fattore che pone sfide legali per le imprese, o l'integrazione dei LLM in flussi di lavoro collaborativi che presenta sfide nella comunicazione efficace tra lavoratori umani e sistemi di IA (Adadi et al., 2018; Lipton, 2018).

È fondamentale garantire trasparenza nel processo decisionale supportato da soluzioni di intelligenza artificiale al fine di promuovere responsabilità e fiducia nell'uso di queste tecnologie. Per affrontare questa sfida, le aziende devono adottare approcci che consentano di rendere le decisioni dell'IA interpretabili per le parti interessate (Hassija et al., 2023; Graziani et al., 2023). Ciò implica l'implementazione di tecniche e strumenti che consentano di analizzare e comprendere come e perché un sistema di intelligenza artificiale giunge a una determinata decisione.

Una delle strategie principali per aumentare la trasparenza alla base dell'adozione e dell'implementazione di queste tecnologie, è l'adozione di modelli di intelligenza artificiale interpretabili, che permettano di tracciare e spiegare il ragionamento seguito dal sistema nell'elaborazione dei dati e nella formulazione delle decisioni (Linardatos et al., 2020; Hassija et al., 2023; Graziani et al., 2023). Questi modelli offrono una visione chiara del processo decisionale alla base della scelta finale dell'IA, consentendo alle aziende di identificare eventuali bias o errori e di correggerli tempestivamente (un bias cognitivo è un'infrazione o credenza illogica che gli individui adottano a causa di un'errata segnalazione dei fatti o di euristiche decisionali difettose (Haselton et al., 2015)). Infine, coinvolgere le parti interessate nel processo decisionale dell'IA è fondamentale per garantire trasparenza e accettazione da parte dei futuri utilizzatori di queste tecnologie. A questo scopo, le aziende devono comunicare in modo chiaro e trasparente il funzionamento e i risultati ottenuti dall'IA, coinvolgendo gli utenti e gli stakeholder nel processo decisionale e fornendo loro strumenti per comprendere e valutare le decisioni prese dall'IA (Adadi et al., 2018; Chowdhury et al., 2023).

In definitiva, dunque, possiamo dire che promuovere la trasparenza nel processo decisionale basato sull'intelligenza artificiale è un prerequisito essenziale per garantire la responsabilità, la fiducia e l'accettazione sociale di queste tecnologie nell'ambito aziendale e non solo. Sebbene gli LLM offrano un immenso potenziale nel rivoluzionare la gestione aziendale, affrontare queste sfide richiede un approccio globale (Ray, 2023; Whalen e Mouza, 2023).

La collaborazione tra tecnologi, esperti di etica, politici e leader aziendali è vitale per navigare con successo in questo panorama complesso. Inoltre, l'eccessivo affidamento all'intelligenza artificiale nel processo decisionale può soffocare l'innovazione e ostacolare soluzioni incentrate sull'uomo. Ne segue, come sottolineato da diversi autori (Rane, 2023; Daugherty et al. 2023), che diviene fondamentale raggiungere un'integrazione armoniosa delle tecnologie di intelligenza artificiale con le competenze umane per ottenere risultati ottimali nella gestione aziendale.

Tuttavia, non tutte le funzioni aziendali, e di conseguenza, non tutte le industrie sembrano essere ugualmente colpite dalla proliferazione delle GAI (Akerkar, 2019; Lanzolla et al., 2021). Le prime analisi (FMI, 2023; BCG, 2023) suggeriscono che i ruoli svolti dai professionisti nei settori dei

“colletti bianchi”, come il supporto amministrativo, saranno maggiormente influenzati dai compiti legati al lavoro manuale, ad esempio, quelli coinvolti nell’edilizia o nell’industria manifatturiera, che presentano un grado di automazione inferiore (Eloundou et al., 2023). Per concludere, dalla letteratura emerge chiaramente che l’analisi dei potenziali impatti alla base dell’implementazione delle GAI è un’area di studio affascinante che ha il potenziale per realizzare una rivoluzione nel modo in cui produciamo e consumiamo contenuti, tra cui, creare nuove opere d'arte, musica e veri volti umani mai visti. Infatti, la capacità delle tecnologie GAI di sviluppare prodotti unici e su misura per un'ampia gamma di settori di business è una delle caratteristiche più intriganti della tecnologia (Luce, 2018). Le GAI, ad esempio, possono essere utilizzate nel settore della moda per sviluppare design di indumenti nuovi di zecca e unici nel loro genere (Rathore, 2021; Zou e Wong, 2021).

Anche negli ambienti accademici è in corso una discussione sulle potenziali implicazioni delle GAI, compreso l’effetto che avranno sullo sviluppo tecnologico, sul trasferimento e sull’acquisizione di competenze da parte di team, individui e organizzazioni, nonché su come le aziende raggiungeranno i propri obiettivi (vedi Stokel-Walker, 2022; Burger et al., 2023). Secondo Konrad e Cai (2023), le GAI hanno un potenziale dirompente simile a quello dell’avvento dei PC o di Internet, poiché il loro rapido progresso non è solo un fattore esterno ma agisce piuttosto come un catalizzatore interno, costringendo le aziende a rivalutare e potenzialmente ridefinire i loro modelli di business per rimanere competitivi in un ambiente altamente dinamico e in evoluzione.

Sebbene il grande potenziale di queste tecnologie sia fuori discussione, non mancano le preoccupazioni etiche e sfide sociali, in particolare, riguardanti le possibili violazioni del diritto d’autore, il furto di proprietà intellettuale e le invasioni della privacy personale a causa dell’utilizzo improprio degli utenti e della mancanza di un set di regole ben definito a cui fare riferimento (Galanos, 2017, Aydın e Karaarslan, 2023; Sarrion, 2023). I sistemi di intelligenza artificiale possono rafforzare e amplificare i pregiudizi esistenti se vengono addestrati utilizzando dati che li riflettono. I dati possono presentare modelli o inclinazioni osservabili per diversi motivi, tra cui errori umani, distorsioni nel campione di dati e influenze sociali e storiche (Stanton e Clune, 2016). Di conseguenza, ciò si tradurrà in risultati distorti e addirittura discriminatori. La sfida cruciale di garantire equità, trasparenza e sistemi imparziali è fondamentale per mitigare le disparità sociali.

Per concludere, dunque, possiamo affermare che, a questo punto, professionisti e accademici dovranno riconsiderare le loro prospettive per sfruttare le GAI, prevedendo impatti su operazioni, metodologie di lavoro, interazioni con i clienti e su nuovi modelli di business (Agrawal et al., 2022; Mariani et al., 2023; Dwivedi et al., 2023). Le GAI possono ottimizzare operazioni, automatizzare compiti e richiedere cambiamenti organizzativi (Acemoglu e Restrepo, 2018). L'integrazione delle

GAI richiede nuove competenze e l'adattamento di metodologie esistenti, mentre l'automazione deve bilanciarsi con l'umanizzazione delle interazioni per mantenere la soddisfazione del cliente (Prentice et al., 2020; Ameen et al., 2021). Le GAI aprono a nuovi modelli di monetizzazione e opportunità di mercato, spingendo le imprese a rimanere competitive nell'ambiente tecnologico in evoluzione.

9. Le possibili applicazioni della generative artificial intelligence

Dopo un'analisi approfondita dei concetti e delle tipologie di intelligenza artificiale, concentrandoci in particolare sulle GAI, risulta intrigante esplorare come queste tecnologie così innovative stiano rapidamente rivoluzionando le sue applicazioni pratiche.

È un momento entusiasmante in cui assistiamo a un rapido progresso nell'integrazione delle GAI in una varietà di settori e contesti, che vanno dalla produzione all'assistenza sanitaria, dall'intrattenimento alla finanza. Questo sviluppo è evidente nell'aumento della capacità di generazione e creazione di contenuti originali, che vanno da testi a immagini e altro ancora, con una precisione e una creatività sempre maggiori. Inoltre, stiamo assistendo a un'espansione delle capacità delle GAI nel comprendere e rispondere in modo più sofisticato alle complessità dell'ambiente umano e delle interazioni sociali. Questa evoluzione promette di trasformare radicalmente il modo in cui interagiamo con la tecnologia e come la utilizziamo per risolvere problemi e migliorare le nostre vite (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Dwivedi et al., 2023). I maggiori progressi si sono verificati in due grandi aree: percezione e cognizione (Ruan et al., 2016; Brynjolfsson e McAfee, 2017; Recht et al., 2019; Zhang e Lu, 2021; Janiesch et al., 2021; Haefner et al., 2021; Borges et al., 2021; Kaur e Singh, 2022; Kaur e Singh, 2023).

Nella prima categoria sono stati fatti alcuni dei progressi più pratici in relazione alla parola. Il riconoscimento vocale è ancora lungi dall'essere perfetto, ma milioni di persone lo stanno utilizzando: si pensi a Siri, Alexa e Google Assistant.

Uno studio condotto da un gruppo di studiosi a Stanford ha scoperto che il riconoscimento vocale è oggi circa tre volte più veloce, in media, rispetto alla digitazione su un telefono cellulare. Il tasso di errore, un tempo pari all'8,5%, è sceso al 4,9%. Ciò che colpisce è che questo sostanziale miglioramento non è avvenuto negli ultimi 10 anni ma proprio a partire dall'estate del 2016, ossia quando il programma di IA AlphaGo (sviluppato da DeepMind) ha battuto il campione del mondo di Go Lee Sedol (Ruan et al., 2016; Brynjolfsson e McAfee, 2017). Questo ha dimostrato le capacità delle intelligenze artificiali nel dominio dei giochi ad alta complessità e ha attirato l'attenzione

globale sui progressi dell'intelligenza artificiale, in particolare nel campo del machine learning e delle reti neurali.

Anche il riconoscimento delle immagini è migliorato notevolmente (Kaur e Singh, 2022; Kaur e Singh, 2023). È possibile notare che molte app, inclusa Facebook, ora riconoscono molti dei volti all'interno delle foto pubblicate e chiedono agli utenti di classificarli tramite un'etichetta direttamente con i loro nomi; altro caso è quello di BirdNET, un'app in esecuzione su uno smartphone che è in grado di riconoscere praticamente qualsiasi uccello in natura.

Talmente è pervasiva la diffusione di queste tecnologie che il riconoscimento delle immagini sta persino sostituendo le carte d'identità nelle sedi aziendali (Brynjolfsson e McAfee, 2017). I sistemi di visione, come quelli utilizzati nelle auto a guida autonoma, in passato commettevano un errore nell'identificare un pedone anche una volta ogni 30 fotogrammi (le telecamere di questi sistemi registrano circa 30 fotogrammi al secondo); ora, commettono un errore meno di una volta su 30 milioni di fotogrammi. Il tasso di errore nel riconoscimento delle immagini da un grande database chiamato ImageNet, con diversi milioni di fotografie di immagini comuni, oscure o addirittura strane, è sceso da oltre il 30% nel 2010 a circa il 4% nel 2016 per i migliori sistemi (Recht et al., 2019; Zhang e Lu, 2021).

Il secondo tipo di miglioramento importante ha riguardato la cognizione e la risoluzione dei problemi (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Zhang e Lu, 2021; Janiesch et al., 2021; Haefner et al., 2021; Borges et al., 2021). Le macchine hanno già battuto i migliori giocatori (umani) di poker e Go (risultati che gli esperti avevano previsto avrebbero richiesto almeno un altro decennio). Il team di DeepMind di Google ha utilizzato gli strumenti del ML per migliorare l'efficienza di raffreddamento nei data center di oltre il 15%, anche dopo essere stati ottimizzati da esperti umani (Google, 2022). Agenti intelligenti vengono utilizzati dalla società di sicurezza informatica Deep Instinct per rilevare malware e da PayPal per prevenire il riciclaggio di denaro (Janiesch et al., 2021). Un sistema che utilizza la tecnologia IBM automatizza il processo di richiesta di risarcimento presso una compagnia assicurativa di Singapore, mentre un sistema di Lumidatum, una società di piattaforme di data science, offre consulenza tempestiva per migliorare l'assistenza clienti delle aziende clienti (Brynjolfsson e McAfee, 2017). Decine di aziende utilizzano il machine learning per decidere quali operazioni eseguire a Wall Street e sempre più decisioni sul credito vengono prese con il suo aiuto (Janiesch et al., 2021; Haefner et al., 2021). Amazon utilizza il machine learning per ottimizzare l'inventario e migliorare i consigli sui prodotti ai clienti. Infinite Analytics ha sviluppato un sistema ML per prevedere se un utente farebbe clic su un particolare annuncio, migliorando il posizionamento degli annunci online per un'azienda globale di beni di consumo confezionati, e un altro per migliorare il processo di ricerca e scoperta dei clienti presso un

rivenditore online brasiliano. Il primo sistema ha triplicato il ROI pubblicitario, mentre il secondo ha comportato un aumento di 125 milioni di dollari nelle entrate annuali (Brynjolfsson e McAfee, 2017; Janiesch et al., 2021; Borges et al., 2021).

Per concludere, un recente studio di settore ha rivelato che la maggioranza dei proprietari di piccole imprese (due terzi) prevede di testare il potenziale delle tecnologie GAI nei prossimi 12 mesi, e di come il 25% stia già sperimentando strumenti come ChatGPT, Google Bard e Microsoft Bing (FMI, 2023). La maggior parte di coloro che utilizzano le GAI lo fa per generare testo per siti web e social media. Nonostante la maggioranza non temesse la sostituzione da parte della tecnologia, il 60% prevede un cambiamento radicale nelle loro attività nei prossimi cinque anni (Howard, 2019; Zirar, 2023). Le aree più influenzate sono previste nelle analisi, vendite, marketing e comunicazioni con i clienti; infine, anche se molti non credono che l'IA sostituirà i dipendenti, il 44% prevede di assumere meno lavoratori in futuro grazie all'avvento e all'implementazione dell'IA. Infine, il 46% dei proprietari che non intendono utilizzare l'intelligenza artificiale ha dichiarato di non capire come potrebbe aiutare la loro attività, mentre il 32% non è sicuro di come applicare la tecnologia al proprio flusso di lavoro (Noy e Zhang, 2023; Zirar, 2023; Daugherty et al. 2023).

10. Limiti e rischi alla base dell'implementazione dell'intelligenza artificiale

Con riferimento all'AI, il tema rilevante è quale ruolo assumerà in futuro e, cosa più importante, come gli esseri umani potranno coesistere con lo sviluppo e l'implementazione di queste rivoluzionarie tecnologie (Haenlein e Kaplan, 2019). Pertanto, è importante comprendere i rischi e le sfide collegati all'emergere di questa tecnologia (Kanbach et al., 2023).

In particolare, uno dei maggiori limiti all'implementazione dell'IA è che i sistemi di apprendimento automatico hanno spesso una bassa "interpretabilità" (Martin 2019; Samek et al. 2019; Asatiani et al., 2021), il che significa che gli esseri umani hanno difficoltà a capire come questi sistemi abbiano raggiunto le loro decisioni e sulla base di quali percorsi decisionali (Gilpin et al., 2018; Linardatos et al., 2020; John-Mathews, 2022).

Le reti neurali profonde possono avere centinaia di milioni di connessioni, ognuna delle quali contribuisce in piccola parte alla decisione finale. Di conseguenza, le previsioni di questi sistemi tendono a resistere a una spiegazione semplice e chiara (John-Mathews, 2022; Kanbach, 2023). Non sempre riescono a spiegare il motivo per cui un particolare candidato è stato accettato o rifiutato per un lavoro, o perché è stato consigliato un particolare farmaco. Ciò crea tre rischi:

- la presenza di bias impliciti;

- si basano su un approccio prettamente statistico;
- difficile diagnosi e correzione.

In primo luogo, le macchine potrebbero avere pregiudizi nascosti, derivati non dalle intenzioni del progettista ma dai dati forniti per addestrare il sistema (Stahl, 2021; Belk, 2021). Ad esempio, se un sistema apprende quali candidati accettare per un colloquio utilizzando un insieme di dati da decisioni prese da reclutatori umani in passato, potrebbe inavvertitamente imparare a perpetuare i loro pregiudizi razziali, di genere, etnici o di altro tipo; inoltre, questi pregiudizi potrebbero non apparire come una regola esplicita ma, piuttosto, essere incorporati in sottili interazioni tra le migliaia di fattori considerati.

Un secondo rischio, invece, riguarda il fatto che, a differenza dei sistemi tradizionali costruiti su regole logiche esplicite, i sistemi di reti neurali si occupano di verità statistiche piuttosto che di verità letterali. Ciò può rendere difficile, se non impossibile, dimostrare con assoluta certezza che il sistema funzionerà in tutti i casi, soprattutto in situazioni che non erano rappresentate nei dati di addestramento (Brendel et al., 2021; Nassar e Kamal, 2021);

Infine, quando il sistema ML commette errori, come quasi inevitabilmente accade, diagnosticare e correggere esattamente ciò che non va può essere difficile (Lo Piano, 2020). La struttura sottostante che ha portato alla soluzione può essere inimmaginabilmente complessa e la soluzione potrebbe essere lontana dall'essere ottimale se le condizioni in cui il sistema è stato addestrato dovessero cambiare. Anche se tutti questi rischi sono reali, il punto di riferimento appropriato non è la perfezione ma la migliore alternativa disponibile (Kanbach et al., 2023).

Dopotutto, anche noi esseri umani abbiamo pregiudizi, commettiamo errori e abbiamo difficoltà a spiegare in modo veritiero come siamo arrivati a una particolare decisione (Haenlein e Kaplan, 2019). Il vantaggio dei sistemi basati su macchine è che possono essere migliorati nel tempo e forniranno risposte coerenti quando verranno presentati gli stessi dati (Stahl, 2021).

Inoltre, ci sono altri tipi di preoccupazioni attorno al concetto di GAI e della loro sempre maggiore e pervasiva diffusione all'interno della società; infatti, le implicazioni etiche dell'utilizzo di questa tecnologia per generare contenuti senza l'attribuzione o l'autorizzazione appropriata sono tra le preoccupazioni più significative dei soggetti al riguardo; invece, un ulteriore ostacolo è garantire che il contenuto generato sia pertinente per l'utente (Mandapuram et al., 2018; Kanbach et al., 2023).

L'uso di modelli generativi, come le reti neurali generative avversariali (GAN), ha portato a progressi significativi nella generazione di dati sintetici in una serie di campi, tra cui l'elaborazione delle immagini, il linguaggio naturale e molto altro; tuttavia, questi modelli presentano sfide e rischi che devono essere attentamente considerati (Nassar e Kamal, 2021; Khoo et al., 2022). Uno dei

principali rischi è la possibilità di distorsione dei dati: poiché i modelli generativi apprendono dalle distribuzioni dei dati di addestramento, possono riflettere e amplificare i pregiudizi o le anomalie presenti in tali dati. Questo può portare a risultati indesiderati o distorti quando i dati generati vengono utilizzati in contesti reali, come nel riconoscimento facciale o nella generazione di testo (Kocon et al., 2023; Herbold et al., 2023).

Infatti, i fallimenti documentati nel rilevamento del testo tossico nei modelli linguistici dimostrano che i pregiudizi dannosi persistono nei dati di addestramento. In particolare, i deepfake che manipolano immagini e video introducono anche minacce come la disinformazione politica con tutti i suoi rischi e le preoccupazioni connesse (Diakopoulos e Johnson, 2021; Li e Yan, 2023).

Nel complesso, esiste una necessità cruciale di lungimiranza etica per guidare il progresso responsabile delle GAI insieme alla preparazione della società (Rahimi e Abadi, 2023; Ray, 2023; Stahl e Eke, 2024). Le posizioni basate sui principi che promuovono l'accesso, il monitoraggio dei danni e lo sviluppo inclusivo portano modelli che vanno oltre le semplici capacità tecniche, consentendo di apportare cambiamenti positivi nel mondo reale (Lo Piano, 2020).

In definitiva, l'accelerazione delle capacità delle GAI è strettamente sincronizzata con la deliberazione della sua integrazione guidata eticamente verso un cambiamento positivo. Sebbene i macchinari tecnici abbiano plasmato l'era della creatività meccanica di cui abbiamo parlato qui, è la traduzione proattiva di questi strumenti per promuovere il beneficio sociale che definisce il percorso vitale da percorrere (Belk, 2021). L'intelligenza artificiale generativa garantisce quindi un progresso informato e inclusivo in linea con i valori umani, poiché il potenziale tecnologico può essere realizzato in modo ottimale solo rispettando le molteplici dimensioni della vita che è in grado di trasformare (Konbach et al., 2023).

L'esempio più importante di approccio orizzontale alla normativa sull'IA può essere rilevato nell'AI Act dell'UE, che mira a coprire tutti i casi d'uso dell'IA indipendentemente dai rispettivi settori e che, in sviluppo dal 2021, dovrebbe essere approvato in qualche modo entro il 2024. Il suo approccio orizzontale cerca di proteggere le persone da tutti i tipi di sistemi di intelligenza artificiale; tuttavia, crea anche una dipendenza da strumenti aggiuntivi come le valutazioni d'impatto e gli standard specifici del settore e del contesto (Veale e Zuiderveen-Borgesius, 2021; Kieseberg, 2023).

A questo proposito, infatti, rimangono interrogativi significativi riguardo la specificità dei progetti di legge sull'IA; preoccupazioni come la responsabilità tra sviluppatore e distributore; cosa è considerato un sistema a rischio alto o limitato; il trattamento dei modelli fondamentali; i meccanismi di applicazione e la mancanza di coordinamento globale rimangono ostacoli

significativi alla finalizzazione e all'entrata in vigore delle leggi sull'IA (Chamberlain, 2023; Park e Kwon, 2023).

Come affermato in precedenza, nei modelli di IA, i bias presenti nei dati di addestramento possono essere assorbiti e riflessi nelle valutazioni, amplificandosi nei risultati. È fondamentale riconoscere e affrontare queste distorsioni, poiché possono compromettere l'imparzialità e l'affidabilità dei modelli. Ad esempio, se un modello di reclutamento viene addestrato su dati storici che riflettono disuguaglianze di genere o di razza nell'assunzione, il modello potrebbe continuare a favorire candidati di un determinato genere o gruppo etnico, anche se questo non è appropriato o etico (Howard et al. 2017; Fuchs, 2018). In altre parole, i modelli mostreranno le stesse tendenze presenti nei dati o addirittura le amplificheranno, dato che le reti neurali potrebbero amplificare dei comportamenti che non sembrano apparenti. Sebbene il bias introdotto dai dati non sia un concetto particolarmente nuovo, esso è amplificato nel contesto del machine learning e del deep learning se i dati di addestramento non sono stati adeguatamente selezionati o pre-elaborati, se ci sono sbilanciamenti di classe o se le inferenze non vengono esaminate in modo responsabile. Esempi eclatanti includono il software di recruiting AI di Amazon che mostrava discriminazione contro le donne o la Vision AI di Google che produceva etichette di immagini molto diverse in base al colore della pelle (Chen, 2023; Devlin, 2023).

Infine, un rischio legato all'implementazione di tecnologie basate su sistemi AI e multiuso con modelli di apprendimento automatico, ma non ancora esplorato fino in fondo, fa riferimento alla quantità di energia che questi sistemi richiedono e alla quantità di carbonio che emettono a seguito della loro attività (Hintemann e Hinterholzer, 2022; Mytton e Ashtine, 2022; de Vries, 2023). Tra il 2017 e il 2021, l'elettricità utilizzata dai maggiori player che implementano ed utilizzano l'IA è più che raddoppiata (Hintemann e Hinterholzer, 2022). Il ML guida la crescita dell'industria dei data center e il suo consumo di energia (Mytton e Ashtine, 2022; de Vries, 2023). Secondo le più recenti analisi disponibili, il consumo globale di elettricità delle tecnologie legate al mondo dell'IA è cresciuto del 20-40% annuo negli ultimi anni, raggiungendo l'1-1,3% della domanda globale di elettricità e contribuendo all'1% delle emissioni di gas serra legate all'energia nel 2022 (International Energy Agency, 2023; de Vries, 2023).

Detto ciò, per quanto visto finora, possiamo dire che lo sviluppo di soluzioni etiche nell'implementazione dell'intelligenza artificiale è cruciale per garantire un impatto positivo sulla società e prevenire conseguenze dannose. Queste soluzioni devono tutelare e promuovere la trasparenza, la giustizia e il rispetto dei diritti umani, contribuendo a creare un ambiente in cui l'IA può essere utilizzata in modo responsabile e sostenibile.

11. Considerazioni conclusive

Dato il crescente livello di diffusione e di efficacia di questi strumenti altamente tecnologici, negli ultimi anni, molte organizzazioni hanno lanciato progetti per creare valore aziendale utilizzando l'intelligenza artificiale (Benbya et al., 2020).

Molti di questi sforzi mancano di soluzioni di intelligenza artificiale pronte all'uso, a causa del livello di maturità del settore e della necessità di adattare tali tecnologie alla specifica e unica situazione organizzativa. Questa carenza evidenzia la complessità del campo dell'IA e l'importanza di sviluppare soluzioni flessibili e adattabili alle esigenze specifiche di ciascuna organizzazione (Zhang et al., 2020).

La gestione dell'IA è diversa dalla gestione della tecnologia dell'informazione del passato. L'intelligenza artificiale non è una tecnologia o un insieme di tecnologie, ma una frontiera in continua evoluzione delle capacità informatiche emergenti (McCorduck, 2004; Meyer, 2011). Le tecnologie di apprendimento automatico che sono al centro dell'intelligenza artificiale contemporanea hanno una maggiore autonomia, una capacità di apprendimento più profonda e sono più imperscrutabili di qualsiasi precedente artefatto IT "intelligente" (Rahwan et al., 2019; Glikson e Woolley, 2020; Kellogg et al., 2020; Lyytinen et al., 2021; Baird e Maruping, 2021). Le attuali tecnologie di intelligenza artificiale, che includono robot e veicoli autonomi, riconoscimento facciale, elaborazione del linguaggio naturale e agenti virtuali di ogni tipo, vengono implementate in una sorprendente varietà di ambiti problematici. Secondo stime recenti, oltre la metà delle aziende ha avviato, negli ultimi anni, l'implementazione di varie forme di queste nuove tecnologie (Balakrishnan et al., 2021), e l'adozione continua a crescere a un ritmo sorprendente. Questo trend evidenzia la crescente consapevolezza del potenziale delle tecnologie emergenti e il loro impatto significativo sui modelli operativi e commerciali delle organizzazioni (Berente et al., 2021).

Questi sviluppi sono importanti perché l'IA potrebbe offrire possibilità inestimabili per migliorare la vita delle persone in una varietà di ambiti, tra cui la casa, l'assistenza sanitaria, l'istruzione, l'occupazione, l'intrattenimento, la sicurezza e i trasporti (Stone et al., 2016; Rahwan et al., 2019). L'intelligenza artificiale apre le porte alle aziende ad opportunità senza precedenti per progettare prodotti intelligenti, ideare nuove offerte di servizi e inventare nuovi modelli di business e forme organizzative (Agrawal et al., 2019; Townsend e Hunt, 2019; Davenport et al., 2020). Tuttavia, non bisogna considerarla una panacea tecnologica: accompagnando l'ampio spettro delle possibilità offerte dall'IA, emergono una serie di sfide spinose e complesse riguardanti strategie aziendali, interfacce uomo-intelligenza artificiale, dati, privacy, sicurezza, etica, lavoro, diritti umani e sicurezza nazionale (Stone et al., 2016; Faraj et al., 2018; Rahwan et al., 2019; Russell, 2019; Kellogg et al., 2020). I manager e gli imprenditori di oggi devono affrontare sia le opportunità che

le sfide che accompagnano la diffusione dell'IA. Il ruolo dei manager e/o degli imprenditori nella fiorente trasformazione sociale che coinvolge l'implementazione dell'IA non può essere sottovalutato (Dwivedi et al., 2023; Shin et al., 2023; Dennehy et al., 2023). Sono i soggetti al vertice che prendono tutte le decisioni chiave sull'implementazione e lo sviluppo dell'intelligenza artificiale. I manager e/o gli imprenditori assegnano le risorse necessarie allo sviluppo di idee innovative, supervisionano i progetti di intelligenza artificiale e governano le organizzazioni che, con la loro attività, stanno plasmando il futuro (Seidel et al., 2019; Berente et al., 2021).

Si può dire che in questo particolare momento storico, l'IA non è più confinata ai problemi decisionali che risiedono all'interno di contenitori organizzativi chiusi ermeticamente (Winter et al., 2014); ormai, le sue applicazioni permeano la maggior parte, se non tutti, gli aspetti dell'esperienza umana (Yoo, 2010), già ben oltre il solo lavoro. L'intelligenza artificiale, in varie forme e versioni, sta raggiungendo ogni angolo del pianeta, comprese le remote regioni polari. Questo fenomeno rappresenta una testimonianza dell'ampia diffusione e dell'impatto trasformativo dell'IA in tutto il mondo.

Le tecnologie basate sull'IA stanno raggiungendo anche luoghi geograficamente isolati, creando nuove possibilità e sfide (British Antarctic Survey, 2021). Per esempio l'IA viene usata sul posto di lavoro ma anche quando si devono selezionare i film da trasmettere in streaming, o controllare la temperatura delle case o cercare contenuti su Internet (Benbya et al., 2020). La complessità è una caratteristica distintiva dell'intelligenza artificiale, poiché coinvolge tecnologie digitali che sono comunicabili e modificabili (Lyytinen e King, 2006; Yoo, 2010). Inoltre, il contesto delle decisioni che vengono prese tramite o con l'ausilio dell'intelligenza artificiale è notevolmente cambiato (Avgerou, 2019; Benbya et al., 2020).

L'intelligenza artificiale presenta una serie di sfide per i manager. Queste sfide spaziano dalle questioni tecniche, come la ricerca di soluzioni efficaci per l'interazione umana, alla gestione dei problemi di fiducia, sicurezza e protezione degli utenti di queste tecnologie, fino alla necessità di prevenire eventuali conseguenze negative (Stone et al., 2016). Tuttavia, molte delle sfide hanno anche un carattere morale ed etico, comprese quelle relative alla forza lavoro, al lavoro da svolgere e ai consumatori in termini di privacy, equità, giustizia, discriminazione, parzialità, dequalificazione, sorveglianza e una serie di altre questioni spinose (Floridi et al., 2018; Fjeld et al., 2020).

Alcuni chiedono livelli crescenti di responsabilità per le organizzazioni che utilizzano questi sistemi di IA; in particolare, è richiesto che le imprese o i soggetti utilizzatori di questi sistemi innovativi si assumano la responsabilità delle conseguenze e degli impatti derivanti dall'uso di queste tecnologie (Martin, 2019). Secondo Berente et al. (2021), spetta direttamente ai vertici aziendali comunicare,

guidare, coordinare e controllare gli sforzi organizzativi per affrontare le numerose sfide legate all'implementazione di sistemi tecnologici innovativi come l'IA e realizzare i propri obiettivi, evitando allo stesso tempo le conseguenze negative derivanti dal loro utilizzo. È fondamentale che i manager siano riflessivi e modellino attentamente l'attività relativa all'implementazione e all'utilizzo dell'IA nella propria organizzazione.

La ricerca sull'intenzione imprenditoriale ha suggerito che, per comprendere o prevedere la formazione di nuove imprese, è necessario comprendere la desiderabilità e la fattibilità di un'opportunità (Fitzsimmons e Douglas, 2011).

In termini di desiderabilità, è ampiamente dimostrato che l'IA è uno dei settori più alla moda e dinamici per le start-up. Essendo una tecnologia di uso generale, le opportunità imprenditoriali basate sull'IA vengono identificate in molti settori e c'è un significativo flusso di capitale di rischio verso le start-up di IA (OCSE, 2018). Tuttavia, questo fenomeno è moderato da aspetti legati alla fattibilità, in particolare per quanto riguarda l'autoefficacia imprenditoriale. Questo perché l'IA rimane un settore altamente tecnico e c'è un disallineamento tra ciò che molti imprenditori nascenti pensano di poter fare con la tecnologia e ciò che alla fine si rivela possibile. È stato riscontrato inoltre un grande divario di competenze e una carenza di manodopera nei ruoli chiave richiesti per implementare sistemi complessi di IA (Marr, 2018). Anche se esistono persone qualificate in grado di svolgere questi ruoli tecnici, gli alti stipendi pagati dalle aziende tecnologiche leader significano che per molti imprenditori nascenti è spesso difficile costruire un team con le competenze richieste per perseguire con successo un'opportunità (Cheng, 2018).

Quindi, questa seconda era delle macchine non è guidata dal carbone e dal vapore, ma dai dati e dall'intelligenza artificiale. Allo stesso modo, Ng (2016) descrive l'IA come una sorta di “nuova elettricità”, che trasforma l'industria e il business in modo fondamentale come fece l'elettricità 100 anni fa (Burgess, 2018). L'intelligenza artificiale sta quindi influenzando in molti modi anche il ruolo concreto e la posizione delle persone in questo nuovo mondo del lavoro intriso di intelligenza artificiale (Acemoglu e Restrepo, 2018; Frank et al., 2019).

Capitolo II

Intelligenza artificiale e business model innovation

1. Business model e strategia

Il concetto di modello di business (BM) affonda le sue radici in una storia che abbraccia diversi decenni. Sin dalle origini della storia alla base dell'economia moderna, le imprese hanno cercato modi innovativi per creare valore, soddisfare i bisogni dei clienti e generare profitti sostenibili (Bellman et al., 1957; Teece, 2010; Bashir et al., 2023). Tuttavia, la formalizzazione e l'analisi dei modelli di business come strumento distintivo nella gestione aziendale hanno guadagnato terreno solo negli ultimi anni (Foss e Saebi, 2017; Bigelow e Barney, 2021; Ricart, 2023). Negli anni '50 e '60, si assistette a una crescente consapevolezza della necessità di comprendere e gestire le dinamiche interne ed esterne di un'impresa in modo più strutturato; questo ha portato alla nascita di modelli concettuali e strumenti per analizzare e migliorare l'efficienza e l'efficacia delle operazioni aziendali (Wirtz et al., 2016), ma è solo dagli anni '90 e, in particolare, nei primi anni del 2000, con l'ascesa di Internet e delle nuove economie digitali, che il concetto di BM ha subito una trasformazione significativa. Le imprese hanno dovuto adattarsi a nuove modalità di creazione e cattura del valore, spesso basate su piattaforme digitali, ecosistemi e modelli di abbonamento (Zott et al., 2011; Bashir e Verma, 2017).

L'analisi e il design del BM sono elementi fondamentali della strategia aziendale. Le imprese devono non solo innovare nei loro prodotti e servizi, ma anche nei processi di generazione di reddito, nell'approccio ai clienti, nella gestione delle risorse e nel posizionamento sul mercato (Veit et al., 2014; Massa et al., 2017).

Sebbene le definizioni possano variare tra i diversi studi, la maggior parte delle definizioni attuali si avvicina o è coerente con la definizione di BM data da Teece (2010: 172), il quale lo descrive come "la progettazione o l'architettura dei meccanismi di creazione, consegna e cattura del valore" di un'azienda. Inoltre, come mostrano Saebi et al. (2016), nonostante l'utilizzo di una terminologia diversa, la letteratura converge sui componenti che costituiscono il BM, ossia "la proposizione di valore dell'azienda e i segmenti di mercato, la struttura della catena del valore necessaria per realizzare la proposizione di valore, i meccanismi di cattura del valore che l'azienda impiega e come

questi elementi sono collegati tra loro in un'architettura". In sintesi, la nozione di modello di business ha attraversato diverse fasi di evoluzione e ha assunto una crescente importanza nel panorama aziendale moderno. È diventato uno strumento chiave per comprendere, analizzare e innovare nel contesto aziendale, consentendo alle imprese di adattarsi e prosperare in un ambiente in continua evoluzione.

Un modello di business, dunque, fornisce una "rappresentazione concisa di come un insieme correlato di variabili decisionali nelle aree della strategia aziendale, dell'architettura e dell'economia siano affrontate per creare un vantaggio competitivo sostenibile in mercati definiti" (Morris et al., 2005, p. 727). Il BM traccia i confini della struttura operativa e fisica dell'azienda (Osterwalder et al., 2005), prevedendo le conseguenze delle sue operazioni sull'architettura del sistema e incoraggiando scelte sostenibili attraverso strategie innovative per la creazione di valore (Zilahy, 2016).

Il BM descrive la logica di come un'azienda crea, distribuisce e cattura valore, e il suo principale obiettivo è quello di aiutare le imprese a creare flussi di entrate e vantaggi competitivi, e a consentire una cattura sostanziale del valore creato da parte dell'azienda che, di conseguenza, è in grado di offrire un portafoglio innovativo e diversificato di prodotti e servizi (Teece, 2010). Ne consegue che il BM può essere inteso come il vero e proprio riflesso della strategia implementata dall'impresa (Casadesus-Masanell e Ricart, 2010).

Anche se sono concetti interconnessi, però, BM e strategia aziendale sono distinti tra loro; il BM si concentra sull'azienda come sistema e ne analizza il funzionamento, inclusi i suoi componenti, le relazioni e i flussi di valore. In contrasto, la strategia aziendale riguarda i processi decisionali esecutivi, che coinvolgono la pianificazione, l'implementazione e l'esecuzione di azioni mirate a raggiungere gli obiettivi a lungo termine dell'organizzazione.

Mentre il BM fornisce un quadro per comprendere come l'azienda crea, distribuisce e cattura valore, la strategia definisce il percorso globale per raggiungere gli obiettivi prefissati (Ricart, 2023). Pertanto, mentre il BM è fondamentale per comprendere il funzionamento interno dell'azienda, la strategia guida l'azione e l'allocazione delle risorse per realizzare gli obiettivi strategici (Osterwalder et al., 2005; Bigelow e Barney, 2021).

Differenti BM possono richiedere risorse e capacità organizzative diverse. Le capacità ordinarie consentono alle aziende di produrre e vendere le loro proposte di valore, come le procedure per lo sviluppo di nuovi prodotti, il controllo della qualità, il trasferimento di conoscenze e la misurazione delle prestazioni in modo efficiente (Eisenhardt e Martin, 2000). Tuttavia, hanno bisogno di qualcosa di più se sono disposti a esplorare e sfruttare opportunità e ad adattare processi e modelli di business al nuovo ambiente aziendale (Foss e Saebi, 2015). Le capacità dinamiche, che possono

essere uniche per ciascuna azienda, sono plasmate dalla particolare storia, dai valori e dalle routine di un'azienda (Teece, 2012), il che rende difficile per i concorrenti imitare il BM dell'azienda. Un modello di business, utilizzato per comunicare e implementare scelte strategiche (Lambert e Davidson, 2013), è visto come un'espressione realizzata della strategia di un'azienda (Casadesus-Masanell e Ricart, 2010) e l'articolazione di come le risorse disponibili possano essere utilizzate in modo più efficace, come i costi possano essere gestiti e ridotti, e come nuove fonti di ricavo possano essere sfruttate (Chesbrough, 2007).

Lo sviluppo tecnologico, nelle sue varie applicazioni, può influenzare la gestione aziendale, creando le condizioni per ridurre i costi e aumentare il valore creato, combinando profitto e sostenibilità (Dirican, 2015; Pan et al., 2023).

Lo studio della strategia aziendale, infatti, ha prodotto molti quadri concettuali utili a comprendere come le aziende competono efficacemente in contesti dinamici e fortemente concorrenziali. Un primo esempio è il modello delle cinque forze di Porter (1980) che si è affermato come uno strumento di analisi essenziale per comprendere le dinamiche competitive all'interno del quale sono inserite le imprese. Questo modello organizza e attribuisce significato alle molteplici misure e caratteristiche delle industrie, fornendo un quadro concettuale per valutare l'attrattività di un settore e la sua redditività potenziale. Il framework delle "tre strategie generiche" (Porter, 1980) identifica le vie principali attraverso cui un'azienda può ottenere un vantaggio competitivo nel suo settore; in particolare, Porter ha delineato tre strategie generiche: a) leadership di costo; b) differenziazione del prodotto; c) focalizzazione.

Un secondo framework, quello dei blocchi di costruzione generici definisce le dimensioni di base attraverso le quali un'azienda può superare i suoi concorrenti. Queste dimensioni includono fattori come l'innovazione, l'efficienza operativa, la qualità del prodotto, il servizio al cliente e altri elementi critici che contribuiscono alla creazione di un vantaggio competitivo sostenibile. Implementare strategie efficaci in ciascuna di queste aree consente alle aziende di differenziarsi sul mercato e di prosperare in un ambiente competitivo in continua evoluzione. La comprensione e l'uso strategico di questi blocchi di costruzione generici sono cruciali per lo sviluppo di una strategia aziendale coerente e di successo (Hill e Jones, 2001).

Inoltre, possiamo fare riferimento al framework dell'analisi SWOT, comunemente utilizzato per valutare le situazioni strategiche, e al framework dell'analisi VRIO (Barney, 2002), che ci indica quando le risorse di un'azienda possono permetterle di ottenere e mantenere un vantaggio competitivo. Infine, il framework della catena del valore (Porter, 1985), il quale ci permette di analizzare le attività dell'azienda e le fonti alla base del vantaggio competitivo. Dunque, la strategia è un piano d'azione progettato per raggiungere specifici obiettivi a lungo termine, considerando le

risorse disponibili, l'ambiente circostante e le sfide future; inoltre, essa fornisce una guida organizzativa per prendere decisioni coerenti e mirate al fine di massimizzare il successo aziendale. In breve, possiamo affermare che la strategia può essere definita come la teoria dell'azienda su come competere (Barney, 2002).

Per quanto riguarda il concetto di BM, però, quest'ultimo non è assimilabile al concetto di strategia e si differenzia da essa per diverse caratteristiche peculiari (Porter, 2001). Il modello di business è un'infrastruttura concettuale che svolge un ruolo cruciale nel collegare la strategia aziendale, o la teoria riguardante la competizione, alle azioni pratiche dell'azienda. Serve da ponte tra la visione strategica e la sua attuazione pratica, fornendo una guida chiara su come le attività aziendali dovrebbero essere strutturate e attuate per realizzare gli obiettivi strategici. In sostanza, il modello di business incarna l'essenza della strategia aziendale, traducendola in processi e operazioni tangibili.

L'adozione e l'implementazione del BM possono aiutare a sviluppare una prospettiva strategica sui dettagli di come l'azienda gestisce le sue attività (Richardson, 2008; Baden-Fuller e Morgan, 2010). Il concetto di BM è diventato parte integrante del gergo commerciale popolare in concomitanza con l'avvento dell'era del dot-com degli anni '90.

Più recentemente, gli studiosi di economia aziendale hanno rispolverato il termine e lavorato per definire e affinare il concetto per renderlo più idoneo ai tempi che corrono (Chesbrough e Rosenbloom, 2000; Afuah e Tucci, 2001; Veit et al., 2014; Zapletalova, 2023). L'idea fondamentale è che il modello di business di un'azienda delinei il processo con cui offre i suoi prodotti e servizi ai clienti e come genera profitti da tali transazioni. Questo concetto va oltre la semplice vendita di prodotti; include anche l'analisi di come l'azienda crea, distribuisce e cattura valore nel mercato in cui opera.

Il modello di business è un concetto che si estende anche alla struttura dei costi, alle fonti di ricavo, alla distribuzione dei canali, alla relazione con i clienti e ad altri aspetti che delineano il funzionamento e il successo complessivo dell'impresa. In sintesi, il BM rappresenta il fondamento su cui poggia l'intera operatività aziendale e la sua sostenibilità nel lungo termine (Richardson, 2005; 2008; Teece, 2010; Miller et al., 2021).

Negli ultimi anni, la letteratura ha raggiunto un accordo generale sulla definizione di modello di business: esso rappresenta semplicemente la descrizione di come l'impresa conduce le proprie attività aziendali. Tuttavia, non è una rappresentazione esaustiva del complesso sistema sociale che circonda un'azienda, includendo tutti gli attori, le relazioni e i processi; piuttosto, il BM si concentra sulla logica che sottende ai processi effettivi di creazione e cattura del valore da parte delle imprese.

In altre parole, il BM fornisce un quadro strategico che descrive come un'azienda intende generare ricavi, soddisfare i clienti e perseguire i suoi obiettivi aziendali nel contesto del mercato in cui opera. È una guida fondamentale che orienta le decisioni strategiche e operative, delineando la struttura di base su cui si basa l'attività aziendale (Massa et al., 2017, Foss e Saebi, 2018).

Il modello di business può essere considerato come l'incarnazione concettuale e strutturale di una strategia aziendale e come la base per l'attuazione dei processi aziendali; esso definisce il modo in cui un'azienda intende operare nel mercato, generare valore per i clienti e ottenere profitti. Questo modello non solo traduce la strategia aziendale in azioni concrete, ma fornisce anche la struttura fondamentale su cui si basano le operazioni quotidiane e le decisioni operative dell'azienda. È un pilastro centrale che guida l'organizzazione nella realizzazione dei suoi obiettivi strategici e nell'adattamento alle dinamiche del mercato e dell'industria (Richardson, 2008; Zott e Amit, 2014; Budler et al., 2021).

In passato, la letteratura sui modelli di business ha prevalentemente enfatizzato la distinzione tra il concetto di modello di business e la gestione strategica. Questo approccio ha evidenziato le peculiarità del modello di business come strumento concettuale separato e distinto dalla strategia aziendale. Si è posto l'accento sulla comprensione approfondita di come un'azienda struttura le sue attività, genera valore per i clienti e produce entrate.

Questa distinzione ha contribuito a evidenziare l'importanza di avere un modello di business solido e coerente, indipendentemente dalle specifiche strategie aziendali adottate (Richardson, 2008; Teece, 2010; Zott e Amit, 2014; Budler et al., 2021; Zapletalova, 2023). D'altro canto, la letteratura più recente sui modelli di business è in gran parte concettuale o basata su casi studio, con poche generalizzazioni.

La definizione di BM ha visto diverse proposte nel tempo. Zott e Amit (2008) hanno distinto i modelli di business in base alla novità e all'efficienza, utilizzando una scala multidimensionale di elementi. In sostanza, hanno cercato di categorizzare i diversi approcci aziendali considerando quanto fossero innovativi o efficienti nell'operare.

Secondo Morris et al. (2005), il modello di business può essere definito come la proposta di valore unica dell'azienda, in cui verrà definito in che modo creerà un vantaggio competitivo sostenibile rispetto i suoi rivali e, soprattutto, in che modo l'azienda guadagnerà denaro attualmente e nel lungo periodo. I ricercatori definiscono anche il modello di business come la logica, i dati e altre giustificazioni che supportano una proposta di valore per l'utente finale che ha un arrangiamento fattibile di ricavi e costi per la consegna di quel valore (Osterwalder, 2004; Morris, 2005; Massa et al., 2014).

Su linee simili, Lecocq et al. (2010) definiscono il BM come il modo in cui un'azienda partecipa alla creazione di valore, organizzando tutte le sue transazioni e attività all'interno di una più ampia rete di organizzazioni, spesso definita "rete di valore" dai ricercatori. In poche parole, secondo gli autori, il BM è progettato per catturare valore al fine di garantire la sopravvivenza dell'azienda.

L'approccio di Osterwalder e Pigneur (2010) all'ontologia del modello di business si distingue per la sua capacità di analizzare e rappresentare in modo esaustivo le dinamiche interne ed esterne che influenzano il funzionamento di un'impresa. Questo strumento concettuale offre un quadro completo che include elementi chiave come le risorse, le attività chiave, i partner chiave, i canali di distribuzione e le fonti di ricavo, tutti interconnessi per delineare la strategia e la logica operativa di un'azienda. Attraverso questa definizione dettagliata, gli autori forniscono un approccio strutturato per comprendere e valutare la complessità dei modelli di business, aiutando le organizzazioni a delineare e implementare strategie efficaci per il successo aziendale. È essenzialmente una descrizione dell'offerta dell'azienda, della propria architettura e della propria rete di partner (Osterwalder e Pigneur, 2010).

Similmente, secondo Westerlund (2009), il concetto di modello di business si estende oltre la semplice operatività di un'azienda e abbraccia il modo in cui essa interagisce con gli altri attori all'interno della rete di valore. Questa prospettiva mette in luce l'importanza delle relazioni e della collaborazione nel processo di creazione di valore, evidenziando anche il ruolo cruciale della posizione dell'azienda all'interno della rete stessa. In sintesi, il BM diventa il fondamento su cui si basano le dinamiche relazionali e la capacità di generare valore all'interno di un ecosistema commerciale più ampio.

Secondo Hamel (2000), invece, il modello di business è essenzialmente l'idea aziendale che viene tradotta in azione. Questa definizione sottolinea l'aspetto pratico e tangibile del concetto: un modello di business non è solo un'astrazione teorica, ma piuttosto un insieme di strategie, processi e azioni che un'azienda adotta per creare valore e prosperare nel mercato.

In altre parole, il BM è ciò che guida le attività quotidiane e il funzionamento dell'azienda, trasformando visioni e concetti in realtà operativa; nel suo contributo identifica quattro componenti principali del modello di business: strategia principale, risorse strategiche, la rete di valore, e l'interfaccia con il cliente.

Il framework del modello di business di Peterovic et al. (2001), invece, è diviso in sette sottomodelli: il Modello del Valore, il Modello delle Risorse, il Modello di Produzione, il Modello delle Relazioni con i Clienti, il Modello di Revenue, il Modello di Capitale e il Modello di Mercato. Il framework proposto da Petrovic et al. (2001) rappresenta una descrizione esaustiva della logica sottostante al sistema aziendale per generare valore attraverso i suoi processi operativi. Nel

formulare un modello di business centrato sulla strategia, l'obiettivo è catturare le convergenze concettuali e una gamma diversificata di elementi delineati in precedenza. Questo approccio mira a fornire una visione integrata e completa delle attività aziendali, evidenziando le relazioni tra i diversi componenti del modello e offrendo una guida per la creazione e la cattura del valore nell'ambiente competitivo. Il principale obiettivo è quello di fornire una comprensione dettagliata del funzionamento operativo dell'organizzazione.

Allo stesso tempo, si punta a orientare il framework verso la sfera strategica, offrendo una struttura logica che sia concisa e coerente. In questo modo, si mira a fornire una guida chiara e sistematica per l'analisi e lo sviluppo delle strategie aziendali, consentendo un'efficace traduzione delle visioni strategiche in azioni concrete e processi operativi (Richardson, 2008; Teece, 2010; Zott e Amit, 2014; Caputo et al., 2021).

L'essenza di un modello di business sta nel definire il modo in cui l'impresa offre valore ai clienti, li convince a pagare per quel valore e converte tali pagamenti in profitto. In poche parole, un BM riflette quindi l'ipotesi della gestione su ciò che i clienti desiderano, come lo desiderano e come l'impresa può organizzarsi per soddisfare al meglio quei bisogni, essere pagata per farlo e ottenere un profitto (Shafer et al., 2005; Wirtz, 2011; Da Silva e Trkman, 2014; Veit et al., 2014).

Un principio cruciale meritevole di approfondimento è la centralità del modello di business quale substrato logico fondamentale che permea i dettagli alla base dei processi organizzativi. A tal fine, si può argomentare che tale costrutto sia intimamente intrecciato con l'effettiva implementazione della strategia d'impresa, mirante a garantire un vantaggio competitivo sostenibile (Ranjith, 2016; Bashir e Verma, 2017; Pietrewicz, 2019). Questo concetto rappresenta la capacità di un'azienda di soddisfare i bisogni e le aspettative dei suoi clienti in modo tale da ottenere un vantaggio competitivo sul mercato. Il valore può essere interpretato in diversi modi, che vanno oltre il semplice rapporto qualità-prezzo. Include anche elementi intangibili come l'esperienza del cliente, l'affidabilità del prodotto o servizio, l'innovazione e la personalizzazione. Inoltre, il valore non riguarda solo i clienti esterni, ma anche i dipendenti, gli azionisti e altri stakeholder dell'azienda. Pertanto, i modelli di business e le strategie aziendali sono progettati per creare, consegnare e catturare valore in modo efficace, garantendo la sostenibilità e il successo dell'azienda nel lungo periodo (Richardson, 2005; 2008; Chesbrough, 2007; Amit e Zott, 2012; Massa et al., 2017; Sjodin et al., 2020). Il framework del modello di business su cui baseremo le nostre analisi è strutturato attorno a questa nozione. I tre pilastri fondamentali del framework - la proposta di valore, il sistema di creazione e consegna del valore e la cattura del valore - riflettono la strategica logica del valore. In sostanza, la quintessenza della strategia risiede nell'istituire un valore superiore per la clientela e

nell'assimilare una quota maggiore di tale valore rispetto ai contendenti sul mercato (Richardson, 2005; 2008; Climent e Haftor, 2021).

1.1. La value proposition

La proposta di valore di un'azienda rappresenta il nucleo della sua strategia competitiva, delineando le ragioni per cui i clienti dovrebbero scegliere l'offerta dell'azienda rispetto a quella dei concorrenti (Osterwalder et al., 2015; Bashir et al., 2022).

Questo concetto non si limita alla semplice descrizione dei prodotti o dei servizi offerti, ma si estende anche alla comprensione del cliente target e del mercato di riferimento. Una proposta di valore efficace va oltre la mera offerta di un prodotto, deve comprendere il motivo per cui il mercato non è già adeguatamente servito e perché i clienti dovrebbero preferire l'azienda rispetto alla concorrenza (Richardson, 2005; 2008; Clauss, 2017).

La forza della proposta di valore risiede nella sua capacità di offrire un valore unico e riconoscibile rispetto agli altri attori del mercato (Bocken e Geradts, 2020). Un'azienda con una proposta di valore forte è in grado di offrire ai suoi clienti un vantaggio significativo rispetto alla concorrenza, ad esempio attraverso prezzi competitivi, qualità superiore, esperienza personalizzata o innovazione distintiva.

In definitiva, la proposta di valore rappresenta la promessa fondamentale dell'azienda al cliente e sottolinea la sua capacità di competere in modo efficace e differenziato nel mercato. È una dichiarazione chiara della strategia aziendale e del suo impegno nel creare e catturare valore per i clienti.

1.2. La value creation

Il secondo componente del modello di business fornisce un'analisi dettagliata della strategia competitiva adottata dall'azienda, evidenziando come tale approccio si traduca in azioni concrete (Amit e Zott, 2012). Questo componente delinea l'organizzazione e la struttura dell'azienda, mettendo in luce i suoi vantaggi competitivi, tra cui risorse e capacità distintive. Inoltre, chiarisce la logica dietro la configurazione dell'azienda e dimostra come essa si allinea alla sua strategia fondamentale (Goedhart e Koller, 2020).

Nel contesto della creazione e della distribuzione del valore, vengono considerate tutte le attività svolte dall'azienda per sviluppare, produrre, commercializzare e distribuire le sue offerte ai clienti (Lepak, 2007; Chesbrough et al., 2018).

Queste attività coinvolgono una serie di interazioni con fornitori, partner potenziali e distributori, oltre all'organizzazione stessa. Tuttavia, per conseguire un vantaggio competitivo sostenibile, è

essenziale superare la mera assegnazione di attività e risorse in conformità con la proposta di valore dell'azienda (Goedhart e Koller, 2020). Ne segue che l'organizzazione deve andare oltre una semplice distribuzione delle risorse e delle attività, concentrandosi piuttosto sulla creazione di una serie di vantaggi competitivi distintivi e difficilmente replicabili nel tempo. Ciò implica un approccio olistico alla gestione delle risorse, che va oltre la semplice corrispondenza delle risorse disponibili con gli obiettivi strategici dell'azienda.

Invece, richiede una valutazione critica delle competenze, delle capacità e delle relazioni interne ed esterne che possono contribuire alla creazione di un posizionamento unico nel mercato (Amit e Zott, 2012; Bocken e Geradts, 2020).

Inoltre, per ottenere un vantaggio competitivo sostenibile, l'azienda deve adottare un approccio proattivo e dinamico alla gestione delle risorse, rimanendo flessibile e adattabile alle mutevoli condizioni di mercato e alle nuove sfide competitive. Questo potrebbe implicare investimenti in innovazione, sviluppo di competenze distintive, costruzione di relazioni collaborative con partner strategici e ricerca continua di nuove opportunità di crescita e differenziazione.

In sintesi, ottenere un vantaggio competitivo sostenibile richiede un impegno costante verso l'innovazione (Russo-Spena et al., 2018), la gestione efficace delle risorse e una capacità di adattamento alle mutevoli dinamiche del mercato (Clauss, 2017), superando così la semplice corrispondenza tra risorse e proposta di valore per creare un posizionamento unico e duraturo nel mercato.

1.3. La value capture

Nel contesto del business model, "value capture" (cui si fa riferimento anche come revenue model) si riferisce al processo attraverso il quale un'azienda acquisisce o cattura valore dai suoi prodotti, servizi o attività. Questo concetto riguarda il modo in cui un'azienda riesce a monetizzare o a ottenere valore economico dallo sfruttamento delle risorse, delle competenze e delle relazioni che ha sviluppato (Gans e Ryall, 2017; Chesbrough et al., 2018). La value capture può avvenire in diversi modi, a seconda del tipo di business e del settore in cui opera. Alcuni esempi includono la vendita di prodotti o servizi a un prezzo superiore ai costi di produzione, l'addebito di commissioni per l'utilizzo di piattaforme o servizi, la licenza di proprietà intellettuale o tecnologie a terzi, la partecipazione a partnership o joint venture che generano entrate aggiuntive, e così via (Lepak, 2007; Amit e Zott, 2012; Sjodin et al., 2020).

Il revenue model e il modello economico costituiscono due aspetti fondamentali nell'architettura aziendale, poiché delineano il modo in cui l'azienda genera entrate, gestisce i costi e ottiene profitti

(Clauss, 2017; Osterwalder et al., 2018). Questi due elementi sono essenziali per comprendere come un'azienda guadagna denaro e si posiziona sul mercato.

Il modello di revenue identifica le diverse fonti di ricavo attraverso le quali l'azienda genera entrate: può includere la vendita diretta di prodotti o servizi, canoni di licenza, abbonamenti, pubblicità, commissioni, e altre forme di reddito (Richardson, 2005; 2008; Amit e Zott, 2012). È importante considerare modelli alternativi di generazione di entrate che possano risultare attraenti per i clienti e contribuire alla sostenibilità finanziaria dell'azienda (Bocken e Geradts; 2020).

D'altra parte, il modello economico analizza i costi associati alla produzione, alla distribuzione e alla commercializzazione dei prodotti o servizi, nonché i margini di profitto previsti; comprende anche aspetti finanziari cruciali come la redditività, la scalabilità, la gestione del flusso di cassa e la sostenibilità finanziaria nel lungo periodo.

La capacità di un'azienda di ottenere un vantaggio competitivo e generare margini di profitto superiori è strettamente legata al suo modello economico (Teece e Linden, 2017; Sjodin et al., 2020).

In sintesi, il modello di revenue e il modello economico lavorano in sinergia per spiegare come un'azienda genera entrate, gestisce i costi e ottiene profitti (Najmaej, 2015; Bottcher et al., 2022). Questi elementi forniscono una visione completa delle fonti di ricavo, del flusso di cassa e dei margini di profitto dell'azienda, sottolineando l'importanza di progettare un sistema di creazione e consegna del valore che tenga conto sia della proposta di valore offerta ai clienti sia della capacità di catturare valore sul mercato.

La predisposizione di un efficace value capture è essenziale per la sostenibilità finanziaria di un'azienda e per il suo successo nel lungo periodo (Teece e Linden, 2017; Osterwalder et al., 2018). Un business model ben progettato dovrebbe includere strategie di value capture chiare e robuste che consentano all'azienda di generare profitti e reinvestire nella crescita e nello sviluppo aziendale.

2. La business model innovation

I concetti di modello di business (BM) e di business model innovation (BMI) hanno acquisito sempre maggiore rilevanza nelle ricerche di management degli ultimi anni (Aspara et al., 2010; Zott et al., 2011; Spieth et al., 2014; Foss e Saebi, 2017; Costa et al., 2022; Stål et al., 2022).

Le recenti revisioni della letteratura in questo ambito hanno evidenziato l'utilità del costruito del BM per spiegare le dinamiche relative al contesto dell'e-commerce, della strategia e della gestione della tecnologia (Zott et al., 2011); il suo utilizzo in diverse teorie (George e Bock, 2011); e l'evoluzione del termine BM stesso (Wirtz et al., 2016; Bashir et al., 2023). Poiché tutte le aziende desiderano migliorare le proprie prestazioni, il contributo del BMI alle prestazioni aziendali ha

attirato molta attenzione (Hartmann et al., 2013; Lambert e Davidson, 2013; Karimi e Walter, 2016; Verma e Bashir, 2017; Costa et al., 2022; Stål et al., 2022).

Alcuni esempi classici di business model innovativi che hanno comportato per le aziende una posizione di vantaggio competitivo stabile e duraturo per le aziende includono Dell nel settore informatico, Wal-Mart nella vendita al dettaglio, Uber nel trasporto urbano e Southwest Airlines nell'industria del trasporto aereo passeggeri. Tutti questi hanno sviluppato un BM innovativo introducendo o riorganizzando i componenti chiave dei BM esistenti nei rispettivi settori (Bashir e Verma, 2017; Latifi et al., 2021; Bashir, 2023).

Economist Intelligence Unit (2012) ha condotto un sondaggio globale su 4000 manager in tutto il mondo ottenendo che, al posto dei prodotti e servizi, la base preferita per il vantaggio competitivo è quella di un modello di business innovativo, risultati confermati anche da altri studi in letteratura (Bashir e Verma, 2017; Clauss, 2017; Codini et al., 2023; Bashir, 2023). Ciò accade, perché i manager sono consapevoli del fatto che per sostenere una crescita continua, far diventare le proprie aziende più redditizie e farle sopravvivere, devono adattare la propria logica aziendale al contesto di riferimento e ai bisogni dei propri stakeholder (Freeman et al., 2010; Sciarelli e Tani, 2013; Vukanović, 2016). Le imprese hanno diverse opzioni per innovare: migliorare i prodotti, i processi e le strategie di marketing, oltre che innovare il proprio modello di business (Latifi et al., 2021). Quest'ultima soluzione, ossia l'innovazione del modello di business, è fondamentale per favorire l'innovazione e adattarsi a un mercato in continua evoluzione e può generare proposte di valore attraenti per i clienti (Hartmann et al., 2013; Basile et al., 2021).

È ampiamente riconosciuto che i modelli di business delineano la logica operativa di un'azienda, illustrando come essa generi, distribuisca e acquisisca valore (Teece, 2010), mentre BMI si occupa della scoperta di nuove modalità di creazione, distribuzione e cattura del valore sostanzialmente diverse all'interno di un'attività esistente (Foss e Saebi, 2018). Di conseguenza, il BMI consente alle imprese di rispondere rapidamente alle opportunità di mercato, commercializzare innovazioni attraverso nuovi modelli di business, ridefinire mercati esistenti o crearne di nuovi (Kranic e Wald, 2018; Chesbrough e Rosenbloom, 2002; Amit e Zott, 2012; Codini et al., 2023). Di conseguenza, è stata sottolineata la valenza del BMI come fonte di prestazioni di mercato superiori (Foss e Saebi, 2017). Inoltre, se un'azienda riesce ad evitare l'imitazione da parte dei concorrenti, il BMI fornisce un miglioramento significativo del vantaggio competitivo (Schneider e Spieth, 2013; Ibarra, 2021). Basandosi sulla letteratura si concettualizza l'innovazione del modello di business (Massa e Tucci, 2013; Clauss, 2017; Chesbrough et al., 2018). Negli ultimi anni, i modelli di business sono diventati un concetto sempre più popolare nella letteratura manageriale così come nella pratica aziendale (Zott et al., 2011; Spieth et al., 2014; Massa et al., 2017). La scelta e il design dei modelli di

business vengono sempre più considerati decisioni cruciali nel corso dell'esplorazione e dello sfruttamento delle opportunità di business (Zott e Amit, 2010; Desyllas e Sako, 2013; Albats et al., 2023). In questo contesto, la ricerca scientifica dovrebbe fornire le intuizioni necessarie e l'assistenza concettuale per sviluppare ulteriormente il concetto e guidarne l'applicazione pratica (Wirtz et al., 2016). Tuttavia, la nostra comprensione dell'innovazione del modello di business è ancora limitata (Bucherer et al., 2012; Bocken et al., 2014; Lambert, 2015; Ancillai et al., 2023) e i concetti disponibili non supportano adeguatamente la gestione nell'innovare i modelli di business delle proprie aziende (Frankenberger et al., 2013; Taran et al., 2016).

Dal punto di vista della ricerca, l'innovazione del modello di business è considerata come un costrutto sfuggente e scivoloso (Fielt, 2013; Spieth et al., 2014; Taran et al., 2016; Codini et al., 2023) che "non può basarsi su una definizione consolidata e su una letteratura strutturata" (Schneider e Spieth, 2013, p. 1). Nonostante ci siano stati massicci sforzi nel recente passato per sviluppare nuove intuizioni e aumentare la comprensione del campo, la conoscenza scientifica è in gran parte presente in una struttura eterogenea e segmentata (Zott et al., 2011). Inoltre, "manca ancora una solida base teorica" (Carayannis et al., 2015, p. 86). In sintesi, l'innovazione del modello di business è considerata un campo complesso da studiare a causa delle sue caratteristiche mutevoli e dinamiche (Amit e Zott, 2012; Chesbrough et al., 2018; Bashir, 2023). I modelli di business, infatti, variano notevolmente da un'azienda all'altra, rendendo difficile stabilire parametri precisi per la loro definizione. Le misure di successo possono variare notevolmente da un'azienda all'altra e possono includere indicatori come la crescita delle entrate, l'espansione del mercato, l'efficienza operativa e la soddisfazione del cliente. Questa varietà e flessibilità implicano che ciò che funziona oggi potrebbe non funzionare domani, data la costante evoluzione dei mercati e delle esigenze dei clienti. Inoltre, i modelli di business coinvolgono una vasta gamma di processi aziendali, come produzione, distribuzione, marketing e servizio clienti, che sono interconnessi e dipendenti tra loro (Richardson, 2005; 2008; Massa e Tucci, 2013; Basile et al., 2021). Studiare come l'innovazione del modello di business influisce su questi processi richiede un approccio interdisciplinare e olistico. In definitiva, comprendere e studiare l'innovazione del modello di business richiede un approccio flessibile e adattabile, in grado di cogliere la complessità e la dinamicità del mondo degli affari moderno (Bashir, 2023; Zapletova, 2023).

Nonostante il vantaggio potenziale legato all'innovazione del modello di business, fino a oggi le aziende si sono ampiamente concentrate sull'innovazione dei prodotti o servizi e hanno frequentemente dimostrato di avere scarsa o nessuna capacità di innovare il modello di business.

Inoltre, l'innovazione del modello di business è identificata come un'impresa molto impegnativa: causa inerzia e conflitti con strutture, valori e credenze esistenti, richiede un impegno esteso per

sperimentazione e apprendimento, presenta compiti di leadership molto impegnativi e si basa sul coinvolgimento di elevati livelli di creatività, esperienza di mercato e conoscenza tacita interna (Chesbrough, 2010; Teece, 2010; Spieth e Schneider, 2015; Bashir, 2023). La capacità di innovare un modello di business consolidato, potenzialmente, offre alle aziende l'opportunità di convertire gli sviluppi ambientali in nuovi vantaggi competitivi, vantaggi che potrebbero essere unici per l'azienda e potrebbero quindi garantirne il successo e la sopravvivenza a lungo termine.

Durante l'ultima decade, la ricerca ha prodotto evidenze accattivanti che collegano la BMI di successo con la creazione di valore (Giesen et al., 2007; Johnson et al., 2008; Sinfield et al., 2012; Ancillai et al., 2023; Codini et al., 2023). Sfruttando queste intuizioni, l'innovazione del modello di business è emersa, accanto all'acquisizione e all'espansione di mercato, allo sviluppo dei servizi e allo sviluppo dei prodotti, come una quarta via per la crescita e la creazione di valore per le aziende (Shelton, 2009; Sinfield et al., 2012; Wang et al., 2015; Bashir et al., 2022).

Inoltre, l'innovazione del modello di business è vista come un potente strumento di gestione che supporta le aziende nell'affrontare la competizione globale intensificata e le condizioni di mercato dinamiche (Johnson et al., 2008; Basile et al., 2021). Di conseguenza, l'innovazione del modello di business è "diventata sempre più importante sia nella letteratura accademica che nella pratica, considerate le crescenti opportunità di configurazione dei modelli di business rese possibili dal progresso tecnologico, dalle nuove preferenze dei clienti e dalla deregolamentazione" (Casadesus-Masanell e Zhu, 2013, p. 464).

Non sorprende che i manager mostrano, quindi, un forte interesse per l'innovazione del modello di business (Foss e Saebi, 2017). D'altra parte, molti BMI, ad esempio la proposta Boklok di IKEA per le case prefabbricate e il BM per la sicurezza della fornitura di elettricità di TenneT, non sono riusciti a fornire migliori prestazioni.

Christensen et al. (2016) hanno rivelato che più del 60% degli sforzi correlati al BMI nelle loro aziende campione non hanno avuto l'esito atteso, il che significa che, se non gestito correttamente, anche un BM ben formulato potrebbe non avere l'effetto desiderato (Chesbrough, 2010; Knab e Rohrbeck, 2014). Il BMI può essere considerato come una spada a doppio taglio, in quanto può avere conseguenze sia molto positive che molto negative, e le aziende possono sperimentare una crescita sostanziale o andare in bancarotta, a seconda che il BM venga implementato correttamente o meno.

Pertanto, sapere come e quando innovare un BM è una sfida seria e di fondamentale importanza per i manager/proprietari di aziende (Hartmann et al., 2013; Ancillai et al., 2023).

La BMI mira a conferire vantaggi competitivi sostenibili alle aziende potenziando la rarità e il valore dei prodotti esistenti, utilizzando tecnologie esistenti per mercati esistenti (Evans et al., 2017).

I tre principali sistemi di attività nel contesto della BMI includono l'innovazione del contenuto, della struttura e della governance. Questi sistemi non solo facilitano l'individuazione di nuovi mercati, ma rafforzano anche quelli esistenti (Amit e Zott, 2012). L'innovazione del contenuto si riferisce alla creazione o alla modifica dei prodotti o servizi offerti dall'azienda in modo innovativo per soddisfare le esigenze del mercato. L'innovazione della struttura riguarda la riorganizzazione dei processi interni e delle risorse aziendali per migliorare l'efficienza operativa e la redditività. L'innovazione della governance si concentra sulle regole, le procedure e le strutture decisionali interne, con l'obiettivo di migliorare la trasparenza, l'efficacia decisionale e l'adattabilità dell'azienda. L'implementazione sinergica di questi sistemi può portare a prestazioni aziendali migliorate e a un vantaggio competitivo sostenibile.

L'innovazione del modello di business è concettualizzata come un processo dinamico di creazione e sviluppo di architetture uniche e innovative della catena del valore. Tale processo mira a migliorare le performance aziendali attraverso l'introduzione di soluzioni creative e strategiche che rinnovano la modalità di creazione e cattura del valore all'interno dell'organizzazione (Amit e Zott, 2012; Chesbrough et al., 2018; Bashir, 2023). Tuttavia, un Business Model può trasformare un'azienda, adeguatamente implementato, in un contesto competitivo completamente nuovo o portare a modifiche radicali dei processi aziendali esistenti (Gunzel e Holm, 2013; Haaker et al., 2021).

Anche il progresso tecnologico può avere un impatto sull'innovazione del BM (Baden-Fuller e Haeffliger, 2013; Basile et al., 2021). Con diverse applicazioni tecnologiche, diversi BM producono risultati di mercato diversi. Pertanto, è cruciale per le aziende sviluppare capacità per innovare i BM.

Lo sviluppo di un nuovo BM potrebbe essere in contrasto con il business model prevalente esistente (Amit e Zott, 2012) e, per molte aziende, non è chiaro quale dovrebbe essere il BM più appropriato (Chesbrough, 2010). Studi recenti mostrano che l'innovazione del business model promuove la sostenibilità aziendale in modo più potente rispetto alla sola innovazione tecnologica (Girotra e Netessine, 2013; Haaker et al., 2021; Codini et al., 2023).

L'innovazione del modello di business, dunque, come appena detto, rappresenta una forma complementare di innovazione rispetto all'innovazione del prodotto o del processo (Amit e Zott, 2012; Chesbrough et al., 2018; Bashir, 2023); si riferisce a fenomeni puntuali che seguono le interruzioni o l'attuazione di nuove opportunità. Finora, la letteratura ha concentrato la sua

attenzione principalmente su fattori esterni o circostanze critiche che fungono da catalizzatori per l'innovazione dei modelli di business.

Le pressioni ambientali, come l'accelerazione generale del progresso, la globalizzazione, l'avanzamento tecnologico, la deregolamentazione e l'interesse crescente per le questioni legate alla sostenibilità, hanno stimolato l'interesse e l'urgenza nei confronti dell'innovazione dei modelli di business (Foss e Saebi, 2015; Bashir e Verma, 2017; Chesbrough et al., 2018; Latifi et al., 2021; Basile et al., 2021; Chin et al., 2021). Tuttavia, questa prospettiva potrebbe non essere esaustiva, poiché l'innovazione del modello di business può essere innescata anche da fattori interni all'organizzazione, come la ricerca di nuovi mercati, l'ottimizzazione delle operazioni interne, la creazione di nuovi flussi di reddito e la risposta alle mutevoli esigenze dei clienti (Teece, 2010; Jin e Shin, 2020).

La comprensione di entrambi i tipi di influenza, interna ed esterna, è fondamentale per una visione completa dell'innovazione del modello di business e per sviluppare strategie efficaci per affrontare le sfide e cogliere le opportunità del mercato attuale (Bocken e Geradts, 2020; Foltean e Glovatchi, 2021; Bashir, 2023).

Gli sviluppi tecnologici, in particolare, hanno determinato la necessità di considerare un numero crescente di configurazioni potenziali del modello di business; inoltre, hanno fornito nuovi mezzi di comunicazione per le aziende e i clienti. L'interesse crescente delle aziende nel comprendere la propensione dei clienti a pagare e nel riconoscere il loro ruolo fondamentale come fonte di miglioramento e innovazione ha ulteriormente amplificato l'attenzione sull'innovazione del modello di business (Basile et al., 2021; Ancillai et al., 2023). Questa evoluzione riflette il cambiamento di prospettiva delle imprese, che non considerano più i clienti solo come destinatari passivi dei loro prodotti o servizi, ma come partner attivi nel processo di creazione di valore.

Questa nuova prospettiva ha spinto le aziende a investire maggiormente nello studio delle esigenze, dei desideri e dei comportamenti dei clienti al fine di sviluppare soluzioni innovative che soddisfino in modo più efficace le loro aspettative e i loro bisogni.

In questo contesto, l'innovazione del modello di business emerge come un approccio strategico fondamentale per adattarsi ai cambiamenti del mercato, anticipare le tendenze e garantire una posizione competitiva nel lungo termine (Chesbrough et al., 2018; Bocken e Geradts, 2020; Codini et al., 2023).

Le aziende capaci di cogliere queste evoluzioni innovando i loro modelli di business consolidati, così da poter competere in modo diverso, hanno maggiori probabilità di raggiungere tassi di crescita più elevati (Bashir e Verma, 2017; Chin et al., 2021). Esposte alla dinamicità ambientale, essere in grado di innovare un modello di business consolidato è considerata, quindi, una capacità cruciale

per qualsiasi azienda. Allo stesso tempo, si ritiene che tali aziende debbano innovare i loro modelli di business in modo più continuo e più esteso di quanto abbiano fatto in passato (Bocken e Geradts, 2020; Latifi et al., 2021; Bashir, 2023). A questo proposito, infatti, mentre parte della letteratura si aspetta che la maggior parte dei BMI sia moderata o incrementale, richiedendo solo lievi modifiche al modello di business (Mitchell e Bruckner Coles, 2004; Hargadon, 2015), ci sono altre opinioni, invece, che parlano principalmente di BMI radicali o disruptive (Markides, 2006; Basile et al., 2021), che riflettono un cambiamento massiccio nel modello di business, portando a discontinuità sostanziali con il BM esistente (Bucherer et al., 2012; Ancillai et al., 2023).

Considerando le intuizioni presenti in letteratura, questa differenziazione è importante poiché intensità di cambiamento diverse sono connesse a rischi e sforzi di cambiamento diversi (Wirtz et al., 2016).

Possiamo dire, dunque, che nonostante in letteratura non ci siano molti contributi che hanno provato a descrivere il concetto di BMI, quest'ultimo può essere definito come il processo attraverso il quale un'organizzazione introduce cambiamenti significativi o radicali nella sua logica di funzionamento, nelle sue modalità di creazione e cattura di valore, nei suoi processi chiave e nelle relazioni con i clienti, i partner e altri stakeholder (Zott et al., 2010; Foss e Saebi, 2017). Piuttosto che concentrarsi esclusivamente sullo sviluppo di nuovi prodotti o servizi, l'innovazione del modello di business riguarda la ridefinizione dell'intero ecosistema aziendale, incluso il modo in cui l'azienda crea, offre e cattura valore. Questa innovazione può coinvolgere nuovi approcci per raggiungere i clienti, adottare tecnologie emergenti per migliorare l'efficienza operativa, creare partnership innovative con altri attori del settore o persino ridefinire completamente il settore in cui opera l'azienda (Wirtz, 2016; Verma e Bashir, 2017; Bocken e Geradts, 2020; Latifi et al., 2021; Ancillai et al., 2023).

Gli obiettivi dell'innovazione del modello di business includono la creazione di nuovi flussi di reddito, l'adattamento alle mutevoli esigenze e aspettative dei clienti, l'aumento della competitività sul mercato, il miglioramento dell'efficienza operativa e la creazione di vantaggi sostenibili nel lungo periodo (Clauss, 2015; Chesbrough et al., 2018; Codini et al., 2023).

L'innovazione del modello di business può manifestarsi in diverse forme, tra cui (Bashir e Verma, 2016; Bashir, 2023):

- Nuove fonti di reddito attraverso l'introduzione di nuovi prodotti o servizi, sviluppo di nuovi canali di distribuzione o creazione di modelli di pricing innovativi;
- Nuove modalità di distribuzione attraverso l'utilizzo di nuove tecnologie o piattaforme per raggiungere i clienti, ad esempio attraverso canali digitali o social media;

- Ridefinizione delle relazioni con i clienti attraverso l'implementazione di strategie di customer experience innovative, personalizzazione dei servizi o introduzione di nuovi modelli di subscription;
- Modelli operativi innovativi attraverso l'adozione di processi più efficienti, implementazione di tecnologie emergenti come l'intelligenza artificiale o la ridefinizione dei processi chiave;
- Sviluppo di partnership e collaborazioni attraverso la creazione di alleanze strategiche con altre aziende o organizzazioni per sfruttare sinergie e competenze complementari.

L'innovazione del modello di business è diventata sempre più cruciale nell'ambiente aziendale contemporaneo, in cui i cambiamenti tecnologici, le evoluzioni del mercato e le nuove aspettative dei clienti richiedono un'adattabilità continua e una visione proattiva delle opportunità emergenti (Verma e Bashir, 2016; Bashir, 2023; Bashir et al., 2023).

Si può affermare che innovare il nucleo del modello di business delle aziende in un ambiente in continua evoluzione è spesso guidato dal desiderio di sostenere, crescere e/o diventare più redditizie (Heikkilä et al., 2018).

Sebbene molte aziende abbiano tratto vantaggio dall'innovazione del modello di business, altre hanno ottenuto risultati estremamente negativi (Neely, 2008; Latifi et al., 2021), non sono riuscite a raggiungere i loro obiettivi (Halecker et al., 2014; Ferrera-Mendez et al., 2021) o addirittura sono fallite (DaSilva e Trkman, 2014; Bashir et al., 2023).

La ristrutturazione delle componenti chiave del modello di business può avere conseguenze negative per gli stakeholder aziendale (MacBryde et al., 2015), ad esempio eliminando fornitori esistenti, richiedendo ai dipendenti di acquisire nuove competenze e, infine, allontanando i clienti. Pertanto, rispetto all'innovazione di prodotto, servizio o processo, il BMI comporta rischi maggiori e maggiore ambiguità. Comprendere il modo in cui la BMI influisce sulle prestazioni di un'azienda aiuterebbe i proprietari di aziende ad essere più efficaci nello svolgimento della propria attività imprenditoriale. Pertanto, sosteniamo che il BM può migliorare le prestazioni complessive riducendo i costi (efficienza e redditività) o aumentando le vendite (crescita di mercato e di ricavi). Alcune aziende si concentrano principalmente sull'efficienza, come minimizzare i costi, aumentare la produttività e ridurre i tempi di commercializzazione. Queste due enfasi sono emerse chiaramente anche in una vasta ricerca multicase condotta su piccole e medie imprese coinvolte nell'innovazione dei modelli di business (Heikkilä et al., 2018). Attraverso la BMI, un'azienda potrebbe essere in grado di sfruttare un nuovo mercato non servito dai suoi concorrenti e aprire un intero mercato di nicchia (Hartmann et al., 2013). Secondo Bock et al. (2012), le aziende che desiderano migliorare le proprie prestazioni a lungo termine devono innovare il proprio BM. Inoltre, il potenziale delle

tecnologie può spesso essere sfruttato solo utilizzando un nuovo BM (Chesbrough e Rosenbloom, 2002), il che a sua volta potrebbe influenzare lo sviluppo di nuove capacità organizzative. A un livello più basilare, studiosi e professionisti concordano sul fatto che il BM sia vitale per il successo delle organizzazioni, specialmente per quelle che mirano a crescere (Teece, 2010; Terrenghi et al., 2017), ottenere un vantaggio competitivo (Afuah, 2000), migliorare le proprie prestazioni a lungo termine (Bock et al., 2012) o fungere da nuova fonte di innovazione (Zott et al., 2011).

Infine, in letteratura è emersa una particolare attenzione all'innovazione dei business model in chiave sostenibile. La BMI è sempre più riconosciuta come chiave per fornire una maggiore sostenibilità sociale ed ambientale al sistema industriale (ad esempio, Lüdeke-Freund, 2010); tuttavia, la comprensione dei modelli di business sostenibili e delle opzioni disponibili per l'innovazione per la sostenibilità sembra limitata al momento (Evans et al., 2017).

Sebbene esista una vasta letteratura sulla teoria dei modelli di business per la sostenibilità (ad esempio, Stubbs e Cocklin, 2008, i quali hanno condotto una revisione della letteratura) e diversi esempi su aziende specifiche (ad esempio, modelli di 'paga per copia' di Xerox e Canon) (Baines et al., 2007), non esiste una visione completa di come le aziende dovrebbero approcciare l'incorporazione della sostenibilità nei loro modelli di business (Bocken et al., 2014).

3. La sustainable business model innovation

Il Forum Economico Mondiale ha identificato i rischi ambientali e sociali come fattori cruciali che potrebbero portare a gravi perdite finanziarie e rischi sistematici a livello globale. Si prevede che la traiettoria del riscaldamento globale aumenterà di due gradi entro il 2050, portando a un aumento della diffusione di malattie infettive, grandi modelli migratori, carenze idriche e persino perdita di biodiversità (Deloitte, 2020; Bashir et al., 2022).

La crescente consapevolezza delle preoccupazioni ambientali come il riscaldamento globale, i cambiamenti climatici e il disgelo dei ghiacciai è nota per esercitare impatti dannosi sulla popolazione globale (Chofreh et al., 2020; Goni et al., 2021).

Le aziende sono state considerate responsabili di molti impatti negativi sull'ambiente e sulla società (Dunphy et al., 2014) e ciò comporta che devono affrontare questi nuovi rischi economici e ambientali in modo sistematico, olistico e radicale (Bocken e Van Bogaert, 2016), riconfigurando i modelli di business verso approcci innovativi sostenibili (Boons e Ludeke-Freund, 2013).

In risposta, le corporation si sono impegnate in sforzi per integrare la sostenibilità nelle loro operazioni e contribuire in modo migliore a rendere le società più sostenibili (Elkington, 2002) e soddisfare i bisogni delle società di oggi senza compromettere i bisogni di quelle di domani

(WCED, 1987). Ciò significa che i nostri attuali modelli di consumo e produzione sono insostenibili.

Le organizzazioni devono cambiare i loro processi per creare, fornire e catturare valore, diventando quindi più sostenibili dal punto di vista ambientale, sociale e redditizio (Shakeel et al., 2020). L'adozione di modelli di business sostenibili (SBM) sembra essere l'unica soluzione praticabile per raggiungere tali obiettivi (Munoz-Torres et al., 2019; Bocken e Gerardts, 2020). In questo scenario, lo sviluppo sostenibile - ossia, modelli di innovazione e sviluppo che soddisfino le attuali esigenze umane senza compromettere la capacità delle generazioni future di soddisfare le proprie (Brundtland, 1987) - diventa necessario, e le aziende possono svolgere un ruolo sostanziale (Loorbach e Wijsman, 2013).

A questo proposito, infatti, sono stati proposti diversi modelli di business alternativi, o sostenibili, per contribuire in modo migliore alla sostenibilità (come proposto da Bohnsack et al., 2014; Schaltegger et al., 2016; Bocken e Gerardts, 2020), con un particolare focus sul passaggio dalla vendita di prodotti a un approccio basato sui servizi (Mont et al., 2006; Stubbs e Cocklin, 2008; Dunphy et al., 2014; Mele e Russo-Spena, 2015) e la chiusura dei cicli attraverso il recupero e la collaborazione con altri stakeholder (Lozano et al., 2014; Lozano, 2018).

Tre esempi di BM orientati alla sostenibilità sono: la vendita della funzione che i passeggini per bambini forniscono (Mont et al., 2006); il leasing chimico, dove le aziende chimiche passano dalla vendita di tonnellate di prodotti chimici a un business orientato ai servizi (Lozano et al., 2014); e i BM di condivisione dei viaggi per la sostenibilità (Cohen e Kietzmann, 2014), come il carpooling, il carpooling flessibile, il vanpooling e la condivisione dei viaggi (Lozano, 2018).

Anche se le aziende cercano di abbracciare questi modelli sostenibili, la maggior parte di loro utilizza ancora routine di innovazione tradizionali mirate prevalentemente alla crescita aziendale e agli obiettivi finanziari (Ehrenfeld, 2009; Deloitte, 2020; Bocken e Gerardts, 2020).

Inoltre, gli sforzi di innovazione delle aziende si concentrano principalmente sul miglioramento delle tecnologie esistenti e dei sistemi di produzione attraverso un maggiore risparmio energetico e delle risorse, ma non su altri importanti driver dell'innovazione sostenibile come la comprensione dei bisogni dei clienti per combinare l'efficienza tecnologica con i benefici per i clienti (Keskin et al., 2013; Bashir et al., 2023) e per stimolare modelli di consumo più sostenibili (Daae e Boks, 2015; Lozano, 2018). Di conseguenza, lo sviluppo sostenibile potrebbe portare a miglioramenti incrementali, ma non al grado di cambiamento richiesto per affrontare le sfide ambientali globali.

Un cambiamento fondamentale verso un'integrazione più profonda delle esigenze ambientali e sociali nelle attività aziendali e nelle pratiche di innovazione sembra necessario (Boons et al., 2013; Bocken e Gerardts, 2020). A tal fine, la Sustainable Business Model Innovation (SBMI) è un filone

di ricerca emergente che cerca di rafforzare la capacità delle aziende di perseguire lo sviluppo sostenibile integrando obiettivi di sostenibilità nei modelli di business, e quindi ottenendo contemporaneamente profitto e un impatto positivo sulla società e/o sull'ambiente (Stubbs e Cocklin, 2008; Schaltegger et al., 2015; Tyl et al., 2015); infatti, l'innovazione del modello di business sta emergendo come un potenziale meccanismo per integrare la sostenibilità nei processi delle aziende (Schaltegger et al., 2012; Jolink e Niesten, 2015; Bashir, 2023).

Il cuore di un modello di business sostenibile è una proposta di valore sostenibile; ovvero, una proposta di valore che consente la creazione simultanea di valore per più portatori di interesse, inclusi clienti, azionisti, fornitori e partner, nonché l'ambiente e la società (Donaldson e Preston, 1995; Bocken et al., 2014; Tyl et al., 2015).

Comprendere gli aspetti economici, ambientali e sociali e considerare le esigenze di tutti gli stakeholder anziché dare priorità alle aspettative degli azionisti (Stubbs e Cocklin, 2008; Geissdoerfer et al., 2018) e allineare gli interessi di tutti i gruppi di stakeholder (Evans et al., 2017) sono visti come aspetti chiave degli SBM.

Lüdeke-Freund (2010) riflette sui modelli di business che creano valore superiore per il cliente, inteso come creazione di valore per i clienti e contributo allo sviluppo sostenibile sia dell'azienda che della società.

Nonostante la rilevanza di questo filone di ricerca, pochi strumenti sono stati sviluppati per supportare i professionisti nella creazione di proposte di valore per modelli di business sostenibili (Geissdoerfer et al., 2016; Ludeke-Freund e Dembek, 2017; Evans et al., 2017). Tali strumenti sono o troppo complessi, o prevalentemente concettuali, o non supportano in modo completo la pratica imprenditoriale sostenibile, ad esempio coinvolgendo tutti gli stakeholder, inclusi gli utenti (Bocken et al., 2013; Bashir, 2023).

In primo luogo, lo sviluppo di una proposta di valore sostenibile è un processo lungo e impegnativo che può richiedere diverse iterazioni tra prodotto e mercato, basato sulla progettazione di prototipi e sull'interazione con gli utenti e altri portatori di interesse per trovare progressivamente un punto di incontro tra sostenibilità e obiettivi economici (Keskin et al., 2013; Keskin, 2015; Lozano, 2018). In secondo luogo, integrando un focus sugli utenti, gli strumenti per l'innovazione del modello di business sostenibile possono aiutare le aziende a superare la trappola di indirizzare i loro sforzi di sviluppo sostenibile esclusivamente su progressi tecnologici ed efficienza produttiva (Evans et al., 2017; Shakeel, 2020). Invece, il loro focus è spostato verso il perseguimento simultaneo di cambiamenti comportamentali, ossia modificare i modelli di consumo verso comportamenti più sostenibili e interazioni con i prodotti come modo per raggiungere obiettivi sostenibili e di performance (Tukker et al., 2008; Bashir et al., 2022).

I ricercatori hanno considerato l'innovazione che caratterizza i business model sostenibili da diverse prospettive, in termini di definizioni concettuali (Geissdoerfer et al., 2018), tassonomie (Ludeke-Freund et al., 2018), classificazione degli archetipi (Bocken et al., 2014) e dimensioni (Joyce e Paquin, 2016). Date le sue sostanziali connessioni con argomenti, tra cui modelli di business, BMI e sviluppo aziendale sostenibile, SBMI sta guadagnando sempre più terreno, sia in ambito accademico che imprenditoriale (Shakeel et al., 2020). La BMI considera l'innovazione di un'organizzazione come un'opportunità per creare, fornire e catturare valore (Teece, 2010). SBMI considera il valore in senso più ampio - economico, sociale e ambientale - con uno spostamento del focus lontano dai clienti e dagli azionisti verso un insieme di stakeholder (la società) (Bocken et al., 2013; Schaltegger et al., 2016; Massa et al., 2017).

Da una prospettiva strategica, l'innovazione del modello di business è un approccio per progettare, implementare e cambiare i modelli di business al fine di creare e garantire un vantaggio competitivo (Teece, 2010; Wirtz, 2010). Come detto precedentemente, un modello di business è definito da tre elementi principali (Zott e Amit, 2007): la proposta di valore, la creazione e la consegna di valore e la cattura del valore. In poche parole, possiamo dire che le innovazioni del modello di business per la sostenibilità sono definite come innovazioni che creano significativi impatti positivi e/o rilevanti ridotti impatti negativi per l'ambiente e/o la società, attraverso cambiamenti nel modo in cui l'organizzazione e la sua rete di valore creano, consegnano e catturano valore economico o cambiano le loro proposte di valore (Bocken et al., 2014; Baldassare et al., 2017).

Come visto, la creazione di valore è al centro di ogni modello di business; le aziende tipicamente catturano valore cogliendo nuove opportunità di business, nuovi mercati e nuovi flussi di entrate (Teece, 2010; Beltramello et al., 2013; Evans et al., 2017). Mentre la proposta di valore è tipicamente legata al prodotto e al servizio offerto per generare un ritorno economico, in un business sostenibile, la proposta di valore dovrebbe fornire un valore ecologico e/o sociale misurabile insieme al valore economico (Boons e Lüdeke-Freund, 2013; Minatogawa et al., 2022).

La cattura del valore riguarda la considerazione di come guadagnare entrate (cioè catturare valore) dalla fornitura di beni, servizi o informazioni offerte agli utenti e ai clienti (Teece, 2010). I modelli di business sostenibili possono servire come veicolo per coordinare innovazioni tecnologiche e sociali con la sostenibilità a livello di sistema.

Lüdeke-Freund (2010) descrive un modello di business sostenibile come “un modello di business che crea un vantaggio competitivo attraverso un valore superiore per il cliente e contribuisce a uno sviluppo sostenibile dell'azienda e della società”. Basandosi sulle opinioni di Garetti e Taisch (2012) sulla produzione sostenibile, i modelli di business preservano l'ambiente, continuando a migliorare la qualità della vita umana, mentre Stubbs e Cocklin (2008) sostengono che i modelli di business

sostenibili utilizzano sia una prospettiva a livello di sistema che a livello aziendale, si basano sull'approccio della triple bottom line per definire lo scopo dell'azienda e misurare le prestazioni, includono una vasta gamma di stakeholder e considerano l'ambiente e la società come stakeholder (Baldassare et al., 2017).

Estendendo questo concetto, un modello di business sostenibile allinea gli interessi di tutti i gruppi di stakeholder e considera esplicitamente l'ambiente e la società come principali stakeholder (Bocken et al., 2014). A questo proposito, è chiaro che con l'aumentare delle pressioni globali sulla sostenibilità, una più stretta collaborazione tra le aziende e altri attori chiave sta diventando sempre più importante (Lowitt, 2013; Lozano, 2018); infatti, il valore non è più creato dalle aziende che agiscono autonomamente, ma dalle aziende che agiscono insieme alle parti esterne all'azienda attraverso accordi informali o alleanze formali (Beattie e Smith, 2013; Minatogawa et al., 2022).

Il modello di business può essere visto come una nuova unità di analisi in ambito aziendale, che tiene conto di questi legami collaborativi (Zott et al., 2011; Beattie e Smith, 2013). Una delle sfide chiave è progettare modelli di business in modo tale da consentire all'azienda di catturare valore economico attraverso la fornitura di benefici sociali e ambientali (Schaltegger et al., 2012; Minatogawa et al., 2022). Il livello di ambizione delle innovazioni del modello di business deve essere elevato e focalizzato sulla massimizzazione dei benefici sociali e ambientali, piuttosto che solo sul guadagno economico (Bashir et al., 2023). Le innovazioni del modello di business per la sostenibilità potrebbero non essere economicamente sostenibili all'inizio (ad esempio, al momento dell'introduzione della prima auto ibrida) ma potrebbero diventarlo in futuro a causa di cambiamenti normativi o di altro tipo.

Schaltegger et al. (2012) propongono una tipologia di strategie di innovazione del modello di business dividendole in difensive, accomodanti e proattive. Le strategie difensive (adattamento) sono aggiustamenti incrementali del modello di business per proteggere i modelli di business attuali concentrando l'attenzione sulla riduzione dei rischi e dei costi spesso guidati dalla necessità di conformità; le strategie accomodanti, come il miglioramento e l'integrazione, comportano modifiche nei processi interni e includono una considerazione degli obiettivi ambientali o sociali, come ad esempio la protezione dell'ambiente. D'altra parte, le strategie proattive, come l'integrazione completa, coinvolgono il ridisegno della logica di base del business aziendale per promuovere lo sviluppo sostenibile.

Sebbene tutte le innovazioni nel modello di business orientate alla sostenibilità siano ben accette, le strategie di innovazione proattiva sembrano avere il maggiore impatto. Pertanto, l'innovazione tecnologica può facilitare una prospettiva di diffusione sistemica che include la necessità di collaborazione e formazione per i modelli di business sostenibili (Bocken et al., 2014).

I modelli di business sostenibili uniscono valore economico, sociale ed ambientale secondo un approccio multi-stakeholder, basato sulla massimizzazione dei vantaggi legati all'attività aziendale per la società e l'ambiente (Lenssen et al., 2013; Minatogawa et al., 2022). A tal proposito, secondo la teoria della contingenza, è necessario incoraggiare l'allineamento tra la gestione aziendale e l'ambiente esterno (Venkatraman e Prescott, 1990), favorendo percorsi di digitalizzazione - focalizzati sull'apprendimento automatico e sulla gestione di grandi quantità di dati - in grado di allineare i modelli di business agli obiettivi sostenibili (Brenner, 2018). In questo scenario, le aziende sono chiamate a implementare sistemi di gestione della conoscenza capaci di sfruttare le risorse umane per ottenere un vantaggio competitivo attraverso l'IA (Tsui et al., 2000).

L'uso dell'IA nei modelli di business sostenibili può supportare le scelte dei manager nei processi decisionali e gestionali attraverso l'uso dei dati per fare previsioni e ridurre il costo delle proiezioni stesse, incoraggiando un cambiamento nella cultura e nel comportamento delle organizzazioni (Duan et al., 2019).

In conclusione, possiamo affermare con certezza che questo campo di ricerca si espanderà significativamente man mano che le aziende cercheranno sempre più di individuare opportunità per ottenere vantaggi competitivi in un mondo caratterizzato da regolamentazioni sempre più stringenti, forniture di risorse contratte, effetti dei cambiamenti climatici, pressioni sociali in evoluzione e grandi rivoluzioni tecnologiche (Bocken et al., 2014; Baldassare et al., 2017; Bashir et al., 2023).

4. L'effetto dell'intelligenza artificiale sull'innovazione dei business model

Negli ultimi decenni, la ricerca sull'evoluzione dei modelli di business e sul suo ruolo nei processi di innovazione ha acquisito notevole importanza (Clauss et al., 2020). Gli studiosi hanno descritto il BMI come un processo volto a creare, implementare e sostenere strategie per generare, fornire e acquisire valore (Amit e Zott, 2020; Kraus et al., 2020).

L'innovazione in questo contesto comporta la ristrutturazione o la fusione di componenti e attività all'interno di un modello di business (Clauss et al., 2020; Dymitrowski e Mielcarek, 2021). Secondo Lee et al. (2019), l'IA può fungere da acceleratore per il BMI, offrendo alle aziende l'opportunità di adattare le loro attuali strategie alle mutevoli condizioni del contesto entro il quale operano. Lindgren (2016) va ancora oltre, sottolineando che le aziende devono incorporare tecnologie avanzate come l'intelligenza artificiale per rimanere competitive. Di conseguenza, le aziende stanno sperimentando una crescente diversificazione dei loro modelli di business a causa

dell'impatto delle tecnologie all'avanguardia che sono entrate e hanno rimodellato il panorama del mercato.

Secondo Clauss et al. (2020), i cambiamenti nei modelli di business possono variare in modo significativo in termini di entità e portata, spaziando da aggiustamenti incrementali a soluzioni completamente nuove e radicali guidate da nuove opportunità tecnologiche. Diversi autori (Spieth e Schneider, 2015; Clauss, 2017; Kraus et al., 2022) si sono recentemente basati sul Business Model Framework di Richardson (2005) che lo ha diviso in:

- proposta di valore;
- creazione e diffusione di valore;
- acquisizione di valore.

Il modello risultante delinea tre categorie di BMI. In primo luogo, in termini di “innovazione nella creazione di valore”, i progressi tecnologici svolgono un ruolo fondamentale nel determinare una BMI di successo (Clauss, 2017). Per le imprese orientate alla competitività, l'innovazione continua è un imperativo per poter mantenere la propria posizione di vantaggio. Questo richiede di abbracciare costantemente nuove tecnologie e processi per rimanere all'avanguardia nel mercato (Needleman et al., 2021). In particolare, l'integrazione dell'IA richiede una comprensione approfondita delle sue applicazioni e del contesto più ampio in cui opera (Desai et al., 2014). Le imprese devono essere in grado di adattare e integrare le innovazioni dell'IA nei loro processi, al fine di sfruttarne appieno il potenziale. Inoltre, nel contesto della BMI, emerge la necessità di ridefinire la proposta di valore in risposta all'evoluzione dei mercati e dei canali di vendita (Needleman et al., 2021). Ciò richiede un adattamento delle strategie di comunicazione, sia interne che esterne, per rimanere rilevanti e competitive sul mercato. Pertanto, l'IA non ha solo cambiato il modo di generare e utilizzare informazioni per la presa di decisioni (Mikalef et al., 2017). L'IA ha anche rivoluzionato il modo di fare affari (Schneider e Leyer, 2019), influenzando pratiche commerciali e di gestione in vari settori che offrono prodotti o servizi sempre più competitivi e sostenibili (Kuo e Smith, 2018; Govindan et al., 2019; Ding et al., 2019; Garbuio e Lin, 2019; Tuan et al., 2019; Wirtz e Müller, 2019).

L'introduzione di nuovi prodotti e servizi attraverso il BMI implica inevitabilmente modifiche alla struttura e alla strategia aziendale, che devono essere integrate in modo sinergico con le innovazioni tecniche. Infine, la BMI mira anche all'espansione dei ricavi attraverso nuove fonti di valore e opportunità di reddito (Needleman et al., 2021). A questo scopo, l'implementazione dell'IA può contribuire a creare nuovi flussi di valore attraverso l'ottimizzazione dei processi e l'identificazione di nuove opportunità di mercato.

Pertanto, le imprese devono adottare strategie che consentano loro di catturare e sfruttare appieno il potenziale di creazione di valore offerto dall'IA, tenendo conto delle implicazioni tecniche, organizzative e strategiche che ne derivano. Nell'affrontare l'IA, è cruciale per gli imprenditori avere una comprensione approfondita sia degli aspetti tecnologici che degli impatti pratici, sia nell'attuale implementazione che nelle prospettive future (Agrawal et al., 2018) e, infatti, proprio gli imprenditori hanno recentemente mostrato interesse per l'intelligenza artificiale per semplificare, (ri)definire e (ri)modellare le attività, le operazioni e i valori aziendali (Eloundou et al., 2023). Shane (2000) sostiene che l'IA offre un immenso potenziale in tutte le fasi del processo imprenditoriale. Ad esempio, l'intelligenza artificiale può facilitare il processo rapido di creazione di un'impresa accelerando la raccolta dei dati, lo studio di mercato e di fattibilità nella fase di esplorazione, oltre che razionalizzare il processo di posizionamento e targeting del mercato nella fase di sfruttamento. Gli imprenditori che operano in un contesto caratterizzato da risorse limitate traggono vantaggio dall'utilizzo dell'intelligenza artificiale per sfruttare le proprie capacità di apprendimento automatico, automatizzare le attività e implementare modelli per la gestione degli impegni imprenditoriali. Inoltre, Agrawal et al. (2018) sostengono che l'IA possa influenzare la strategia e i modelli di business dell'azienda. Infine, l'IA fornisce implicazioni strategiche all'imprenditorialità digitale assistendo, supportando e guidando modelli di business per nuove e vecchie organizzazioni (Dwivedi et al., 2023).

Attraverso l'uso dell'IA, gli imprenditori possono sfruttare le innovazioni dei modelli di business per incrementare il valore aziendale e stimolare la crescita delle loro imprese (Loebbecke e Picot, 2015; Lee et al., 2019). A questo proposito, il concetto di innovazione dei modelli di business è stato posto al centro del dibattito su come le aziende possano preservare la propria posizione di mercato e il proprio vantaggio competitivo (Sosna et al., 2010; Wirtz et al., 2010).

La letteratura sull'innovazione dei modelli di business si concentra principalmente su antecedenti esterni, che possono spingere le aziende a impegnarsi in tale innovazione (Foss e Saebi, 2017). Questa pressione, infatti, come nel caso dell'IA, può anche derivare dalle rivoluzioni tecnologiche in corso, non solo nel mondo aziendale, ma nella società nel suo complesso. I ricercatori sostengono che il processo di innovazione dei modelli di business è soggetto alla forte influenza del contesto di riferimento entro il quale è calato (Chesbrough, 2010). Vale a dire, mentre la letteratura si concentra principalmente su fattori esterni che possono spingere le aziende ad impegnarsi nell'innovazione dei modelli di business, un recente filone di ricerca esamina come l'introduzione di nuove tecnologie induca le aziende a innovare il proprio modello di business per rimanere competitive (Tongur e Engwall, 2014; Velu, 2015).

Gli studi che indagano l'impatto diretto delle tecnologie emergenti sull'innovazione dei modelli di business sono pochi e distanti. Solo di recente alcuni studi hanno esplorato con attenzione la tecnologia dell'IA prendendo in considerazione l'innovazione dei modelli di business (ad es. Valter et al., 2018; Garbuio e Lin, 2019).

In definitiva, l'IA ha favorito l'innovazione dei modelli di business in vari settori, tra cui tecnologia/media, prodotti di consumo, servizi finanziari, sanità, settore industriale, settore energetico, settore pubblico, e così via (Serafini e Garcez, 2019). Nel complesso, c'è un forte consenso sul fatto che gli effetti dell'IA vanno oltre il miglioramento incrementale dei processi e includono modi di operare e far crescere un'azienda in modo fundamentalmente nuovo. Tuttavia, c'è una lacuna nella ricerca riguardante il modo in cui le imprese possono creare valore attraverso l'utilizzo di queste tecnologie per sviluppare nuove capacità e favorire l'innovazione del modello di business (Brock e Von Wangenheim, 2019; Iansiti e Lakhani, 2020).

In particolare, l'ampia diffusione delle tecnologie di IA offre la prospettiva di consentire cambiamenti radicali nei prodotti, nei servizi, nei processi di innovazione, nei modelli di business e nella stessa natura delle attività commerciali negli ecosistemi industriali (Sklyar et al., 2019; Iansiti e Lakhani, 2020; Sjodin et al., 2020). Le tecnologie digitali come l'AI offrono opportunità radicali per le imprese al fine di creare e catturare valore da nuovi flussi di entrate e per consentire la differenziazione dai concorrenti assumendo una maggiore responsabilità nel supportare gli esiti dei clienti (Kohtamaki et al., 2019). Ad esempio, l'investimento nelle tecnologie IA ha consentito a fornitori come GE, Siemens e ABB di offrire servizi digitali migliorati ai clienti come la gestione della flotta e l'ottimizzazione del sito monitorando, analizzando, controllando ed automatizzando le prestazioni dell'attrezzatura connessa (Porter e Heppelmann, 2014; Iansiti e Lakhani, 2020).

Tuttavia, riuscire con tali offerte è tutt'altro che automatico, e molte aziende, nel definire modelli di business, non riescono a realizzare un aumento della creazione e della cattura del valore dall'AI (Linde et al., 2020). Anche se l'implementazione dell'IA permette di fornire la base per un'innovazione dei modelli di business di successo, semplicemente spendere denaro per infrastrutture digitali, tecnologie e dati non è sufficiente; nuove routine, competenze, processi operativi e modelli di business sono necessari per utilizzare l'IA al fine di creare valore per i clienti. Ad esempio, molte aziende hanno scoperto che gli algoritmi IA non producono risposte definitive ma offrono soluzioni "accettabili" (ad es., previsioni basate su probabilità), che necessitano di interpretazione, gestione e azione umana per creare risultati concreti e di valore (von Krogh, 2018; Tarafdar et al., 2019).

Pertanto, le aziende devono impegnarsi in una trasformazione organizzativa su larga scala per sviluppare capacità tecnologiche rilevanti (specialmente per quanto riguarda l'utilizzo dell'IA) e

infonderle nel modello di business se vogliono mantenere la competitività in questa era di grande trasformazione tecnologica e beneficiare in generale dai potenziali impatti positivi derivanti dalla digitalizzazione e dalle potenzialità alla base dell'implementazione dell'IA (Porter e Heppelmann, 2014; Iansiti e Lakhani, 2020). Tuttavia, la maggior parte delle grandi aziende manifatturiere non è riuscita a scalare l'IA oltre i primi concetti dimostrativi (Brock e Von Wangenheim, 2019; Bjorkdahl, 2020) a causa dei problemi prevalenti nell'integrare l'IA nelle attività di creazione, fornitura e cattura del valore e nell'allinearsi con clienti e con il contesto di riferimento (Wuest et al., 2016; Parida et al., 2019).

L'intelligenza artificiale sta consentendo alle imprese di evolvere da modelli basati sul prodotto a modelli di business più sofisticati, come quelli basati su piattaforme o risultati, offrendo maggiori opportunità di generare valore. È previsto, infatti, che l'IA rivoluzioni radicalmente le proposte di valore delle imprese e influenzi il modo in cui creano, forniscono e catturano valore attraverso la co-creazione con i clienti per soddisfare le loro mutevoli esigenze (Parida et al., 2015; Vendrell-Herrero et al., 2017; Kohtamaki et al., 2019; Sjodin et al., 2020).

Le capacità dell'IA nell'implementare nuovi e innovativi modelli di business possono conferire un significativo vantaggio competitivo, fornendo supporto decisionale basato su insight derivati da dati complessi e voluminosi (Foss e Saebi, 2017; Sjodin et al., 2020). Inoltre, secondo Przegalinska e Jemielniak (2023), l'adozione generalizzata dell'IA porterà a nuove offerte e modelli di business che attualmente sono al di là della nostra immaginazione.

Con il progredire della maturità dell'IA, le imprese potrebbero trovarsi in una posizione migliore per sviluppare e lanciare nuovi prodotti e servizi, anziché migliorare solo le offerte esistenti. Sebbene ci siano già alcuni esempi, queste nuove proposte potrebbero trasformare radicalmente le dinamiche di mercato, sfruttando la tecnologia in modi innovativi e, in definitiva, sostituendo il coinvolgimento umano in vari contesti (Sjodin et al., 2020). Tuttavia, l'aggiunta di funzionalità avanzate da sola probabilmente non porterà a un modello di entrate completamente nuovo (Iansiti e Lakhani, 2020).

Per quanto riguarda l'innovazione nel processo di creazione del valore, l'IA può promuovere nuovi modelli di reddito e strutture di costo, come evidenziato dalla riduzione dei costi di produzione dei contenuti e dalle nuove strategie di monetizzazione. Ciò rende più attraente la personalizzazione di massa e i modelli freemium con minori costi marginali di produzione di contenuti (Brock e Von Wangenheim, 2019; Bjorkdahl, 2020).

L'IA, infine, ha cambiato non solo il modo di generare e utilizzare le informazioni per la presa di decisioni (Mikalef et al., 2017), ma ha anche rivoluzionato i modi di fare business (Schneider e Leyer, 2019), influenzando pratiche commerciali e gestionali in diversi settori che offrono prodotti o servizi sempre più competitivi e sostenibili (Kuo e Smith, 2018; Govindan et al., 2019; Ding et

al., 2019; Garbuio e Lin, 2019; Tuan et al., 2019; Wirtz e Müller, 2019). Il passaggio verso un'economia sostenibile richiede alle aziende di abbracciare o riesaminare il loro approccio operativo, rinnovandosi attraverso l'azione su questioni ambientali, sociali e di governance.

Quindi, l'integrazione da parte delle aziende di un approccio alla sostenibilità può essere attuata attraverso l'innovazione del loro modello di business consentendo "la ridefinizione del fine dell'azienda e della logica di creazione di valore e il ripensamento delle percezioni di valore" (Bocken et al. 2014, p. 43). Più precisamente, le aziende dovrebbero sviluppare un modello di business "che crei vantaggio competitivo attraverso un valore superiore per il cliente e contribuisca allo sviluppo sostenibile dell'azienda e della società" (Lüdeke-Freund 2010, p. 23). Pertanto, un modello di business sostenibile cerca di allineare gli interessi e di creare valore per una vasta gamma di stakeholder, compresa la società e l'ambiente (Bocken et al., 2013; 2014).

Questa tendenza può aiutare le aziende a trovare una connessione tra innovazione e sostenibilità (Kuo e Smith, 2018) mirata all'integrazione dell'IA nei processi decisionali (Duan et al., 2019) per favorire la SBMI.

Inoltre, l'innovazione è il motore del business a tutti gli effetti, perché attraverso tecnologie innovative è possibile implementare modelli di produzione e consumo sostenibili, perfettamente in linea con gli obiettivi dell'Agenda 2030 dell'ONU, in particolare con l'Obiettivo SDG#12 (consumo e produzione responsabili - garantire modelli di consumo e produzione sostenibili). I nuovi bisogni sociali ed ambientali devono integrare lo standard dell'azienda con la teoria economica neoclassica, la protezione dell'ecosistema e delle persone, e garantire l'equità sociale (Stubbs e Cocklin, 2008). Ciò ha portato alla diffusione di modelli di business sostenibili in cui la sostenibilità consiste nel bilanciare tutte e tre le dimensioni (economica, ambientale e sociale) che sono "indissolubilmente collegate e interdipendenti" (Bansal, 2002, p. 123).

Inoltre, l'emergere dell'IA e le potenzialità legate al suo sviluppo nei diversi settori della società determinano la necessità di valutare gli effetti che questo comporta sullo sviluppo sostenibile (Vinuesa et al., 2020). Ciò perché le aziende sono sempre più chiamate ad affrontare la sfida della sostenibilità cercando di migliorare il campo delle innovazioni per preservare l'integrità dell'ecosistema e migliorare l'uso delle risorse naturali (Joyce e Paquin, 2016).

Inoltre, l'elemento chiave per le imprese è rappresentato dall'innovazione, che deve riguardare non solo il prodotto finito ma coinvolgere anche tutti i processi aziendali attraverso tecnologie innovative e nuove soluzioni sostenibili in linea con gli SDG e lo sviluppo sostenibile. In questo contesto, l'IA svolge un ruolo decisivo nel consentire a nuove tecnologie di migliorare l'efficienza e la produttività (Vinuesa et al., 2019) attraverso miglioramenti tecnologici che possono superare alcune limitazioni attuali.

L'IA apre nuovi orizzonti nell'analisi e nell'utilizzo dei dati dei clienti, rivoluzionando la fidelizzazione e la proposta di valore aziendale (Huang e Rust, 2018). Ad esempio, nel settore del commercio al dettaglio, l'integrazione di algoritmi predittivi basati sull'IA sta trasformando l'esperienza di acquisto sia online che offline (Grewal et al., 2017). Questi algoritmi consentono alle aziende di anticipare con precisione la domanda e di raggiungere i clienti appropriati attraverso strategie di distribuzione e comunicazione personalizzate (Bughin et al., 2017).

Considerando le connessioni estese al di fuori dell'azienda (Biloslavo et al., 2018), l'intelligenza artificiale può favorire lo sviluppo di nuovi metodi per acquisire valore nell'ecosistema oltre i confini aziendali, aprendo nuove prospettive per la ricerca sulla sostenibilità e il coinvolgimento degli stakeholder. Ad esempio, gli algoritmi di intelligenza collettiva possono identificare pattern e comportamenti nelle comunità online, agevolando la catalogazione della conoscenza e la comprensione dell'impatto delle attività aziendali sulla società (Martinez-Torres e Olmedilla, 2016). Inoltre, le aziende possono applicare l'IA per soddisfare i criteri ambientali al fine di orientare i loro modelli di business verso la sostenibilità ambientale. Per migliorare l'efficienza energetica nelle attività, le aziende stanno adottando reti intelligenti che integrano appieno le tecniche di intelligenza artificiale per rispondere in tempo reale alla domanda energetica e garantire un approvvigionamento stabile ed economico (Bassiliades e Chalkiadakis, 2018).

Le reti energetiche, sempre più intricate e provenienti da fonti sia rinnovabili che non rinnovabili, beneficiano dell'analisi di enormi quantità di dati da parte dell'IA, migliorando la gestione delle risorse per una maggiore stabilità e autonomia della rete (CB Insights, 2018). Infine, per le aziende, l'efficienza energetica è sempre più una preoccupazione primaria: l'interesse crescente per un tipo di produzione "ecologica" sta spingendo l'industria ad adottare processi di produzione sempre più sostenibili (Kristianto et al., 2017) e ciò si traduce nello sviluppo di modelli di ottimizzazione della catena di approvvigionamento, sollevando preoccupazioni per il consumo energetico in tutta la produzione globale (Elia et al., 2011; You et al., 2012). In questo contesto, l'IA può facilitare lo sviluppo di sistemi decisionali che contribuiscono a ridurre i costi energetici attraverso l'adozione di innovazioni tecnologiche volte a diminuire il consumo di energia e l'impatto ambientale (Kristianto et al., 2017).

Inoltre, le tecniche di intelligenza artificiale possono essere impiegate per gestire efficacemente l'inquinamento e la gestione dei rifiuti (Khakurel et al., 2018). Per esempio, nel settore agricolo e alimentare, le perdite post-raccolta e lo spreco di alimenti rappresentano due delle sfide principali nella logistica e nella gestione della catena di approvvigionamento (James e James, 2010; Gustavsson et al., 2011).

In conclusione, le applicazioni di intelligenza artificiale nei sensori e nelle tecnologie di comunicazione forniscono le basi per lo sviluppo di sistemi di catene di approvvigionamento intelligenti e di logistica alimentare intelligente (Haass et al., 2015). Ad esempio, i dati raccolti dai dispositivi intelligenti basati su tecnologie sensoriali consentono ai manager della catena di approvvigionamento di automatizzare la spedizione e la consegna delle merci monitorando e prevedendo la deperibilità del carico che viaggia in contenitori intelligenti (Haass et al., 2015; Bogataj et al., 2017). Inoltre, i segnali provenienti dai dispositivi di misurazione intelligenti possono essere trasmessi a un sistema di supporto decisionale, che aiuta i professionisti della catena di approvvigionamento riguardo all'uso finale e al cambiamento di prezzo del carico o anticipando le decisioni di riorientamento del carico, consentendo il taglio dei costi e dei tempi logistici (Bogataj et al., 2017).

Come abbiamo visto, anche se non numerose, ci sono già diversi esempi di applicazioni di tecnologie di intelligenze artificiali nei business model delle aziende, con l'intento di sfruttarne a pieno la capacità di creare valore per mantenere il proprio vantaggio competitivo. Spesso, però, bisogna dire che lo sviluppo di un nuovo modello di business rappresenta, per le aziende, una sfida e può fallire (Geissdoerfer et al., 2018). Per implementare efficacemente strategie e pratiche verso lo sviluppo sostenibile, le aziende dovrebbero riflettere sui loro valori ed essere disposte ad abbracciare le possibilità legate alla sostenibilità (Fleming et al., 2017). In questo contesto, l'intelligenza artificiale è tra i più importanti catalizzatori per lo sviluppo di un modello di business sostenibile (Manyika, 2017).

5. Considerazioni conclusive

L'innovazione tecnologica spesso richiede la creazione di nuovi modelli di business, sia per introdurre nuovi prodotti o servizi sul mercato sia per soddisfare i bisogni dei clienti non ancora soddisfatti. Allo stesso tempo, come evidenziato in precedenza, i nuovi approcci commerciali stessi possono rappresentare una forma di innovazione (Clauss, 2017; Basile et al., 2021; Needleman et al., 2021; Albats et al., 2023).

Esistono molteplici possibilità di modelli di business, con alcuni che si adattano molto meglio alle esigenze dei clienti e agli ambienti commerciali rispetto ad altri. La selezione, l'adattamento e il miglioramento dei modelli di business costituiscono un'arte complessa anche se, storicamente, i nuovi modelli di business hanno facilitato e incarnato l'innovazione (Lozano, 2018; Bashir et al., 2022).

Comprendere come generare ricavi, ossia catturare valore attraverso la fornitura di informazioni agli utenti/clienti, rappresenta un elemento chiave, sebbene non l'unico, nella progettazione del

modello di business di qualsiasi azienda in qualsiasi settore industriale. Un buon modello di business fornirà considerevole valore al cliente e raccoglierà una parte vitale di questo in ricavi (Munoz-Torres et al., 2019; Bocken e Gerardts, 2020). Ma sviluppare un modello di business di successo (per quanto innovativo) è insufficiente di per sé per garantire un vantaggio competitivo.

Una volta implementati, gli elementi grossolani dei modelli di business sono spesso piuttosto trasparenti e (in principio) facili da imitare, infatti, di solito è solo una questione di pochi anni prima che un modello di business nuovo ed evidentemente di successo susciti sforzi imitativi (Latifi et al., 2021; Ancillai et al., 2023).

Avere un'architettura differenziata, ma allo stesso tempo efficace ed efficiente, per il modello di business di un'impresa è importante per stabilire un vantaggio competitivo (Amit e Zott, 2012; Basile et al., 2021). Gli elementi vari devono essere integrati tra loro e funzionare bene insieme come un sistema. Le decisioni prese riguardo al modello di business rappresentano la struttura portante su cui si basa l'intera impresa e delineano il suo funzionamento, i suoi obiettivi e le sue strategie di crescita. Queste scelte influenzano direttamente la capacità dell'azienda di adattarsi alle mutevoli condizioni del mercato, di soddisfare le esigenze dei clienti e di rimanere competitive nel tempo. Tuttavia, una volta che un modello di business è stato stabilito e messo in atto, cambiare direzione può essere estremamente impegnativo (Ancillai et al., 2023; Codini et al., 2023).

Le imprese devono affrontare sfide significative, tra cui la resistenza interna al cambiamento, la necessità di riallineare risorse e processi, e il rischio di interruzioni nelle operazioni correnti. Inoltre, il cambiamento del modello di business può comportare una revisione completa della strategia aziendale e richiedere investimenti considerevoli in termini di tempo, risorse finanziarie e competenze. È necessario valutare attentamente i potenziali vantaggi e rischi associati a una tale transizione prima di intraprenderla. Pertanto, sebbene sia vitale per le imprese essere flessibili e adattabili alle mutevoli condizioni del mercato, la modifica dei modelli di business rimane una sfida complessa e richiede una pianificazione strategica accurata e un forte impegno da parte della leadership aziendale (Basile et al., 2021; Albats et al., 2023).

In breve, innovare con i modelli di business non garantirà da solo un vantaggio competitivo a livello aziendale; tuttavia, i nuovi modelli di business o i miglioramenti di quelli esistenti, come i nuovi prodotti stessi, spesso portano a costi più bassi o a un aumento del valore per il consumatore (Shakeel et al., 2020).

Comprendere come offrire valore al cliente e come catturare questo valore sono questioni fondamentali nella progettazione di un modello di business: non basta fornire valore senza riuscire a catturarlo. Questo coinvolge alcune delle questioni più difficili e frustranti che gli imprenditori e i

manager devono affrontare per condurre le proprie imprese al successo (Ancillai et al., 2023; Bashir, 2023).

Come discusso e illustrato in molti esempi precedenti, l'innovazione tecnologica spesso deve essere abbinata all'innovazione del modello di business se l'innovatore deve catturare valore. A volte la creazione di nuovi modelli di business porta alla creazione di nuove industrie. Per quanto detto finora, le aziende dovrebbero cercare e considerare di innovare i propri modelli di business, in particolare miglioramenti difficili da imitare che aggiungono valore per i clienti, in ogni momento.

Cambiare il modello di business dell'azienda significa letteralmente cambiare il paradigma con cui l'impresa compete sul mercato, e l'inerzia è probabile che sia considerevole. In questo senso, l'integrazione dell'IA nei processi e nella strategia aziendale ha cambiato il modo in cui le organizzazioni fanno affari (Strandhagen et al., 2017), rivelando una logica rinnovata di creazione di valore che influenza la cultura aziendale coinvolgendo la sostenibilità nel modello di business (Duan et al., 2019).

In questo senso, è sempre più sentita la necessità di avanzare nella comprensione dei principi su come l'IA possa essere utilizzata in modo produttivo per guidare l'innovazione dei modelli di business su larga scala. Ad esempio, l'IA ha il potenziale per fornire diversi benefici nei modelli di business per i clienti, come la riduzione dei costi, il miglioramento della qualità dei servizi, l'aumento della coordinazione e della produttività e l'aumento dell'efficienza della consegna. Espandendo la scala, la portata e le opportunità di apprendimento, i modelli di business guidati dall'IA possono sfruttare nuovi modi per creare, fornire e catturare valore per guidare la competitività (Widayanti e Meria, 2023). L'intelligenza artificiale, infine, può affrontare i cambiamenti richiesti dalle questioni sociali ed ambientali legate all'attività aziendale, indirizzando il BM verso una logica di creazione di valore (Zilahy, 2016; Ancillai et al., 2023), che si basa su nuove forme di governance basate sulla condivisione di conoscenze e competenze (Buzko et al., 2016; Codini et al., 2023). Pianificare adeguatamente l'implementazione dell'intelligenza artificiale nella propria azienda può contribuire allo sviluppo di un BM, anche in chiave sostenibile, che genera opportunità di crescita e benessere per tutti gli individui e le aziende nel contesto fortemente dinamico e innovativo in cui ci troviamo.

Capitolo III

Framework teorico e sviluppo delle ipotesi di ricerca

1. Il Framework teorico

L'innovazione del modello di business attraverso l'adozione e l'implementazione di soluzioni di intelligenza artificiale rappresenta un fenomeno complesso, influenzato da una serie di fattori che richiedono diverse prospettive interpretative. Di conseguenza, per analizzare approfonditamente i fattori che portano le imprese ad adottare e implementare l'intelligenza artificiale nei loro processi aziendali, e per comprendere in che modo ciò possa influenzare l'innovazione del modello di business, è essenziale sviluppare un modello che consideri diverse prospettive e framework teorici in grado di spiegare in modo olistico il fenomeno. Una di queste, in particolare, è rappresentata dal framework della Digital Entrepreneurship (Nambisan, 2017; Sussan e Acs, 2017; Allen, 2019; Paul et al., 2023), il quale offre una visione completa del fenomeno. Tra le molte tecnologie emergenti e disruptive, l'IA è riconosciuta come una forza rivoluzionaria che apre nuove opportunità di trasformazione nel mercato e nelle pratiche imprenditoriali (Le Dinh et al., 2018; von Briel et al., 2018; Verma et al., 2021). Da questa prospettiva, diventa intrigante esaminare la predisposizione e l'atteggiamento degli imprenditori verso l'adozione di tali tecnologie per favorire l'innovazione del modello di business.

Per analizzare, invece, l'influenza derivante dalle relazioni delle imprese con il contesto esterno e, in particolare, con i propri partner esterni, adottiamo la lente teorica dell'Open Innovation (Chesbrough, 2007). Quest'ultima risulta particolarmente adatta a interpretare e spiegare i meccanismi alla base della BMI in un contesto di innovazione aperta e di interdipendenza per quanto riguarda compiti ed attività con i propri partner. L'applicazione dei principi dell'open innovation all'innovazione del modello di business implica il riconoscimento della complementarità tra risorse interne ed esterne e, di conseguenza, la capacità di gestire l'interdipendenza di risorse e attività con i propri partner (Chesbrough, 2006; Chesbrough, 2007; Chesbrough and Bogers, 2014). La co-creazione del valore traccia generalmente una relazione commerciale interattiva tra vari attori di mercato, quali aziende partner, fornitori di sistemi di servizio e clienti, che collaborano per creare valore aziendale congiuntamente (Sales-Vivo et al.,

2020). Questa prospettiva enfatizza il ruolo cruciale della collaborazione e dell'interazione tra le parti interessate nel processo di innovazione del modello di business, evidenziando come la condivisione di risorse, competenze e idee possa generare risultati innovativi e valorizzare le iniziative imprenditoriali.

Per quanto riguarda l'influenza dell'orientamento imprenditoriale (entrepreneurial orientation - EO) sull'innovazione del modello di business, una delle teorie più recentemente avanzate che dimostra un grande potenziale applicativo nel contesto di questo fenomeno è la teoria soggettivista dell'imprenditorialità (Kor et al., 2007). Questa teoria sottolinea la natura soggettiva della scoperta imprenditoriale e l'influenza che fattori come l'esperienza imprenditoriale e la conoscenza pregressa dell'imprenditore possono avere sulle percezioni delle opportunità.

Inoltre, un'altra teoria con un elevato potenziale nel contesto della ricerca sulla EO è quella delle capacità dinamiche (Teece et al., 1997). Secondo Zahra, et al. (2006, p. 918), le capacità dinamiche sono "le abilità di riconfigurare le risorse e le procedure di un'azienda nel modo previsto e ritenuto appropriato dai suoi principali decision-maker".

Come sostenuto da Jantunen et al. (2005), le aziende imprenditoriali creano opportunità attraverso le loro azioni. Per cogliere queste opportunità, tali aziende spesso devono riconfigurare le loro basi di risorse, e le capacità dinamiche sono i meccanismi abilitanti per farlo. Di conseguenza, le capacità dinamiche possono essere considerate come mezzi chiave per collegare l'EO allo sfruttamento delle opportunità aziendali e alle prestazioni conseguenti.

1.1. Digital entrepreneurship

La Digital Entrepreneurship, sebbene sia una teoria emersa negli anni '90, continua a essere considerata un fenomeno relativamente nuovo nel contesto imprenditoriale. Diversi studiosi hanno contribuito a definire e operativizzare questo concetto (Kollmann, 2006; Hull et al., 2007; Davidson e Vaast, 2010; Sussan e Acs, 2017; Nambisan, 2017; Le Dinh et al., 2018). Ad esempio, Kollmann (2006) la descrive come la creazione di nuove imprese che offrono prodotti o servizi basati su una creazione di valore puramente elettronica, sfruttando le tecnologie digitali. Hull et al. (2007) la definiscono come l'adozione di nuovi modi di condurre affari grazie all'avanzamento tecnologico. Inoltre, Davidson e Vaast (2010) ampliano questa definizione, focalizzandosi sull'uso dei media digitali e di altre tecnologie dell'informazione e della comunicazione per cercare nuove opportunità imprenditoriali; Sussan e Acs (2017) la considerano come l'intersezione tra infrastrutture digitali e agenti imprenditoriali; Nambisan (2017) la concepisce come l'uso delle tecnologie digitali per

creare piattaforme imprenditoriali, mentre Le Dinh et al. (2018) la definiscono come l'impiego di risorse tecnologiche come Internet e le tecnologie dell'informazione e della comunicazione (ITC).

Lo sviluppo di piattaforme digitali e degli ecosistemi imprenditoriali ad esse correlati ha aperto nuove prospettive teoriche nell'ambito dell'imprenditorialità. Le tecnologie innovative e le infrastrutture digitali hanno notevolmente alterato il panorama dell'innovazione e dell'imprenditorialità. Sebbene gli imprenditori traggano benefici dalla partecipazione a questi ambienti imprenditoriali digitali, gli impatti disruptive di queste nuove tecnologie sulla Digital Entrepreneurship richiedono ancora approfondimenti (Nambisan, 2017; Nambisan et al., 2019; Nambisan e Baron, 2021). Con i progressi digitali resi possibili dai cambiamenti tecnologici rivoluzionari nel contesto aziendale globale degli anni precedenti, gli imprenditori di tutto il mondo stanno adottando e integrando tecnologie digitali innovative all'interno dei processi aziendali delle proprie organizzazioni (Autio, 2018).

L'utilizzo di nuovi strumenti digitali ha permesso lo sviluppo di capacità e competenze digitali, migliorando ulteriormente le performance di numerose imprese, non solo in ambito prettamente tecnologico. Le ricerche attuali sull'imprenditorialità e sull'innovazione digitale dimostrano che le tecnologie digitali abilitano le imprese in diverse fasi del loro sviluppo, di conseguenza, la Digital Entrepreneurship è diventata un'area di ricerca sempre più rilevante, con importanti implicazioni sia teoriche che pratiche (Nambisan, 2017; Kraus et al., 2018; Ghezzi e Cavallo, 2020). La digitalizzazione dei processi imprenditoriali ha agevolato il superamento dei confini tra imprese fisiche e digitali, aprendo nuove opportunità nel mondo degli affari (Huang et al., 2017).

Secondo Hughes (2017) e The Guardian (2017), la tecnologia digitale associata alle offerte di prodotti e servizi comprende elementi digitali come software, hardware, applicazioni o contenuti che consentono la connessione tra persone, macchine e informazioni. Nel contesto dell'evoluzione economica, assistiamo sempre più alla disconnessione delle informazioni tradizionalmente associate ai prodotti fisici (Islam et al., 2020). Questa separazione è resa possibile dal trasferimento delle funzionalità e dei dati nei servizi digitali. Questo fenomeno, infatti, non solo evidenzia la crescente importanza dei servizi digitali nell'economia moderna, ma rivela anche un cambiamento fondamentale nella percezione del valore. In un'economia sempre più guidata dai dati e dalla connettività, sono i servizi digitali che fungono da ponte tra le esigenze dei consumatori e la fornitura di valore, creando opportunità di innovazione e sviluppo commerciale senza precedenti.

Anderson (2014) analizza le attività imprenditoriali e i progetti che traggono vantaggio dalla diffusione delle tecnologie digitali, offrendo meccanismi di connessione, collaborazione e intelligenza collettiva. Inoltre, dalla pratica emergono chiari segnali che le organizzazioni stanno rivalutando i loro processi aziendali, le operazioni, le offerte e i modelli di business nel contesto

dell'imprenditorialità digitale. Tuttavia, la ricerca attuale sull'imprenditorialità e sulle PMI innovative non approfondisce sufficientemente il ruolo delle tecnologie digitali in queste imprese e nelle attività di ricerca (Nambisan, 2017; Kraus et al., 2019).

Kraus et al. (2019) mettono in luce la carenza di studi sull'imprenditorialità digitale, ancora in fase embrionale. Soltanifar e Smailhodžić (2021) discutono la necessità di adottare una mentalità imprenditoriale digitale per esplorare le nuove opportunità di mercato in un mondo sempre più digitalizzato. La visione presentata in questo studio si fonda sull'idea che l'imprenditorialità digitale si concentri sull'utilizzo di tecnologie digitali, strumenti o modelli di business per esplorare e capitalizzare opportunità imprenditoriali. L'imprenditorialità digitale ridefinisce il commercio e la comunicazione mediante l'adozione di tecnologie emergenti e innovative nello spazio digitale (Rodrigues and Franco, 2021).

Nel contesto dell'imprenditorialità digitale, le organizzazioni hanno l'opportunità di esplorare, abilitare e trasformare i loro processi, le operazioni e i modelli di business attraverso l'adozione delle tecnologie digitali. L'uso di queste tecnologie può portare a un notevole valore aziendale e consentire alle imprese di adattarsi in un ambiente sempre più digitale (Dwivedi et al., 2023; Kelly et al., 2023).

L'imprenditorialità digitale rappresenta una trasformazione significativa, consentendo alle organizzazioni di passare da modelli di business tradizionali a soluzioni interne innovative, creando esperienze più coinvolgenti e innovative per i propri clienti, influenzando positivamente la loro esperienza di acquisto (Zaki, 2019).

È cruciale che le organizzazioni comprendano appieno il potenziale delle tecnologie digitali e l'integrazione delle stesse nei loro processi aziendali (Christensen et al., 2015; Zaki, 2019). La loro adozione influisce su tutti gli aspetti dei modelli di business, dalla catena del valore alle capacità digitali, richiedendo un approccio strategico e una valutazione accurata delle opportunità e dei rischi (Zaki, 2019; Gurbaxanin e Dunkle, 2019).

Diverse tecnologie emergenti, tra cui anche l'intelligenza artificiale, offrono nuove prospettive per l'innovazione e la trasformazione del mercato, aprendo nuove strade per l'imprenditorialità (Le Dinh, Vu e Ayayi, 2018; von Briel et al., 2018; Verma et al., 2021). L'IA, in particolare, ha dimostrato di avere un impatto significativo sia nel contesto aziendale che nello svolgimento delle attività quotidiane, con applicazioni che vanno dalle raccomandazioni per nuovi prodotti/servizi all'assistenza vocale e al riconoscimento biometrico.

Purtroppo, però, nonostante gli sforzi condotti finora, le ricerche attuali sull'imprenditorialità digitale spesso trascurano l'importanza dei suoi concetti chiave e dei termini specifici, concentrando

maggiormente l'attenzione su contesti tecnologicamente avanzati anziché esaminare il ruolo cruciale delle tecnologie digitali (Beckman et al., 2012; Zupic, 2014).

Questa carenza di attenzione solleva la necessità di una prospettiva tematica per esplorare a fondo la Digital Entrepreneurship e colmare le lacune esistenti (Engel, 2015; Kollmann et al., 2022). Comprendere la digitalizzazione nell'ambito dell'imprenditorialità è cruciale per analizzare il fenomeno e le sue implicazioni globali, con una crescente enfasi sull'uso delle piattaforme digitali e il concetto di "ecosistema digitale" (Brouthers et al., 2016; Nambisan, 2017; Ojala et al., 2018; Prashantham et al., 2019; Chen et al., 2019; Khlystova et al., 2022).

1.2. Open innovation

Nell'ambito dell'adozione di soluzioni innovative, come quelle legate all'intelligenza artificiale, per promuovere l'innovazione dei modelli di business, l'Open Innovation emerge come una lente teorica particolarmente adatta per esaminare l'influenza del contesto esterno in tali dinamiche.

Innanzitutto, Chesbrough e Bogers (2014) definiscono l'Open Innovation come un processo di innovazione distribuita che si basa su flussi di conoscenza gestiti deliberatamente attraverso i confini organizzativi, che può utilizzare meccanismi di scambio pecuniari e non pecuniari, in linea con il modello di business di ciascuna organizzazione. Questo concetto si lega inestricabilmente con il concetto di BM, definito da Osterwalder e Pigneur (2010) come la ragione per cui un'organizzazione crea, offre e cattura valore. Infine, Chesbrough (2007) fa un'ulteriore passo avanti nella definizione dei due termini e nella loro integrazione, proponendo il concetto di "Open Business Model", di cui Weiblen (2014) espone il meccanismo attraverso cui un'impresa crea e cattura valore dal suo ecosistema di riferimento. Ciò vuol dire che il concetto di "modello di business aperto" pone le relazioni collaborative con l'ecosistema al centro della sua logica complessiva, ovvero che il modello non si basa esclusivamente sulle risorse interne dell'organizzazione, ma si apre alla collaborazione con altre entità all'interno dell'ecosistema aziendale, come partner, fornitori, clienti e altre parti interessate (Radziwon e Bogers, 2018).

Queste relazioni collaborative sono considerate essenziali per il corretto funzionamento dell'Open Business Model, in quanto consentono lo scambio di conoscenze, risorse e competenze che possono contribuire alla creazione e alla cattura del valore da parte delle aziende. Inoltre, favoriscono l'innovazione attraverso la condivisione di idee e la co-creazione di soluzioni che possono soddisfare meglio le esigenze del mercato e generare vantaggi competitivi per tutte le parti coinvolte. In sintesi, le relazioni collaborative con l'ecosistema rappresentano un elemento

fondamentale del concetto di Open Business Model, poiché contribuiscono alla sua efficacia e alla sua capacità di adattarsi e innovare in un ambiente in continua evoluzione.

La BMI (Zott e Amit, 2010; Foss e Saebi, 2018) è definita da Geissdoerfer et al. (2018) come la concettualizzazione e implementazione di nuovi modelli di business. Questo processo implica la trasformazione dell'intera azienda in quanto può influenzare l'intero modello di business o una combinazione dei suoi elementi (Geissdoerfer et al., 2018). Gli studiosi dell'Open Innovation distinguono vari livelli di collaborazione esterna nell'ambito dell'innovazione, differenziandoli in termini di ampiezza e profondità (Laursen and Salter, 2006). In particolare, queste dimensioni sono implicitamente connesse a diversi tipi di innovazione (innovazione del modello di business, innovazione di prodotto, innovazione dei processi) (Snihur e Wiklund, 2019).

A questo proposito, però, ciò vuol dire che l'applicazione dei principi dell'innovazione aperta all'innovazione del modello di business presuppone una complementarietà tra risorse interne ed esterne (Chesbrough, 2006; Chesbrough, 2007; Chesbrough e Bogers, 2014). Secondo Arbussa et al. (2017), la complessità dell'innovazione del modello di business implica un cambiamento costante e rappresenta una sfida, specialmente per le PMI con risorse limitate. È qui che, secondo la letteratura in merito, diventa necessaria una prospettiva di processo, in quanto consente di comprendere le fasi specifiche e di ridurre la complessità alla base dei processi aziendali (Demil e Lecocq, 2010; Sosna et al., 2010).

Sjödin et al. (2020), nel loro studio sulla BMI, mettono in luce le sfide che le aziende affrontano nel ridefinire la creazione e la cattura del valore, spostando ruoli e responsabilità relazionali. Questo processo complesso spesso entra in conflitto con le pratiche commerciali consolidate delle aziende (Sjödin et al., 2016; Sjödin et al., 2020).

L'adozione di un approccio simile è diventata sempre più diffusa per comprendere meglio la complessità dell'innovazione del modello di business aperto (Berends et al., 2016; Visnjic et al., 2018; Sjödin et al., 2020); tuttavia, la maggior parte di questi studi si concentra sulla trasformazione del modello di business nelle grandi imprese (Linz et al., 2017; Visnjic et al., 2018; Sjödin et al., 2020) e trascura la complessità di questo processo nelle PMI (Berends et al., 2016). Questo accade perché l'analisi dell'innovazione collaborativa nel contesto dei modelli di business delle PMI rivela una serie di complessità, accentuate dalla mancanza di prove e di una generale comprensione di come si svolgono effettivamente le fasi del processo in questi contesti (Berends et al., 2014; 2016).

L'importanza di questa prospettiva processuale emerge chiaramente nella recente letteratura dedicata alle PMI (Svejenova et al., 2010; Berends et al., 2016; Barann et al., 2019;); infatti, sebbene il numero di studi che esplorano i processi di trasformazione dei modelli di business aperti nelle PMI sia ancora limitato, alcune ricerche recenti offrono spunti interessanti.

Per quanto riguarda, invece, la relazione tra il concetto di Open Innovation e Sustainable Business Model Innovation la letteratura a riguardo è scarsa e pochi autori hanno studiato questo fenomeno (Yang et al., 2017; Geissdoerfer et al., 2018; Bocken e Geradts, 2020). Quando combinati, l'innovazione aperta e l'innovazione sostenibile dei modelli di business possono portare a cambiamenti trasformativi nel modo in cui le organizzazioni operano e creano valore. Aprendo i propri processi di innovazione agli stakeholder esterni, le aziende possono accedere a una gamma più ampia di idee e competenze, incluse quelle legate alla sostenibilità (Adams et al., 2016; Eisenreich et al., 2021).

Questo approccio collaborativo può favorire lo sviluppo di prodotti, servizi e modelli di business innovativi che non solo affrontano sfide ambientali e sociali, ma promuovono anche la crescita economica e la competitività. In sintesi, l'innovazione aperta e l'innovazione sostenibile dei modelli di business rappresentano approcci complementari che consentono alle organizzazioni di adattarsi alle mutevoli esigenze di mercato, guidare l'innovazione e creare impatti sociali ed ambientali positivi (Carayannis et al., 2014; Evans et al., 2014). Abbracciare questi concetti può aiutare le imprese a prosperare in un mondo sempre più complesso e interconnesso, contribuendo a un futuro più sostenibile ed inclusivo per la società nella sua interezza.

1.3. Subjectivist theory of entrepreneurship

La ricerca imprenditoriale soggettivista è la prospettiva teorica adatta a studiare quando gli imprenditori si impegnano nell'individuare e sfruttare le opportunità derivanti dalle lacune e dagli squilibri del mercato, quali incertezze nelle dinamiche competitive e tecnologiche. Spesso, queste incertezze non sono prevedibili in anticipo e richiedono tempi lunghi e rilevanti investimenti per essere comprese e risolte.

Le interazioni attive degli imprenditori con i clienti, le tecnologie e le aziende innescano un processo dinamico di scoperta imprenditoriale, il quale, una volta avviato, viene poi sottoposto a una verifica pratica attraverso l'interazione con il mercato (Hayek, 1968; Salerno, 1993; Lewin e Phelan, 1999; Espinoza et al., 2021).

Di conseguenza, il processo di validazione da parte del mercato riveste un ruolo cruciale nel discernere quali progetti imprenditoriali e idee siano realmente fattibili e potenzialmente utili nel contesto del mondo reale, basandosi sull'esperienza e sul feedback derivante dal mercato stesso (Malmgren, 1961; Klein e Klein, 2001; Ramoglu e McCullen, 2024). In altre parole, attraverso l'interazione con i consumatori, i concorrenti e l'ambiente commerciale circostante, le idee

imprenditoriali vengono testate per determinare la loro validità e applicabilità nel contesto economico attuale.

I risultati di questa verifica forniscono agli imprenditori un feedback concreto sulla fattibilità delle loro idee e dei loro modelli di business, aiutandoli a orientare e adattare le loro strategie in base alle dinamiche del mercato. L'imprenditore nel sistema di mercato funge da innovatore che trasforma le informazioni in conoscenze potenzialmente utili per la società.

A sua volta, il sistema di mercato offre un ambiente dinamico in cui gli imprenditori possono sperimentare, adattarsi e migliorare le loro idee imprenditoriali attraverso un processo di tentativi ed errori (Penrose, 1959; Nelson e Winter, 1982). Questo processo consente agli imprenditori di testare nuovi modelli di business, strategie e approcci in un contesto competitivo e in costante cambiamento. Inoltre, il sistema di mercato è spesso caratterizzato da disequilibrio, dove le forze di domanda e offerta non sono sempre in armonia e ci sono varie asimmetrie informative e incertezze. In questo contesto, gli imprenditori possono trovare opportunità uniche per innovare, creare valore e distinguersi dalla concorrenza, poiché il disequilibrio stesso crea spazi per l'entrata e la crescita di nuovi attori e nuove idee imprenditoriali (Metcalf, 2004; Espinoza et al., 2021).

Secondo la prospettiva soggettivista, Schumpeter (1934) suggerisce che il successo imprenditoriale dipende dall'intuizione e dalla capacità dell'imprenditore di percepire la realtà in modo che le intuizioni gli permettano di anticipare le necessità del mercato per ritagliarsi un vantaggio competitivo sostenibile. Boulding (1966) osserva che la comprensione anticipata dei meccanismi alla base di un processo dinamico, come ad esempio le innovazioni di mercato, è fondamentale, poiché l'acquisizione di conoscenze è parte integrante della scoperta imprenditoriale. Kirzner (1979) suggerisce che l'azione imprenditoriale efficace richieda una vigilanza costante per individuare e sfruttare opportunità non ancora percepite.

Nella prospettiva soggettivista dell'imprenditorialità, l'ambiente esterno non stabilisce rigidamente le opzioni e le decisioni disponibili; al contrario, vi sono ampie opportunità per la creatività e l'autonomia individuale nei processi di scelta da parte degli imprenditori (Penrose, 1959; Cole, 1978). Questo processo implica la possibilità che il contributo imprenditoriale di ciascun individuo venga valutato dal mercato corretto da altri imprenditori, nel caso risultasse.

In questo contesto dinamico, il coordinamento emerge come un atto imprenditoriale creativo (Barnard, 1938; Hayek, 1948; O'Driscoll, 1977; Espinoza et al., 2021). Una teoria soggettivista dell'imprenditorialità suggerisce una connessione causale tra la creatività imprenditoriale e il processo di apprendimento degli imprenditori dalle dinamiche dei diversi contesti di mercato (Baumol, 1978, 1993; Barreto, 1989; Ramoglu e McCullen, 2024); inoltre, come affermato in

letteratura, le dinamiche di mercato offrono agli imprenditori preziose opportunità di esplorazione economica (McGrath, 2001).

Secondo Hayek (1978), la preziosità della concorrenza risiede nel fatto che i risultati che ne derivano sono imprevedibili e si discostano da quelli che potrebbero essere volontariamente raggiunti. In altre parole, la concorrenza crea un contesto dinamico in cui le interazioni tra i vari attori del mercato generano risultati che non possono essere previsti o pianificati in anticipo. Questo perché le decisioni e le azioni degli individui all'interno di un sistema competitivo sono influenzate da molteplici fattori, comprese le informazioni disponibili, le preferenze individuali, le risorse e le strategie degli altri partecipanti al mercato. Pertanto, la concorrenza stimola un processo continuo di adattamento e innovazione, generando risultati che sono il prodotto di un'interazione complessa e dinamica tra i vari attori del mercato (Hayek, 1978).

All'interno di un'organizzazione, diversi soggetti contribuiscono collettivamente all'apprendimento dell'azienda, scoprendo, apprendendo, creando e attuando nuove opportunità imprenditoriali in un ambiente aziendale imprevedibile e in continua evoluzione (Witt, 1998). L'apprendimento organizzativo avviene attraverso un processo di scoperta evolutiva, guidato dalla percezione delle nuove opportunità imprenditoriali e dai nuovi approcci innovativi per affrontare i cambiamenti nel contesto aziendale (Penrose, 1959; Prahalad e Bettis, 1986). Questo processo, considerato come fenomeno collettivo, favorisce lo scambio di idee e conoscenze all'interno dell'organizzazione, ampliando così la comprensione collettiva delle opportunità imprenditoriali praticabili (Ionnides, 1999; Witt, 1999; Holcombe, 2003; Zahra e Filatochev, 2004; Packard e Bylund, 2021).

In una prospettiva soggettivista, non solo si osserva la scoperta imprenditoriale delle opportunità già esistenti, ma anche l'emergere della creatività imprenditoriale. Gli imprenditori non solo si adattano ai cambiamenti derivanti dall'ambiente entro il quale l'impresa opera, ma agiscono anche come veri e propri agenti di cambiamento (Alvarez et al., 2005). Questi individui non solo rispondono ai mutamenti dell'ambiente circostante, ma sono anche in grado di influenzarli attivamente, promuovendo nuove richieste attraverso l'innovazione di prodotti, servizi, e strategie di marketing. Il giudizio imprenditoriale va oltre la mera immaginazione e intuizione, coinvolgendo anche la capacità di organizzare risorse e informazioni all'interno dell'azienda per affrontare l'incertezza e sfruttare le opportunità emergenti (Penrose, 1959); inoltre, l'imprenditorialità richiede la capacità di identificare e creare nuovi mercati, valutando accuratamente le possibilità di prodotto e le strategie disponibili (North, 1990; Penrose, 1959).

In aggiunta, nell'ambito della creazione di nuove opportunità economiche, gli imprenditori cercano costantemente risorse per sviluppare tali iniziative. Spesso, sono disposti ad assumere rischi considerevoli per sfruttare queste opportunità, utilizzando meno risorse di quanto altri possano

ritenere necessario (Stevenson e Jarillo, 1990). Le ambizioni e la determinazione personali degli imprenditori li spingono ad esplorare nuove iniziative commerciali, come ad esempio l'analisi delle potenzialità di un nuovo modello di business all'interno della catena del valore (Jacobides e Winter, 2007; Packard e Bylund, 2021), in un contesto competitivo spesso caratterizzato da forte instabilità. Un'efficace imprenditorialità, quindi, non si limita alla mera assunzione di rischi, ma richiede anche che i soggetti abbiano la capacità di individuare nuovi modi per evitare quei rischi che non sono considerati necessari, mantenendo comunque un tasso di crescita dell'azienda sostanzialmente positivo quando si presentano opportunità di profitto (Penrose, 1959; Cyert e March, 1963; Rubin, 1973; Bylund e Packard, 2022).

Inoltre, l'imprenditorialità implica la capacità di avere una visione soggettiva delle opportunità di business e di mobilitare risorse e competenze per trasformare queste visioni in realtà operative (Choi e Shepherd, 2004; Shepherd e DeTienne, 2005; Stuart e Sorenson, 2005; Witt, 2007; Espinoza et al., 2021).

1.4. Dynamic capabilities

La prospettiva delle capacità dinamiche (dynamic capability), introdotta da Teece et al. (1997), si definisce come "la capacità dell'azienda di integrare, costruire e riconfigurare le competenze interne ed esterne per affrontare un ambiente in rapida evoluzione" (p. 516).

Questa teoria emerge dalla consapevolezza che i modelli teorici esistenti fino a quel momento, come la teoria delle risorse (Barney, 1991) o la teoria delle cinque forze (Porter, 1980), non fossero in grado di spiegare completamente le fonti del vantaggio competitivo (Teece e Pisano, 2003).

La prospettiva delle capacità dinamiche si propone di spiegare come le aziende possano sviluppare nuove capacità e combinazioni di risorse per ottenere o mantenere un vantaggio competitivo in ambienti competitivi e dinamici. In particolare, la teoria si interroga su come e perché alcune imprese riescano a sopravvivere meglio di altre in contesti caratterizzati da una forte concorrenza e rapidi cambiamenti (Arend e Bromiley, 2009).

La teoria delle capacità dinamiche amplia concetti preesistenti nella letteratura, in particolare partendo dalla Resource Based View (RBV) e dall'idea che il vantaggio competitivo sia derivato dall'efficace sfruttamento delle risorse specifiche dell'impresa. Questa teoria si concentra sul modo in cui le aziende sviluppano e rinnovano le loro risorse e capacità per adattarsi alle mutevoli esigenze dell'ambiente. Inoltre, la teoria delle capacità dinamiche amplia la prospettiva della competizione basata sull'innovazione e sulla "distruzione creativa" delle competenze esistenti attraverso specifiche azioni "imprenditoriali" (Schumpeter e Nichol, 1934).

Al contrario, questa teoria non si limita al semplice adattamento reattivo e al cambiamento, ma riconosce il potenziale delle organizzazioni nel modellare attivamente i loro contesti (Eisenhardt e Martin, 2000). Le capacità dinamiche comprendono la capacità di riconoscere la necessità di cambiamento, di formulare una risposta e di implementare azioni adeguate (Helfat et al., 2009).

Eisenhardt e Martin (2000) spiegano che le capacità dinamiche rappresentano i processi attraverso i quali le aziende integrano, riconfigurano, acquisiscono e rilasciano risorse per adattarsi e persino influenzare il cambiamento del mercato. Queste capacità dinamiche sono le routine organizzative e strategiche attraverso le quali le aziende ottengono nuove configurazioni di risorse e attività.

Le capacità dinamiche si articolano in tre tipologie principali: rilevare (sensing), cogliere (seizing), e riconfigurare (reconfiguring). Il sensing riguarda la capacità di percepire e plasmare le opportunità e le minacce, il seizing implica l'azione di sfruttare le opportunità, mentre il reconfiguring riguarda la capacità di mantenere la competitività migliorando, combinando, proteggendo e, quando necessario, riconfigurando gli asset materiali e immateriali dell'impresa (Teece, 2007). Le capacità di sensing possono essere definite come un insieme di attività che comprendono l'individuazione, la comprensione e l'interpretazione di nuove opportunità (Khan et al., 2020). Teece (2007) sottolinea che le attività di rilevamento delle imprese implicano tipicamente la comprensione delle esigenze dei clienti, l'analisi dello sviluppo del mercato e l'osservazione del feedback dei fornitori e delle azioni dei concorrenti.

Il seizing, invece, riguarda un insieme di attività concentrate principalmente sull'attuazione delle nuove opportunità identificate (Khan et al., 2020). A questo proposito, richiede la mobilitazione di risorse e/o competenze interne ed esterne per perseguire le opportunità individuate. Le imprese devono essere capaci di prendere decisioni di investimento adeguate, selezionare o creare modelli di business appropriati, migliorare le competenze tecnologiche e mantenere i propri asset. Il reconfiguring, infine, si riferisce alla capacità dell'azienda di combinare la propria base di risorse e/o riconfigurare nuove risorse per realizzare opportunità identificate (Teece et al., 1997).

Ricerche nell'ambito degli studi organizzativi hanno dimostrato che la costruzione di competenze organizzative e capacità dinamiche rappresenta la chiave per ottenere un vantaggio competitivo sostenibile attraverso l'implementazione della SBMI (Kraatz e Zajac, 2001; Clauss, 2017).

Negli ultimi anni, la teoria delle capacità dinamiche è stata ampiamente utilizzata per esaminare le capacità organizzative che le imprese impiegano per identificare, sviluppare e implementare nuovi modelli di business in contesti incerti, volatili e complessi (Mezger, 2014). In particolare, le capacità dinamiche sono considerate fondamentali per incorporare le responsabilità ambientali e sociali nella catena di approvvigionamento (Beske, 2012), ma anche per favorire l'innovazione

attraverso l'adozione e l'implementazione di tecnologie innovative, come l'IA (Dwivedi et al., 2023; Kelly et al., 2023).

Il ruolo delle dynamic capability nello sviluppo della SBMI è stato esaminato da diverse prospettive. Per comprendere appieno il successo e il fallimento dell'Innovazione del BMI, è cruciale considerare le dinamiche alla base del concetto delle capacità operative (Teece, 1997; Winter, 2003).

Avere una forte dotazione di capacità dinamiche consente all'azienda di adattare e ridefinire il proprio modello di business (Teece, 1997; 2018). Queste capacità regolano il modo in cui le capacità operative ordinarie dell'azienda, come le tattiche di marketing efficaci o i processi di produzione efficienti, vengono sviluppate, potenziate e integrate. Includono anche la capacità di percepire e valutare opportunità e minacce, cogliere le opportunità e riconfigurare gli asset tangibili e intangibili per rimanere competitivi (Harreld et al., 2007; Helfat e Peteraf, 2015; Teece, 2007).

Le capacità dinamiche favoriscono la creazione di un insieme coerente di conoscenze e abilità necessarie per cogliere le opportunità emergenti prima dei concorrenti (Zahra et al., 2006). Si ritiene che le capacità di percezione, acquisizione e trasformazione siano fondamentali per l'innovazione e la selezione dei modelli di business (Zahra et al., 2006; Teece, 2018). Queste capacità sono altrettanto critiche per le aziende impegnate nella SBMI (Inigo et al., 2017; Sommer, 2012).

Nel contesto della SBMI, la percezione implica il riconoscimento delle problematiche emergenti legate alla sostenibilità come opportunità commerciali (McWilliams e Siegel, 2011). L'acquisizione comporta la mobilitazione di risorse per affrontare le nuove opportunità, mentre la trasformazione si riferisce al rinnovamento continuo delle capacità dell'organizzazione verso l'implementazione di un modello di business sostenibile (Teece, 2018). In sintesi, le capacità dinamiche sono cruciali per l'innovazione del modello di business e per l'adozione di pratiche sostenibili, poiché permettono alle aziende di adattarsi, cogliere opportunità emergenti e mantenere la competitività nel lungo periodo.

2. Lo sviluppo delle ipotesi di ricerca

2.1. Il legame tra l'attitudine all'adozione di soluzioni di IA e la sustainable business model innovation

Il costrutto denominato General Attitude Towards Artificial Intelligence (GAAIS) si riferisce alla valutazione complessiva e alle opinioni degli individui nei confronti della tecnologia dell'IA in generale. Questo costrutto riflette l'atteggiamento soggettivo e le percezioni degli individui riguardo

all'IA, inclusi i loro sentimenti, le loro credenze e le loro emozioni nei confronti di questa tecnologia (Schepman et al., 2023; Bergdahl et al., 2023).

L'atteggiamento generale nei confronti dell'IA può essere influenzato da una serie di fattori, tra cui l'esperienza personale nei riguardi della tecnologia, le informazioni ricevute dai media, le opinioni derivanti dal proprio gruppo sociale e le percezioni riguardanti gli impatti sociali ed economici relativi all'implementazione di questa tecnologia innovativa (Dwivedi et al., 2021; Kwak et al., 2022; Kaya et al., 2024).

Comprendere l'atteggiamento generale verso l'IA è cruciale per sviluppare strategie di comunicazione efficaci, progettare interventi educativi e normativi appropriati, e guidare lo sviluppo e l'adozione responsabile dell'IA in diversi settori e contesti (Kelly et al., 2023). Un'attitudine generalmente positiva nei confronti dell'IA può esercitare un impatto significativo sulla capacità di un'organizzazione di innovare i propri modelli di business, anche in chiave sostenibile (Di Vaio et al., 2020; Wamba-Taguimdje et al., 2020). Un atteggiamento favorevole verso l'IA può agire come un catalizzatore importante per la BMI, offrendo numerose opportunità e vantaggi alle organizzazioni che lo abbracciano (Flavian et al., 2022; Emon et al., 2023). In primo luogo, un'attitudine positiva verso l'IA suggerisce una mentalità aperta e una predisposizione all'adozione di nuove tecnologie e approcci innovativi. I manager che guardano all'IA con ottimismo sono più propensi a considerarla come un'opportunità per migliorare l'efficienza operativa, aumentare la produttività e migliorare la qualità dei prodotti e dei servizi offerti dall'azienda. Questa prospettiva positiva crea un ambiente favorevole all'esplorazione e all'implementazione di soluzioni tecnologiche avanzate. Inoltre, secondo Davenport e Ronanki (2018), le organizzazioni che incoraggiano e sostengono un approccio positivo nei confronti dell'IA sono più propense a investire in ricerca e sviluppo per identificare nuove applicazioni di questa tecnologia nei loro processi e nei loro prodotti. Questo comporta anche un'attenzione e una propensione maggiore a investire in progetti con un forte orientamento alla sostenibilità (Dwivedi et al., 2021). L'IA, infatti, come dimostrato in altri studi, è in grado di favorire la transizione verso processi maggiormente orientati alla sostenibilità da parte delle aziende (Kundurpi et al., 2021; Ghoreishi et al., 2022); inoltre, un'attitudine positiva verso l'intelligenza artificiale può promuovere una cultura organizzativa basata sulla ricerca e l'innovazione, sia dei processi che dei prodotti/servizi offerti. Le aziende che valorizzano e incoraggiano l'adozione dell'IA tendono ad avere team e dipendenti più propensi a sperimentare, a proporre nuove idee e a cercare modi innovativi per risolvere problemi aziendali (Lee et al., 2019; Wamba-Taguimdje et al., 2020). Questo ambiente di innovazione può essere particolarmente prezioso quando si tratta di sviluppare e adattare i modelli di business alle mutevoli esigenze del mercato e alle sempre più pressanti richieste da parte della società civile di una maggiore attenzione e consapevolezza dell'impatto delle proprie attività. Le organizzazioni che

abbracciano un'attitudine positiva verso l'IA sono più inclini a esplorare nuovi modelli di business basati su questo tipo di tecnologie innovativi, ad esempio modelli di abbonamento, piattaforme digitali o servizi personalizzati, al fine di differenziarsi dalla concorrenza e rimanere competitive nel panorama aziendale in evoluzione (Lee et al., 2019; Dwivedi et al., 2021; Kelly et al., 2023). In sintesi, un'attitudine generale positiva verso l'intelligenza artificiale può fungere da catalizzatore per la SBMI, creando un ambiente favorevole all'adozione di nuove tecnologie, all'innovazione e all'adattamento dei modelli di business alle esigenze del mercato. Le organizzazioni che adottano questa prospettiva positiva sono meglio posizionate per rimanere competitive e prosperare in un ambiente aziendale sempre più orientato verso l'innovazione tecnologica.

Da quanto emerso in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi:

H1a: Una general attitude towards AI positiva da parte dei manager influenza positivamente la sustainable business model innovation.

Un'attitudine generalmente negativa nei confronti dell'IA potrebbe, invece, rappresentare un ostacolo significativo per la BMI da parte delle organizzazioni (Haefner et al., 2021; Enholm et al., 2022; Kanbach et al., 2023). Le preoccupazioni e le paure legate all'implementazione e all'adozione dell'IA, come la possibile perdita di posti di lavoro, le questioni legate alla privacy dei dati e le implicazioni etiche, possono minare la fiducia nelle nuove tecnologie e scoraggiare l'adozione di modelli di business innovativi basati sull'IA. Innanzitutto, le preoccupazioni riguardanti la perdita di posti di lavoro a causa dell'automazione dell'IA potrebbero generare resistenza all'adozione di tecnologie innovative da parte delle imprese (Susskind, 2020; Yu et al., 2023; Kanbach et al., 2023). I dipendenti potrebbero temere che l'implementazione di soluzioni basate sull'AI possa comportare la sostituzione dei loro ruoli o competenze da parte di macchine o algoritmi, creando incertezza e resistenza al cambiamento all'interno dell'organizzazione.

Le preoccupazioni riguardanti la privacy dei dati e la sicurezza delle informazioni possono anche costituire un freno all'adozione dell'IA da parte delle imprese (Bianco et al., 2021; Elliott e Soifer, 2022). Le organizzazioni potrebbero essere riluttanti ad utilizzare l'IA per la raccolta e l'analisi dei dati a causa delle preoccupazioni riguardo alla violazione della privacy dei clienti o dei dipendenti, o delle potenziali conseguenze negative in caso di violazioni della sicurezza dei dati, inoltre, le considerazioni etiche legate all'uso dell'IA possono generare dubbi sulla sua accettazione e adozione all'interno delle organizzazioni.

Le preoccupazioni riguardanti l'impatto sociale e morale dell'IA, ad esempio il rischio di discriminazione algoritmica o la mancanza di trasparenza nei processi decisionali automatizzati,

potrebbero indurre le organizzazioni a essere caute nell'adottare modelli di business basati sull'IA per timore di danneggiare la propria reputazione o di violare norme etiche (Shaw, 2019; Siau e Wang, 2020; Kazin e Koshiyama, 2021).

In un contesto in cui l'IA è vista con sospetto o timore, i leader e i decision maker potrebbero essere riluttanti ad investire in nuove strategie o tecnologie che potrebbero essere percepite come controverse o rischiose (Dwivedi et al., 2020; Kelly et al., 2023; Kaya et al., 2024).

Questo clima culturale di sfiducia potrebbe rallentare l'innovazione e la trasformazione digitale all'interno delle organizzazioni, limitando la capacità di adattarsi ai cambiamenti del mercato e di rimanere competitive nel lungo periodo.

In conclusione, un'attitudine negativa verso l'intelligenza artificiale può costituire un ostacolo significativo per la business model innovation, limitando l'adozione di nuove tecnologie e modelli di business basati sull'AI e riducendo la capacità delle organizzazioni di innovare e adattarsi ai cambiamenti del mercato. È fondamentale affrontare e mitigare le preoccupazioni e le paure legate all'implementazione dell'IA attraverso un dialogo aperto, una maggiore trasparenza e l'implementazione di politiche e procedure etiche per garantire un uso responsabile e sostenibile delle tecnologie emergenti.

Da quanto emerge in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi

H1b: Una general attitude towards AI negativa da parte dei manager influenza negativamente la sustainable business model innovation.

2.2. Il legame tra l'interdipendenza con i partner e l'attitudine all'adozione di soluzioni IA

L'interdipendenza con le aziende partner riveste un ruolo fondamentale nell'adozione e nell'accettazione dell'intelligenza artificiale all'interno delle organizzazioni. Questo concetto sottolinea l'importanza di favorire la creazione di relazioni strette e collaborative con i partner commerciali nel plasmare l'atteggiamento delle aziende nei confronti di tecnologie emergenti e rivoluzionarie, come nel caso dell'IA (Jacobides et al., 2021; Raisch e Krakowski, 2021).

La condivisione di risorse e conoscenze rappresenta uno dei principali vantaggi dell'interdipendenza con le aziende partner (Siachou et al., 2021); infatti, in un contesto in cui l'IA richiede un accesso continuo a dati e competenze specializzate, le aziende con forti legami di interdipendenza con i propri partner possono unire le proprie risorse e competenze per affrontare le sfide comuni e sviluppare soluzioni IA più avanzate. La collaborazione in questo senso può facilitare lo scambio di

best practices e l'accesso a risorse altrimenti non disponibili, accelerando il processo di adozione e implementazione dell'IA all'interno delle organizzazioni (Sjodin et al., 2023). Le partnership strette, inoltre, favoriscono anche la creazione di sinergie tecnologiche: le aziende che collaborano strettamente possono integrare l'IA nei loro processi operativi e prodotti, consentendo loro di rimanere competitive in un mercato in costante evoluzione (Allioui e Mourdi, 2023). Questo approccio proattivo consente alle aziende di anticipare le esigenze dei clienti e di adattarsi rapidamente ai cambiamenti tecnologici, posizionandole in modo vantaggioso nel panorama aziendale. Un ulteriore beneficio alla base di un forte grado di interdipendenza con le aziende partner è la capacità di affrontare le sfide etiche e sociali legate all'IA in modo collaborativo (Habbai e Abuzaraida, 2024); questo comporta che la condivisione delle migliori pratiche e lo sviluppo di linee guida comuni possono contribuire a mitigare le preoccupazioni riguardo alla privacy dei dati, alla sicurezza e all'impatto sociale dell'IA. In questo modo, le aziende possono adottare un approccio più responsabile e sostenibile all'utilizzo dell'IA, guadagnando fiducia e supporto sia dai clienti che dalle parti interessate.

In sintesi, l'interdipendenza con le aziende partner offre un terreno fertile per l'adozione e l'accettazione dell'IA all'interno delle organizzazioni. Attraverso la condivisione di risorse e conoscenze, la creazione di sinergie tecnologiche e l'affrontare delle sfide etiche e sociali in modo collaborativo, le aziende possono massimizzare i benefici dell'IA e guidare l'innovazione nel proprio settore.

Da quanto emerge in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi

H2a: Una forte interdipendenza tra aziende partner influisce positivamente sulla general attitude towards AI positiva

L'interdipendenza tra partner può svolgere un ruolo complesso nell'adozione dell'IA all'interno delle organizzazioni, e talvolta può avere impatti negativi sull'adozione stessa della tecnologia (Makarius et al., 2020; Feijoo et al., 2020). Una delle principali sfide che emergono dall'interdipendenza tra partner è la dipendenza eccessiva dalle risorse, dalle competenze e dalle decisioni dei partner (Dentoni et al., 2020). Quando un'organizzazione è troppo legata ai suoi partner per quanto riguarda lo sviluppo e l'implementazione dell'IA, potrebbe perdere il controllo sul proprio percorso strategico e operativo e questa dipendenza può limitare la capacità dell'organizzazione di adattarsi rapidamente ai cambiamenti del mercato e di innovare autonomamente (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Inoltre, l'interdipendenza può portare a una certa rigidità nelle relazioni commerciali e nelle dinamiche decisionali (Nurhayati et al., 2023); infatti, le organizzazioni potrebbero trovarsi

intrappolate in schemi consolidati di collaborazione che non favoriscono l'adozione di nuove tecnologie come l'IA. Questo può essere particolarmente problematico quando i partner hanno obiettivi o interessi divergenti riguardo all'IA, rallentando o addirittura bloccando l'adozione di soluzioni innovative. Un'altra sfida è rappresentata dai conflitti di interesse che possono sorgere tra le aziende partner (Mosteanu e Faccia, 2020). A questo proposito, quando i partner hanno priorità contrastanti o cercano di proteggere i propri interessi commerciali, possono emergere tensioni che ostacolano la collaborazione e scoraggiano l'adozione condivisa dell'IA (Hua e Belfield, 2020). Questi conflitti possono derivare da differenze di visione strategica, di investimenti o di controllo delle risorse, e possono compromettere l'efficacia delle iniziative legate all'implementazione dell'IA. Per mitigare gli effetti negativi dell'interdipendenza tra partner sull'adozione dell'IA, le organizzazioni devono cercare un equilibrio tra collaborazione e autonomia strategica. È importante diversificare le fonti di partenariato e non affidarsi esclusivamente a un singolo partner per lo sviluppo e l'implementazione dell'IA (Allal-Cherif et al., 2021). Inoltre, è essenziale promuovere una cultura interna di innovazione e di adattamento al cambiamento, in modo da mantenere un certo grado di flessibilità e indipendenza nell'adozione delle tecnologie emergenti (Kashan et al., 2021). Infine, è cruciale stabilire meccanismi di governance efficaci per gestire le relazioni con i partner in modo trasparente e responsabile. Definire chiaramente gli obiettivi, le responsabilità e le aspettative reciproche può contribuire a prevenire e risolvere i conflitti di interesse e a mantenere un ambiente di collaborazione sano e produttivo (Turnhout, 2020).

In conclusione, sebbene l'interdipendenza tra partner possa offrire opportunità di collaborazione e condivisione delle risorse, è importante comprendere come una serie di attività fortemente interrelate possa mettere in luce ulteriori problematiche legate all'adozione dell'IA. Gli aspetti negativi dell'interdipendenza devono essere gestiti con attenzione per garantire che l'adozione dell'IA all'interno delle organizzazioni sia efficace, sostenibile e allineata agli obiettivi strategici dell'azienda.

Da quanto emerge, si stabilisce la seguente ipotesi

H2b: Una forte interdipendenza tra aziende partner influisce positivamente sulla general attitude towards AI negativa

2.3. Il rapporto tra l'entrepreneurial orientation e la propensione ad adottare soluzioni IA

Le organizzazioni caratterizzate da un elevato orientamento imprenditoriale spesso manifestano una mentalità orientata al rischio e all'innovazione. Questa propensione, se incoraggiata, può portare a una maggiore apertura verso nuove e inesplorate opportunità emergenti nel panorama aziendale (Bustinza et al., 2024). L'IA è considerata uno strumento fondamentale per migliorare l'efficienza operativa, ottimizzare i processi aziendali e affrontare le sfide del mercato in modo creativo. Le aziende con una visione positiva dell'IA partono dall'idea che questa tecnologia possa effettivamente offrire vantaggi competitivi e nuove, inesplorate opportunità di business (Dwivedi et al., 2021). Questa mentalità imprenditoriale spinge tali organizzazioni a esplorare il potenziale dell'IA in settori diversi, dal miglioramento delle prestazioni operative alla creazione di prodotti e servizi innovativi che rispondono alle esigenze del mercato in evoluzione (Di Vaio et al., 2020). Le aziende orientate imprenditorialmente sono spesso predisposte a investire risorse significative nella ricerca, nello sviluppo e nell'implementazione di soluzioni basate sull'IA, poiché vedono queste tecnologie come catalizzatori chiave per il successo futuro e la crescita aziendale.

L'atteggiamento proattivo delle organizzazioni con un elevato orientamento imprenditoriale può tradursi in una maggiore agilità nel mercato e nella capacità di capitalizzare dalle opportunità emergenti, specialmente quelle favorite dall'adozione di tecnologie rivoluzionarie, come l'IA (Mikalef e Gupta, 2021). Queste aziende sono più inclini a sperimentare con nuove applicazioni dell'IA e ad adattare rapidamente le loro strategie operative in risposta ai cambiamenti nell'ambiente competitivo (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Inoltre, questa propensione all'innovazione può alimentare una cultura aziendale incentrata sull'apprendimento continuo e sull'adattamento, creando un ambiente fertile per lo sviluppo e l'implementazione di soluzioni all'avanguardia basate sull'IA (Iansiti e Lakhani, 2020).

In sintesi, l'orientamento imprenditoriale gioca un ruolo chiave nel plasmare l'atteggiamento delle organizzazioni verso l'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale. Le aziende con un forte orientamento imprenditoriale sono più propense a vedere l'IA come un'opportunità per l'innovazione e il progresso, piuttosto che come una minaccia o un fattore di incertezza. Questa prospettiva positiva può influenzare significativamente la strategia aziendale e la capacità di adattamento delle organizzazioni nei mercati dinamici e in continua evoluzione.

Da quanto affermato in precedenza, definiamo la seguente ipotesi

H3a: Un forte orientamento imprenditoriale influisce positivamente sulla general attitude towards AI positiva

Un forte orientamento imprenditoriale può avere un impatto positivo sulle paure e le ansie legate all'adozione dell'intelligenza artificiale nelle aziende in diversi modi (Suseno et al., 2022; Oztirak, 2023). Le organizzazioni con un forte orientamento imprenditoriale spesso affrontano le sfide con una mentalità orientata alla soluzione anziché concentrarsi esclusivamente sulle paure e le ansie dovute al cambiamento. Questo approccio può incoraggiare i leader e i dipendenti a esplorare attivamente soluzioni innovative per affrontare le preoccupazioni legate all'adozione dell'IA (Dwivedi et al., 2021), incidendo positivamente sulla propensione negativa degli individui ad adottare ed implementare questo genere di tecnologie. Inoltre, le aziende orientate imprenditorialmente sono più propense a sperimentare e a prendere rischi calcolati nell'adozione di nuove tecnologie, compresa l'IA (Upadhyay et al., 2023). Questo approccio può contribuire a mitigare le paure e le ansie, in quanto le organizzazioni si sentono più sicure nell'esplorare e nell'apprendere dagli errori durante il processo di adozione dell'IA. L'orientamento imprenditoriale, inoltre, spinge anche le aziende a concentrarsi sull'innovazione e sull'adozione di nuove tecnologie per rimanere competitive nel mercato. Le organizzazioni che abbracciano l'innovazione sono più propense a considerare l'IA come un'opportunità per migliorare i processi aziendali, piuttosto che come una minaccia (Reim et al., 2020).

Le aziende con un forte orientamento imprenditoriale sono più agili e adattabili ai cambiamenti nel panorama aziendale e questa agilità consente loro di affrontare rapidamente le paure e le ansie associate all'adozione dell'IA, adattando le strategie e le operazioni aziendali in base alle esigenze e alle sfide emergenti (Zighan et al., 2022). Infine, le organizzazioni fortemente orientate all'imprenditorialità tendono ad avere una cultura della fiducia e della collaborazione, che favorisce la condivisione delle preoccupazioni e la ricerca di soluzioni di gruppo (Vivona et al., 2023). Questa cultura può contribuire a ridurre le ansie individuali legate all'IA attraverso la condivisione di conoscenze e esperienze tra i membri del team.

In sintesi, l'orientamento imprenditoriale può ridurre gli effetti legati alle paure e alle ansie derivanti dall'adozione dell'IA nelle aziende, promuovendo una mentalità orientata alla soluzione, un approccio sperimentale, un focus sull'innovazione, l'agilità e l'adattabilità, nonché una cultura della fiducia e della collaborazione.

Da quanto emerge in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi

H3b: Un forte orientamento imprenditoriale influisce positivamente sulla general attitude towards AI negativa

2.4. Relazione tra entrepreneurial orientation e sustainable business model innovation

L'entrepreneurial orientation (EO) dei manager all'interno di un'organizzazione può giocare un ruolo fondamentale nella promozione della SBMI (Criado-Gomis et al., 2018; Ciampi et al., 2021; Pulka et al., 2021). Quando all'interno di un'azienda ci sono manager con una forte EO orientata alla sostenibilità, si crea un ambiente che favorisce non solo l'innovazione dei modelli di business, ma anche la creazione di soluzioni che integrano considerazioni ambientali, sociali ed economiche (Souto, 2022).

Innanzitutto, imprenditori con una forte EO orientata alla sostenibilità spingono le imprese a considerare l'impatto delle proprie attività sull'ambiente e sulla società. I manager con una forte EO sono più propensi a cercare soluzioni innovative che riducano l'impatto ambientale delle proprie operazioni, ad esempio attraverso l'adozione di pratiche di produzione sostenibile, l'ottimizzazione della catena di approvvigionamento e l'implementazione di tecnologie verdi (Mao et al., 2021; Makhoulfi et al., 2022). Inoltre, un forte livello di EO orientata alla sostenibilità incoraggia le imprese a esplorare nuovi modelli di business che creano valore non solo per l'azienda stessa, ma anche per la società nel suo complesso (Kraus et al., 2018; Criado-Gomis et al., 2018). Questi modelli di business possono includere iniziative di economia circolare, servizi condivisi, produzione responsabile e altri approcci innovativi che favoriscono la sostenibilità ambientale e sociale.

Le imprese con una forte EO sono, inoltre, più propense a collaborare con gli stakeholder esterni, come le organizzazioni non profit, istituzioni accademiche e governi, per sviluppare soluzioni sostenibili e affrontare sfide complesse come il cambiamento climatico, la povertà e l'inequità sociale (Pai e Chandra, 2022).

Le teorie che supportano questa relazione includono la teoria della corporate social responsibility (CSR), che sottolinea l'importanza dell'integrazione delle preoccupazioni sociali, ambientali ed etiche nelle attività aziendali, e la teoria dell'innovazione sociale, che si concentra sull'uso dell'innovazione per affrontare i problemi sociali e ambientali (Mintzberg, 1983; Krkac, 2018).

In conclusione, imprenditori con una forte EO orientata alla sostenibilità può fungere da motore per la SBMI, promuovendo la creazione di modelli di business innovativi che generano valore economico, sociale e ambientale a lungo termine. Le imprese che adottano questo approccio sono

meglio posizionate per affrontare le sfide del mondo contemporaneo e per creare un impatto positivo sulla società e sull'ambiente. Inoltre, l'adozione dell'IA agisce come catalizzatore nell'intersezione tra EO e SBMI all'interno delle imprese, in diversi modi (Ciampi et al., 2021; Vrontis et al., 2022; Uphadhyay et al., 2023). Innanzitutto, tramite l'IA, le aziende ottimizzano le operazioni in un contesto sostenibile: algoritmi di ottimizzazione e analisi predittiva migliorano l'efficienza energetica, riducono gli sprechi e ottimizzano l'uso delle risorse (Mohammed e Tapus, 2023).

L'IA ha il potenziale per agevolare lo sviluppo di prodotti e servizi innovativi, capaci di soddisfare in modo sostenibile le esigenze dei clienti. La progettazione assistita contribuisce alla realizzazione di materiali ecocompatibili e processi di produzione con un impatto ambientale ridotto (Lee, 2021; Javaid et al., 2022). Nel campo dell'analisi dati, invece, l'IA identifica tendenze, prevede impatti ambientali e valuta l'efficacia di strategie sostenibili (Nishant et al., 2020; Di Vaio et al., 2020). La collaborazione sostenibile è promossa da piattaforme collaborative basate sull'IA che facilitano lo scambio di conoscenze e tecnologie per affrontare le sfide della sostenibilità, in perfetta ottica di Open Innovation. Infine, l'IA supporta il monitoraggio delle performance sostenibili con sistemi automatizzati di analisi dati, consentendo alle imprese di valutare il proprio impatto ambientale e sociale e comunicare trasparentemente con gli stakeholder (Di Vaio et al., 2020; Javaid et al., 2022; Martinez-Pelaez et al., 2023).

In sintesi, l'adozione dell'IA amplifica l'intersezione tra EO e SBMI, promuovendo la creazione di valore economico, sociale e ambientale a lungo termine e consentendo alle imprese di affrontare le sfide della sostenibilità in modo più efficace.

Da quanto emerge in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi

H4: Un forte orientamento imprenditoriale influisce positivamente sull'innovazione sostenibile del modello di business (SBMI)

2.5. Il legame tra partner con attività e compiti interdipendenti e la sustainable business model innovation

La task initiated interdependence si riferisce alla dipendenza reciproca che si sviluppa quando le aziende collaborano attivamente e si coordinano per raggiungere obiettivi comuni (Van der Vegt et al., 1998; Sambasivan et al., 2011). Questa interdipendenza è spesso caratterizzata da una condivisione di risorse, conoscenze e competenze che possono essere essenziali per lo sviluppo di modelli di business innovativi e sostenibili.

Le aziende caratterizzate da un forte grado di task initiated interdependence sono spinte a lavorare insieme in modo più stretto e collaborativo (Sias et al., 2020; David et al., 2023). Questo può portare a una condivisione più efficiente delle idee e delle risorse, alla co-creazione di soluzioni innovative e al superamento di sfide comuni legate alla sostenibilità ambientale, sociale ed economica (Yang e Shiu, 2023).

Inoltre, la task initiated interdependence può favorire un clima di fiducia e reciprocità tra le aziende partner (Piller e West, 2014). In altre parole, quando le aziende coinvolte in una partnership commerciale o collaborativa sviluppano una significativa interdipendenza fin dall'inizio delle loro interazioni, ciò favorisce l'emergere di modelli di business innovativi e sostenibili. Questo è dovuto al fatto che, quando le aziende si fidano l'una dell'altra e collaborano apertamente, sono più propense a sperimentare nuove idee e approcci, inclusi quelli che integrano principi di sostenibilità nei loro modelli di business (Brown et al. 2021; Sjodin et al., 2021).

Come emerge dallo studio della letteratura (Cantele et al., 2020; Madsen, 2020; David et al., 2023), la collaborazione stretta e la condivisione di risorse e conoscenze che caratterizzano la task initiated interdependence possono favorire lo sviluppo di modelli di business che integrano la sostenibilità in modo efficace e innovativo, contribuendo così a una maggiore competitività e resilienza nell'ambiente commerciale contemporaneo.

L'adozione dell'IA nelle imprese, tra l'altro, può svolgere un ruolo significativo nella relazione tra la task initiated interdependence tra aziende partner e la SBMI (Lee et al., 2019; Bresciani et al., 2021; Sjodin et al., 2021) dato che l'IA facilita la task initiated interdependence offrendo strumenti e piattaforme tecnologiche che permettono alle aziende di collaborare in modo efficiente e trasparente. Come affermato da Marion e Fixson (2021), infatti, queste piattaforme consentono la condivisione e l'analisi dei dati in tempo reale, la comunicazione diretta e la gestione collaborativa dei progetti, promuovendo una maggiore interazione tra le aziende partner. Inoltre, l'IA consente alle imprese di analizzare grandi quantità di dati provenienti da diverse fonti in modo rapido ed efficiente (Davenport e Ronanki, 2018; Bharadiya, 2023). Questa capacità di analisi avanzata dei dati può aiutare le aziende a identificare trend emergenti, individuare opportunità di innovazione e comprendere meglio le esigenze dei clienti e del mercato, sostenendo così lo sviluppo di modelli di business innovativi e sostenibili. Infine, l'IA può automatizzare una serie di processi aziendali, riducendo il carico di lavoro manuale e consentendo alle aziende di concentrarsi su attività ad alto valore aggiunto (Enholm et al., 2022; Aldoseri et al., 2023); ciò permette alle aziende di essere più efficienti e reattive, facilitando la gestione dei progetti collaborativi e supportando l'implementazione di nuovi modelli di business sostenibili.

In conclusione, possiamo affermare che l'adozione dell'IA potenzia la task initiated interdependence tra aziende partner, facilitando la collaborazione, l'analisi dei dati, la personalizzazione delle soluzioni e l'automazione dei processi. Questo favorisce lo sviluppo di modelli di business innovativi e sostenibili, generando valore per le aziende e la comunità.

Da quanto emerge in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi

H5: Un elevato livello di task-initiated interdependence tra aziende partner influisce positivamente sull'innovazione sostenibile del modello di business (SBMI)

2.6. Sustainability orientation e entrepreneurial orientation

La sustainable orientation si riferisce alla predisposizione delle aziende a integrare la sostenibilità nelle loro strategie, operazioni e valori aziendali (Kuckertz e Wagner, 2010; Ruiz-Ortega et al., 2021), mentre la entrepreneurial orientation indica la propensione delle aziende ad essere innovative, flessibili e orientate all'azione (Covin et al., 2020; Kollmann et al., 2021).

In primo luogo, si ipotizza che le aziende con un forte orientamento alla sostenibilità siano più inclini a far emergere anche una forte entrepreneurial orientation (Zai et al., 2018; Habib et al., 2020). Le aziende che valorizzano la sostenibilità tendono ad essere più sensibili alle esigenze ambientali, sociali ed economiche e sono spinte a cercare soluzioni innovative e sostenibili per affrontare tali sfide (Porter e Van der Linde, 1995; Camilleri et al., 2023). Questa mentalità orientata alla sostenibilità può fungere da catalizzatore per lo sviluppo di una cultura imprenditoriale all'interno dell'azienda, in grado di valorizzare l'innovazione, la flessibilità e il pensiero creativo. Inoltre, dallo studio della letteratura emerge che le aziende con un forte orientamento alla sostenibilità e una radicata cultura imprenditoriale siano più aperte alla collaborazione e alla co-creazione con altre organizzazioni, istituzioni e attori della società civile (Klein et al., 2021; Ferreras-Mendez et al., 2021; Hofstad et al., 2023). Le aziende che integrano la sostenibilità nelle loro strategie imprenditoriali sono più propense a sviluppare modelli di business innovativi che generano valore economico, sociale ed ambientale. Questi modelli di business possono includere pratiche di economia circolare, produzione responsabile, e servizi orientati alla sostenibilità che soddisfano le esigenze dei clienti e rispondono alle sfide globali. Questa collaborazione può favorire lo scambio di conoscenze, risorse e idee innovative, alimentando ulteriormente lo sviluppo di modelli di business sostenibili e l'innovazione nel settore. In sintesi, da quanto emerge in letteratura, possiamo affermare che l'integrazione della sostenibilità e dell'imprenditorialità nelle strategie aziendali può creare un valore significativo per le aziende e per la società nel suo complesso,

contribuendo a un'economia più sostenibile e resiliente (Ma et al., 2020; Babu et al., 2020; Su et al., 2020).

In conclusione, nell'ambito sustainable business model innovation, emerge che l'integrazione dell'IA aggiunge complessità e potenzialità alla relazione tra l'orientamento alla sostenibilità e la cultura imprenditoriale dei manager all'interno delle aziende (Wamba-Taguimdje et al., 2020; Govindan, 2022).

L'IA ha, quindi, il potenziale per stimolare una sinergia più profonda tra sostenibilità e imprenditorialità (Bahoo et al., 2023). In primo luogo, l'IA sviluppa soluzioni sostenibili per affrontare sfide ambientali, sociali ed economiche, ottimizzando processi produttivi e riducendo gli sprechi. Inoltre, apre nuove opportunità di business per le imprese con un forte orientamento imprenditoriale, sviluppando prodotti e servizi innovativi.

In accordo con quanto suggerito da Di Vaio et al. (2020), soluzioni di intelligenza artificiale sono in grado di supportare decisioni aziendali predittive orientate alla sostenibilità, valutando l'impatto ambientale e prevedendo tendenze. L'IA, infine, è in grado di automatizzare processi aziendali legati alla sostenibilità, come il monitoraggio delle emissioni di carbonio e l'ottimizzazione energetica. Dunque, possiamo affermare da quanto appena visto che l'adozione dell'IA amplifica l'efficacia della relazione tra sustainable orientation e entrepreneurial orientation, offrendo opportunità per l'innovazione e la collaborazione. Integrando l'IA nelle strategie aziendali, le imprese affrontano le sfide della sostenibilità e creano impatti positivi su società e ambiente (Nishant et al., 2020).

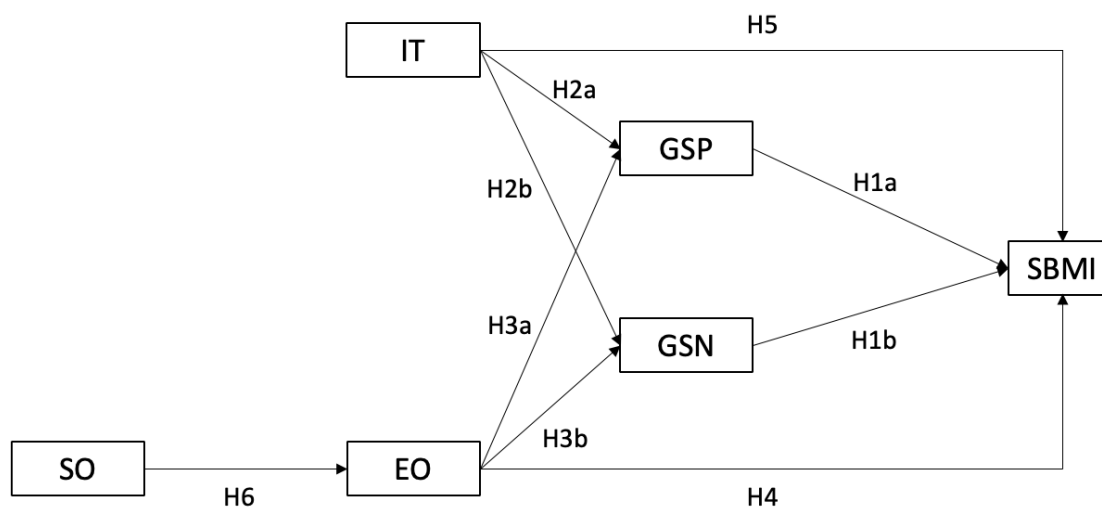
Da quanto emerge in letteratura, stabiliamo la seguente ipotesi

H6: Un forte orientamento alla sostenibilità (Sustainability Orientation - SO) influisce positivamente sulla cultura imprenditoriale delle imprese (Entrepreneurial Orientation - EO)

3. Il modello di ricerca e lo sviluppo delle ipotesi

Come mostrato nella seguente figura, il modello di ricerca sviluppato in questo elaborato prevede 5 ipotesi.

Figura 1 – Il modello di ricerca proposto



Fonte: ns elaborazione

L'idea alla base di questo studio è che l'adozione e l'implementazione di soluzioni di intelligenza artificiale da parte delle aziende, combinata con altri fattori chiave, possa favorire la BMI, in particolare la SBMI, ossia, l'innovazione del modello di business anche in chiave sostenibile.

Innanzitutto, come mostrato dalla figura, una componente fondamentale alla base dell'innovazione del modello di business favorita dall'implementazione di soluzioni di IA, dipende dalla propensione e dall'attitudine individuale, da parte dei soggetti imprenditori, ad accettare e ad adottare questo tipo di innovazione. In particolare, nell'ambito di questo studio ci si aspetta che la SBMI venga influenzata positivamente da una propensione all'adozione e all'utilizzo di queste tecnologie da parte degli individui (GSP - H1a), mentre essa sia influenzata negativamente da un'attitudine negativa all'adozione e all'utilizzo di sistemi di intelligenza artificiale (GSN - H1b). Inoltre, un fattore chiave per l'adozione di soluzioni di IA all'interno dei propri processi aziendali, è il grado di interdipendenza dai propri partner, in particolare per quanto riguarda l'interdipendenza in termini di attività e compiti da svolgere. L'interdipendenza è in grado di influenzare positivamente l'adozione di soluzioni di IA da parte delle aziende, proprio in funzione dell'influenza esercitata dai propri partner e dalle relazioni strategiche intrattenute con loro. Anche in questo caso, però, una relazione di interdipendenza troppo stretta potrebbe portare le aziende a perdere il controllo sul proprio percorso strategico e operativo e limitare la capacità dell'organizzazione di adattarsi rapidamente ai cambiamenti del mercato e di innovare autonomamente (IT - H2b). In ogni caso, l'interdipendenza dai propri partner può influire drasticamente sull'innovazione sostenibile del business model (H4).

L'orientamento imprenditoriale è in grado di influenzare, sia positivamente che negativamente, la propensione dei manager ad adottare soluzioni di IA (EO - H3a/H3b); e questo comporta che la SBMI, attraverso l'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale, può essere positivamente favorita anche da un forte orientamento imprenditoriale da parte dei soggetti a capo delle aziende (EO - H4), che, per via della loro proattività e naturale propensione al rischio, anticipano le novità e le necessità del mercato. L'orientamento imprenditoriale, però, a sua volta è anche influenzato dall'orientamento alla sostenibilità da parte del soggetto imprenditore (SO - H5). Dunque, l'innovazione del modello di business in chiave sostenibile, è influenzato indirettamente dalla propensione alla sostenibilità da parte di colui che gestisce l'azienda.

Capitolo IV

Metodologia e analisi dei risultati

Sezione I - La metodologia della ricerca

1. La modalità di raccolta dati

Per condurre l'analisi, si è scelto di utilizzare un approccio basato sulla somministrazione di un questionario quantitativo. Questo strumento di indagine, noto anche come questionario autosomministrato, prevede che i partecipanti rispondano a una serie di domande senza l'assistenza diretta di un intervistatore (Collin e Hussey, 2013). Come evidenziato da Schutt (2018), tale metodo offre flessibilità, efficienza e capacità di generalizzazione nella raccolta delle informazioni.

La decisione di adottare questo approccio è motivata da diversi fattori: innanzitutto, esso si allinea con l'approccio deduttivo caratteristico di questa ricerca. Inoltre, come indicato da Saunders et al. (2019), questo strumento ha il vantaggio dell'economicità poiché consente di raccogliere una grande quantità di dati standardizzati che possono essere, in seguito, analizzati in modo quantitativo e confrontati agevolmente tra loro; pertanto, risulta il metodo più idoneo per gli obiettivi del presente elaborato di ricerca. Inoltre, questo metodo di analisi offre un maggiore controllo sul processo di ricerca e, se utilizzato con un campionamento probabilistico, può generare risultati statisticamente rappresentativi dell'intera popolazione a un costo inferiore rispetto ad altre tecniche di raccolta dati. Infine, il questionario, quando adeguatamente proposto, è considerato autorevole dagli intervistati ed è relativamente semplice da spiegare e comprendere (Saunders et al., 2019). Esistono diverse modalità per somministrare il questionario, tra cui consegna manuale, invio postale o utilizzo di internet; per facilitare e accelerare la raccolta dati da soggetti distribuiti in varie regioni italiane si è scelto di adottare l'invio telematico (Saunders et al., 2019).

2. Progettazione e misure del questionario

Il questionario è stato sviluppato prendendo in considerazione le conoscenze e le teorie già presenti nella letteratura accademica. Per garantire la validità e l'affidabilità delle misure, sono state utilizzate unicamente scale precedentemente validate e utilizzate in ricerche simili.

Seguendo le indicazioni di Saunders et al. (2019), abbiamo adottato il metodo "translation back to translation" per adattare le scale dall'inglese all'italiano. Questo metodo prevede una serie di fasi, compresa la traduzione iniziale dei termini, la retro-traduzione degli item e infine il confronto tra le versioni per garantire la coerenza semantica. Quest'approccio è stato preferito rispetto ad altre tecniche di traduzione diretta o parallela perché preserva i significati lessicali e idiomati dei termini, assicurando una migliore coerenza nella misurazione delle variabili considerate nel questionario.

Il layout del questionario è strutturato in sei sezioni. La prima, di carattere introduttivo, descrive gli obiettivi della ricerca e i dettagli di contatto nel caso in cui i partecipanti avessero avuto la necessità di ulteriori chiarimenti. Nella seconda sezione del questionario sono state inserite le domande relative alla propensione ad accettare l'adozione e l'implementazione di soluzioni di intelligenza artificiale nella vita quotidiana degli individui. In particolare, questa attitudine generale nei confronti dell'IA è stata misurata attraverso il costrutto: "General Attitude Towards Artificial Intelligence", misurato sulla base di 20 items, 12 che riguardano l'attitudine positiva dei soggetti rispondenti, mentre 8 che riguardano l'attitudine negativa nell'accettare ed implementare soluzioni di IA nella propria vita. In particolare, per quanto riguarda il costrutto "General Attitude Towards Artificial Intelligence – Positive" è stato misurato da 12 items, mentre per quanto riguarda il costrutto "General Attitude Towards Artificial Intelligence – Negative", è stato misurato sulla base di 8 items. In entrambi i casi gli items sono stati adattati dai lavori di Schepman e Rodman (2023) e Demir e Demir (2023).

Tutte le variabili sono state misurate utilizzando una scala Likert a sette punti che va da 1=Per niente vero a 7=Perfettamente.

Di seguito si riporta la tabella contenente gli item con l'indicazione della fonte.

Tabella 1 – Gli items della seconda sezione del questionario

Costrutto	Fonte	Codice Items	Items
-----------	-------	--------------	-------

General Attitude Towards Artificial Intelligence	Schepman e Rodway (2023); Demir e Demir (2023)	GAAISn1	Le organizzazioni che utilizzano l'intelligenza artificiale non sono etiche
		GAAISn2	Penso che l'intelligenza artificiale commetta molti errori
		GAAISn3	Trovo l'intelligenza artificiale sinistra, minacciosa
		GAAISn4	L'intelligenza artificiale potrebbe influenzare il comportamento delle persone
		GAAISn5	Penso che l'intelligenza artificiale possa essere pericolosa
		GAAISn6	Sono in forte disagio quando penso ai futuri utilizzi dell'intelligenza artificiale
		GAAISn7	Tanto più l'intelligenza artificiale sarà usata, tanto più quelli come me saranno danneggiati
		GAAISn8	L'intelligenza artificiale è utilizzata per spiare le persone
		GAAISp1	Per le attività di routine, preferirei interagire con l'intelligenza artificiale piuttosto che con un essere umano
		GAAISp2	L'intelligenza artificiale può dare nuove opportunità economiche a questo paese
		GAAISp3	Sono impressionato da cosa può fare l'intelligenza artificiale
		GAAISp4	L'intelligenza artificiale può aiutare le persone a sentirsi più felici
		GAAISp5	Sono interessato ad utilizzare l'intelligenza artificiale anche nella mia vita di tutti i giorni
		GAAISp6	L'intelligenza artificiale può avere impatti positivi sul benessere delle persone
		GAAISp7	Un robot o un software di intelligenza artificiale sarebbe migliore di un impiegato in molti lavori di routine
		GAAISp8	L'intelligenza artificiale può essere più efficace degli esseri umani

		GAAISp9	Gran parte della società potrebbe beneficiare da un futuro in cui molti servizi/prodotti sfruttano l'intelligenza artificiale
		GAAISp10	L'intelligenza artificiale è emozionante
		GAAISp11	L'intelligenza artificiale può avere un impatto positivo sulla società
		GAAISp12	Vorrei utilizzare l'intelligenza artificiale nel mio lavoro

Fonte: ns elaborazione

Nella terza sezione sono state inserite le domande relative all'orientamento e alla predisposizione degli individui all'imprenditorialità e alla sostenibilità, sia per quanto concerne gli aspetti interni all'organizzazione che esterni e, quindi, alla società e all'innovazione nel complesso. In questa sezione sono state inserite le domande relative ai costrutti della entrepreneurial orientation (EO) e della sustainability orientation (SO). Nel caso dell'EO, per quanto riguarda i costrutti "innovativeness", "proactiveness" e "risk taking", tutti e tre sono stati misurati da tre items ciascuno e sono stati adattati da Covin et al., (2020) e Kollmann et al., (2021); mentre, per quanto riguarda la SO, invece, è stata misurata attraverso lo studio di sei items, adattati dai contributi di Kuckertz e Wagner (2010) e Ruiz-Ortega et al., (2021).

Tutte le variabili sono state misurate utilizzando una scala Likert a sette punti che va da 1=Per niente vero a 7=Perfettamente.

Di seguito si riporta la tabella contenente gli item con l'indicazione della fonte.

Tabella 2 – Gli items della terza sezione del questionario

Costrutto	Fonte	Codice Items	Items
Entrepreneurship Orientation	Covin et al. (2020); Kollmann et al. (2021)	INN1	Sono a mio agio con il rinnovare e cambiare quello che faccio
		INN2	Padroneggio rapidamente nuove routine, procedure e modi di lavorare
		INN3	Se devo risolvere un problema, cerco sempre soluzioni nuove invece di quelle che conosco già

		PRO1	Cerco sempre di soddisfare i bisogni degli altri (clienti, dipendenti e colleghi) anche prima che siano evidenti
		PRO2	Sono costantemente alla ricerca di nuovi modi per migliorare le mie prestazioni lavorative
		PRO3	In caso di necessità sono sempre disponibile ad aiutare un mio collega, anche se non esplicitamente richiesto
		RT1	Mi piace confrontarmi con nuove idee e nuovi piani anche quando sento che potrebbero essere deludenti, se messi in pratica
		RT2	Cerco di aiutare i miei colleghi anche senza consultare il mio supervisore a riguardo
		RT3	Cercando di essere più produttivo, mi capita anche di agire senza chiedere al mio supervisore
Sustainability Orientation	Kuckertz e Wagner, (2010); Ruiz-Ortega et al. (2021)	SO1	Le imprese dovrebbero farsi carico del proporre nuove iniziative in ambito di protezione ambientale
		SO2	Penso che i problemi ambientali siano una delle più grandi sfide per la nostra società
		SO3	La performance ambientale di un'impresa sarà considerata sempre più importante dalle istituzioni finanziarie in futuro
		SO4	La responsabilità sociale (CSR) dovrebbe avere un ruolo fondamentale in ogni impresa
		SO5	Penso che imprenditori e imprese abbiano bisogno di farsi carico di una più ampia responsabilità sociale
		SO6	Le imprese attente all'ambiente hanno vantaggi nell'assumere e mantenere dipendenti qualificati

Fonte: ns elaborazione

Nella quarta sezione sono state inserite le domande relative ai BM e, in particolare, relativamente alla BMI, anche in chiave sostenibile. In particolare, abbiamo preso in considerazione il costrutto della SBMI adattato dagli studi di Bashir et al. (2022).

Per quanto riguarda i costrutti “value proposition” e “value capture”, entrambi sono stati misurati da tre items, in entrambi i casi adattati dai lavori di Clauss (2017) e Bashir et al. (2022); mentre, per quanto riguarda il costrutto “value creation”, quest'ultimo è stato misurato sulla base di 4 items, sempre adattati dai lavori di Clauss (2017) e Bashir et al. (2022).

Tutte le variabili sono state misurate utilizzando una scala Likert a sette punti che va da 1=Per niente vero a 7=Perfettamente.

Di seguito si riporta la tabella contenente gli item con l'indicazione della fonte.

Tabella 3 – Gli items della quarta sezione del questionario

Costrutto	Fonte	Codice Items	Items
SBMI - Sustainable Business Model Innovation	Clauss (2017); Bashir et al. (2022)	VCA1	Stiamo provando a passare da fonti di guadagno a breve termine con modelli di ricavo ricorrenti e sostenibili nel lungo termine
		VCA2	Offrendo prodotti sostenibili, i nostri margini di profitto potrebbero aumentare
		VCA3	Cerchiamo, di solito, di ridurre i costi anche orientando le nostre attività alla sostenibilità
		VCR1	Di solito cerchiamo di rendere più sostenibili i nostri processi
		VCR2	Ci impegniamo regolarmente per far sì che le nostre risorse e competenze siano più orientate alla sostenibilità
		VCR3	Di solito cerchiamo di trovare partner orientati alla sostenibilità
		VCR4	Cerchiamo, di solito, di orientare alla sostenibilità anche i nostri canali distributivi
		VP1	Il nostro focus si è spostato verso clienti orientati alla sostenibilità
		VP2	Ci siamo riposizionati per essere considerati più orientati alla sostenibilità

		VP3	La nostra offerta è diventata sempre più orientata alla sostenibilità negli ultimi anni
--	--	-----	---

Fonte: ns elaborazione

Nella quinta sezione sono inseriti i quesiti che riguardano il livello di interdipendenza di un'azienda dalle proprie aziende partner, in particolare, per quanto riguarda la realizzazione di compiti e attività condivise. In particolare è stato analizzato il costrutto dell'“initiated-task interdependence”.

Questo costrutto “task-initiazed interdependence”, è stato misurato sulla base di 4 items, adattati dai contributi di Van der Vegt et al. (1998) e Sambasivan et al. (2011)

Tutte le variabili sono misurate utilizzando una scala Likert a sette punti che va da 1=Completamente vero a 7=Completamente falso.

Di seguito si riporta la tabella contenente gli item con l'indicazione della fonte.

Tabella 4 – Gli items della quinta sezione del questionario

Costrutto	Fonte	Codice Items	Items
Initiated-Task Interdependence	Van der Vegt et al. (1998); Sambasivan et al. (2011)	IT1	I nostri partner dipendono dalla nostra impresa per ricevere informazioni e consigli
		IT2	I nostri partner dipendono dalla nostra impresa per ottenere materie prime e altri prodotti/servizi di cui hanno bisogno
		IT3	I nostri partner dipendono dalla nostra impresa per ricevere aiuto e supporto
		IT4	I nostri partner dipendono dalla nostra impresa per portare a termine le loro attività

Fonte: ns elaborazione

Nella sesta parte sono stati posti i quesiti per individuare le caratteristiche del rispondente, utilizzate poi nel modello come variabili di controllo; in questa sezione, in particolare, è stato richiesto agli individui di esplicitare il proprio genere e la propria età. Il genere è stato considerato come variabile dicotomica Uomo-Donna; l'età, invece, è stata considerata come variabile aperta, lasciando agli

intervistati uno spazio bianco in cui inserire direttamente la risposta a questa domanda, in funzione di un campionato più efficace e preciso rispetto alla più tipica divisione in fasce.

Allo scopo di mitigare possibili distorsioni nell'acquisizione dei dati, ossia i *retrival bias* e il *common method bias (CMB)*, gli items relativi ai diversi costrutti sono stati invertiti e presentati in un ordine casuale, seguendo le indicazioni di Kline et al. (2000). Prima della distribuzione ufficiale del questionario, un gruppo di esperti, composto da una decina di accademici e manager, ne ha esaminato il contenuto per valutare la chiarezza e l'adeguatezza delle domande proposte. Le loro osservazioni hanno contribuito a modifiche mirate al fine di migliorare la struttura e la comprensibilità del questionario.

Inoltre, in linea con le raccomandazioni di Aithal e Atithal (2020), è stato poi condotto un test pilota coinvolgendo 3 PMI per verificare la validità e l'efficacia dello strumento. Sulla base dei risultati ottenuti dal test pilota, ulteriori adattamenti sono stati apportati al questionario. Una volta completata questa fase di revisione, il questionario è stato diffuso per la raccolta dei dati.

3. La selezione del campione

Dopo lo sviluppo del questionario, una fase fondamentale è la progettazione di un campione che sia rappresentativo (Collis e Hussey, 2013). Il disegno del campione richiede di prendere decisioni sulla popolazione target, sulle tecniche di campionamento e sulla dimensione del campione.

3.1. La popolazione target

Con il termine popolazione si fa riferimento al gruppo di persone o oggetti presi in considerazione per le analisi statistiche (Collis e Hussey, 2013). In particolare, come campione oggetto di questo elaborato sono state scelte le PMI innovative italiane.

La scelta di selezionare questa tipologia di impresa deriva da diverse considerazioni. Innanzitutto, alcuni autori hanno evidenziato la necessità di approfondire la ricerca sull'implementazione di soluzioni di intelligenza artificiale nelle PMI Innovative, sottolineando la necessità di utilizzare un approccio di tipo quantitativo che consenta in maniera olistica di comprendere i driver e i fattori abilitanti alla base dello sviluppo e dell'implementazione di questa innovativa tecnologia (Dey et al., 2020; Schepman e Rodway, 2023). Rispetto alle imprese di grandi dimensioni, le PMI, infatti, incontrano maggiori ostacoli durante l'implementazione di soluzioni di intelligenza artificiale, a causa della presenza di risorse limitate o per la mancanza di professionisti qualificati e in possesso

di adeguate competenze informatiche/tecniche per gestire ed utilizzare questo tipo di sistemi (Hansen e Bogh, 2021; Ingalagi et al., 2021; Bhalerao et al., 2022; Khan et al., 2023; Abrokwah-Larbi e Awuku-Larbi, 2023).

Le PMI sono però un pilastro fondamentale per l'economia di qualsiasi paese, in particolare per quanto riguarda il contesto italiano. Queste imprese, infatti, rappresentano una rilevante fonte di lavoro e di crescita economica, e spesso rappresentano il motore dell'innovazione e della diversificazione produttiva.

Tuttavia, per mantenere questo ruolo fondamentale, le PMI devono adattarsi e adottare nuovi modelli di business che siano al passo con gli sviluppi e le innovazioni tecnologiche e che tengano conto delle sfide ambientali e sociali del mondo contemporaneo. Inoltre, le PMI possono essere considerate "piccole grandi imprese" e seguono delle linee di condotta molto diverse rispetto alle grandi aziende. Sebbene le PMI siano individualmente piccole, la "piccolezza" di una singola PMI non è proporzionale alla "grandezza" collettiva delle PMI (Morsing e Perrini, 2009). Come mostrato dal Rapporto 2022/2023 della Commissione Europea le PMI rappresentano circa il 99,8% del tessuto imprenditoriale europeo e rappresentano il 65% dell'occupazione totale nel settore delle imprese non finanziari.

Per quanto concerne la scelta di soffermarsi sul contesto italiano, le ragioni sono da ricondursi alla volontà di selezionare imprese con un contesto organizzativo e istituzionale omogeneo (per quanto riguarda leggi, norme, trattamento fiscale, ecc.).

Inoltre, come mostrato dal report sulla diffusione dell'intelligenza artificiale nelle PMI Innovative (2023), di Industria Italiana, l'Italia è in una fase di grande sviluppo, anche se, in alcune aree specifiche, non ancora ai livelli delle PMI Innovative europee. In particolare, tra le piccole imprese la percentuale si attesta al 5,3%, (contro il 24,3% delle grandi imprese). La media generale italiana è del 6,2%, contro l'8% dell'Ue.

3.2. Tecnica di campionamento e raccolta dati

Secondo Saunders et al. (2016), ci sono due tipi di tecniche di campionamento: campionamento probabilistico e non probabilistico.

Il campionamento probabilistico implica che ogni elemento nella popolazione abbia la stessa probabilità di essere selezionato per far parte del campione. Questo metodo assicura che ogni

individuo o elemento nella popolazione abbia un'opportunità equa di essere scelto per la ricerca, senza favorire alcun gruppo specifico. Le tecniche di campionamento probabilistico includono il campionamento casuale semplice, il campionamento sistematico, il campionamento casuale stratificato, il campionamento a grappoli e il campionamento a più stadi.

Nel campionamento non probabilistico, i partecipanti vengono selezionati in base a criteri che non garantiscono una rappresentazione casuale della popolazione di interesse. Questo metodo non offre la stessa possibilità di selezione a tutti gli elementi della popolazione, e alcuni potrebbero non essere inclusi affatto. Le tecniche di campionamento non probabilistico comprendono il campionamento per quote, in cui i partecipanti vengono selezionati in base a caratteristiche specifiche per garantire una distribuzione rappresentativa, il campionamento ragionato, in cui i partecipanti vengono scelti sulla base della conoscenza e dell'esperienza degli intervistatori, il campionamento a valanga, che coinvolge la ricerca di nuovi partecipanti attraverso raccomandazioni o contatti dei partecipanti attuali, il campionamento per autoselezione, in cui i partecipanti si offrono volontariamente, e il campionamento per convenienza, in cui i partecipanti sono selezionati in base alla loro disponibilità e accessibilità.

Ai fini del presente lavoro è stato impiegato il campionamento non probabilistico utilizzando il metodo di autoselezione degli intervistati. L'autoselezione è una tecnica di campionamento volontario in cui il ricercatore consente a ciascun individuo di partecipare alla ricerca, raccogliendo dati solo da coloro che scelgono di partecipare (Saunders et al., 2019). Seguendo questa tecnica è stato individuato dapprima l'elenco delle PMI Innovative italiane presenti sul registro delle imprese, successivamente attraverso una ricerca manuale sono stati individuati gli indirizzi e-mail di ciascuna PMI innovativa.

Per ridurre il common method bias (CMB) il questionario è stato somministrato con una piattaforma dell'Università degli Studi di Napoli Federico II. Per garantire che il numero degli intervistati fosse sufficiente per analizzare i dati e per generalizzare i risultati, il questionario è stato inviato via e-mail a tutte le PMI innovative selezionate utilizzando una piattaforma online (www.limesurvey.com) invitando le PMI a partecipare al questionario nel periodo da novembre 2023 a gennaio 2024. Dalla somministrazione del questionario alle PMI innovative italiane sono state ottenute 85 risposte.

In questo contesto, la dimensione minima del campione necessaria per l'applicazione dei modelli ad equazioni strutturali è calcolata tenendo conto della regressione multipla più complessa. Questo significa che si considera o il costrutto con il maggior numero di item o il costrutto con il maggior

numero di antecedenti (Barclay et al., 1995). Una volta determinato quale dei due criteri ha il numero più alto, la dimensione minima del campione richiesta è di 10 casi per ogni predittore.

Nel modello proposto, la regressione più complessa coinvolge il numero di percorsi strutturali diretti al costrutto di performance organizzativa, che sono tredici. Così, secondo questa regola, la dimensione minima del campione dovrebbe essere minimo di 50 rilevazioni. Nel caso in esame si sono ottenute 85 risposte, quindi, l'analisi dei dati con i modelli ad equazione strutturale è adeguata.

4. I modelli di equazioni strutturali

Per testare il modello e analizzare i fattori che influenzano l'innovazione sostenibile dei business model da parte delle PMI, con l'utilizzo dell'IA, è stato utilizzato l'approccio dei modelli di equazione strutturale (structural equation modeling - SEM). I modelli di equazione strutturale appartengono alla famiglia dei modelli statistici che consentono di studiare le relazioni tra più variabili. In particolare, consentono di stimare simultaneamente molteplici equazioni di regressioni multiple separate (Hair et al., 2019).

Il SEM rappresenta una tecnica analitica multivariata che unisce elementi dell'analisi fattoriale e della regressione multipla. Questo approccio consente di stimare sia gli effetti diretti che quelli indiretti delle variabili indipendenti sulle variabili dipendenti. Inoltre, permette di esaminare simultaneamente una serie di relazioni dipendenti tra variabili misurate e costrutti latenti, così come tra differenti costrutti latenti (Hair et al., 2019).

Il modello si articola in due componenti fondamentali: il modello di misurazione e il modello strutturale. Il modello di misurazione delinea il modo in cui le variabili latenti vengono rappresentate dalle variabili osservate e mira a definire la qualità di questa rappresentazione (validità e affidabilità). Il modello strutturale, invece, delinea le relazioni causali tra le variabili latenti e serve a identificare gli effetti causalità e la quantità di varianza non spiegata.

Il transito dall'approccio basato su singole equazioni a quello che implica sistemi di equazioni, ossia dal modello di regressione ai modelli di equazioni strutturali, richiede una riconsiderazione del processo di stima dei parametri del modello. Questa revisione è necessaria poiché comporta la transizione da stimatori dei parametri di equazioni individuali a stimatori dei parametri di un sistema complessivo di equazioni interdipendenti.

In particolare, esistono due approcci per stimare i parametri: l'approccio Partial Least Squares (PLS-SEM) e l'approccio Lisrel o covariance-based (CB-SEM).

Esistono diverse fasi dell'applicazione dei modelli ad equazione strutturale:

- La concettualizzazione del modello e la specificazione del modello. Queste si focalizzano sullo sviluppo delle ipotesi indipendenti che legano i costrutti di interesse e la misurazione di quest'ultimo in termini di indicatori empirici (variabili manifeste).
- La costruzione del path diagram, ovvero la rappresentazione grafica del modello.
- Stima del modello di misura
- Stima del modello strutturale e valutazione del modello.

4.1. Modelli di equazione strutturale con approccio Partial Least Square (PLS-SEM)

L'approccio Partial Least Squares (PLS) è stato sviluppato da Wold nel 1966. Contrariamente all'approccio LISREL, è un modello variance-based utilizzato per l'analisi predittiva in cui i problemi esplorati sono complessi e la conoscenza teorica è scarsa.

Secondo Chin (1998), le stime dei parametri si basano sulla capacità di ridurre al minimo le varianze residue di tutte le variabili dipendenti, che siano latenti o manifeste. La caratteristica distintiva della metodologia PLS è la sua capacità di stimare in modo esplicito le variabili latenti attraverso il metodo dei minimi quadrati. È importante sottolineare che, concettualmente, il path diagram nell'ambito della metodologia PLS è utilizzato in modo diverso rispetto all'approccio CB-SEM (Covariance-Based Structural Equation Modeling). Nel CB-SEM, il path diagram illustra le relazioni tra gli indicatori in un contesto correlazionale. Invece, nel contesto PLS, il path diagram serve a determinare il set di parametri per minimizzare la varianza spiegata dalle variabili dipendenti, sia latenti che manifeste.

Due ulteriori aspetti devono essere presi in considerazione quando viene specificato un PLS path model. Un aspetto riguarda il tipo di path model trattato nell'approccio PLS poiché il disegno base presume solo modelli ricorsivi, cioè i path diagram prendono la forma di catene causali senza nodi.

Un altro aspetto da considerare riguarda il modello di misurazione, che tratta delle interazioni tra gli indicatori e le relative variabili latenti. Nel contesto del modello di misurazione, le relazioni tra un costrutto e i suoi indicatori possono assumere forme riflesse o formative. Nei path model del PLS, si distinguono due insiemi di relazioni: (a) il modello interno o strutturale, che definisce le interconnessioni tra le variabili latenti; (b) il modello esterno o di misurazione, che stabilisce le

relazioni tra i costrutti e gli indicatori associati. Per quanto riguarda il modello interno, questo considera esclusivamente le variabili latenti, presupponendo che siano legate in modo lineare secondo un modello di causa-ed-effetto. Le interazioni tra le variabili latenti possono essere descritte da un sistema di equazioni lineari multiple, che deve essere ricorsivo. Le variabili latenti possono agire sia come variabili previste (endogene) che, come predittori (variabili esogene). Il modello esterno, invece, stabilisce la relazione tra un insieme di variabili osservabili e la relativa variabile latente. Nel metodo PLS, gli indicatori possono essere sia riflessivi che formativi (Fornell e Bookstein, 1982).

Gli indicatori riflessivi sono quelli che si basano direttamente sul costrutto e, di conseguenza, mostrano variazioni in corrispondenza del livello di tale costrutto (Chin et al., 1995). Diversamente, negli indicatori formativi, il costrutto è definito in relazione alle variabili osservate; queste variabili danno forma, causano o precedono il costrutto stesso. In questo contesto, la variabile latente è considerata come un risultato piuttosto che una causa dell'indicatore. In altre parole, negli indicatori riflessivi, le variabili osservate sono considerate manifestazioni delle loro variabili latenti. Al contrario, nell'approccio formativo, i costrutti latenti sono modellati dagli indicatori che li compongono. Per quanto concerne l'algoritmo di stima, esso consente sia la stima delle variabili latenti che dei parametri. L'approccio procede in tre fasi.

La fase iniziale implica un processo iterativo di regressione, che può includere sia regressioni semplici che multiple, considerando le interazioni tra il modello interno, quello esterno e i pesi delle relazioni. Ciò porta alla determinazione di un insieme di pesi utilizzati per calcolare gli score delle variabili latenti, basandosi sulla combinazione lineare delle variabili osservate associate. Successivamente, la seconda e la terza fase prevedono la stima non iterativa dei coefficienti sia per il modello strutturale che per il modello di misurazione. In altre parole, l'algoritmo PLS si basa su una serie di regressioni, semplici e multiple, utilizzando il metodo ordinario dei minimi quadrati (OLS). Particolarmente rilevante è la fase iniziale, che mira a calcolare i pesi necessari per ottenere le stime definitive di ciascuna variabile latente. Questa fase rappresenta il nucleo dell'algoritmo PLS e il processo di calcolo dei pesi segue una procedura iterativa che tiene conto delle relazioni ipotizzate tra il modello di misurazione e quello strutturale. Per ciascun modello (interno ed esterno), si stabilisce un'adeguata approssimazione delle variabili latenti: un'approssimazione esterna per il modello di misurazione e un'approssimazione interna per il modello strutturale.

Il processo inizia con una stima preliminare di ciascuna variabile latente, ottenuta come una combinazione lineare delle sue variabili osservate. L'obiettivo dell'approccio esterno è definire pesi

che permettano di stimare una variabile latente in modo tale da spiegare la massima varianza possibile tra gli indicatori e i costrutti. Per quanto riguarda la stima interna, si prendono in considerazione le connessioni tra le variabili latenti nel modello interno al fine di ottenere una stima preliminare di ogni variabile latente, calcolata come un insieme pesato delle variabili latenti adiacenti. Infine, questa fase si conclude con l'aggiornamento dei pesi esterni e il ripetersi del processo fino a raggiungere la convergenza dei pesi.

Nella seconda fase dell'algoritmo, si procede al calcolo dei coefficienti strutturali e dei parametri del modello di misurazione. I parametri del modello di misurazione vengono stimati tramite una regressione OLS, considerando il tipo di modello utilizzato (riflessivo o formativo). Nei modelli riflessivi, i coefficienti di carico corrispondono ai coefficienti di regressione della regressione lineare; nei modelli formativi, invece, i coefficienti di peso coincidono con i pesi esterni ottenuti nella prima fase. Riguardo alla validazione del path model, va notato che manca un criterio di ottimizzazione globale definito, quindi non esiste una funzione di adattamento globale per valutare la bontà del modello. Inoltre, essendo un modello orientato alla varianza, è più incentrato sulla previsione, con la validità del modello che si concentra sulla sua capacità predittiva. Secondo la struttura PLS-PM, è necessario valutare ogni parte del modello: il modello di misurazione, il modello strutturale e l'intero modello. In genere, si utilizza il coefficiente di determinazione R^2 , concentrandosi soprattutto sui coefficienti di determinazione delle variabili latenti endogene. Per ciascuna regressione nel modello strutturale, viene calcolato un R^2 che indica la percentuale di varianza della variabile latente endogena spiegata dalle sue variabili latenti indipendenti.

Poiché il PLS-PM non si basa su nessuna ipotesi distributiva specifica, i livelli di significatività per le stime dei parametri, derivati dalla normale teoria statistica inferenziale, non sono adeguati. Al contrario, per valutare la variabilità delle stime dei parametri, si ricorre a tecniche di ricampionamento come blindfolding, jackknifing e bootstrapping. Secondo Temme et al. (2006), l'utilizzo del bootstrapping per derivare gli errori standard o i valori t è preferibile rispetto agli altri due metodi di ricampionamento. Il bootstrap è un approccio non parametrico che valuta la precisione delle stime dei parametri nel contesto del PLS-SEM. La procedura di bootstrap implica la creazione di m campioni, da cui si ottengono m stime per ciascun parametro del modello PLS. Ogni campione viene generato attraverso il campionamento con replacement dal set di dati originale, mantenendo la stessa numerosità del campione originale (Chin, 1998). Nell'estrazione con replacement, un'osservazione può essere estratta più volte o non essere estratta affatto, poiché viene inserita nuovamente prima di ciascuna estrazione successiva.

Viceversa, se il PLS-SEM si ricampionasse senza replacement si otterrebbe lo stesso set di osservazioni con cui si è iniziato, sebbene con un ordine diverso. Una distribuzione ottenuta tramite bootstrap si avvicina alla distribuzione campionaria della statistica (come, per esempio, la media campionaria) e questo è un esempio di plug-in principle. Questo principio usa una quantità basata sul campione per avvicinarsi ad una quantità simile della popolazione.

Sezione II - L'analisi dei dati

1. Introduzione

Una delle fasi più importanti è rappresentata dallo screening dei dati, giacché questo determina l'approccio del modello di equazione strutturale da utilizzare: PLS-SEM o CB-SEM. Come suggerisce Hair et al. (2019), questa fase attiene al controllo dei dati mancanti, alla verifica della normalità multivariata e all'analisi del common method bias (Hair et al., 2019). Per quanto concerne il nostro elaborato, la scelta è ricaduta sull'applicazione dei modelli di equazione strutturale PLS-SEM.

2. Il Common method bias

Il common method bias è un bias nei risultati che deriva dal metodo con cui questi ultimi vengono raccolti (Podsakoff et al. 2003). A tal riguardo, l'analisi del CMB è importante perché i bias possono influenzare i risultati, a causa di errori sistematici (Schwartz et al., 2017). Kock e Lynn (2012) suggeriscono di utilizzare il test di collinearità basato sui fattori di inflazione della varianza (VIF - variance inflation factor) per verificare l'esistenza del CMB. Il VIF è uno strumento per valutare la multicollinearità tra le variabili indipendenti in un modello di regressione lineare; la multicollinearità si verifica quando le variabili indipendenti sono fortemente correlate, il che può compromettere l'interpretazione dei coefficienti di regressione e la stabilità delle stime.

Il VIF misura quanto la varianza di un coefficiente di regressione aumenta a causa della multicollinearità tra le variabili indipendenti. Un VIF di 1 indica assenza di multicollinearità, mentre valori superiori a 5 o 10 indicano la presenza di multicollinearità problematica (Kock e Lynn, 2012), anche se i criteri esatti possono variare a seconda del contesto alla base della raccolta dati. Il calcolo del VIF coinvolge la regressione di una variabile sulle altre e il rapporto tra la varianza di questo coefficiente e la varianza se regredito solo su sé stesso. I costrutti del nostro modello presentano tutti valori di gran lunga inferiori al valore soglia 5 e, quindi, possono essere definiti come statisticamente distinti ed essere utilizzati per l'analisi PLS-SEM.

Tabella 5 – L'analisi del common method bias

COSTRUTTO	VIF
GSN	1.673
GSP	2.903
IT	2.468
EO	1.484

Fonte: ns elaborazione

3. Le caratteristiche del campione

Il nostro campione di riferimento per l'indagine include imprenditori e aziende italiani selezionati in base al loro grado di innovatività (secondo la normativa italiana). Le aziende sono state scelte in base alle loro esigenze di innovazione e posizione geografica. L'elenco delle aziende è stato ottenuto dal sito registroimprese.it, ovvero il repository online delle camere di commercio italiane.

Per quanto riguarda le caratteristiche del campione preso in considerazione: sulla base delle risposte ricevute, il 45% è di genere femminile, mentre il restante 55% di genere maschile. In merito all'età dei partecipanti, abbiamo osservato una rappresentanza equilibrata in diverse fasce d'età, con una maggiore concentrazione nella fascia tra i 26 e i 35 anni (30%), subito seguito dalla fascia d'età tra i 36 e i 45 anni (25%) e quella tra i 46 e i 55 anni (20%). Per quanto riguarda, invece, le fasce di età tra i 18 e 25 e quella di coloro con un'età superiore a 55 anni sono meno rappresentative, con valori rispettivamente del 15% e del 10%.

Per quanto riguarda i settori di impresa, infine, abbiamo notato una distribuzione omogenea tra diverse aree, con una maggiore partecipazione proveniente dal settore della tecnologia dell'informazione e dei servizi (30%), seguito dal settore manifatturiero (20%) e delle finanze e assicurazioni (15%). Altri settori, come il commercio al dettaglio (10%), i servizi professionali e la consulenza (10%), hanno mostrato una rappresentanza significativa, sebbene in misura minore rispetto ai settori precedentemente menzionati. Infine, per quanto riguarda il posizionamento geografico, la maggior parte delle imprese che formano il campione sono del Sud (48%), mentre il 22% è situato nel Centro-Italia e il restante 40% al Nord.

4. Test del modello di misura

La stima del modello di misurazione concerne l'analisi dell'affidabilità (reliability) e della validità (validity) delle misure utilizzate per rappresentare ogni costrutto. Nel presente lavoro, i costrutti sono di tipo riflessivo, per questo motivo vengono valutati sulla base dell'affidabilità, la validità convergente e la validità discriminante (Chin, 1998). In particolare, l'affidabilità concerne l'analisi della coerenza di ciò che viene misurato; in altri termini è una valutazione del grado di coerenza tra misurazioni multiple di una variabile. La validità di un costrutto è la misura con cui una scala o un insieme di misure rappresenta accuratamente il concetto di interesse. In particolare, essa si divide in validità convergente e validità discriminante. La validità convergente valuta il grado di correlazione tra due misure dello stesso concetto; a tal riguardo, infatti, è necessario che ci sia un'elevata correlazione tra gli items per affermare che la scala sta misurando il concetto previsto.

Per quanto concerne, invece, la validità discriminante, esso si riferisce al grado con cui due concetti concettualmente simili sono distinti. Il test empirico è sempre la correlazione tra misure, ma questa volta viene confrontata la correlazione tra due scale simili ma concettualmente distinte. A tal riguardo è necessario che la correlazione sia bassa per affermare che la scala misurata è sufficientemente diversa dal concetto simile.

4.1. Analisi dell'affidabilità e della validità convergente

Il primo passo nella valutazione del modello di misurazione riflessivo è quello di esaminare l'affidabilità degli indicatori e costrutti. A questo proposito, sono stati esaminati due aspetti dell'affidabilità: l'affidabilità dei singoli item e l'affidabilità della coerenza interna.

L'affidabilità del singolo item è considerata adeguata quando un item ha un factor loadings maggiore di 0,6 sul rispettivo costrutto (Chin, 1998; Henseler et al. 2009). In particolare, al momento dell'analisi dei costrutti, gli items GSP2, GSN1, GSN2, GSN4, GSN7, GSN8, SO6, PRO1, VP1, VCR4 presentano un factor loadings minore di 0,6 e quindi sono stati eliminati. Quando si valuta l'affidabilità di un singolo item, un factor loading superiore a 0,6 è generalmente considerato adeguato.

Questo significa che più del 36% della varianza dell'item è spiegato dal costrutto che si sta cercando di misurare. Tuttavia, il valore esatto che viene considerato accettabile può variare a seconda del contesto e dell'obiettivo della ricerca.

Un factor loading superiore a 0,6 indica che l'item è significativamente correlato con il costrutto e che contribuisce in modo sostanziale alla misurazione di tale costrutto. In altre parole, un item con un factor loading maggiore di 0,6 è considerato affidabile nel senso che riflette in modo coerente e

stabile il costrutto di interesse. Il modello è stato poi testato nuovamente e i restanti items dei relativi costrutti presentavano un factor loading maggiore di 0,6.

Per quanto concerne, invece, l'affidabilità della coerenza interna sono stati utilizzati sia il coefficiente alfa (α) di Cronbach che l'affidabilità composita (CR). Affinché ci sia coerenza interna tra i costrutti, sia l'alfa di Cronbach che la CR dovrebbero essere uguali o maggiori di 0,7 (Hair et al. 2014).

Come mostrato nella tabella 6 tutte le misure sono robuste in termini della loro affidabilità, poiché il factor loading di ciascun item è superiore a 0,6 e sia l'alfa di Cronbach che il CR sono superiori a 0,70. Per quanto concerne l'analisi della validità, questa mira a valutare se gli items sono in grado di misurare il costrutto latente (Hair et al., 2013) In particolare, esso viene studiato con l'analisi della validità convergente e della validità discriminante. La metrica utilizzata per valutare la validità convergente di un costrutto è la average variance extracted (AVE) per tutti gli elementi in ciascun costrutto. L'AVE non è altro che la percentuale media di variazione spiegata (varianza estratta) tra gli elementi di un costrutto. Affinché ci sia validità convergente è necessario che l'AVE di ciascun costrutto sia almeno pari 0,5, indicando che il costrutto spiega almeno il 50% della varianza dei suoi elementi (Hair et al., 2019). Come mostrato nella tabella X, gli AVE di tutti i costrutti sono maggiori di 0,5, il che significa che tutte le variabili latenti del modello sono in grado di spiegare in media più del 50% della varianza dei suoi indicatori.

Tabella 6 – L'analisi dell'affidabilità e della validità convergente

Costrutto	Latente	Items	Items	Cronbach's Alpha	Composite Reliability	Average Variance Extracted (AVE)
<i>General Attitude Towards AI - Negative</i>	GSN	GSN3	0.9140	0.943	0.959	0.887
		GSN5	0.9360			
		GSN6	0.9634			
<i>General Attitude Towards AI - Positive</i>	GSP	GSP1	0.8393	0.963	0.963	0.725
		GSP4	0.7825			
		GSP5	0.9181			
		GSP6	0.8358			
		GSP7	0.8712			
		GSP8	0.7943			
		GSP9	0.8317			
		GSP10	0.8785			
		GSP11	0.8661			
		GSP12	0.8891			

<i>Initiated-Task Interdependence</i>	IT	IT1	0.8991	0.887	0.92	0.742
		IT2	0.8490			
		IT3	0.8580			
		IT4	0.8379			
<i>Sustainability Orientation</i>	SO	SO1	0.9454	0.96	0.969	0.863
		SO2	0.9087			
		SO3	0.9593			
		SO4	0.9057			
		SO5	0.9242			
<i>Entrepreneurship Orientation</i>	INN	INN1	0.9207	0.809	0.884	0.721
		INN2	0.6846			
		INN3	0.9188			
	PRO	PRO2	0.9077	0.831	0.921	0.854
		PRO3	0.9403			
	RT	RT1	0.9422	0.842	0.91	0.836
		RT2	0.7821			
		RT3	0.9098			
<i>Sustainable Business Model Innovation</i>	VCA	VCA1	0.7833	0.738	0.882	0.789
		VCA2	0.8102			
		VCA3	0.6857			
	VCR	VCR1	0.9082	0.872	0.922	0.797
		VCR2	0.9088			
		VCR3	0.8602			
	VP	VP2	0.9332	0.84	0.926	0.862
		VP3	0.9236			

Fonte: ns elaborazione

4.2. Analisi della validità discriminante

La validità discriminante, invece, è la misura in cui un costrutto è distinto da altri costrutti empirici standard. Pertanto, stabilire una validità discriminante implica che un costrutto è unico e cattura fenomeni non rappresentati da altri costrutti nel modello. In letteratura esistono diversi approcci per misurare la validità discriminante:

- A. Criterio dei cross loadings. Secondo questo criterio è necessario che gli outer loading degli item associati al costrutto siano maggiori per il costrutto associato rispetto agli altri costrutti (Hair et al., 2013);

- B. Rapporto di Heterotrait-monotrait (HTMT). Il criterio HTMT è definito come il valore medio delle correlazioni degli indicatori tra i costrutti (cioè le correlazioni eterotratto-eterometodo) rispetto alla media (geometrica) delle correlazioni medie degli indicatori che misurano lo stesso costrutto. Esso non è altro che una stima della vera correlazione tra due costrutti se fossero perfettamente misurati. Secondo Henseler et al. (2015), un valore del HTMT superiore a 0,90 suggerisce una mancanza di validità discriminante
- C. Criterio di Fornell e Larcker (1981). Secondo questo criterio, un costrutto latente dovrebbe condividere più varianza con il suo indicatore assegnato che con qualsiasi altro costrutto latente. Statisticamente corrisponde alla radice quadrata dell'AVE di ciascun costrutto latente e dovrebbe essere maggiore della correlazione più alta del costrutto con qualsiasi altro costrutto latente.

Dato che nella recente letteratura si utilizza prevalentemente l'ultimo test, si è deciso di utilizzare direttamente quello; dalla tabella si evince che, nel caso della nostra analisi, il criterio è rispettato.

Tabella 7 – L'analisi dell'affidabilità e validità convergente (Criterio di Fornell e Larcker, 1981)

	GSN	GSP	IT	SO	INN	PRO	RT	VCA	VCR	VP
GSN	0.942	.	.	.	.	.	.	.	.	.
GSP	-0.235	0.828	.	.	.	.	.	.	.	.
IT	0.333	0.612	0.861	.	.	.	.	.	.	.
SO	-0.058	0.384	0.286	0.929	.	.	.	.	.	.
INN	-0.244	0.614	0.328	0.781	0.849	.	.	.	.	.
PRO	-0.228	0.432	0.066	0.642	0.816	0.924	.	.	.	.
RT	-0.295	0.254	-0.012	-0.013	0.026	0.171	0.915	.	.	.
VCA	0.31	0.399	0.476	0.472	0.422	0.362	-0.173	0.888	.	.
VCR	0.225	0.383	0.387	0.784	0.699	0.655	-0.082	0.76	0.893	.

Fonte: ns elaborazione

5. Valutazione del modello strutturale

Contrariamente agli approcci basati sulla covarianza, il metodo PLS non consente ai test statistici di misurare la bontà complessiva del modello, che è principalmente dovuta all'assunzione di

distribuzione senza varianza. In alternativa, possono essere applicati test non parametrici per valutare la qualità del modello strutturale (Chin, 2010). I criteri fondamentali di valutazione della qualità del modello strutturale includono il coefficiente di determinazione (R^2) e la significatività statistica dei path coefficient (Hair et al., 2019). Per valutare l'efficacia esplicativa e predittiva di un modello, ci affidiamo al coefficiente di determinazione, indicato con R^2 . Questo valore misura la proporzione di varianza spiegata nei costrutti endogeni, fornendo così una misura del potere esplicativo complessivo del modello. In altre parole, il R^2 ci dice quanto della variazione osservata nei costrutti che stiamo esaminando è stata spiegata dalle variabili indipendenti incluse nel nostro modello. Un R^2 più alto indica che il modello è in grado di spiegare una maggiore parte della variazione nei costrutti endogeni, il che suggerisce un maggiore potere esplicativo del modello stesso.

Gli R^2 ci consentono di comprendere la capacità del modello di prevedere il comportamento. L' R^2 varia da 0 a 1, con livelli più alti che indicano un maggior grado di predittività. Come indicato da Hair et al. (2011) un valore di R^2 superiori a 0.2 è indice di una debole capacità predittiva, se l' R^2 supera 0.4 si parla di capacità predittiva media e, infine, quando il valore supera 0.6 si parla di capacità predittiva forte.

Si noti che, per quanto riguarda la nostra analisi, tutti i valori R^2 sono superiori a 0.25, questo implica che il modello presenta una buona capacità predittiva. In questo caso il costrutto SBMI presenta un R^2 pari a 0.57; quindi, questo valore di R^2 significa che il modello presenta una buona capacità predittiva.

5.1. Rilevanza e significatività dei path coefficient

Per testare le ipotesi si utilizza la procedura di bootstrapping con 5000 resampling (Roldán e Sánchez-Franco, 2012). I singoli path coefficient (coefficienti di percorso) del modello strutturale PLS possono essere interpretati come coefficienti beta standardizzati di una regressione e quindi stimati con il metodo dei minimi quadrati ordinari.

La significatività della relazione può essere studiata attraverso gli intervalli di confidenza di bootstrap della regressione standardizzata. se un intervallo di confidenza per un coefficiente di percorso stimato w non include zero, l'ipotesi che w sia uguale a zero viene respinta. In questo caso, i risultati mostrano che tutte le ipotesi sono verificate.

Tabella 8 – La verifica delle ipotesi

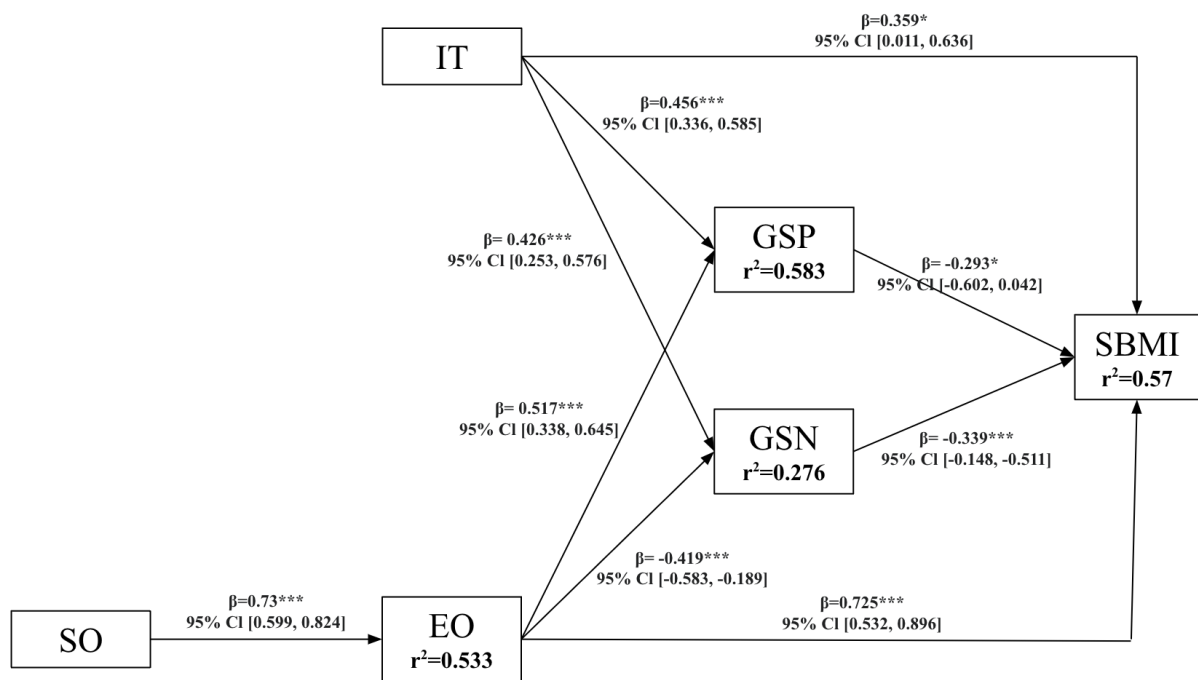
HP	Relazione	Original Est.	Bootstrap Mean	Bootstrap SD	T Stat.	2.5% CI	97.5% CI
----	-----------	---------------	----------------	--------------	---------	---------	----------

HP1a	GSN -> SBMI	-0.339	-0.336	0.091	3.711	-0.148	-0.511
HP1b	GSP -> SBMI	-0.293	-0.28	0.163	-1.797	-0.602	0.042
HP2a	IT -> GSN	0.426	0.424	0.083	5.153	0.253	0.576
HP2b	IT -> GSP	0.456	0.459	0.063	7.258	0.336	0.585
HP3	IT -> SBMI	0.359	0.345	0.157	2.283	0.011	0.636
HP4a	EO -> GSN	-0.419	-0.407	0.103	-4.078	-0.583	-0.189
HP4b	EO -> GSP	0.517	0.507	0.078	6.601	0.338	0.645
HP5	EO -> SBMI	0.725	0.719	0.093	7.775	0.532	0.896
HP6	SO -> EO	0.73	0.727	0.058	12.558	0.599	0.824

Fonte: ns elaborazione

I risultati mostrano che le ipotesi di ricerca sono tutte verificate, tranne per quanto riguarda HP1b, per cui non risultano evidenze.

Figura 2 – I risultati della verifica delle Ipotesi



Fonte: ns elaborazione

CAPITOLO V

Discussione, implicazioni e conclusioni

In questo capitolo verranno presentati i risultati della ricerca e i legami con la letteratura precedente. Successivamente verranno discusse le implicazioni teoriche derivanti dall'analisi effettuata, ponendo maggiormente l'accento sulle lacune della ricerca identificate in precedenza e su come i risultati del presente studio contribuiscono a colmarle. Si discuteranno altresì le implicazioni manageriali al fine di fornire linee guida che potrebbero aiutare i policy makers e i practitioners ad individuare i fattori su cui far leva per facilitare l'implementazione dell'economia circolare. Infine, il capitolo si conclude con la presentazione dei limiti dello studio al fine di fornire indicazioni per le ricerche future.

1. Discussione dei risultati

I risultati dello studio indicano che esiste una correlazione tra la propensione ad adottare ed implementare soluzioni di IA da parte delle aziende e l'innovazione sostenibile dei modelli di business. In particolare, nel caso del nostro studio, viene confermato come la propensione negativa ad adottare questo genere di tecnologie influisca negativamente sulla SBMI. Questo risultato è la conferma di diversi studi in letteratura (Nambisan, 2017; Le Dinh et al., 2018), che ponevano il focus proprio sul fatto che un atteggiamento negativo nei confronti dell'IA avrebbe influito negativamente sulla sua adozione da parte del top management e, di conseguenza, avrebbe impedito il raggiungimento della SBMI. Questo risultato, in linea con quanto affermato da Linde et al. (2020) rispecchia il fatto che l'implementazione dell'IA con successo non avviene automaticamente ma che, invece, richiede un approccio strategico e una considerazione attenta di una serie di fattori interconnessi. Le aziende che sono in grado di affrontare queste sfide in modo efficace possono trarre vantaggio dall'IA per migliorare l'efficienza operativa, prendere decisioni più informate e innovare nei loro settori.

Per quanto riguarda, invece, la propensione positiva ad adottare e implementare soluzioni IA da parte delle imprese, quest'ultima non presenta particolari evidenze; il che vuol dire che la numerosità del campione preso in considerazione non è in grado di spiegare adeguatamente questa relazione, anche se ulteriori studi e ricerche sono fortemente consigliati per capire a fondo quali

sono i meccanismi che portano all'innovazione del modello di business attraverso l'innovazione tecnologica disruptive (come ad esempio l'IA).

In riferimento alla relazione tra l'interdipendenza con i propri partner e la propensione ad adottare soluzioni di IA nelle organizzazioni, ci sono evidenze sia per quanto riguarda l'ipotesi di relazione positiva sia di relazione negativa. Nel primo caso, come confermato dalla letteratura (Kanbach et al., 2023), la collaborazione con i partner facilita lo scambio di best practices e l'accesso a risorse altrimenti non disponibili, accelerando l'adozione e l'implementazione dell'IA nelle organizzazioni. Tuttavia, nel secondo caso, l'ipotesi conferma quanto affermato in altri studi: quando un'organizzazione dipende troppo dai propri partner per lo sviluppo e l'implementazione dell'IA, potrebbe perdere il controllo sul proprio percorso strategico e operativo. Questa dipendenza potrebbe limitare la capacità dell'organizzazione di adattarsi rapidamente ai cambiamenti del mercato e di innovare autonomamente i propri processi aziendali (Wamba-Taguimdje et al., 2020), con il rischio che un'eccessiva interdipendenza con i partner, in termini di attività e compiti, influisca negativamente sull'adozione e l'implementazione delle soluzioni IA.

In generale, una stretta interdipendenza con i partner, se ben strutturata, favorisce la SBMI. Le imprese caratterizzate da una forte interdipendenza di compiti e attività con i propri partner sono spinte a collaborare più intensamente e in modo sinergico (Sias et al., 2020; David et al., 2023). Ciò può facilitare la condivisione di idee e risorse, la costruzione di soluzioni innovative e la risoluzione di sfide condivise legate alla sostenibilità ambientale, sociale ed economica (Yang e Shiu, 2023).

I risultati del nostro studio, inoltre, dimostrano anche come l'orientamento imprenditoriale dei soggetti decisorie è in grado di influenzare l'atteggiamento e la propensione nei confronti dell'adozione di soluzioni di IA. Innanzitutto, come affermato anche in letteratura, un forte orientamento imprenditoriale comporta una propensione positiva nei confronti dell'IA da parte delle organizzazioni. Questo perché le aziende con una visione positiva dell'IA partono dall'idea che questa tecnologia possa effettivamente offrire vantaggi competitivi e inesplorate opportunità di business (Dwivedi et al., 2021). Inoltre, aziende con un elevato grado di orientamento imprenditoriale sono anche in grado di influenzare positivamente la propensione negativa dei manager ad adottare e implementare soluzioni IA nelle organizzazioni, dato che favorisce la condivisione delle preoccupazioni e la ricerca di soluzioni di gruppo, con l'obiettivo di attenuarle (Vivona et al., 2023). Questa cultura può contribuire a ridurre le ansie individuali legate all'IA attraverso la condivisione di conoscenze e esperienze tra i membri del team.

Infine, un forte orientamento imprenditoriale influisce positivamente sull'innovazione sostenibile del modello di business dato che i manager con un forte orientamento all'imprenditorialità sono più propensi a cercare soluzioni innovative che riducano l'impatto ambientale delle proprie operazioni,

ad esempio attraverso l'adozione di pratiche di produzione sostenibile, l'ottimizzazione della catena di approvvigionamento e l'implementazione di tecnologie orientate alla sostenibilità (Mao et al., 2021; Makhouloufi et al., 2022).

Per quanto riguarda, invece, la correlazione positiva tra l'orientamento imprenditoriale e la sustainable business model, i risultati confermano quanto affermato in letteratura da Campi et al. (2021) e Souto (2022). Infatti, secondo questi autori, quando all'interno di un'azienda ci sono manager con una forte EO orientata alla sostenibilità, si crea un ambiente che favorisce non solo l'innovazione dei modelli di business, ma anche la creazione di soluzioni che integrano considerazioni ambientali, sociali ed economiche. A questo proposito, dalla nostra analisi emerge anche una correlazione positiva tra SO e EO risulta positiva, come confermato dai risultati diversi studi presenti in letteratura (Klein et al., 2021; Ferreras-Mendez et al., 2021), i quali affermano che le imprese che incorporano la sostenibilità nelle proprie strategie imprenditoriali, sono più propense e hanno più opportunità di sviluppare modelli di business innovativi che apportano valore economico, sociale ed ambientale. Questi modelli possono abbracciare pratiche di economia circolare, produzione responsabile e servizi orientati alla sostenibilità, rispondendo così alle esigenze dei clienti e affrontando le sfide globali.

2. Implicazioni teoriche

Questo studio rappresenta un contributo significativo alla letteratura manageriale, poiché offre importanti progressi nel campo degli studi sull'adozione e sull'implementazione di soluzioni di IA da parte delle aziende e sul modo in cui favoriscono la SBMI. In particolare, questa ricerca si pone l'obiettivo di aggiungere valore ad una lacuna esistente nella letteratura riguardante l'adozione dell'IA nel contesto delle PMI (Hansen e Bogh, 2021), fornendo approfondimenti preziosi su diverse frontiere di interesse.

In primo luogo, l'analisi della propensione delle PMI ad adottare soluzioni di IA fornisce una prospettiva unica su un settore spesso trascurato dalla ricerca accademica (Griesch et al., 2023). Le PMI, pur rappresentando una parte significativa del tessuto economico, affrontano sfide specifiche nell'adozione di tecnologie complesse come l'IA. Questo studio aiuta a colmare questa lacuna fornendo indicazioni su fattori quali risorse, competenze, e cultura organizzativa che influenzano le decisioni di adozione dell'IA nelle PMI e che favoriscono la SBMI.

In secondo luogo, l'analisi dell'innovazione sostenibile del modello di business nel contesto delle PMI rappresenta un contributo importante per la comprensione di come le imprese, di dimensioni più ridotte e con minori risorse, possano integrare pratiche sostenibili nel loro operato quotidiano (Bashir et al., 2022). Questo aspetto è particolarmente rilevante data l'importanza sempre crescente

della sostenibilità nell'agenda aziendale e nell'ambiente normativo. In particolare, questo studio risponde alla richiesta di un background teorico sulla necessità da parte delle aziende di adottare e implementare soluzioni di intelligenza artificiale (Szedlak et al., 2021), fornendo un framework olistico per la comprensione delle determinanti alla base dell'adozione di questa tecnologia e la sua influenza nel favorire il successo della SBMI nelle PMI innovative italiane. Alcuni autori hanno evidenziato la necessità di approfondire le ricerche sull'adozione di tecnologie disruptive, come l'IA, nelle PMI, sottolineando la necessità di utilizzare un approccio di tipo quantitativo che permetta di comprendere i driver e i fattori abilitanti della SBMI nel contesto de quo e che sia in grado di favorire la generalizzabilità dei risultati (Hansen e Bogh, 2021; Szedlak et al., 2021; Bashir, 2023). Il presente contributo adotta un approccio innovativo e integrato, il quale prende in considerazione, per la SBMI delle aziende, determinanti sia da un punto di vista individuale che da un punto di vista di relazioni con l'esterno, in particolare per quanto riguarda il rapporto con i propri partner. Nel contesto aziendale, infatti, le decisioni vengono prese dagli individui per conto delle imprese determinando un confine molto labile tra il livello individuale e quello relazionale. Per tale ragione si ritiene che la fusione di due livelli di analisi permetta di inquadrare meglio il fenomeno fornendo un contributo teorico e pratico più "realistico". A tal riguardo, già precedentemente era stata criticata la separazione tra i due livelli di analisi (Liedtka, 1991). A ben guardare, infatti, soprattutto nel contesto delle PMI, dove spesso un imprenditore (o top manager) ricopre ruoli diversi e prende decisioni dal livello strategico a quello operativo è fondamentale integrare entrambi i livelli di analisi.

In primo luogo, uno degli aspetti innovativi del presente studio riguarda l'integrazione di diversi framework teorici in grado di presentare in maniera olistica le determinanti alla base dell'adozione e dell'implementazione dell'IA da parte delle organizzazioni e la sua relazione con la SBMI. Un contributo chiave di questo studio è comprendere il complesso problema dell'implementazione di una sustainable business model innovation di successo, in chiave di innovazione tecnologica, utilizzando una prospettiva teorica integrata e diversificata.

Lo studio offre supporto empirico alla digital entrepreneurship, al framework dell'open innovation, alla subjectivist theory of entrepreneurship e alla prospettiva delle dynamic capability e mostra come l'implementazione delle pratiche di una sustainable business model innovation di successo dipenda dall'azione di diverse forze congiunte. Inoltre, il presente lavoro offre importanti contributi teorici nell'andare a proporre versioni integrate di alcune delle teorie appena citate.

Ulteriore aspetto innovativo di questo studio è quello di studiare l'integrazione tra i fattori individuali e organizzativi alla base della SBMI nelle PMI. La letteratura in merito è scarsa e nessuno, almeno a nostra conoscenza, ha mai studiato le determinanti della SBMI integrando sia

aspetti individuali che organizzativi. La logica di fondo con cui è stato costruito il modello, parte dall'idea che ad incidere sul comportamento dell'individuo ci siano sia fattori di carattere individuale legati alle caratteristiche del soggetto che fattori legati al contesto.

Per quanto concerne gli aspetti di carattere individuale sono state considerate come determinanti dell'adozione di soluzioni di IA, la propensione ad adottare soluzioni di IA (sia in chiave positiva che negativa) e l'orientamento imprenditoriale dei soggetti decisorii. Per quel che si è rilevato nell'analisi della letteratura, queste variabili non sono mai state studiate precedentemente nel contesto della sustainable business model innovation e, in particolare, il costrutto della propensione all'utilizzo dell'IA non è mai stato studiato per analizzare in che modo gli aspetti di carattere individuale possano influenzare la SBMI da parte delle imprese. Inoltre, un altro aspetto innovativo dello studio che potrebbe avere importanti implicazioni teoriche, riguarda il fatto che, in letteratura, la maggior parte degli studi ha analizzato la SBMI come frutto di variabili esterne, piuttosto che interne, come nel nostro caso. Questo apre la possibilità all'utilizzo di nuove prospettive e lenti teoriche diverse per lo studio della SBMI.

Risulta particolarmente adatto, invece, riguardo lo studio delle determinanti della SBMI da un punto di vista relazionale, in particolare in chiave Open Innovation. A tal riguardo, infatti, abbiamo presupposto che l'adozione dell'intelligenza artificiale non fosse solo il frutto delle scelte del manager o del soggetto a capo dell'impresa, ma che, invece, fosse il frutto dell'influenza delle relazioni dell'azienda e delle dinamiche del contesto esterno. Infatti, risulta innovativa la scelta di analizzare le determinanti dell'adozione della tecnologia e, di conseguenza, della SBMI, da un punto di vista di relazioni di interdipendenza con i propri partner. Il che presuppone, la possibilità che la futura adozione di queste tecnologie sia in funzione anche del livello di adozione del contesto di riferimento e, non solo, da dinamiche individuali.

Il presente contributo, dunque, approfondisce la conoscenza accademica e scientifica riguardo la relazione che intercorre tra adozione e implementazione di nuove tecnologie e l'implementazione di una SBMI di successo, andando a chiarire che l'adozione di nuove tecnologie migliora, se adeguatamente inserita nelle dinamiche aziendali, tutte e tre le componenti del BM (value proposition, value creation e value capture), attraverso la predisposizione di innovative proposte di valore e metodi di creazione e cattura del valore sempre più efficaci e attente alle necessità dei consumatori. In conclusione, il presente lavoro di tesi offre interessanti spunti di riflessioni per la letteratura, non solo per il modello proposto, ma anche perché fornisce un quadro chiaro ed aggiornato dei filoni di ricerca nel campo dell'innovazione di business e dell'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale. La revisione della letteratura ha consentito di fornire un chiaro quadro

sulla struttura sociale, concettuale e intellettuale del campo evidenziando, in particolare, quali sono le future prospettive di ricerca e gli aspetti non ancora esplorati.

3. Implicazioni manageriali

La tesi offre interessanti spunti di riflessione anche per i policy makers e i practitioners.

Come primo aspetto appare opportuno sottolineare che il presente lavoro fa luce su alcuni aspetti riguardanti la relazione tra propensione ad adottare l'IA da parte delle aziende e la SBMI.

Un aspetto veramente molto interessante che emerge dal nostro studio riguarda l'influenza negativa della propensione negativa dei soggetti imprenditori ad adottare soluzioni di IA e le innovazioni sostenibili dei business model di successo. In particolare, il fatto che la propensione negativa influisca in modo così significativo sull'implementazione di una SBMI di successo, comporta per i manager la necessità di approfondire queste dinamiche e pensare a percorsi di adozione e implementazione che facciano leva sulle paure e i disagi alla base della adozione di queste tecnologie. Quindi, durante l'implementazione di queste tecnologie, i manager dovrebbero attenuare le preoccupazioni e le paure legate a questa tecnologia, come la possibile perdita di posti di lavoro, le questioni legate alla privacy dei dati e le implicazioni etiche, evitando, così, di minare la fiducia nelle nuove tecnologie e scoraggiare l'adozione di modelli di business innovativi basati sull'AI. A questo proposito, dunque, la consapevolezza da parte del management che un'attitudine negativa verso l'intelligenza artificiale può costituire un ostacolo significativo per la business model innovation e comporta, per i manager, la necessità di azione. In particolare, diventa fondamentale ai fini dell'innovazione del modello di business attraverso l'adozione di soluzioni IA, affrontare e mitigare le preoccupazioni e le paure legate all'AI attraverso un dialogo aperto, una maggiore trasparenza e l'implementazione di politiche e procedure etiche per garantire un uso responsabile e sostenibile delle tecnologie emergenti.

In secondo luogo, l'utilizzo di un framework integrato aiuta le parti interessate a comprendere meglio il problema in maniera olistica. Esaminare il problema da un'unica prospettiva teorica avrebbe offerto intuizioni parziali e non significative per professionisti e decisori politici. L'integrazione di diverse variabili consente invece di comprendere quali sono i fattori che influenzano maggiormente rispetto ad altri l'implementazione di soluzioni di IA e il modo in cui questa adozione possa portare ad una SBMI di successo.

Nel caso in esame, infatti, l'integrazione della prospettiva subjectivist theory of entrepreneurship e il framework delle dynamic capabilities, ci hanno consentito di evidenziare che la componente individuale nella decisione di adottare soluzioni di intelligenza artificiale da parte dei manager, ai fini della SBMI, impatta in maniera significativa. In particolare, questo studio ha dimostrato come

la decisione di adottare le tecnologie innovative come l'IA, in funzione della SBMI, è fortemente in funzione della mentalità e dell'orientamento imprenditoriale dei manager a capo delle aziende.

Lo studio mette in luce la rilevanza dell'orientamento imprenditoriale del soggetto decisore per l'adozione di soluzioni di IA da parte delle PMI. A tal riguardo, si ritiene che l'innovazione del modello di business attraverso l'innovazione tecnologica non sia facilmente raggiungibile senza una forte predisposizione all'imprenditorialità da parte del manager, il quale è in grado di affrontare anticipatamente e in modo efficace le congiunture dinamiche e in continua evoluzioni del mercato di riferimento. Inoltre, il fatto che la SO impatti in modo significativo sull'EO, rende bene l'idea ai professionisti che, le aziende che valorizzano adeguatamente gli aspetti legati alla sostenibilità, tendono ad essere più sensibili alle esigenze ambientali, sociali ed economiche e sono spinte a cercare soluzioni innovative e sostenibili per affrontare tali sfide; questa mentalità orientata alla sostenibilità può fungere da catalizzatore per lo sviluppo di una cultura imprenditoriale all'interno dell'azienda, che valorizza l'innovazione, la flessibilità e il pensiero creativo.

Inoltre, i risultati ottenuti da questo studio forniscono indicazioni cruciali anche ai policy makers. Considerando l'importanza del tema della sostenibilità e dell'innovazione dei modelli di business, i policy makers si trovano di fronte alla sfida di sviluppare strategie e strumenti che favoriscano l'adozione e l'implementazione di pratiche sostenibili da parte delle aziende, tenendo conto degli obiettivi di sostenibilità a livello comunitario.

In primo luogo, i policy makers devono considerare l'implementazione di politiche e regolamenti incentrati sulla promozione dell'innovazione sostenibile dei modelli di business. Queste politiche possono includere incentivi fiscali, finanziamenti agevolati, e programmi di sostegno dedicati alle imprese che adottano pratiche sostenibili. Inoltre, possono essere introdotte normative che promuovano la trasparenza e la rendicontazione ambientale, incoraggiando le aziende a integrare criteri di sostenibilità nei loro processi decisionali.

Oltre a ciò, i policy makers devono esaminare modi innovativi per aumentare la diffusione e l'implementazione delle tecnologie legate all'IA nelle imprese. Ciò può includere la creazione di programmi di formazione e supporto tecnico per le PMI che desiderano adottare soluzioni basate sull'IA, nonché l'istituzione di partenariati pubblico-privati per la ricerca e lo sviluppo di nuove tecnologie sostenibili. Infine, possono svolgere un ruolo importante nel facilitare la collaborazione tra le imprese, le istituzioni accademiche, e gli enti governativi al fine di favorire lo scambio di conoscenze e best practices nel campo dell'innovazione sostenibile e dell'IA.

In definitiva, i policy makers devono adottare un approccio integrato e collaborativo per affrontare le sfide legate alla sostenibilità e all'innovazione dei modelli di business, sviluppando politiche e strumenti mirati che supportino e incoraggiano le aziende nel loro percorso verso una maggiore

sostenibilità e competitività nell'era dell'IA. Dunque, se ben implementata, l'IA può portare facilmente le aziende ad implementare una SBMI di successo, dato che può offrire soluzioni significative per rendere maggiormente orientati alla sostenibilità i processi aziendali di creazione di valore. L'efficienza operativa, infatti, è uno dei principali vantaggi che l'IA può portare. Grazie alla capacità di ottimizzare i processi aziendali, si riducono gli sprechi di risorse e si migliora l'efficienza complessiva delle operazioni. Ciò consente di gestire le risorse in modo più sostenibile, riducendo l'impatto ambientale e ottimizzando l'utilizzo delle risorse disponibili, il che favorisce una SBMI di successo. Inoltre, l'IA contribuisce alla pianificazione e previsione più accurate. Analizzando grandi quantità di dati, è in grado di identificare pattern e tendenze utili per migliorare la pianificazione aziendale e la previsione della domanda. Questo aiuta a ridurre gli sprechi, ottimizzare la produzione e diminuire il consumo di risorse non rinnovabili. Infine, l'IA può favorire l'innovazione nel design e nello sviluppo di prodotti e servizi sostenibili, migliorare la trasparenza e l'efficienza della catena di approvvigionamento, e facilitare la gestione delle relazioni con i clienti, il che contribuisce a una gestione più sostenibile complessiva.

4. Limiti della ricerca e prospettive future

Il presente lavoro di ricerca non è privo di limiti. In primo luogo, il campione di questo studio è limitato a 85 osservazioni. Tutte le ipotesi del nostro studio sono state adeguatamente verificate, ad eccezione di una soltanto, per via della bassa numerosità del campione. Per tale ragione, studi futuri potrebbero approfondire la ricerca andando a ritestare il modello ampliandone la numerosità campionaria. Inoltre, la ricerca ha coinvolto esclusivamente le PMI innovative italiane. Pertanto, gli studi futuri potrebbero testare il modello nel contesto delle grandi imprese o, in alternativa, validare il modello in altri Paesi. In tale ottica, potrebbe essere interessante capire se a seconda del Paese di riferimento i driver dell'adozione di soluzioni di IA possono cambiare per effetto di una normativa diversa o una di una cultura diversa.

In secondo luogo, un'ulteriore limitazione attiene all'utilizzo di dati trasversali che forniscono una valutazione di un dato momento. A tal riguardo, sarebbe utile condurre uno studio longitudinale, in grado di verificare ulteriormente i dati della ricerca in modo da comprendere meglio le relazioni investigate. Specialmente per quanto riguarda un argomento "nuovo" e, ancora non adeguatamente esplorato, come l'IA. Infine, data la novità dell'argomento, futuri studi sono necessari per approfondire maggiormente le dinamiche alla base dell'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale da parte dei manager, sulla base di distinzione di settori e grandezza delle imprese. In aggiunta, potrebbe essere interessante approfondire lo studio della propensione all'adozione di queste tecnologie, non da parte dei manager, ma da parte dei dipendenti e come questa diversa

propensione può influenzare le dinamiche di innovazione aziendale. Infine, un aspetto decisamente interessante che andrebbe approfondito in ricerche future riguarda l'influenza dell'adozione dell'IA sulle singole componenti del SBMI - value proposition, value creation e value capture - e non nella sua interezza. Questo potrebbe dare indicazioni ancora più precise riguardo il modo in cui i manager possono favorire l'innovazione (anche in chiave sostenibile) dei propri modelli di business.

5. Considerazioni conclusive

Negli ultimi anni, il tema dell'intelligenza artificiale ha preso il sopravvento, non solo nel mondo del lavoro o dei professionisti, come in passato, ma nella società in generale.

Il rivoluzionario avvento di ChatGPT e la sua immediata diffusione, hanno comportato per il mondo aziendale una serie di opportunità e di sfide, in grado di cambiare drasticamente il panorama e i meccanismi di competizione odierni. In particolare, l'avvento dell'intelligenza artificiale è paragonato a diverse innovazioni rivoluzionarie del passato come, ad esempio, internet e i pc. A questo proposito, la portata rivoluzionaria di questa tecnologia, ha portato le aziende a capire come poter integrare e implementare l'IA nei propri processi aziendali, al fine di favorire l'innovazione del modello di business. Così come successo in passato per altre innovazioni tecnologiche dirompenti, infatti, l'IA è in grado di far emergere nuovi ed innovativi business model, in grado di capire maggiormente e adattarsi meglio alle necessità dei consumatori. L'IA, dunque, se adeguatamente implementata all'interno dei propri processi aziendali, è in grado di creare per l'impresa un vantaggio competitivo sostenibile, difficilmente attaccabile dai concorrenti.

L'obiettivo del presente lavoro di tesi è stato quello di testare empiricamente in che modo l'adozione e l'implementazione di soluzioni di IA da parte delle aziende potesse influenzare positivamente, o addirittura favorire, la SBMI, al fine di fornire interessanti spunti di riflessione al dibattito scientifico sul tema e di risolvere una questione di rilevante interesse per i policy makers, ovvero individuare quei fattori che possono influenzare le imprese ad implementare questo genere di tecnologie nei propri processi di creazione del valore e come questo valore può essere diffuso e condiviso. Sebbene il crescente interesse da parte delle aziende per l'IA, in realtà l'adozione di queste soluzioni tecnologiche per favorire la SBMI è ancora scarsa. Purtroppo, ci sono ancora tanti aspetti da dover approfondire e diverse dinamiche da dover capire per poter implementare con successo l'IA all'interno dei propri processi aziendali. Seguendo un approccio olistico il presente lavoro ha fornito un modello in grado di comprendere quali sono le determinanti che portano all'adozione e all'implementazione di soluzioni di IA da parte dei manager e qual è la loro relazione con la sustainable business model innovation, nel contesto delle PMI. In particolare, dal nostro

studio è emerso che la propensione negativa all'adozione dell'IA nelle imprese, influisce negativamente la SBMI e che, quindi, comporta per i manager la necessità di pensare a soluzioni alternative per l'implementazione, che possano attenuare le preoccupazioni e le paure legate, ad esempio, alla privacy, alla perdita del posto di lavoro e alle implicazioni etiche.

Dal nostro studio è anche emerso che un forte orientamento imprenditoriale da parte dei manager favorisce l'adozione di queste tecnologie e, di conseguenza, la SBMI. In questo senso, emerge come la capacità imprenditoriale dei soggetti a capo delle aziende, la loro proattività e la loro propensione al rischio, comporti una maggiore possibilità per l'azienda di favorire e implementare adeguatamente una SBMI, con lo scopo di guadagnare un importante vantaggio competitivo nei confronti dei competitors. Inoltre, emerge anche che il forte orientamento imprenditoriale da parte dei manager è in grado di attenuare le paure e le ansie degli altri membri aziendali e favorire ulteriormente l'adozione di queste tecnologie da parte dell'organizzazione. Infine, dal nostro studio emerge che anche l'interdipendenza dai propri partner può avere influenze, sia positive che negative, sull'adozione della tecnologia. I manager dovrebbero tenere conto del fatto che, da una parte, una forte interdipendenza di compiti e attività dai propri partner può influenzare positivamente l'adozione di soluzioni di IA; questo perché attraverso la condivisione di risorse e conoscenze, la creazione di sinergie tecnologiche e l'affrontare delle sfide etiche e sociali in modo collaborativo, le aziende possono massimizzare i benefici dell'IA e guidare l'innovazione nel proprio settore. All'opposto, invece, una forte interdipendenza dai propri partner può influenzare negativamente l'adozione di soluzioni di IA da parte delle aziende perché queste ultime potrebbero perdere il controllo sul proprio percorso strategico e operativo e questa dipendenza può limitare la capacità dell'organizzazione di adattarsi rapidamente ai cambiamenti del mercato e di innovare autonomamente.

Esistono molteplici sfaccettature e variabili che possono influenzare l'adozione e l'impatto dell'IA sulla sostenibilità aziendale, e molte di queste potrebbero non essere state esplorate completamente. Ad esempio, le interazioni complesse tra fattori tecnologici, organizzativi, sociali ed economici richiedono una comprensione più dettagliata e approfondita. Inoltre, le differenze tra settori industriali, dimensioni aziendali e contesti geografici possono influenzare notevolmente i risultati e le implicazioni pratiche delle ricerche svolte finora. In aggiunta, il campo dell'IA e della sostenibilità è in costante evoluzione, con nuove tecnologie emergenti, cambiamenti normativi e nuove tendenze di mercato che influenzano costantemente il modo in cui le aziende integrano e utilizzano l'IA per promuovere la sostenibilità. Pertanto, ulteriori ricerche sono necessarie per tenere il passo con questi sviluppi e approfondire la comprensione di come le aziende possano massimizzare l'impatto positivo dell'IA sulla sostenibilità.

Sarebbe utile esplorare ulteriormente le implicazioni etiche e sociali dell'adozione dell'IA nel contesto della sostenibilità aziendale, nonché valutare in modo più approfondito i possibili trade-off tra l'efficienza operativa e gli impatti ambientali e sociali. In conclusione, mentre il presente studio rappresenta un passo avanti nella comprensione delle relazioni tra IA e sostenibilità nel management aziendale, è chiaro che ulteriori ricerche sono necessarie per affrontare le lacune attuali e approfondire la nostra comprensione di questo importante fenomeno.

Bibliografia

- Abdolrasol, M. G., Hussain, S. S., Ustun, T. S., Sarker, M. R., Hannan, M. A., Mohamed, R., ... & Milad, A. (2021). Artificial neural network-based optimization techniques: A review. *Electronics*, 10(21), 2689.
- Abdulkader, B., Magni, D., Cillo, V., Papa, A., & Micera, R. (2020). Aligning firm's value system and open innovation: a new framework of business process management beyond the business model innovation. *Business Process Management Journal*, 26(5), 999-1020.
- Abrokwah-Larbi, K., & Awuku-Larbi, Y. (2023). The impact of artificial intelligence in marketing on the performance of business organizations: evidence from SMEs in an emerging economy. *Journal of Entrepreneurship in Emerging Economies*.
- Acciarini, C., Cappa, F., Boccardelli, P., & Oriani, R. (2023). How can organizations leverage big data to innovate their business models? A systematic literature review. *Technovation*, 123, 102713.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial intelligence, automation, and work. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 197-236). University of Chicago Press.
- Adadi, A.; Berrada, M. Peeking inside the black-box: A survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access* 2018, 6, 52138–52160.
- Adams, R., Jeanrenaud, S., Bessant, J., Denyer, D., & Overy, P. (2016). Sustainability-oriented innovation: A systematic review. *International Journal of Management Reviews*, 18(2), 180-205.
- Agrawal A., Gans J. and Goldfarb A. (2022). ChatGPT and how AI disrupts industries. *Harvard business review*. <https://hbr.org/2022/12/chatgpt-and-how-ai-disrupts-industries>. Accessed 13 October 2023
- Aguinis, H., Beltran, J. R., & Cope, A. (2024). How to use generative AI as a human resource management assistant. *Organizational Dynamics*, 101029.
- Ahani, A., Nilashi, M., Ibrahim, O., Sanzogni, L., & Weaven, S. (2019). Market segmentation and travel choice prediction in Spa hotels through TripAdvisor's online reviews. *International Journal of Hospitality Management*, 80, 52-77.
- Ahmed, M., Zehou, S., Raza, S. A., Qureshi, M. A., & Yousufi, S. Q. (2020). Impact of CSR and environmental triggers on employee green behavior: The mediating effect of employee well-being. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 27(5), 2225-2239.

- Ahmed, W., Najmi, A., & Ikram, M. (2020). Steering firm performance through innovative capabilities: A contingency approach to innovation management. *Technology in Society*, 63, 101385.
- Akerkar, R. (2019). *Artificial intelligence for business*. Springer.
- Al-Baghdadi, E. N., Alrub, A. A., & Rjoub, H. (2021). Sustainable Business Model and Corporate Performance: The Mediating Role of Sustainable Orientation and Management Accounting Control in the United Arab Emirates. *Sustainability*, 13(16), 8947.
- Albats, E., Podmetina, D., & Vanhaverbeke, W. (2023). Open innovation in SMEs: A process view towards business model innovation. *Journal of Small Business Management*, 61(6), 2519-2560.
- Aldrich, H. E. (2014, August). The democratization of entrepreneurship? Hackers, makerspaces, and crowdfunding. In *Annual meeting of the academy of management* (Vol. 10, pp. 1-7).
- Ali-Elfa, M. A., & Dawood, M. E. T. (2023). Using Artificial Intelligence for enhancing Human Creativity. *Journal of Art, Design and Music*, 2(2), 3.
- Allal-Chérif, O., Simón-Moya, V., & Ballester, A. C. C. (2021). Intelligent purchasing: How artificial intelligence can redefine the purchasing function. *Journal of Business Research*, 124, 69-76.
- Allioui, H., & Mourdi, Y. (2023). Unleashing the potential of AI: Investigating cutting-edge technologies that are transforming businesses. *International Journal of Computer Engineering and Data Science (IJCEDS)*, 3(2), 1-12.
- Amabile, T. M. (2020). Creativity, artificial intelligence, and a world of surprises. *Academy of Management Discoveries*, 6(3), 351-354.
- Ameen, N., Tarhini, A., Reppel, A., & Anand, A. (2021). Customer experiences in the age of artificial intelligence. *Computers in Human Behavior*, 114, 106548.
- Amir, S., Salehi, N., Roci, M., Sweet, S., & Rashid, A. (2023). Towards circular economy: A guiding framework for circular supply chain implementation. *Business Strategy and the Environment*, 32(6), 2684-2701.
- Amit R., Zott C. (2020) *Business model innovation strategy: transformational concepts and tools for entrepreneurial leaders*, 1st edn. Wiley, New York
- Amit, R., & Zott, C. (2001). Value creation in e-business. *Strategic management journal*, 22(6-7), 493-520.
- Amit, R., & Zott, C. (2012). *Creating value through business model innovation*. MIT Sloan management review.

- Anadon, L. D., Chan, G., Harley, A. G., Matus, K., Moon, S., Murthy, S. L., & Clark, W. C. (2016). Making technological innovation work for sustainable development. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(35), 9682-9690.
- Ancillai, C., Sabatini, A., Gatti, M., & Perna, A. (2023). Digital technology and business model innovation: A systematic literature review and future research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 188, 122307.
- Anderson, A. R., & Gaddefors, J. (2016). Entrepreneurship as a community phenomenon; reconnecting meanings and place. *International journal of entrepreneurship and small business*, 28(4), 504-518.
- Andreassen, T. W., Lervik-Olsen, L., Snyder, H., Van Riel, A. C., Sweeney, J. C., & Van Vaerenbergh, Y. (2018). Business model innovation and value-creation: the triadic way. *Journal of service management*, 29(5), 883-906.
- Andreini, D., Bettinelli, C., Foss, N. J., & Mismetti, M. (2022). Business model innovation: a review of the process-based literature. *Journal of Management and Governance*, 26(4), 1089-1121.
- Antonescu, D. (2018) Are business leaders prepared to handle the upcoming revolution in business artificial intelligence? *Qual. Access Success*, 19, 166.
- Antonio, J. L., Schmidt, A. L., Kanbach, D. K., & Meyer, N. (2023). Enacting disruption: how entrepreneurial ventures innovate value propositions to increase the attractiveness of their technologies. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*.
- Arabeche, Z., Soudani, A., Brahmi, M., Aldieri, L., Vinci, C. P., & Abdelli, M. E. A. (2022). Entrepreneurial orientation, organizational culture and business performance in SMEs: Evidence from emerging economy. *Sustainability*, 14(9), 5160.
- Arulkumaran, K., Deisenroth, M. P., Brundage, M., & Bharath, A. A. (2017). Deep reinforcement learning: A brief survey. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34(6), 26-38.
- Åström, J., Reim, W., & Parida, V. (2022). Value creation and value capture for AI business model innovation: a three-phase process framework. *Review of Managerial Science*, 16(7), 2111-2133.
- Atkinson, R. D., & Wu, J. J. (2017). False alarmism: Technological disruption and the US labor market, 1850–2015. *Information Technology & Innovation Foundation ITIF*, May.
- Autor, D. (2015) Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation, *J. Econ. Perspect.* 29 (3) (2015) 3–30, <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Awan, U., Bhatti, S. H., Shamim, S., Khan, Z., Akhtar, P., & Balta, M. E. (2022). The role of big data analytics in manufacturing agility and performance: Moderation–mediation analysis of organizational creativity and of the involvement of customers as data analysts. *British Journal of Management*, 33(3), 1200-1220.

- Baden-Fuller, C.; Haeffliger, S. (2013) Business Models and Technological Innovation. *Long Range Plan.*, 46, 419–426.
- Baek, T. H., & Kim, M. (2023). Is ChatGPT scary good? How user motivations affect creepiness and trust in generative artificial intelligence. *Telematics and Informatics*, 83, 102030.
- Bag, S., Pretorius, J. H. C., Gupta, S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Role of institutional pressures and resources in the adoption of big data analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120420.
- Balaji, A. J., Ram, D. H., & Nair, B. B. (2018). Applicability of deep learning models for stock price forecasting an empirical study on BANKEX data. *Procedia computer science*, 143, 947-953.
- Balakrishnan, J., & Dwivedi, Y. K. (2021). Conversational commerce: entering the next stage of AI-powered digital assistants. *Annals of Operations Research*, 1-35.
- Balakrishnan, J., Dwivedi, Y. K., Hughes, L., & Boy, F. (2021). Enablers and inhibitors of AI-powered voice assistants: a dual-factor approach by integrating the status quo bias and technology acceptance model. *Information Systems Frontiers*, 1-22.
- Baldegger, R., Wild, P., & Schueffel, P. (2021). The effects of entrepreneurial orientation in a digital and international setting. In *Entrepreneurial Orientation: Epistemological, Theoretical, and Empirical Perspectives* (pp. 145-174). Emerald Publishing Limited.
- Bashar, S., Wang, D., & Rafiq, M. (2023). Adoption of green supply chain management in developing countries: role of consumer cooperation, eco-design, and green marketing. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(40), 92594-92610.
- Bashir, M. (2023). The influence of strategic flexibility on SME performance: is business model innovation the missing link?. *International Journal of Innovation Science*.
- Bashir, M., & Verma, R. (2017). Why business model innovation is the new competitive advantage. *IUP Journal of Business Strategy*, 14(1), 7.
- Bashir, M., Alfalih, A., & Pradhan, S. (2022). Sustainable business model innovation: Scale development, validation and proof of performance. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7(4), 100243.
- Bashir, M., Naqshbandi, M. M., & Yousaf, A. (2023). Impact of managerial skills and ties on business model innovation: the role of exploitative and explorative learning. *Leadership & Organization Development Journal*, 44(2), 240-259.
- Basile, V., Capobianco, N., & Vona, R. (2021). The usefulness of sustainable business models: Analysis from the oil and gas industry. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 28(6), 1801-1821.

- Bastan, M., Ramisa, A., & Tek, M. (2020). Cross-modal fashion product search with transformer-based Embeddings. CVPR Worksh, 1.
- Begum, S., Ashfaq, M., Xia, E., & Awan, U. (2022). Does green transformational leadership lead to green innovation? The role of green thinking and creative process engagement. *Business Strategy and the Environment*, 31(1), 580-597.
- Benbya, H., Davenport, T. H., & Pachidi, S. (2020). Artificial intelligence in organizations: Current state and future opportunities. *MIS Quarterly Executive*, 19(4).
- Benko, A., & Lányi, C. S. (2009). History of artificial intelligence. In *Encyclopedia of Information Science and Technology*, Second Edition (pp. 1759-1762). IGI global.
- Berawi, M. A. (2020). Managing nature 5.0: The role of digital technologies in the circular economy. *International Journal of Technology*, 11(4), 652-655.
- Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. *MIS quarterly*, 45(3).
- Berezhnoy, A., Meissner, D., & Scuotto, V. (2021). The intertwining of knowledge sharing and creation in the digital platform based ecosystem. A conceptual study on the lens of the open innovation approach. *Journal of Knowledge Management*, 25(8), 2022-2042.
- Bertassini, A. C., Ometto, A. R., Severengiz, S., & Gerolamo, M. C. (2021). Circular economy and sustainability: The role of organizational behaviour in the transition journey. *Business Strategy and the Environment*, 30(7), 3160-3193.
- Bhalerao, K., Kumar, A., Kumar, A., & Pujari, P. (2022). A study of barriers and benefits of artificial intelligence adoption in small and medium enterprise. *Academy of Marketing Studies Journal*, 26, 1-6.
- Bharadwaj, S., Dhamecha, T. I., Vatsa, M., & Singh, R. (2013). Computationally efficient face spoofing detection with motion magnification. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops* (pp. 105-110).
- Bhatnagar, R. (2018). Machine learning and big data processing: a technological perspective and review. In *The International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications (AMLTA2018)* (pp. 468-478). Springer International Publishing.
- Bibliografia
- Bigelow, L. S., & Barney, J. B. (2021). What can strategy learn from the business model approach?. *Journal of Management Studies*, 58(2), 528-539.
- Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer google schola, 2, 531-537.
- Bocken, N. M., & Geradts, T. H. (2020). Barriers and drivers to sustainable business model innovation: Organization design and dynamic capabilities. *Long range planning*, 53(4), 101950.

- Bocken, N. M., Short, S. W., Rana, P., & Evans, S. (2014). A literature and practice review to develop sustainable business model archetypes. *Journal of cleaner production*, 65, 42-56.
- Boden, M. A. (Ed.). (1996). *Artificial intelligence*. Elsevier.
- Boons, F., & Lüdeke-Freund, F. (2013). Business models for sustainable innovation: state-of-the-art and steps towards a research agenda. *Journal of Cleaner production*, 45, 9-19.
- Borges, A. F., Laurindo, F. J., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 57, 102225.
- Bostrom, N., & Yudkowsky, E. (2018). The ethics of artificial intelligence. In *Artificial intelligence safety and security* (pp. 57-69). Chapman and Hall/CRC.
- Böttcher, T. P., Bootz, V., Schaffer, N., Weking, J., & Hein, A. (2022). Business Model Configurations for Digital Platform Success-Towards a Typology of Digital Platform Business Models. In *ECIS 2022-30TH EUROPEAN CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS*.
- Brachman, R. J. (2006). AI more than the sum of its parts. *AI Magazine*, 27(4), 19-19.
- Brege, H., & Kindström, D. (2021). Proactivity and responsiveness in value creation: a conceptual typology of market strategies. *Journal of business & industrial marketing*, 36(1), 72-85.
- Breier M, Kallmuenzer A, Clauss T, Gast J, Kraus S, Tiberius V (2021) The role of business model innovation in the hospitality industry during the COVID-19 crisis. *Int J Hosp Manag* 92:102723.
- Broccardo, L., & Zicari, A. (2020). Sustainability as a driver for value creation: A business model analysis of small and medium enterprises in the Italian wine sector. *Journal of Cleaner Production*, 259, 120852.
- Brock, J.K.-U.; Von Wangenheim, F. Demystifying (2019) AI: What Digital Transformation Leaders Can Teach You about Realistic Artificial Intelligence. *Calif. Manag. Rev.*, 61, 110–134.
- Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, 1877-1901.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). Artificial intelligence, for real. *Harvard business review*, 1, 1-31.
- Budhwar, P., Chowdhury, S., Wood, G., Aguinis, H., Bamber, G. J., Beltran, J. R., ... & Varma, A. (2023). Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*, 33(3), 606-659.
- Budler, M., Župič, I., & Trkman, P. (2021). The development of business model research: A bibliometric review. *Journal of Business Research*, 135, 480-495.

- Burger B, Kanbach DK, Kraus S, Breier M, Corvello V (2023) On the use of AI-based tools like Chat- GPT to support management research. *Eur J Innov Manag* 26(7):233–241.
- Bustinza, O. F., Vendrell-Herrero, F., & Jabbour, C. J. C. (2024). Integration of product-service innovation into green supply chain management: Emerging opportunities and paradoxes. *Technovation*, 130, 102923.
- Callahan, A., & Shah, N. H. (2017). Machine learning in healthcare. In *Key advances in clinical informatics* (pp. 279-291). Academic Press.
- Canestrino, R., Ćwiklicki, M., Magliocca, P., & Pawełek, B. (2020). Understanding social entrepreneurship: A cultural perspective in business research. *Journal of Business Research*, 110, 132-143.
- Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation*, 106, 102312.
- Caputo, A., Pizzi, S., Pellegrini, M. M., & Dabić, M. (2021). Digitalization and business models: Where are we going? A science map of the field. *Journal of business research*, 123, 489-501.
- Carfora, A., Scandurra, G., & Thomas, A. (2021). Determinants of environmental innovations supporting small-and medium-sized enterprises sustainable development. *Business Strategy and the Environment*, 30(5), 2621-2636.
- Castañer, X., & Oliveira, N. (2020). Collaboration, coordination, and cooperation among organizations: Establishing the distinctive meanings of these terms through a systematic literature review. *Journal of management*, 46(6), 965-1001.
- Chamberlain, J. (2023). The risk-based approach of the European Union's proposed artificial intelligence regulation: Some comments from a tort law perspective. *European Journal of Risk Regulation*, 14(1), 1-13.
- Chen, S. H., Jakeman, A. J., & Norton, J. P. (2008). Artificial intelligence techniques: an introduction to their use for modelling environmental systems. *Mathematics and computers in simulation*, 78(2-3), 379-400.
- Chesbrough, H. (2010) Business model innovation: Opportunities and barriers. *Long Range Plan*, 43, 354–363.
- Chesbrough, H., & Rosenbloom, R. S. (2002). The role of the business model in capturing value from innovation: evidence from Xerox Corporation's technology spin-off companies. *Industrial and corporate change*, 11(3), 529-555.
- Chesbrough, H., Lettl, C., & Ritter, T. (2018). Value creation and value capture in open innovation. *Journal of Product Innovation Management*, 35(6), 930-938.

- Chin, T., Hu, Q., Rowley, C., & Wang, S. (2021). Business models in the Asia-Pacific: dynamic balancing of multiple cultures, innovation and value creation. *Asia Pacific Business Review*, 27(3), 331-341.
- Choudhury, H., Pandey, M., Hua, C. K., Mun, C. S., Jing, J. K., Kong, L., ... & Kesharwani, P. (2018). An update on natural compounds in the remedy of diabetes mellitus: A systematic review. *Journal of traditional and complementary medicine*, 8(3), 361-376.
- Chow, J. C., Sanders, L., & Li, K. (2023). Design of an educational chatbot using artificial intelligence in radiotherapy. *AI*, 4(1), 319-332.
- Chowdhury, S., Joel-Edgar, S., Dey, P. K., Bhattacharya, S., & Kharlamov, A. (2023). Embedding transparency in artificial intelligence machine learning models: managerial implications on predicting and explaining employee turnover. *The International Journal of Human Resource Management*, 34(14), 2732-2764.
- Christensen, T. J., & Snyder, J. (1997). Progressive research on degenerate alliances. *American Political Science Review*, 91(4), 919-922.
- Christian, E. O. (2023). Exploring employee perspectives into technology-mediated communication in multinational organizations.
- Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2016). Where machines could replace humans-and where they can't (yet).
- Chun, K. W., Kim, H., & Lee, K. (2019). A study on research trends of technologies for industry 4.0; 3D printing, artificial intelligence, big data, cloud computing, and internet of things. In *Advanced Multimedia and Ubiquitous Engineering: MUE/FutureTech 2018 12* (pp. 397-403). Springer Singapore.
- Ciampi, F., Demi, S., Magrini, A., Marzi, G., & Papa, A. (2021). Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation: The mediating role of entrepreneurial orientation. *Journal of Business Research*, 123, 1-13.
- Clauss T., Bouncken R.B., Laudien S.M., Kraus S. (2020) Business model reconfiguration and innovation in SMEs: a mixed-method analysis from the electronics industry. *Int J Innov Manag* 24(2):1–35
- Clauss, T. (2017). Measuring business model innovation: conceptualization, scale development, and proof of performance. *R&d Management*, 47(3), 385-403.
- Clauss, T., Breier, M., Kraus, S., Durst, S., & Mahto, R. V. (2022). Temporary business model innovation—SMEs' innovation response to the Covid-19 crisis. *R&D Management*, 52(2), 294-312.
- Climent, R. C., & Haftor, D. M. (2021). Value creation through the evolution of business model themes. *Journal of Business Research*, 122, 353-361.

- Coalition for Digital Environmental Sustainability (CODES). 2022. Action Plan for a Sustainable Planet in the Digital Age. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6573509>
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 115-146). University of Chicago Press.
- Codini, A. P., Abbate, T., & Petruzzelli, A. M. (2023). Business Model Innovation and exaptation: A new way of innovating in SMEs. *Technovation*, 119, 102548.
- Collins, C., Dennehy, D., Conboy, K., & Mikalef, P. (2021). Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 60, 102383.
- Corrêa, V. S., Queiroz, M. M., Cruz, M. A., & Shigaki, H. B. (2022). Entrepreneurial orientation far beyond opportunity: the influence of the necessity for innovativeness, proactiveness and risk-taking. *International journal of entrepreneurial behavior & research*, 28(4), 952-979.
- Corsaro, D. (2019). Capturing the broader picture of value co-creation management. *European Management Journal*, 37(1), 99-116.
- Cortes, A. F., & Herrmann, P. (2021). Strategic leadership of innovation: a framework for future research. *International Journal of Management Reviews*, 23(2), 224-243.
- Cosenz, F., & Bivona, E. (2021). Fostering growth patterns of SMEs through business model innovation. A tailored dynamic business modelling approach. *Journal of Business Research*, 130, 658-669.
- Covin, J. G., & Slevin, D. P. (1989). Strategic management of small firms in hostile and benign environments. *Strategic management journal*, 10(1), 75-87.
- Cutolo, D., Hargadon, A., & Kenney, M. (2021). Competing on platforms. *MIT Sloan Management Review*.
- Dannals, J. E., & Miller, D. T. (2017). Social norms in organizations. In *Oxford research encyclopedia of business and management*.
- Daronco, E. L., Silva, D. S., Seibel, M. K., & Cortimiglia, M. N. (2023). A new framework of firm-level innovation capability: a propensity–ability perspective. *European Management Journal*, 41(2), 236-250.
- Das, T. K., & Kumar, R. (2021). MANAGING INTERPARTNER NEGOTIATIONS IN STRATEGIC ALLIANCES. *Managing the Partners in Strategic Alliances*, 113.
- Dash, R., McMurtrey, M., Rebman, C., & Kar, U. K. (2019). Application of artificial intelligence in automation of supply chain management. *Journal of Strategic Innovation and Sustainability*, 14(3), 43-53.

- DaSilva, C. M., & Trkman, P. (2014). Business model: What it is and what it is not. *Long range planning*, 47(6), 379-389.
- Daugherty PR, Wilson HJ, Narain K (2023) Generative AI will enhance—not erase—customer service jobs. *Harvard business review*. <https://hbr.org/2023/03/generative-ai-will-enhance-not-erase-customer-service-jobs>. Accessed 25 October 2023
- Daugherty, P. R., Wilson, H. J., & Chowdhury, R. (2018). Using artificial intelligence to promote diversity. *MIT Sloan Management Review*.
- Davenport TH, Mittal N (2022) How generative AI is changing creative work. *Harvard business review*. <https://hbr.org/2022/11/how-generative-ai-is-changing-creative-work>. Accessed 13 October 2023
- de Vries, A. (2023). The growing energy footprint of artificial intelligence. *Joule*, 7(10), 2191-2194.
- Decker, R. A., Haltiwanger, J., Jarmin, R. S., & Miranda, J. (2016). Declining business dynamism: What we know and the way forward. *American Economic Review*, 106(5), 203-207.
- Decker, R. A., Haltiwanger, J., Jarmin, R. S., & Miranda, J. (2017). Declining dynamism, allocative efficiency, and the productivity slowdown. *American Economic Review*, 107(5), 322-326.
- Demlehner, Q., Schoemer, D., & Laumer, S. (2021). How can artificial intelligence enhance car manufacturing? A Delphi study-based identification and assessment of general use cases. *International Journal of Information Management*, 58, 102317.
- Dennehy, D., Griva, A., Pouloudi, N., Mäntymäki, M., & Pappas, I. (2023). Artificial intelligence for decision-making and the future of work.
- Denning, P. J. (2023). Can generative AI bots be trusted?. *Communications of the ACM*, 66(6), 24-27.
- Denning, P. J., Comer, D. E., Gries, D., Mulder, M. C., Tucker, A., Turner, A. J., & Young, P. R. (1989). Computing as a discipline. *Computer*, 22(2), 63-70.
- Dentoni, D., Pinkse, J., & Lubberink, R. (2021). Linking sustainable business models to socio-ecological resilience through cross-sector partnerships: A complex adaptive systems view. *Business & Society*, 60(5), 1216-1252.
- Desai, H. P. (2014). Business models for inclusiveness. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 157, 353-362.
- Devaraj, S., & Kohli, R. (2003). Performance impacts of information technology: Is actual usage the missing link?. *Management science*, 49(3), 273-289.

- Di Vaio, A., Palladino, R., Hassan, R., & Escobar, O. (2020). Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 121, 283-314.
- Diakopoulos, N. (2016). Accountability in algorithmic decision making. *Communications of the ACM*, 59(2), 56-62.
- Dignum, V. (2018). Ethics in artificial intelligence: introduction to the special issue. *Ethics and Information Technology*, 20(1), 1-3.
- Drago, C. (2024). Ensemble-Based Community Detection Bibliometric Analysis of Sustainability Trends in Digital Economics. *GREAT RESET*, 45.
- Du, X., Zhao, X., Wu, C. H., & Feng, K. (2021). Functionality, emotion, and acceptance of artificial intelligence virtual assistants: The moderating effect of social norms. *Journal of Global Information Management (JGIM)*, 30(7), 1-21.
- Dubey, R., Bryde, D. J., Blome, C., Roubaud, D., & Giannakis, M. (2021). Facilitating artificial intelligence powered supply chain analytics through alliance management during the pandemic crises in the B2B context. *Industrial Marketing Management*, 96, 135-146.
- Dwivedi Y.K, Kshetri N., Hughes L. (2023) So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *Int J Inf Manag* 71:102642.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Dymitrowski A, Mielcarek P (2021) Business model innovation based on new technologies and its influence on a company's competitive advantage. *J Theor Appl Electron Commer Res* 16(6):2110–2128.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models. *arXiv preprint arXiv:2303.10130*.
- Epstein, S. L. (2015). Wanted: collaborative intelligence. *Artificial Intelligence*, 221, 36-45.
- Epstein, Z., Hertzmann, A., Investigators of Human Creativity, Akten, M., Farid, H., Fjeld, J., ... & Smith, A. (2023). Art and the science of generative AI. *Science*, 380(6650), 1110-1111.
- Ertel, W. (2018). *Introduction to artificial intelligence*. Springer.
- Esteva, A., Robicquet, A., Ramsundar, B., Kuleshov, V., DePristo, M., Chou, K., ... & Dean, J. (2019). A guide to deep learning in healthcare. *Nature medicine*, 25(1), 24-29.

- Evans, S., Vladimirova, D., Holgado, M., Van Fossen, K., Yang, M., Silva, E. A., & Barlow, C. Y. (2017). Business model innovation for sustainability: Towards a unified perspective for creation of sustainable business models. *Business strategy and the environment*, 26(5), 597-608.
- Feijóo, C., Kwon, Y., Bauer, J. M., Bohlin, E., Howell, B., Jain, R., ... & Xia, J. (2020). Harnessing artificial intelligence (AI) to increase wellbeing for all: The case for a new technology diplomacy. *Telecommunications Policy*, 44(6), 101988.
- Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2023). How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?. *arXiv preprint arXiv:2303.01157*.
- Ferreras-Méndez, J. L., Olmos-Penuela, J., Salas-Vallina, A., & Alegre, J. (2021). Entrepreneurial orientation and new product development performance in SMEs: The mediating role of business model innovation. *Technovation*, 108, 102325.
- Fetzer, J. H., & Fetzer, J. H. (1990). What is Artificial Intelligence? (pp. 3-27). Springer Netherlands.
- Foltean, F. S., & Glovațchi, B. (2021). Business model innovation for IoT solutions: An exploratory study of strategic factors and expected outcomes. *Amfiteatru Economic*, 23(57), 392-411.
- Førde, L., & Skarbø, M. (2022). Sustainable business model innovation: A multiple case study of three Norwegian firms in the aquaculture industry (Master's thesis, NTNU).
- Foss, N. J., & Saebi, T. (2017). Fifteen years of research on business model innovation: How far have we come, and where should we go?. *Journal of management*, 43(1), 200-227.
- Foss, N. J., & Saebi, T. (2018). Business models and business model innovation: Between wicked and paradigmatic problems. *Long range planning*, 51(1), 9-21.
- Freeman, R. E., Harrison, J. S., Wicks, A. C., Parmar, B. L., & De Colle, S. (2010). Stakeholder theory: The state of the art.
- Freudenreich, B., Lüdeke-Freund, F., & Schaltegger, S. (2020). A stakeholder theory perspective on business models: Value creation for sustainability. *Journal of Business Ethics*, 166, 3-18.
- Frey, C. B. (2019). *The technology trap: Capital, labor, and power in the age of automation*. Princeton University Press.
- Furman, J., & Seamans, R. (2019). AI and the Economy. *Innovation policy and the economy*, 19(1), 161-191.
- Gans, J., & Ryall, M. D. (2017). Value capture theory: A strategic management review. *Strategic Management Journal*, 38(1), 17-41.
- Garbuio, M.; Lin, N. Artificial intelligence as a growth engine for healthcare startups: Emerging business models. *Calif. Manag. Rev.* 2019, 61, 59–83.

- Gassmann, O., Frankenberger, K., Choudury, M., & Csik, M. (2020). *The business model navigator: the strategies behind the most successful companies*. Pearson UK.
- George, G., Merrill, R. K., & Schillebeeckx, S. J. (2021). Digital sustainability and entrepreneurship: How digital innovations are helping tackle climate change and sustainable development. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 45(5), 999-1027.
- Ghobakhloo, M., & Iranmanesh, M. (2021). Digital transformation success under Industry 4.0: A strategic guideline for manufacturing SMEs. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 32(8), 1533-1556.
- Ghobakhloo, M., Iranmanesh, M., Grybauskas, A., Vilkas, M., & Petraitė, M. (2021). Industry 4.0, innovation, and sustainable development: A systematic review and a roadmap to sustainable innovation. *Business Strategy and the Environment*, 30(8), 4237-4257.
- Giaccone, S. C., & Magnusson, M. (2022). Unveiling the role of risk-taking in innovation: antecedents and effects. *R&D Management*, 52(1), 93-107.
- Giones, F., & Brem, A. (2017). Digital technology entrepreneurship: A definition and research agenda. *Technology innovation management review*, 7(5).
- Giuggioli, G., & Pellegrini, M. M. (2023). Artificial intelligence as an enabler for entrepreneurs: a systematic literature review and an agenda for future research. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 29(4), 816-837.
- Goedhart, M., & Koller, T. (2020). The value of value creation. *McKinsey Quarterly*, 16.
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (2007). The Novamente artificial intelligence engine. In *Artificial general intelligence* (pp. 63-129). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11), 139-144.
- Gordijn, B., & Have, H. T. (2023). ChatGPT: evolution or revolution?. *Medicine, Health Care and Philosophy*, 26(1), 1-2.
- Graziani, M., Dutkiewicz, L., Calvaresi, D., Amorim, J. P., Yordanova, K., Vered, M., ... & Müller, H. (2023). A global taxonomy of interpretable AI: unifying the terminology for the technical and social sciences. *Artificial intelligence review*, 56(4), 3473-3504.
- Grover, S., Sahoo, S., Mehra, A., Avasthi, A., Tripathi, A., Subramanyan, A., ... & Reddy, Y. J. (2020). Psychological impact of COVID-19 lockdown: An online survey from India. *Indian journal of psychiatry*, 62(4), 354.
- Gupta, S., Gallear, D., Rudd, J., & Foroudi, P. (2020). The impact of brand value on brand competitiveness. *Journal of Business Research*, 112, 210-222.

- Haaker, T., Ly, P. T. M., Nguyen-Thanh, N., & Nguyen, H. T. H. (2021). Business model innovation through the application of the Internet-of-Things: A comparative analysis. *Journal of Business Research*, 126, 126-136.
- Habbal, A., Ali, M. K., & Abuzaraida, M. A. (2024). Artificial Intelligence Trust, Risk and Security Management (AI TRiSM): Frameworks, applications, challenges and future research directions. *Expert Systems with Applications*, 240, 122442.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California management review*, 61(4), 5-14.
- Halecker, B., Bickmann, R., & Hölzle, K. (2014, June). Failed business model innovation-a theoretical and practical illumination on a feared phenomenon. In *R&D management conference*.
- Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Antunes Marante, C. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of Management Studies*, 58(5), 1159-1197.
- Hansen, E. B., & Bøgh, S. (2021). Artificial intelligence and internet of things in small and medium-sized enterprises: A survey. *Journal of Manufacturing Systems*, 58, 362-372.
- Hartmann, M. R., & Hartmann, R. K. (2023). Hiding practices in employee-user innovation. *Research Policy*, 52(4), 104728.
- Hassan, L. M., Shiu, E., & Parry, S. (2016). Addressing the cross-country applicability of the theory of planned behaviour (TPB): A structured review of multi-country TPB studies. *Journal of Consumer Behaviour*, 15(1), 72-86.
- Hassija, V., Chamola, V., Mahapatra, A., Singal, A., Goel, D., Huang, K., ... & Hussain, A. (2023). Interpreting black-box models: a review on explainable artificial intelligence. *Cognitive Computation*, 1-30.
- He, J., & Ortiz, J. (2021). Sustainable business modeling: The need for innovative design thinking. *Journal of cleaner production*, 298, 126751.
- Hediger, W. (1997). Ecological economics of sustainable development. *Sustainable Development*, 5(3), 101-109.
- Henderson, H. (2007). *Artificial intelligence: mirrors for the mind*. Infobase Publishing.
- Herbold, S., Hautli-Janisz, A., Heuer, U., Kikteva, Z., & Trautsch, A. (2023). A large-scale comparison of human-written versus ChatGPT-generated essays. *Scientific Reports*, 13(1), 18617.
- Hernández-Chea, R., Mahdad, M., Minh, T. T., & Hjortsø, C. N. (2021). Moving beyond intermediation: How intermediary organizations shape collaboration dynamics in entrepreneurial ecosystems. *Technovation*, 108, 102332.

- Hintemann, R., & Hinterholzer, S. (2022). Cloud computing drives the growth of the data center industry and its energy consumption. *Data centers*.
- Hoch, N. B., & Brad, S. (2021). Managing business model innovation: an innovative approach towards designing a digital ecosystem and multi-sided platform. *Business Process Management Journal*, 27(2), 415-438.
- Hock-Doepgen, M., Clauss, T., Kraus, S., & Cheng, C. F. (2021). Knowledge management capabilities and organizational risk-taking for business model innovation in SMEs. *Journal of Business Research*, 130, 683-697.
- Hofmann, F., & Jaeger-Erben, M. (2020). Organizational transition management of circular business model innovations. *Business strategy and the environment*, 29(6), 2770-2788.
- Hollebeek, L. D., Urbonavicius, S., Sigurdsson, V., Clark, M. K., Parts, O., & Rather, R. A. (2022). Stakeholder engagement and business model innovation value. *The Service Industries Journal*, 42(1-2), 42-58.
- Hu K. (2023). ChatGPT sets record for fastest-growing user base—analyst note. Reuters. <https://www.reuters.com/technology/chatgpt-sets-record-fastest-growing-user-base-analyst-note-2023-02-01/#>. Accessed 12 October 2023.
- Hua, S. S., & Belfield, H. (2020). AI & Antitrust: Reconciling Tensions between Competition Law and Cooperative AI Development. *Yale JL & Tech.*, 23, 415.
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of service research*, 21(2), 155-172.
- Hunt, E. B. (2014). *Artificial intelligence*. Academic Press.
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Press.
- Ibarra, D., Bigdeli, A. Z., Igartua, J. I., & Ganzarain, J. (2020). Business model innovation in established SMEs: A configurational approach. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 6(3), 76.
- Ignatov, A., Timofte, R., Chou, W., Wang, K., Wu, M., Hartley, T., & Van Gool, L. (2018). Ai benchmark: Running deep neural networks on android smartphones. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops* (pp. 0-0).
- Ilzetzi, E., & Jain, S. (2023). The impact of artificial intelligence on growth and employment. *VoxEU.org*, 20.

- Ingalagi, S. S., Mutkekar, R. R., & Kulkarni, P. M. (2021). Artificial Intelligence (AI) adaptation: Analysis of determinants among Small to Medium-sized Enterprises (SME's). In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 1049, No. 1, p. 012017). IOP Publishing.
- International Energy Agency, 2023. Data Centers e Reti di Trasmissione dei Dati. <https://www.iea.org/energy-system/buildings/data-centers-and-data-transmission-networks>
- Jacobides, M. G., Brusoni, S., & Candelon, F. (2021). The evolutionary dynamics of the artificial intelligence ecosystem. *Strategy Science*, 6(4), 412-435.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685-695.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business horizons*, 61(4), 577-586.
- Jin, B. E., & Shin, D. C. (2020). Changing the game to compete: Innovations in the fashion retail industry from the disruptive business model. *Business Horizons*, 63(3), 301-311.
- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature machine intelligence*, 1(9), 389-399.
- Jocevski, M., Arvidsson, N., & Ghezzi, A. (2020). Interconnected business models: present debates and future agenda. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 35(6), 1051-1067.
- Johnson, D. G., & Diakopoulos, N. (2021). What to do about deepfakes. *Communications of the ACM*, 64(3), 33-35.
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260.
- Jorzik P, Yigit A, Kanbach DK, Kraus S, Dabic M (2023) Artificial intelligence-enabled business model innovation: competencies and roles of top management. *IEEE Trans Eng Manag*.
- Jung, K. B., Kang, S. W., & Choi, S. B. (2020). Empowering leadership, risk-taking behavior, and employees' commitment to organizational change: The mediated moderating role of task complexity. *Sustainability*, 12(6), 2340.
- Jusman, I. A., Ausat, A. M. A., & Sumarna, A. (2023). Application of ChatGPT in Business Management and Strategic Decision Making. *Jurnal Minfo Polgan*, 12(2), 1688-1697.
- Kaelbling, L. P., Littman, M. L., & Moore, A. W. (1996). Reinforcement learning: A survey. *Journal of artificial intelligence research*, 4, 237-285.
- Kanbach, D. K., Heiduk, L., Blueher, G., Schreiter, M., & Lahmann, A. (2023). The GenAI is out of the bottle: generative artificial intelligence from a business model innovation perspective. *Review of Managerial Science*, 1-32.

- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business horizons*, 62(1), 15-25.
- Kaplan, H. E. (2018). Factors determining e-consumer behavior: An empirical research on the theory of planned behavior (TPB). *International Review of Management & Business Research*, 7(3), 699-711.
- Kaplan, S. (2012). *The business model innovation factory: How to stay relevant when the world is changing*. John Wiley & Sons.
- Kar, A. K., Choudhary, S. K., & Singh, V. K. (2022). How can artificial intelligence impact sustainability: A systematic literature review. *Journal of Cleaner Production*, 134120.
- Kashan, A. J., Wiewiora, A., & Mohannak, K. (2021). Unpacking organisational culture for innovation in the Australian mining industry. *Resources Policy*, 73, 102149.
- Kashif, M., Zarkada, A., & Ramayah, T. (2018). The impact of attitude, subjective norms, and perceived behavioural control on managers' intentions to behave ethically. *Total Quality Management & Business Excellence*, 29(5-6), 481-501.
- Katsamakas, E., & Pavlov, O. V. (2019). AI and business model innovation: leveraging the AI feedback loop. Available at SSRN 3554286.
- Kelly, A., Sullivan, M., & Strampel, K. (2023). Generative artificial intelligence: University student awareness, experience, and confidence in use across disciplines.
- Kelly, C. J., Karthikesalingam, A., Suleyman, M., Corrado, G., & King, D. (2019). Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence. *BMC medicine*, 17, 1-9.
- Kelly, S., Kaye, S. A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925.
- Khan, A. A., Laghari, A. A., Li, P., Dootio, M. A., & Karim, S. (2023). The collaborative role of blockchain, artificial intelligence, and industrial internet of things in digitalization of small and medium-size enterprises. *Scientific Reports*, 13(1), 1656.
- Kiefer, D., Van Dinther, C., & Spitzmüller, J. (2021). Digital innovation culture: a systematic literature review. *Innovation Through Information Systems: Volume III: A Collection of Latest Research on Management Issues*, 305-320.
- Kinkel, S., Baumgartner, M., & Cherubini, E. (2022). Prerequisites for the adoption of AI technologies in manufacturing—Evidence from a worldwide sample of manufacturing companies. *Technovation*, 110, 102375.
- Kochenderfer, M. J., Wheeler, T. A., & Wray, K. H. (2022). *Algorithms for decision making*. MIT press.

- Kocoń, J., Cichecki, I., Kaszyca, O., Kochanek, M., Szydło, D., Baran, J., ... & Kazienko, P. (2023). ChatGPT: Jack of all trades, master of none. *Information Fusion*, 101861.
- Kolstad, I. (2007). The evolution of social norms: With managerial implications. *The Journal of Socio-Economics*, 36(1), 58-72.
- Konrad A., Cai K. (2023). Inside ChatGPT's breakout moment and the race to put AI to work. *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/alexkonrad/2023/02/02/inside-chatgpts-breakout-moment-and-the-race-for-the-future-of-ai/?sh=5d86716b240b>. Accessed 3 November 2023.
- Korinek, A., & Stiglitz, J. E. (2018). Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 349-390). University of Chicago Press.
- Korzynski, P., Mazurek, G., Altmann, A., Ejdys, J., Kazlauskaite, R., Paliszkiewicz, J., ... & Ziemia, E. (2023). Generative artificial intelligence as a new context for management theories: analysis of ChatGPT. *Central European Management Journal*.
- Kostygina, G., Kim, Y., Seeskin, Z., LeClere, F., & Emery, S. (2023). Disclosure Standards for Social Media and Generative Artificial Intelligence Research: Toward Transparency and Replicability. *Social media+ society*, 9(4), 20563051231216947.
- Kranich, P., & Wald, A. (2018). Does model consistency in business model innovation matter? A contingency-based approach. *Creativity and Innovation Management*, 27(2), 209-220.
- Kraus S, Filser M, Kailer N, Thurner S, Puumalainen K (2020) Business model innovation: a systematic literature review. *Int J Innov Technol Manag* 17(6):1–20.
- Kraus S, Kanbach DK, Krysta PM, Steinhoff MM, Tomini N (2022) Facebook and the creation of the metaverse: radical business model innovation or incremental transformation? *Int J Entrep Behav Res* 28(9):52–77.
- Krichen, M. (2023, July). Generative adversarial networks. In *2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-7). IEEE.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90.
- Kshetri, N., Dwivedi, Y. K., Davenport, T. H., & Panteli, N. (2023). Generative artificial intelligence in marketing: Applications, opportunities, challenges, and research agenda. *International Journal of Information Management*, 102716.
- Kuckertz, A., & Wagner, M. (2010). The influence of sustainability orientation on entrepreneurial intentions—Investigating the role of business experience. *Journal of business venturing*, 25(5), 524-539.

- Kuester, S., Konya-Baumbach, E., & Schuhmacher, M. C. (2018). Get the show on the road: Go-to-market strategies for e-innovations of start-ups. *Journal of Business Research*, 83, 65-81.
- Kühl, N., Schemmer, M., Goutier, M., & Satzger, G. (2022). Artificial intelligence and machine learning. *Electronic Markets*, 32(4), 2235-2244.
- Kumar, K., & Thakur, G. S. M. (2012). Advanced applications of neural networks and artificial intelligence: A review. *International journal of information technology and computer science*, 4(6), 57.
- Kumari, N., Zhang, B., Zhang, R., Shechtman, E., & Zhu, J. Y. (2023). Multi-concept customization of text-to-image diffusion. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1931-1941).
- Kurzweil, R. (2006). Reinventing humanity: the future of machine-human intelligence. *The Futurist*, 40(2), 39.
- Kuusisto, M. (2017). Organizational effects of digitalization: A literature review. *International journal of organization theory and behavior*, 20(03), 341-362.
- Laakasuo, M., Palomäki, J., & Köbis, N. (2021). Moral uncanny valley: A robot's appearance moderates how its decisions are judged. *International Journal of Social Robotics*, 13(7), 1679-1688.
- Lamberti, D. M., & Wallace, W. A. (1990). Intelligent interface design: An empirical assessment of knowledge presentation in expert systems. *Mis Quarterly*, 279-311.
- Langer, M., König, C. J., & Fitili, A. (2018). Information as a double-edged sword: The role of computer experience and information on applicant reactions towards novel technologies for personnel selection. *Computers in Human Behavior*, 81, 19-30.
- Lanzolla, G., Pesce, D., & Tucci, C. L. (2021). The digital transformation of search and recombination in the innovation function: Tensions and an integrative framework. *Journal of Product Innovation Management*, 38(1), 90-113.
- Lapuschkin, S. (2019). Opening the machine learning black box with layer-wise relevance propagation (Doctoral dissertation, Dissertation, Berlin, Technische Universität Berlin, 2018).
- Latifi, M. A., Nikou, S., & Bouwman, H. (2021). Business model innovation and firm performance: Exploring causal mechanisms in SMEs. *Technovation*, 107, 102274.
- Leal-Ruokonen, J. (2013). Creating Service Value Proposition for Company A.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Lee J, Suh T, Roy D, Baucus M (2019) Emerging technology and business model innovation: the case of artificial intelligence. *J Open Innov Technol Market Complex* 5(3):44.
- Lee, I., & Shin, Y. J. (2020). Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges. *Business Horizons*, 63(2), 157-170.

- Lemaignan, S., Warnier, M., Sisbot, E. A., Clodic, A., & Alami, R. (2017). Artificial cognition for social human–robot interaction: An implementation. *Artificial Intelligence*, 247, 45-69.
- Lepak, D. P., Smith, K. G., & Taylor, M. S. (2007). Value creation and value capture: A multilevel perspective. *Academy of management review*, 32(1), 180-194.
- Leroi-Werelds, S., Verleye, K., Line, N., & Bove, L. (2021). Value proposition dynamics in response to external event triggers. *Journal of Business Research*, 136, 274-283.
- Leyer, M., & Schneider, S. (2021). Decision augmentation and automation with artificial intelligence: Threat or opportunity for managers?. *Business Horizons*, 64(5), 711-724.
- Liebrechts, W., & Stam, E. (2019). Employment protection legislation and entrepreneurial activity. *International Small Business Journal*, 37(6), 581-603.
- Linardatos, P., Papastefanopoulos, V., & Kotsiantis, S. (2020). Explainable ai: A review of machine learning interpretability methods. *Entropy*, 23(1), 18.
- Lindebaum, D., Vesa, M., & Den Hond, F. (2020). Insights from “the machine stops” to better understand rational assumptions in algorithmic decision making and its implications for organizations. *Academy of Management Review*, 45(1), 247-263.
- Lindgren P. (2016) The business model ecosystem. *J Multi Bus Model Innov Technol* 4(2):1.
- Lipton, Z.C. The mythos of model interpretability. *Queue* 2018, 16, 31–57.
- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151, 90-103.
- Lozano, R. (2018). Sustainable business models: Providing a more holistic perspective. *Business Strategy and the Environment*, 27(8), 1159-1166.
- Lu, Y. (2019). Artificial intelligence: a survey on evolution, models, applications and future trends. *Journal of Management Analytics*, 6(1), 1-29.
- Luce, L. (2018). *Artificial intelligence for fashion: How AI is revolutionizing the fashion industry*. Apress.
- Lüdeke-Freund, F. (2010). Towards a conceptual framework of 'business models for sustainability'. *Knowledge collaboration & learning for sustainable innovation*, R. Wever, J. Quist, A. Tukker, J. Woudstra, F. Boons, N. Beute, eds., Delft, 25-29.
- Lüdeke-Freund, F., Rauter, R., Pedersen, E. R. G., & Nielsen, C. (2020). Sustainable value creation through business models: The what, the who and the how. *Journal of Business Models*, 8(3), 62-90.
- Lüdeke-Freund, F. (2020). Sustainable entrepreneurship, innovation, and business models: Integrative framework and propositions for future research. *Business Strategy and the Environment*, 29(2), 665-681.

- Luers, A., Garard, J., St. Clair, A. L., Gaffney, O., Hassenboehler, T., Langlois, L., . . . Luccioni, S. (2020). Leveraging digital disruptions for a climate-safe and Equitable World: The D²S Agenda: [Commentary]. *IEEE Technology and Society Magazine*, 39(2), 18-31. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9123469>
- Luger, G. F. (2005). *Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving*. Pearson education.
- Lyytinen, K., Yoo, Y., & Boland Jr, R. J. (2016). Digital product innovation within four classes of innovation networks. *Information Systems Journal*, 26(1), 47-75.
- Ma, L., & Sun, B. (2020). Machine learning and AI in marketing—Connecting computing power to human insights. *International Journal of Research in Marketing*, 37(3), 481-504.
- Makarius, E. E., Mukherjee, D., Fox, J. D., & Fox, A. K. (2020). Rising with the machines: A sociotechnical framework for bringing artificial intelligence into the organization. *Journal of Business Research*, 120, 262-273.
- Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46-60.
- Mandapuram, M., Gutlapalli, S. S., Bodepudi, A., & Reddy, M. (2018). Investigating the Prospects of Generative Artificial Intelligence. *Asian Journal of Humanity, Art and Literature*, 5(2), 167-174.
- Mariani, M. M., Machado, I., Magrelli, V., & Dwivedi, Y. K. (2023). Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions. *Technovation*, 122, 102623.
- Marr, B. (2019). *Artificial intelligence in practice: how 50 successful companies used AI and machine learning to solve problems*. John Wiley & Sons.
- Marrone, R., Taddeo, V., & Hill, G. (2022). Creativity and artificial intelligence—A student perspective. *Journal of Intelligence*, 10(3), 65.
- Massa, L., & Tucci, C. L. (2013). Business model innovation. *The Oxford handbook of innovation management*, 20(18), 420-441.
- Massa, L., Tucci, C. L., & Afuah, A. (2017). A critical assessment of business model research. *Academy of Management annals*, 11(1), 73-104.
- Mathew, A. (2023). Is Artificial Intelligence a World Changer? A Case Study of OpenAI's Chat GPT. *Recent Progress in Science and Technology Vol. 5*, 35-42.
- Mazzone, M., & Elgammal, A. (2019, February). Art, creativity, and the potential of artificial intelligence. In *Arts* (Vol. 8, No. 1, p. 26). MDPI.
- McCarthy, J. (1956). Measures of the value of information. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 42(9), 654-655.

- McCarthy, J. (2007). From here to human-level AI. *Artificial Intelligence*, 171(18), 1174-1182.
- McCorduck, P., & Cfe, C. (2004). *Machines who think: A personal inquiry into the history and prospects of artificial intelligence*. CRC Press.
- Mele, C., & Russo-Spena, T. (2015). Eco-innovation practices. *Journal of Organizational Change Management*, 28(1), 4-25.
- Metcalf, L., Askay, D. A., & Rosenberg, L. B. (2019). Keeping humans in the loop: pooling knowledge through artificial swarm intelligence to improve business decision making. *California management review*, 61(4), 84-109.
- Meyer, C., Cohen, D., & Nair, S. (2020). From automats to algorithms: the automation of services using artificial intelligence. *Journal of Service Management*, 31(2), 145-161.
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434.
- Miller, D. (2011). Miller (1983) revisited: A reflection on EO research and some suggestions for the future. *Entrepreneurship theory and practice*, 35(5), 873-894.
- Miller, K., McAdam, M., Spieth, P., & Brady, M. (2021). Business models big and small: Review of conceptualisations and constructs and future directions for SME business model research. *Journal of Business Research*, 131, 619-626.
- Minsky, M. L., Singh, P., & Sloman, A. (2004). The St. Thomas common sense symposium: designing architectures for human-level intelligence. *Ai Magazine*, 25(2), 113-113.
- Miroshnychenko, I., Strobl, A., Matzler, K., & De Massis, A. (2021). Absorptive capacity, strategic flexibility, and business model innovation: Empirical evidence from Italian SMEs. *Journal of Business Research*, 130, 670-682.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*.
- Moerland, T. M., Broekens, J., Plaat, A., & Jonker, C. M. (2023). Model-based reinforcement learning: A survey. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 16(1), 1-118.
- Mohammed, A., & Kora, R. (2023). A comprehensive review on ensemble deep learning: Opportunities and challenges. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*.
- Mohanta, B. K., Jena, D., Satapathy, U., & Patnaik, S. (2020). Survey on IoT security: Challenges and solution using machine learning, artificial intelligence and blockchain technology. *Internet of Things*, 11, 100227.

- Monett, D., & Lewis, C. W. (2018). Getting clarity by defining artificial intelligence—a survey. In *Philosophy and theory of artificial intelligence 2017* (pp. 212-214). Springer International Publishing.
- Morais, G. M., Santos, V. D., Tolentino, R., & Martins, H. (2021). Intrapreneurship, innovation, and competitiveness in organization. *International Journal of Business Administration*, 12(2), 1-14.
- Moran, P., & Ghoshal, S. (1996, August). Value creation by firms. In *Academy of management proceedings* (Vol. 1996, No. 1, pp. 41-45). Briarcliff Manor, NY 10510: Academy of Management.
- Morris, M., Schindehutte, M., & Allen, J. (2005). The entrepreneur's business model: toward a unified perspective. *Journal of business research*, 58(6), 726-735.
- Mostaghel, R., Oghazi, P., Parida, V., & Sohrabpour, V. (2022). Digitalization driven retail business model innovation: Evaluation of past and avenues for future research trends. *Journal of Business Research*, 146, 134-145.
- Mosteanu, N. R., & Faccia, A. (2020). Digital systems and new challenges of financial management—FinTech, XBRL, blockchain and cryptocurrencies. *Quality—Access to Success*, 21(174), 159-166.
- Moustaghfir, K., El Fatihi, S., & Benouarrek, M. (2020). Human resource management practices, entrepreneurial orientation and firm performance: what is the link?. *Measuring Business Excellence*, 24(2), 267-283.
- Muro, M., Maxim, R., & Whiton, J. (2019). Automation and artificial intelligence: How machines are affecting people and places.
- Murphy, P. J., Liao, J., & Welsch, H. P. (2006). A conceptual history of entrepreneurial thought. *Journal of management history*, 12(1), 12-35.
- Mytton, D., & Ashtine, M. (2022). Sources of data center energy estimates: A comprehensive review. *Joule*.
- Nadikattu, R. R. (2017). The supremacy of artificial intelligence and neural networks. *International Journal of Creative Research Thoughts*, 5(1).
- Najmaei, A. (2015). Business model value creation, value capture, and information technologies. In *Encyclopedia of Information Science and Technology*, Third Edition (pp. 549-557). IGI Global.
- Nambisan, S. (2017). Digital entrepreneurship: Toward a digital technology perspective of entrepreneurship. *Entrepreneurship theory and practice*, 41(6), 1029-1055.
- Nambisan, S., Lyytinen, K., Majchrzak, A., & Song, M. (2017). Digital innovation management. *MIS quarterly*, 41(1), 223-238.
- Nazareno, L., & Schiff, D. S. (2021). The impact of automation and artificial intelligence on worker well-being. *Technology in Society*, 67, 101679.

- Needleman M, Hlava M, Zeng ML, Dickey T (2021) Updates to information standards and standardization efforts. *Proc Assoc Inf Sci Technol* 58(1):622–624.
- Neely, A. (2008). Exploring the financial consequences of the servitization of manufacturing. *Operations management research*, 1, 103-118.
- Negri, M., Cagno, E., Colicchia, C., & Sarkis, J. (2021). Integrating sustainability and resilience in the supply chain: A systematic literature review and a research agenda. *Business Strategy and the environment*, 30(7), 2858-2886.
- Nenonen, S., Storbacka, K., Sklyar, A., Frow, P., & Payne, A. (2020). Value propositions as market-shaping devices: A qualitative comparative analysis. *Industrial Marketing Management*, 87, 276-290.
- Neuhuetler J., Fischer R., Ganz W., Spath D. (2020) Künstliche Intelligenz in Smart-Service-Systemen – Eine Qualitätsbetrachtung. In: Bruhn M, Hadwich K (eds) *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen – Methoden. Potenziale, Einsatzfelder*, Forum Dienstleistungsmanagement, Wiesbaden, pp 207–233
- Ng, A., Ngiam, J., Foo, C. Y., & Mai, Y. (2014). Deep learning. *CS229 Lecture Notes*, 1-30.
- Ngiam, J., Khosla, A., Kim, M., Nam, J., Lee, H., & Ng, A. Y. (2011). Multimodal deep learning. In *Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11)* (pp. 689-696).
- Nilsson, N. J. (1998). *Artificial intelligence: a new synthesis*. Morgan Kaufmann.
- Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, 53, 102104.
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. Available at SSRN 4375283.
- Nunes, M. P., & Pereira, R. D. V. (2021). Business model innovation and business performance in an innovative environment. *International Journal of Innovation Management*, 25(03), 2150036.
- Nurhayati, K., Tavasszy, L., & Rezaei, J. (2023). Joint B2B supply chain decision-making: Drivers, facilitators and barriers. *International Journal of Production Economics*, 256, 108721.
- Nwamen, F. (2006). Impact des technologies de l'information et de la communication sur la performance commerciale des entreprises. *La Revue des Sciences de Gestion*, (2), 111-121.
- O'Leary, D.E. (2013) Artificial Intelligence and Big Data. *IEEE Intell. Syst.*, 28, 96–99.
- Obschonka, M., & Audretsch, D. B. (2020). Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: a new era has begun. *Small Business Economics*, 55, 529-539.

- Ooi, K. B., Tan, G. W. H., Al-Emran, M., Al-Sharafi, M. A., Capatina, A., Chakraborty, A., ... & Wong, L. W. (2023). The potential of generative artificial intelligence across disciplines: perspectives and future directions. *Journal of Computer Information Systems*, 1-32.
- OpenAI (2018). OpenAI charter. OpenAI. <https://openai.com/charter>. Ultimo accesso 12 novembre 2023
- OpenAI (2023) Pricing. OpenAI. <https://openai.com/pricing>. Ultimo accesso 12 novembre 2023
- OpenAI, Pilipiszyn A (2021) GPT-3 powers the next generation of apps. <https://openai.com/blog/gpt-3-apps>. Ultimo accesso 12 novembre 2023
- Osterwalder, A. (2004). The business model ontology a proposition in a design science approach (Doctoral dissertation, Université de Lausanne, Faculté des hautes études commerciales).
- Ozbayoglu, A. M., Gudelek, M. U., & Sezer, O. B. (2020). Deep learning for financial applications: A survey. *Applied Soft Computing*, 93, 106384.
- Öztirak, M. (2023). A study on the impact of artificial intelligence anxiety on the innovation-oriented behaviours of employees. *Optimum Ekonomi ve Yönetim Bilimleri Dergisi*, 10(2), 267-286.
- Pan, L., Xu, Z., & Skare, M. (2023). Sustainable business model innovation literature: a bibliometrics analysis. *Review of Managerial Science*, 17(3), 757-785.
- Park, A., & Li, H. (2021). The effect of blockchain technology on supply chain sustainability performances. *Sustainability*, 13(4), 1726.
- Park, H., & Kwon, H. Y. (2023, May). Analysis of Artificial Intelligence regulations for trustworthiness. In *The International FLAIRS Conference Proceedings* (Vol. 36).
- Payne, A., Frow, P., Steinhoff, L., & Eggert, A. (2020). Toward a comprehensive framework of value proposition development: From strategy to implementation. *Industrial Marketing Management*, 87, 244-255.
- Pedreschi, D., Giannotti, F., Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., & Turini, F. (2019, July). Meaningful explanations of black box AI decision systems. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 33, No. 01, pp. 9780-9784).
- Peñarroya-Farell, M., & Miralles, F. (2021). Business model dynamics from interaction with open innovation. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(1), 81.
- Peters, M., Ketter, W., Saar-Tsechansky, M., & Collins, J. (2013). A reinforcement learning approach to autonomous decision-making in smart electricity markets. *Machine learning*, 92, 5-39.
- Phadnis, S. S. (2023). Creating Value through Supply Chain Orchestration as a Business Model. *Academy of Management Perspectives*, (ja), amp-2022.

- Pietrewicz, L. (2019). Technology, business models and competitive advantage in the age of Industry 4.0. *Problemy Zarządzania*, 17(2 (82)), 32-52.
- Pillai, R., & Sivathanu, B. (2020). Adoption of AI-based chatbots for hospitality and tourism. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 32(10), 3199-3226.
- Plastino, E. and Purdy, M. (2018) Game changing value from Artificial Intelligence: Eight strategies. *Strat. Leadersh.*, 46, 16–22.
- Pollitt, S. I. (2023). Advancing Learner-Informed Practices in Early Reading: A Collaborative Response to Intervention (RTI) Partnership (Doctoral dissertation).
- Puaschunder, J. M. (2019, June). Artificial Intelligence market disruption. In Proceedings of the International RAIS Conference on Social Sciences and Humanities organized by Research Association for Interdisciplinary Studies (RAIS) at Johns Hopkins University, Montgomery County Campus, Rockville, MD, United States (pp. 1-8).
- Putniņš,
- Queiroz, M. M., Pereira, S. C. F., Telles, R., & Machado, M. C. (2019). Industry 4.0 and digital supply chain capabilities: A framework for understanding digitalisation challenges and opportunities. *Benchmarking: an international journal*, 28(5), 1761-1782.
- Rachinger, M., Korajman, I., & Müller, C. (2019). Systematic literature review of business model innovation in business ecosystems. In *ISPIM Conference Proceedings* (pp. 1-22). The International Society for Professional Innovation Management (ISPIM).
- Rahimi, F., & Abadi, A. T. B. (2023). ChatGPT and publication ethics. *Archives of medical research*, 54(3), 272-274.
- Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of management review*, 46(1), 192-210.
- Rajaobelina, L., Prom Tep, S., Arcand, M., & Ricard, L. (2021). Creepiness: Its antecedents and impact on loyalty when interacting with a chatbot. *Psychology & Marketing*, 38(12), 2339-2356.
- Ramaswamy, S., & DeClerck, N. (2018). Customer perception analysis using deep learning and NLP. *Procedia Computer Science*, 140, 170-178.
- Rana, N. P., Chatterjee, S., Dwivedi, Y. K., & Akter, S. (2022). Understanding dark side of artificial intelligence (AI) integrated business analytics: assessing firm's operational inefficiency and competitiveness. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 364-387.
- Randhawa, K., Wilden, R., & Gudergan, S. (2021). How to innovate toward an ambidextrous business model? The role of dynamic capabilities and market orientation. *Journal of Business Research*, 130, 618-634.

- Rane, N. (2023). Role and challenges of ChatGPT and similar generative artificial intelligence in business management. Available at SSRN 4603227.
- Ranjith, V. K. (2016). Business models and competitive advantage. *Procedia Economics and Finance*, 37, 203-207.
- Rathore, B. (2021). Fashion Transformation 4.0: Beyond Digitalization & Marketing in Fashion Industry. *Eduzone: International Peer Reviewed/Refereed Multidisciplinary Journal*, 10(2), 54-59.
- Raveendran, M., Silvestri, L., & Gulati, R. (2020). The role of interdependence in the micro-foundations of organization design: task, goal, and knowledge interdependence. *Academy of Management Annals*, 14(2), 828-868.
- Raveendran, M., Silvestri, L., & Gulati, R. (2020). The role of interdependence in the micro-foundations of organization design: task, goal, and knowledge interdependence. *Academy of Management Annals*, 14(2), 828-868.
- Ray, P. P. (2023). ChatGPT: A comprehensive review on background, applications, key challenges, bias, ethics, limitations and future scope. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*.
- Reim, W., Åström, J., & Eriksson, O. (2020). Implementation of artificial intelligence (AI): a roadmap for business model innovation. *AI*, 1(2), 11.
- Rela, I. Z., Awang, A. H., Ramli, Z., Md Sum, S., & Meisanti, M. (2020). Effects of environmental corporate social responsibility on environmental well-being perception and the mediation role of community resilience. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 27(5), 2176-2187.
- Rhee, C. S., & Rhee, H. (2020). Predicting user acceptance of strong AI using extension of theory of planned behavior: Focused on the age group of 20s. *The Journal of the Korea Contents Association*, 20(10), 284-293.
- Ribeiro, J., Lima, R., Eckhardt, T., & Paiva, S. (2021). Robotic process automation and artificial intelligence in industry 4.0—a literature review. *Procedia Computer Science*, 181, 51-58.
- Ricart, J. E. (2023). Business Model Innovation as the new strategy arena. *Journal of Business Models*, 11(3), 18-23.
- Richardson, J. E. (2005). The business model: an integrative framework for strategy execution. Available at SSRN 932998.
- Rossmann, L., & Wald, A. (2023). The Automation of Management Decisions: A Systematic Review and Research Agenda of the Factors Influencing the Decision to Increase the Level of Automation. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 1-34.
- Rubin, V. L., Chen, Y., & Thorimbert, L. M. (2010). Artificially intelligent conversational agents in libraries. *Library Hi Tech*, 28(4), 496-522.

- Russel, S., Norvig, P., Armstrong, S., Fraser, H., Coiera, E., Wong, D., ... & Salzberg, S. (2019). An open science approach to artificial intelligence in healthcare: a contribution from the international medical informatics association open source working group. *Yearbook of medical informatics*, 28(01), 047-051.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2010). *Artificial intelligence a modern approach*. London.
- Sadok, H., Sakka, F., & El Maknouzi, M. E. H. (2022). Artificial intelligence and bank credit analysis: A review. *Cogent Economics & Finance*, 10(1), 2023262.
- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of research and development*, 3(3), 210-229.
- Sancho, M. P. L., Ramos-Rodriguez, A. R., & Vega, M. D. L. A. F. (2022). The influence of university entrepreneurship-oriented training in the transformation of intentions into new businesses. *The International Journal of Management Education*, 20(2), 100631.
- Sandeep, S. R., Ahamad, S., Saxena, D., Srivastava, K., Jaiswal, S., & Bora, A. (2022). To understand the relationship between Machine learning and Artificial intelligence in large and diversified business organisations. *Materials Today: Proceedings*, 56, 2082-2086.
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research Methods for Business Students* (8th edn.), Pearson Education Limited.
- Schepman A, Rodway (2020) P. Initial validation of the general attitudes towards artificial intelligence scale. *Comput Hum Behav Rep*. 1:100014.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85-117.
- Schmidt, A. L., & Scaringella, L. (2020). Uncovering disruptors' business model innovation activities: evidencing the relationships between dynamic capabilities and value proposition innovation. *Journal of Engineering and Technology Management*, 57, 101589.
- Schmidt, C. G., Yan, T., Wagner, S. M., & Lucianetti, L. (2022). Performance implications of knowledge inputs in inter-organisational new product development projects: the moderating roles of technology interdependence. *International Journal of Production Research*, 60(20), 6048-6071.
- Schneider, S., & Spieth, P. (2013). Business model innovation: Towards an integrated future research agenda. *International Journal of Innovation Management*, 17(01), 1340001.
- Schüritz, R., Seebacher, S., & Dorner, R. (2017). Capturing value from data: Revenue models for data-driven services.
- Sciarelli, M., & Tani, M. (2013). Network approach and stakeholder management. *Business Systems Review* (ISSN 2280-3866) Volume, 2, 175-190.

- Sciarelli, M., Prisco, A., Gheith, M. H., & Muto, V. (2022). Factors affecting the adoption of blockchain technology in innovative Italian companies: an extended TAM approach. *Journal of Strategy and Management*, 15(3), 495-507.
- Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and brain sciences*, 3(3), 417-424.
- Serafini, L.; Garcez, A.A. Logic Tensor Networks: Deep Learning and Logical Reasoning from Data and Knowledge. Available online: http://ceur-ws.org/Vol-1768/NESY16_paper3.pdf
- Setyaningrum, R. P., Kholid, M. N., & Susilo, P. (2023). Sustainable SMEs Performance and Green Competitive Advantage: The Role of Green Creativity, Business Independence and Green IT Empowerment. *Sustainability*, 15(15), 12096.
- Shafer, S. M., Smith, H. J., & Linder, J. C. (2005). The power of business models. *Business horizons*, 48(3), 199-207.
- Shahzad, M. F., Khan, K. I., Saleem, S., & Rashid, T. (2021). What factors affect the entrepreneurial intention to start-ups? The role of entrepreneurial skills, propensity to take risks, and innovativeness in open business models. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(3), 173.
- Shank, D. B., Graves, C., Gott, A., Gamez, P., & Rodriguez, S. (2019). Feeling our way to machine minds: People's emotions when perceiving mind in artificial intelligence. *Computers in Human Behavior*, 98, 256-266.
- Shapiro, C. (2019). Protecting competition in the American economy: Merger control, tech titans, labor markets. *Journal of Economic Perspectives*, 33(3), 69-93.
- Shin, M., Kim, J., van Opheusden, B., & Griffiths, T. L. (2023). Superhuman artificial intelligence can improve human decision-making by increasing novelty. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(12), e2214840120.
- Shin, M., Kim, J., van Opheusden, B., & Griffiths, T. L. (2023). Superhuman artificial intelligence can improve human decision-making by increasing novelty. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(12), e2214840120.
- Shinde, P. P., & Shah, S. (2018, August). A review of machine learning and deep learning applications. In 2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA) (pp. 1-6). IEEE.
- Shrestha, A., & Mahmood, A. (2019). Review of deep learning algorithms and architectures. *IEEE access*, 7, 53040-53065.
- Siachou, E., Vrontis, D., & Trichina, E. (2021). Can traditional organizations be digitally transformed by themselves? The moderating role of absorptive capacity and strategic interdependence. *Journal of Business Research*, 124, 408-421.

- Silver, D., Hubert, T., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Lai, M., Guez, A., ... & Hassabis, D. (2018). A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play. *Science*, 362(6419), 1140-1144.
- Simon, H. A. (1960). The new science of management decision.
- Sirignano, J., & Cont, R. (2021). Universal features of price formation in financial markets: perspectives from deep learning. In *Machine Learning and AI in Finance* (pp. 5-15). Routledge.
- Sjödin, D., Parida, V., & Kohtamäki, M. (2023). Artificial intelligence enabling circular business model innovation in digital servitization: Conceptualizing dynamic capabilities, AI capacities, business models and effects. *Technological Forecasting and Social Change*, 197, 122903.
- Sjödin, D., Parida, V., Jovanovic, M., & Visnjic, I. (2020). Value creation and value capture alignment in business model innovation: A process view on outcome-based business models. *Journal of Product Innovation Management*, 37(2), 158-183.
- Smys, D. S., Basar, D. A., & Wang, D. H. (2020). Artificial neural network based power management for smart street lighting systems. *Journal of Artificial Intelligence and Capsule Networks*, 2(1), 42-52.
- Sohn, K., & Kwon, O. (2020). Technology acceptance theories and factors influencing artificial Intelligence-based intelligent products. *Telematics and Informatics*, 47, 101324.
- Soni, V. (2023). Adopting Generative AI in Digital Marketing Campaigns: An Empirical Study of Drivers and Barriers. *Sage Science Review of Applied Machine Learning*, 6(8), 1-15.
- Sosna, M.; Trevinyo-Rodríguez, R.N.; Velamuri, S.R. Business model innovation through trial-and-error learning: The Naturhouse case. *Long Range Plan.* 2010, 43, 383–407.
- Spieth P, Schneider S (2015) Business model innovativeness: designing a formative measure for business model innovation. *J Bus Econ* 86(6):671–696.
- Spieth, P., Laudien, S. M., & Meissner, S. (2021). Business model innovation in strategic alliances: a multi-layer perspective. *R&D Management*, 51(1), 24-39.
- Spooner, A., Chen, E., Sowmya, A., Sachdev, P., Kochan, N. A., Trollor, J., & Brodaty, H. (2020). A comparison of machine learning methods for survival analysis of high-dimensional clinical data for dementia prediction. *Scientific reports*, 10(1), 20410.
- Stahl, B. C., & Eke, D. (2024). The ethics of ChatGPT—Exploring the ethical issues of an emerging technology. *International Journal of Information Management*, 74, 102700.
- Stokel-Walker C (2022) AI bot ChatGPT writes smart essays—should academics worry? *Nature*. [https:// www.nature.com/articles/d41586-022-04397-7](https://www.nature.com/articles/d41586-022-04397-7). Accessed 21 October 2023

- Stone, P., Brooks, R., Brynjolfsson, E., Calo, R., Etzioni, O., Hager, G., ... & Teller, A. (2022). Artificial intelligence and life in 2030: the one hundred year study on artificial intelligence. arXiv preprint arXiv:2211.06318.
- Stonig, J., Schmid, T., & Müller-Stewens, G. (2022). From product system to ecosystem: How firms adapt to provide an integrated value proposition. *Strategic Management Journal*, 43(9), 1927-1957.
- Su, F., Song, N., Shang, H., Wang, J., & Xue, B. (2021). Effects of social capital, risk perception and awareness on environmental protection behavior. *Ecosystem Health and Sustainability*, 7(1), 1942996.
- Sudusinghe, J. I., & Seuring, S. (2022). Supply chain collaboration and sustainability performance in circular economy: A systematic literature review. *International Journal of Production Economics*, 245, 108402.
- Susskind, R. E., & Susskind, D. (2015). *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press, USA.
- Sustainability in the Digital Age, Future Earth, and ClimateWorks Foundation. 2022. *Dynamic Philanthropy – A Framework for Supporting Transformative Climate Governance in the Digital Age*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.5764443>
- Syam, N., & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial marketing management*, 69, 135-146.
- Szepesvári, C. (2022). *Algorithms for reinforcement learning*. Springer Nature.
- T. J., & Sauka, A. (2020). Why does entrepreneurial orientation affect company performance?. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 14(4), 711-735.
- Taddy, M. (2018). The technological elements of artificial intelligence. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 61-87). University of Chicago Press.
- Talat, A., & Riaz, Z. (2020). An integrated model of team resilience: Exploring the roles of team sensemaking, team bricolage and task interdependence. *Personnel Review*, 49(9), 2007-2033.
- Teece, D. J. (2010). Business models, business strategy and innovation. *Long range planning*, 43(2-3), 172-194.
- Teece, D. J., & Linden, G. (2017). Business models, value capture, and the digital enterprise. *Journal of organization design*, 6, 1-14.
- Tiwana, A. (2015). Platform desertion by app developers. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 40-77.

Toews R (2023) The next generation of large language models. forbes. <https://www.forbes.com/sites/robtoews/2023/02/07/the-next-generation-of-large-language-models/?sh=700af9b518db>. Ultimo accesso 12 novembre 2023

Tongur, S.; Engwall, M. The business model dilemma of technology shifts. *Technovation* 2014, 34, 525–535.

Townsend, D. M., & Hunt, R. A. (2019). Entrepreneurial action, creativity, & judgment in the age of artificial intelligence. *Journal of Business Venturing Insights*, 11, e00126.

Townsend, D. M., Hunt, R. A., McMullen, J. S., & Sarasvathy, S. D. (2018). Uncertainty, knowledge problems, and entrepreneurial action. *Academy of Management Annals*, 12(2), 659-687.

Trachuk, A. V., Linder, N. V., & Tuaeov, V. O. (2022). Formation Of A Value Proposition For Clients: Theoretical Approaches And Understanding Of Representatives Of Russian Companies. *Strategic decisions and risk management*, 13(1), 8-25.

Tu, Y., & Wu, W. (2021). How does green innovation improve enterprises' competitive advantage? The role of organizational learning. *Sustainable Production and Consumption*, 26, 504-516.

Turban, E., & Watkins, P. R. (1986). Integrating expert systems and decision support systems. *Mis Quarterly*, 121-136.

Turing AM (1950) Computing machinery and intelligence. *Comput Mach Intell Mind* 49:433–460

Turnhout, E., Metze, T., Wyborn, C., Klenk, N., & Louder, E. (2020). The politics of co-production: participation, power, and transformation. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 42, 15-21.

Turulja, L., & Bajgoric, N. (2018). Information technology, knowledge management and human resource management: Investigating mutual interactions towards better organizational performance. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 48(2), 255-276.

Upadhyay, N., Upadhyay, S., & Dwivedi, Y. K. (2022). Theorizing artificial intelligence acceptance and digital entrepreneurship model. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 28(5), 1138-1166.

Upadhyay, N., Upadhyay, S., Al-Debei, M. M., Baabdullah, A. M., & Dwivedi, Y. K. (2023). The influence of digital entrepreneurship and entrepreneurial orientation on the intention of family businesses to adopt artificial intelligence: examining the mediating role of business innovativeness. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 29(1), 80-115.

Valter, P., Lindgren, P., & Prasad, R. (2018). Advanced business model innovation supported by artificial intelligence and deep learning. *Wireless Personal Communications*, 100, 97-111.

- Valter, P.; Lindgren, P.; Prasad, R. (2018) The consequences of artificial intelligence and deep learning in a world of persuasive business models. *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, 33, 80–88.
- Van Der Vegt, G., Emans, B., & Van De Vliert, E. (1998). Motivating effects of task and outcome interdependence in work teams. *Group & organization management*, 23(2), 124-143.
- Van Wynsberghe, A. (2021). Sustainable AI: AI for sustainability and the sustainability of AI. *AI and Ethics*, 1(3), 213-218.
- Veit, D., Clemons, E., Benlian, A., Buxmann, P., Hess, T., Kundisch, D., ... & Spann, M. (2014). Business models. *Business & Information Systems Engineering*, 6(1), 45-53.
- Velu, C. Business model innovation and third-party alliance on the survival of new firms. *Technovation* 2015, 35, 1–11.
- Vimalkumar, M., Sharma, S. K., Singh, J. B., & Dwivedi, Y. K. (2021). ‘Okay google, what about my privacy?’: User’s privacy perceptions and acceptance of voice based digital assistants. *Computers in Human Behavior*, 120, 106763.
- Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I., Balaam, M., Dignum, V., Domisch, S. & Fuso Nerini, F. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nature communications*, 11(1), 1-10.
- Vivona, R., Demircioglu, M. A., & Audretsch, D. B. (2023). The costs of collaborative innovation. *The Journal of Technology Transfer*, 48(3), 873-899.
- von Briel, F., Davidsson, P., & Recker, J. (2018). Digital technologies as external enablers of new venture creation in the IT hardware sector. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 42(1), 47-69.
- Wach, K., Duong, C. D., Ejdy, J., Kazlauskaitė, R., Korzynski, P., Mazurek, G., ... & Ziemba, E. (2023). The dark side of generative artificial intelligence: A critical analysis of controversies and risks of ChatGPT. *Entrepreneurial Business and Economics Review*, 11(2), 7-30.
- Wang, P. (2019). On defining artificial intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence*, 10(2), 1-37.
- Wang, P., & Goertzel, B. (2007, June). Introduction: Aspects of artificial general intelligence. In *Proceedings of the 2007 conference on Advances in Artificial General Intelligence: Concepts, Architectures and Algorithms: Proceedings of the AGI Workshop 2006* (pp. 1-16).
- Wang, T., Wu, J., Gu, J., & Hu, L. (2021). Impact of open innovation on organizational performance in different conflict management styles: based on resource dependence theory. *International Journal of Conflict Management*, 32(2), 199-222.
- Wang, X., Zhao, Y., & Pourpanah, F. (2020). Recent advances in deep learning. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 11, 747-750.

- Wang, Z., Ali, S., Akbar, A., & Rasool, F. (2020). Determining the influencing factors of biogas technology adoption intention in Pakistan: The moderating role of social media. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(7), 2311.
- Weerawardena, J., Salunke, S., Haigh, N., & Mort, G. S. (2021). Business model innovation in social purpose organizations: Conceptualizing dual social-economic value creation. *Journal of Business Research*, 125, 762-771.
- Widayanti, R., & Meria, L. (2023). Business modeling innovation using artificial intelligence technology. *International Transactions on Education Technology*, 1(2), 95-104.
- Wiering, M. A., & Van Otterlo, M. (2012). Reinforcement learning. *Adaptation, learning, and optimization*, 12(3), 729.
- Winston, P. H. (1984). *Artificial intelligence*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc..
- Wirtz, B. W. (2011). Business model management. *Design-Instrumente-Erfolgsfaktoren von Geschäftsmodellen*, 2(1).
- Wirtz, B., & Daiser, P. (2017). Business model innovation: An integrative conceptual framework. *Journal of Business Models*, 5(1).
- Wirtz, B.W.; Schilke, O.; Ullrich, S. Strategic development of business models: Implications of the Web 2.0 for creating value on the Internet. *Long Range Plan.* 2010, 43, 272–290
- Xu, X., Wang, Z., Zhang, G., Wang, K., & Shi, H. (2023). Versatile diffusion: Text, images and variations all in one diffusion model. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (pp. 7754-7765).
- Xu, Y., Liu, X., Cao, X., Huang, C., Liu, E., Qian, S., ... & Zhang, J. (2021). Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*, 2(4).
- Yaghoubi Farani, A., Karimi, S., Sajedi, M., & Ataei, P. (2024). The effect of environmental sustainability orientations and entrepreneurial orientations on the performance of greenhouses. *Scientific Reports*, 14(1), 2095.
- Yang, D., Wei, Z., Shi, H., & Zhao, J. (2020). Market orientation, strategic flexibility and business model innovation. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 35(4), 771-784.
- Yang, L., Zhang, Z., Song, Y., Hong, S., Xu, R., Zhao, Y., ... & Yang, M. H. (2023). Diffusion models: A comprehensive survey of methods and applications. *ACM Computing Surveys*, 56(4), 1-39.
- Ye, H., Yang, X., Wang, X., & Stratopoulos, T. C. (2021). Monetization of digital content: Drivers of revenue on Q&A platforms. *Journal of Management Information Systems*, 38(2), 457-483.
- Yi, Y., Chen, Y., & Li, D. (2022). Stakeholder ties, organizational learning, and business model innovation: A business ecosystem perspective. *Technovation*, 114, 102445.

- Yoo, S., & Kang, N. (2021). Explainable artificial intelligence for manufacturing cost estimation and machining feature visualization. *Expert Systems with Applications*, 183, 115430.
- Yoon, K. P., & Hwang, C. L. (1995). *Multiple attribute decision making: an introduction*. Sage publications.
- Yunanto, Y., Suhariadi, F., Yulianti, P., Triwidyati, E., Andarini, M., Novitasari, M., ... & Bahtiar, A. D. M. (2021). Dynamics of Interdependency between Organizations. *Review of International Geographical Education Online*, 11(8).
- Zapletalová, Š. (2023). The business excellence models and business strategy. *Total Quality Management & Business Excellence*, 34(1-2), 131-147.
- Zhang, H., Shi, S., Zhao, F., Ye, X., & Qi, H. (2023). A Study on the Impact of Team Interdependence on Cooperative Performance in Public–Private Partnership Projects: The Moderating Effect of Government Equity Participation. *Sustainability*, 15(17), 12684.
- Zhou, Z. H. (2021). *Machine learning*. Springer Nature.
- Zhou, Z., Liu, Y., Yu, H., & Ren, L. (2020). The influence of machine learning-based knowledge management model on enterprise organizational capability innovation and industrial development. *Plos one*, 15(12), e0242253.
- Zighan, S., Abualqumboz, M., Dwaikat, N., & Alkalha, Z. (2022). The role of entrepreneurial orientation in developing SMEs resilience capabilities throughout COVID-19. *The International Journal of Entrepreneurship and Innovation*, 23(4), 227-239.
- Zirar, A., Ali, S. I., & Islam, N. (2023). Worker and workplace Artificial Intelligence (AI) coexistence: Emerging themes and research agenda. *Technovation*, 124, 102747.
- Zott, C., & Amit, R. (2015). Business model innovation: Toward a process perspective. *The Oxford handbook of creativity, innovation, and entrepreneurship*, 395-406.
- Zou, X., & Wong, W. (2021). fashion after fashion: A report of ai in fashion. *arXiv preprint arXiv:2105.03050*.